

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERRI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT INFORMATIQUE



Mémoire de fin d'études

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER EN
INFORMATIQUE

Option : Réseaux, Mobilité et Systèmes embarqués.

Thème

**Développement d'un système biométrique pour la
reconnaissance de visages basé sur la transformée en
ondelettes, les réseaux de neurones Feed-Forward et les
réseaux de neurones récurrents**

Encadreur : Mme C. FERHAOUI-CHERIFI

Réalisé par :

Président : M. M. RAMDANI

Mlle KACEL Thinhinane

Examineur : Mme G. BOURKACHE

Promotion 2018/2019

Remerciement

Je tiens à témoigner ma reconnaissance à DIEU tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force pour survivre, ainsi que l'audace pour dépasser toutes les difficultés durant toute cette année et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

Le présent travail est non seulement le résultat de mon courage, sacrifice, patience et endurance mais aussi une participation de plusieurs personnes qui me sont chères.

Je remercie infiniment ma chère mère et mon cher père, qui m'ont encouragée et aidée à arriver à ce stade de ma formation.

En second lieu, je tiens à remercier mon encadreur Mme CHÉRIFI son acceptation de m'encadrer dans cette étude, ses précieux conseils et son aide durant toute la période du travail.

Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à ma recherche en acceptant d'examiner mon travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Je remercie enfin tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réussite de ce travail et qui n'ont pas pu être cités ici.

*“You can do anything you set your mind to”
Marshall Mathers*

Dédicace

A ma très chère mère

Quoi que je fasse ou que je dise, je ne saurai point te remercier comme il se doit. Ton affection me couvre, ta bienveillance et tes prières que tu n'as pas cessées de formuler à mon égard, me guident et ta présence à mes côtés a toujours été ma source de force pour affronter tous les obstacles, que Dieu te garde toujours à mes côtés.

Que ce travail soit l'accomplissement de tes vœux tant allégués, et le fruit de ton soutien infaillible.

A mon très cher père

Tu as toujours été à mes côtés pour me soutenir et m'encourager, tu as toujours su comment me motiver et me pousser à suivre mes rêves en restant sur le droit chemin.

Que ce travail traduit ma gratitude et mon affection, je reste toujours ta petite fille studieuse papa, que Dieu te garde toujours à mes côtés.

A ma sœur « Djegdjiga » qui m'a encouragée et soutenue moralement.

A ma chère grand-mère « Sadia ».

*A la mémoire de mes chères grands parents
« Saïd » « Dehbia » et « Alí ».*

A tous ceux qui m'ont aidée de ma famille.

*A tous mes amis, et à toutes les personnes qui m'ont
aidée de près ou de loin tout au long de mes études et
dans ce modeste travail.*

A tous ceux que j'aime et tous ceux qui m'aiment

*Puisse Dieu vous donne santé, bonheur, courage et
surtout réussite.*

Résumé

Notre travail repose sur la réalisation d'un système de reconnaissance faciale, destiné à l'identification et l'authentification des individus, basé sur l'extraction des caractéristiques avec les ondelettes et la classification en utilisant des réseaux de neurones récurrents : Jordan et LSTM (Long Short-term Memory). Nous avons également conçu une application liée à ce système, il s'agit d'une application de reconnaissance faciale. Durant ce projet on a essayé d'atteindre les meilleures performances de notre système, à partir de ça on a pu réaliser une étude comparative entre nos deux réseaux neuronaux qu'on a manipulés (Jordan et LSTM), de plus on a comparé entre les différentes ondelettes qu'on a utilisées. Enfin, on a effectué une étude comparative entre les réseaux de neurones récurrents : Jordan et LSTM, et les réseaux de neurones de type Feed-Forward : MLP, à travers les résultats fournis par les systèmes réalisés à base de ces deux types de réseaux neuronaux.

Mots clés : Reconnaissance faciale, Identification, Authentification, Ondelettes, Réseaux de neurones, Récurrents, Jordan, LSTM, Feed-Forward, MLP.

Abstract

Our work is based on the realization of a facial recognition system, designed for the identification and authentication of individuals, based on the extraction of characteristics with wavelets and classification using recurrent neural networks: Jordan and LSTM (Long Short-term Memory). We have also designed an application related to this system; it is a facial recognition application. During this project we tried to achieve the best performance of our system, from that we were able to carry out a comparative study between our two neural networks that we manipulated (Jordan and LSTM), in addition we compared between the different wavelets that we used. Finally, a comparative study was conducted between the recurrent neural networks: Jordan and LSTM, and the Feed-Forward neural network: MLP, through the results provided by the systems made with these two types of neural networks.

KEYWORDS: Face recognition, Identification, Authentication, Wavelets, Neural networks, Feed-Back, Jordan, LSTM, Feed-Forward, MLP.

Sommaire

Remerciement	I
Dédicace	II
Résumé	III
Abstract	IV
Sommaire	V
Table de figures	VI
Listes des tableaux	VII
Introduction générale	8

Partie I : Biométrie et reconnaissance de visages

Chapitre I : Biométrie : Concepts, Application et Enjeux

I.1	Introduction	25
I.2	La biométrie	25
I.2.1	Définition	25
I.2.2	Historique de la biométrie	26
I.3	Les modalités biométriques	26
I.3.1	Modalités morphologiques	27
I.3.1.1	L’empreinte digitale.....	27
I.3.1.2	La reconnaissance du visage	29
I.3.1.3	Géométrie de la main	30
I.3.1.4	L’iris.....	32
I.3.1.5	La rétine	33
I.3.2	Les modalités comportementales.....	35
I.3.2.1	La reconnaissance de la l’écriture (signature).....	35
I.3.2.2	La reconnaissance de la dynamique de la frappe au clavier	36
I.3.2.3	La reconnaissance de la démarche	37
I.3.2.4	Le mouvement des lèvres.....	38
I.3.2.5	La reconnaissance vocale.....	40
I.3.3	Modalités biologiques.....	41
I.3.3.1	L’odeur corporelle.....	41
I.3.3.2	L’ADN	42
I.3.3.3	Les signaux physiologiques (ex : La reconnaissance de la thermographie faciale)	43
I.3.4	Multimodalité	44

I.4	Caractéristiques d'une modalité biométrique	45
I.5	Applications de la biométrie	46
I.6	Les avantages et les limites de la biométrie	47
I.6.1	Les avantages de la biométrie.....	47
I.6.2	Les limites de la biométrie.....	48
I.7	Le marché mondial de la biométrie	49
I.7.1	Chiffre d'affaire	49
I.7.2	Les parts du marché par technologie	50
I.8	Système biométrique	51
I.8.1	Définition de système biométrique	51
I.8.2	Structure d'un système biométrique	51
I.8.3	Architecture d'un système biométrique.....	51
I.8.3.1	L'apprentissage	52
I.8.3.2	La reconnaissance	52
I.8.3.3	Module d'adaptation	54
I.8.4	Evaluation des performances des Systèmes biométriques.....	55
I.8.5	Mesure de performance des systèmes biométriques.....	55
I.9	Conclusion	58

Chapitre II : Système de reconnaissance de visages

II.1	Introduction	60
II.2	Pourquoi choisir le visage ?	60
II.3	Le système de reconnaissance faciale (processus)	61
II.3.1	Le monde physique (L'extérieur)	62
II.3.2	Acquisition de l'image.....	62
II.3.3	Détection du visage.....	62
II.3.4	Prétraitement (normalisation)	62
II.3.5	Extraction des caractéristiques	62
II.3.6	L'apprentissage.....	63
II.3.7	Classification	63
II.3.8	Décision	63
II.4	Les principes difficultés de la reconnaissance faciale	63
II.4.1	Problème d'illumination.....	64

II.4.2	Changements de pose	64
II.4.3	Délai de temps	65
II.4.4	Expressions faciales	65
II.4.5	Occlusions.....	65
II.5	Technique de la reconnaissance de visages.....	66
II.5.1	Méthodes globales	66
II.5.1.1	Techniques linéaires.....	67
II.5.1.2	Techniques non linéaires.....	69
II.5.2	Méthodes locales	70
II.5.2.1	Machine à Vecteurs de support (SVM).....	71
II.5.2.2	Les réseaux de neurones (RNA)	72
II.5.2.3	Hidden Markov Models (HMM).....	73
II.5.2.4	Les ondelettes.....	73
II.5.3	Méthodes hybrides	73
II.6	Conclusion.....	74

Partie II : Extraction et classification de paramètres

Chapitre III : Application des ondelettes pour l'extraction

III.1	Introduction.....	77
III.2	Pourquoi les ondelettes ?	77
III.3	Qu'est-ce qu'une ondelette	78
III.4	L'ondelette mère	79
III.4.1	C'est quoi une ondelette mère	79
III.4.2	Les propriétés d'une ondelette mère.....	80
III.5	La transformée en ondelettes	81
III.6	Types d'ondelettes.....	82
III.6.1	La transformé en ondelettes continues (CWT)	82
III.6.2	La transformation en ondelettes discrètes (DWT).....	83
III.7	Présentation des ondelettes multi-résolution (multidimensionnelles).....	84
III.8	Famille d'ondelettes	84
III.8.1	Quelques exemples d'ondelettes.....	86
III.9	Les avantages de la transformé en ondelettes	91
III.10	Application des ondelettes pour les images.....	92

III.10.1	La compression	92
III.10.2	La détection de contours	93
III.10.3	Détection/reconnaissance de texture	94
III.10.4	La réduction de bruit	95
III.11	Conclusion.....	96

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

IV.1	Introduction.....	98
IV.2	Pourquoi les réseaux de neurones.....	98
IV.3	Le neurone biologique	99
IV.4	Le neurone artificiel.....	100
IV.4.1	Structure.....	100
IV.4.2	Comportement	101
IV.5	Réseau de neurones.....	103
IV.6	Topologie des réseaux de neurones.....	105
IV.6.1	Réseau multicouche	106
IV.6.2	Réseau à connexions locales.....	106
IV.6.3	Réseau à connexions récurrentes	107
IV.6.4	Réseau à connexion complète.....	107
IV.7	Types de réseaux de neurones.....	108
IV.7.1	Réseaux de neurones Feed–Forword (non-bouclés).....	108
IV.7.1.1	Le perceptron monocouche de Rosenblatt	109
IV.7.1.2	Le perceptron multicouche (PMC)	110
IV.7.1.3	Adaline (Adaptive Linear Element).....	112
IV.7.1.4	Les Réseaux de Fonctions à Base Radiale	113
IV.7.2	Réseaux de neurones Feed–Back (Les réseaux de neurones bouclés)	114
IV.7.2.1	Réseau de Hopfield	114
IV.7.2.2	Les réseaux de neurones compétitifs	115
IV.7.2.3	Les réseaux ART.....	116
IV.7.2.4	Les cartes auto-organisatrice de Kohonen (SOM).....	117
IV.8	Apprentissage des réseaux de neurones	118
IV.8.1	Type d'apprentissage	119
IV.8.1.1	Apprentissage supervisé.....	119

IV.8.1.2 Apprentissage semi-supervisé.....	119
IV.8.1.3 Apprentissage non supervisé.....	120
IV.8.2 Les règles d'apprentissage	121
IV.8.2.1 Règle de Hebb	121
IV.8.2.2 Correction d'erreur.....	121
IV.8.2.3 Apprentissage de Boltzmann	122
IV.8.2.4 Apprentissage par compétition.....	122
IV.9 Les réseaux de neurones et la tâche de classification.....	123
IV.10 Les avantages des réseaux de neurones.....	124
IV.11 Points faibles des réseaux de neurones.....	125
IV.12 Domaines d'applications.....	125
IV.13 Conclusion.....	126

Chapitre V : Conception et réalisation

V.1 Introduction.....	128
V.2 Mise en situation.....	128
V.3 Conception	128
V.3.1 Les acteurs du système	128
V.3.2 Diagramme de cas d'utilisation global :	129
V.3.3 Description textuelle des cas d'utilisation	129
V.3.4 Diagrammes de séquence détaillés cas d'utilisation	132
V.3.4.1 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »	132
V.3.4.2 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »	133
V.3.5 Architecture et fonctionnement du système	134
V.3.5.1 L'apprentissage	135
V.3.5.2 Phase de reconnaissance et la prise de décision.....	138
V.3.5.3 Calcul des performances du système	148
V.3.6 Schéma conceptuel de la base de données.....	150
V.4 Implémentation et Réalisation	150
V.4.1 Outils de test et développement	150
V.4.1.1 MATLAB.....	150
V.4.2 L'implémentation de notre système.....	151
V.4.2.1 Présentation de l'application	151

V.5	Conclusion.....	156
------------	------------------------	------------

Chapitre VI : Test et évaluation des résultats

VI.1	Introduction.....	158
VI.2	La base de données ORL.....	158
VI.3	Evaluation du système.....	160
VI.4	Résultats obtenus en utilisant le classifieur MLP.....	161
VI.4.1	Évaluation de la première approche (dwt2).....	161
VI.4.1.1	Nombre d'itérations avec les différents types d'ondelette.....	162
VI.4.1.2	Taux d'apprentissage avec les différents types d'ondelette.....	163
VI.4.1.3	Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents types d'ondelette 164	
VI.4.2	Évaluation de deuxième approche (wavdec2).....	165
VI.4.2.1	Nombre d'itérations avec les différents types d'ondelette et level.....	166
VI.4.2.2	Taux d'apprentissage avec les différents types d'ondelette et level.....	167
VI.4.2.3	Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents types d'ondelette et level 169	
VI.5	Performance de notre système en utilisant les réseaux de neurones récurrents comme classifieur.....	171
VI.5.1	Résultats obtenus par le classifieur Jordan.....	171
VI.5.1.1	Évaluation de la première approche (dwt2).....	171
VI.5.1.2	Évaluation de deuxième approche (wavdec2).....	175
VI.5.1.3	Synthèse entre l'approche 1 et 2.....	179
VI.5.2	Les résultats obtenus par le classifieur LSTM.....	179
VI.5.2.1	Évaluation de l'approche (wavdec2).....	180
VI.6	Comparaison des résultats obtenus avec le classifieur Feed-Forward (MLP) et le réseau récurrent (Jordan et LSTM).....	188
VI.7	Conclusion.....	190
	Conclusion générale.....	

Tables des figures

Chapitre I : Biométrie : Concept, Applications et Enjeux

Figure I. 1 : Empreinte digitale et les différents types de minuties [131]	28
Figure I. 2 : Reconnaissance de visage [132]	30
Figure I. 3 : Géométrie de la main [133]	31
Figure I. 4 : Les caractéristiques de l'iris [134]	33
Figure I. 5 : L'emplacement de la rétine dans l'œil [135]	34
Figure I. 6 : Capture de la rétine [7]	34
Figure I. 7 : Signature biométrique [136]	36
Figure I. 8 : Détail sur la dynamique de la frappe au clavier [54]	37
Figure I. 9 : La démarche [54]	38
Figure I. 10 : La reconnaissance par le mouvement des lèvres [137]	39
Figure I. 11 : Spectre d'un signal voix [175].	40
Figure I. 12 : A.D.N [138]	43
Figure I. 13 : La thermographie faciale [139]	44
Figure I. 14 : Les différents systèmes multimodaux [140]	45
Figure I. 15 : Evolution des revenus du marché de la biométrie [141]	50
Figure I. 16 : Les parts du marché biométriques par technologie [142].	50
Figure I. 17 : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique [54]	52
Figure I. 18 : Identification d'un individu dans un système biométrique [54]	53
Figure I. 19 : Authentification d'un individu dans un système biométrique [54]	54
Figure I. 20 : courbes de distribution des imposteurs et des authentiques et les taux d'erreurs (far et frr), pour un seuil donné [176]	56
Figure I. 21 : Courbe ROC [143].	57
Figure I. 22 : Exemple de courbe CMC	58

Chapitre II : Système de reconnaissance de visages

Figure II. 1 : Processus de reconnaissance de visage [38]	61
Figure II. 2 : Effets de l'illumination sur les apparences d'un visage humain [144]	64
Figure II. 3 : Variation intra-classe associée à l'image du visage d'un individu. En raison du changement de pose [145]	64
Figure II. 4 : Changement d'expressions faciales [146]	65
Figure II. 5 : exemple de visages occlus [147]	66
Figure II. 6 : Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [23].	66
Figure II. 7 : Machine à Vecteur de support (SVM) [177].	72
Figure II. 8 : La représentation des visages par graphe rectangulaire [148].	74

Chapitre III : Application des ondelettes pour l'extraction

Figure III. 1 Ondelette de Meyer [149]	79
--	----

Figure III. 2 : Famille ondelette construite par dilatation	80
Figure III. 3 : Famille ondelette construite par translation [54].	80
Figure III. 4 : Ondelette de Haar, Ondelette de Daubechies, Ondelette de Coiflet, Ondelette de Symlet [63].	86
Figure III. 5 : Ondelette de Haar [150].	88
Figure III. 6 : Ondelette de Daubechies [151].	89
Figure III. 7 : Ondelette de Symlet [152].	89
Figure III. 8 : Ondelette de Coiflet [153]	90
Figure III. 9 : Ondelettes de Meyer [154]	90
Figure III. 10 : à la gauche image compressée avec JPEG (DCT) (Transformée de Fourier), à la droite image compressée avec JPEG2000 (DWT) (Transformée par Ondelettes) [155].	93
Figure III. 11 : Détection de contours d'une image [156].	94
Figure III. 12 : Quelque texture [157].	95
Figure III. 13 : Comparaison Bruit- Débruitage [158]	96

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

Figure IV. 1 : Un neurone avec son arborisation dendritique [159].	100
Figure IV. 2 : Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel [160].	101
Figure IV. 3 : Structure générale du neurone formel [161].	101
Figure IV. 4 : Les modèles de fonctions d'activation [97].	103
Figure IV. 5 : Forme générale d'un Réseaux de neurone [161]	104
Figure IV. 6 : Réseau multicouche [162]	106
Figure IV. 7 : Réseau à connexions locales [101].	106
Figure IV. 8 : Réseau à connexions récurrentes [101]	107
Figure IV. 9 : Réseau à connexions complète [163].	107
Figure IV. 10 : Classification topologique [54]	108
Figure IV. 11 : perceptron multicouche [164].	111
Figure IV. 12 : Schéma d'un modèle de la rétropropagation de l'erreur [165].	112
Figure IV. 13 : Forme générale Adaline [166].	113
Figure IV. 14 : Architecture d'un FBR [167].	113
Figure IV. 15 : Réseau de Hopfield [160]	115
Figure IV. 16 : Schéma du Réseau de neurones Compétitif [109].	116
Figure IV. 17 : Architecture du réseau ART 1 [168].	117
Figure IV. 18 : Aperçu d'une carte auto-organisatrice de Kohonen [169].	118
Figure IV. 19 : Apprentissage supervisé [170].	119
Figure IV. 20 : Apprentissage par renforcement [171].	120
Figure IV. 21 : Apprentissage non supervisé [172].	120

Chapitre V : Conception et réalisation

Figure V. 2 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »	132
Figure V. 3 : Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »	133
Figure V. 4 : Diagramme de fonctionnement du système	134

Figure V. 5 : Représentation modulaire de la phase d'apprentissage	135
Figure V. 6 : Processus d'acquisition.....	135
Figure V. 7 : Représentation de l'étape prétraitement.....	136
Figure V. 8 : Algorithme DWT	137
Figure V. 9 : Algorithme ACP	137
Figure V. 10 : Algorithme DWT (wavedec2)	138
Figure V. 11 : Réseau de neurones bouclé [126].	140
Figure V. 12 : Réseau proposé par Jordan [116].....	141
Figure V. 13 : structure générale d'un LSTM [173].	142
Figure V. 14 : Les trois portes d'un LSTM [130].	143
Figure V. 15 : Programme du réseau de neurones Jordan.....	144
Figure V. 16 : Programme du réseau de neurones LSTM.....	145
Figure V. 17 : Calcul du FRR	149
Figure V. 18 : Calcul du FAR	149
Figure V. 19 : Schéma physique de la base de données.....	150
Figure V. 20 : Interface apprentissage	152
Figure V. 21 : Interface tests de performance	153
Figure V. 22 : Interface identification	154
Figure V. 23 : Interface vérification	155
Figure V. 24 : Interface prétraitement	156

Chapitre VI : Test et évaluation des résultats

Figures VI. 1 : Base de données ORL [174].	158
Figures VI. 2 : Exemple de changements d'orientations du visage [54].....	159
Figures VI. 3 : Exemple de changements d'éclairage [54].	159
Figures VI. 4 : Exemple de changements des expressions faciale [54].	159
Figures VI. 5 : Exemple de port de lunettes [54].	160
Figures VI. 6 : Exemple de changements de coiffures et de port de barbe [54].	160

Liste des tableaux

Tableau I. 1 : comparaison des principales modalités biométriques	46
Tableau III.1 : Familles d'ondelettes	87
Tableau III.2 : Les propriétés principales des ondelettes	87
Tableau IV.1: Différents types d'apprentissages	123
Tableau V.1 : Tableau récapitulatif des paramètres du réseau de neurones Jordan	146
Tableau V.2 : Tableau récapitulatif des paramètres du réseau de neurones LSTM	147
Tableau VI. 1 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et nombre d'itération	163
Tableau VI. 2 Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et taux d'apprentissage	163
Tableau VI. 3 Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de type d'ondelette et nombre neurone	164
Tableau VI. 4 : Variation du taux d'identification TID (%)	166
Tableau VI. 5 : Variation du FAR et FRR et en fonction de type d'ondelette, level et nombre d'itération	167
Tableau VI. 6 : Variation du taux d'identification TID %	168
Tableau VI. 7 : Variation du FAR et FRR et en fonction de type d'ondelette, level et taux d'apprentissage	168
Tableau VI. 8 : Variation du taux d'identification TID (%)	169
Tableau VI. 9 : Variation du FAR et FRR et en fonction type d'ondelette, level et nombre de neurones	170
Tableau VI. 10 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de nombre d'itérations	172
Tableau VI. 11 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de taux d'apprentissage	173
Tableau VI. 12 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de nombre de neurones	174
Tableau VI. 13 : Variation du TID, FAR et FRR et en fonction de types d'ondelette, levels et de nombre d'itérations	176
Tableau VI. 14 : Variation du TID, FAR et FRR et en fonction de types d'ondelette et de nombre de neurones	177
Tableau VI. 15 : Variation du FAR et FRR et en fonction de types et levels d'ondelette ...	178
Tableau VI. 16 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et de taux d'apprentissage	181
Tableau VI. 17 : Variation du TID en fonction de types d'ondelette et du nombre d'itérations	182
Tableau VI. 18 : Variation du FAR et FRR en fonction de types et levels d'ondelettes	182
Tableau VI. 19 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et de taux d'apprentissage	184
Tableau VI. 20 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et du nombre d'itérations	185

Tableau VI. 21 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et du nombre de neurones	186
Tableau VI. 22 : Variation du FAR et FRR en fonction de types et levels d'ondelette	187

INTRODUCTION

Avec l'évolution de la puissance des ordinateurs et la diversité des transactions d'échange et de communication, les moyens de sécurité traditionnels comme les mots de passe ne sont plus fiables, et ils sont devenus une cible facile à l'usurpation par les malveillants, pour ces raisons on a fait appel à la biométrie pour résoudre ce problème grâce à l'utilisation des caractéristiques spécifiques à chaque être humain comme : le visage, la voix, l'empreinte digitale, l'iris, la géométrie de la main et même la démarche de la personne, car elles ne peuvent pas être falsifiées ou usurpées sans qu'elles ne soient repérées.

La biométrie est une technique globale visant à établir l'identité d'une personne en mesurant une de ses caractéristiques physiques. Il peut y avoir plusieurs types de caractéristiques physiques, les unes plus fiables que d'autres, mais toutes doivent être infalsifiables et uniques pour pouvoir être représentatives d'un et un seul individu. Parmi ces caractéristiques physiques on trouve la reconnaissance du visage, elle est la caractéristique biométrique la plus naturellement utilisée par les êtres humains pour se reconnaître entre eux, contrairement à la reconnaissance de l'iris ou la rétine par exemple qui sont généralement mal perçues par le public, la reconnaissance automatique du visage présente l'avantage d'être parmi les modalités les moins intrusives et les plus acceptables par le public, et ça sans affecter sa bonne performance.

Les méthodes de reconnaissance du visage varient entre globales, locales et hybrides ; on parle d'approches globales quand la totalité de l'image du visage est utilisée comme source d'informations comme la méthode ACP (Analyse en composantes principales), on parle d'approches locales quand il s'agit de la méthode LBP (Motif binaire local) par exemple, elles sont basées sur l'étude des parties spécifiques du visage (nez, bouche, yeux, ...), et enfin on parle d'approches hybrides quand il s'agit d'allier la représentation globale et locale.

Les ondelettes se sont imposées dans de divers domaines d'application comme nouvel outil mathématique notable. Par leur capacité extraordinaire de concentration de l'énergie et par leur pouvoir fascinant de détection d'irrégularités.

La transformée en ondelettes permet d'exprimer sans perte d'information un signal dans une base dans laquelle on obtient la contribution locale de chaque fréquence. Certains utilisent les ondelettes pour leur régularité, d'autres pour la simplicité et la rapidité du calcul. Certains aussi utilisent les ondelettes comme étant une nouvelle méthode spectrale pour résoudre les équations aux dérivées partielles (EDP). Cet outil « Ondelette » fournit une

décomposition multi échelle des fluctuations des signaux, qui contient en outre une information sur leurs localisations dans le domaine physique. Elles permettent 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 existant dans l'image.

Le principe et le comportement du cerveau mammifère a inspiré les technologues de modéliser et concevoir de systèmes artificiels à l'image de ces systèmes biologiques. Ces systèmes sont capables de résoudre des problèmes dont les approches algorithmiques sont trop complexes voire impossibles à résoudre compte tenu du nombre important de paramètres les caractérisant. Les réseaux de neurones ont montré leur capacité et leur efficacité à traiter un vaste champ d'applications d'intérêt industriel. Pour divers problèmes de traitement de l'image et du signal (de la segmentation à la séparation de sources, en passant par la reconnaissance de formes et la compression de données). Ils sont en effet capables d'approximer des fonctions non- linéaires complexes afin de traiter des données de grande dimension.

Un système de reconnaissance faciale est une application logicielle visant à reconnaître une personne grâce à son visage de manière automatique. C'est un domaine de la vision par ordinateur consistant à reconnaître automatiquement un individu à partir d'une image de son visage. Le but ultime de la reconnaissance faciale est de rivaliser, voir même dépasser, les capacités humaines de reconnaissance.

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

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

Notre travail réalise ainsi une étude comparative entre plusieurs ondelettes et types de la transformée en ondelettes utilisés dans la phase d'extraction des caractéristiques, il montre aussi une comparaison entre plusieurs types de réseaux neuronaux employés dans la phase de classification, et ça dans le but de booster les performances de notre système réalisé.

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 », ce chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit les modalités biométriques, et leurs caractéristiques, le domaine d'application de la biométrie, 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 », A travers ce chapitre, nous voulons positionner le problème de la reconnaissance faciale et présenter ses enjeux et intérêts par rapport aux autres techniques. Nous étudions également les composantes d'un système de reconnaissance faciale. Enfin, on décrit les différentes techniques de la reconnaissance faciale, ainsi que ses difficultés et son domaine d'application.

Chapitre III : « APPLICATION DES ONDELETTES POUR L'EXTRACTION DES PARAMETRES », décrit les ondelettes et leurs différents types. Ses avantages ainsi que ses principes de fonctionnement.

Chapitre IV : « ETAT DE L'ART SUR LES RESEAUX DE NEURONES », ce chapitre est dédié aux réseaux de neurones avec leurs différentes topologies, types et modes d'apprentissage. 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 utilisées 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 sur notre travail. On fait aussi une étude comparative entre les résultats obtenus par notre système et les résultats d'un système utilisant un autre type de réseaux de neurones.

Partie I

Biométrie et Reconnaissance de

visages

Chapitre I :
Biométrie : concepts, application et
enjeux

I.1 Introduction

La biométrie, qui est la technologie qui mesure les caractéristiques du vivant, est de plus en plus utilisée depuis quelques années, surtout dans le domaine de la sécurité, par exemple dans les aéroports. Le domaine de la sécurité connaît une croissance exponentielle avec le développement de la technologie et l'évolution des menaces.

La reconnaissance de l'individu est devenue essentielle pour assurer la sécurité des systèmes et organisations. Face à cette sollicitation grandissante, plusieurs méthodes de reconnaissance biométriques ont été proposées, qui consistent à reconnaître de manière automatisée une personne à partir d'une caractéristique physiologique ou comportementale.

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

I.2 La biométrie

I.2.1 Définition

Le mot biométrie est une traduction du mot anglais "biometrics" qui correspond en français à l'anthropométrie. Dérivé des mots grecs « bios » (vie) et « metron » (mesure), le terme « biométrie » signifie la « mesure du vivant »

La biométrie est la mesure et l'analyse statistique des caractéristiques physiques et comportementales des individus [1]. Cette technologie est principalement utilisée à des fins d'identification et de contrôle d'accès. Elle permet aussi de tracer des individus sous surveillance. Selon le principe de base de l'authentification biométrique, chaque individu est unique et peut être identifié par ses caractères physiques et ses traits de comportement intrinsèques.

I.2.2 Historique de la biométrie

Les toutes premières formes d'utilisation de la biométrie remontent à bien trop longtemps. En effet l'empreinte du pouce servait déjà de signature lors d'échanges commerciaux à Babylone (-3000 av. JC) et dans la Chine antique (7^{ème} siècle).

Mais ce n'était qu'au 17^{ème} siècle que le médecin et biologiste italien Macello Malpighi a commencé d'étudier les courbes des empreintes [2], et le physiologiste tchèque Jan Evangelista Purkinje, a étudié dans sa thèse en 1820 les différents types d'empreintes. En 1885, Alphonse Bertillon ne laisse cependant pas de côté cette hypothèse, responsable de l'identité judiciaire en France, il construit "le Bertillonage" qui s'appuie sur les mensurations des criminels. Par la suite, l'utilisation des empreintes (dactyloscopie) fut améliorée par Edwards Henry, chef de la police Londonienne, et se généralisa dès le début du 20^{ème} siècle. Les premiers prototypes de terminaux de traitement automatique d'empreintes digitales arrivent dans le milieu des années 1970.

Dans les trois dernières décennies, la biométrie a évolué d'une seule méthode simple (empreintes digitales) vers plusieurs méthodes sophistiquées [2]. Les sociétés de biométrie comptent des centaines de nouvelles méthodes appliquées tels que l'analyse des veines de la main, le réseau veineux de la rétine, l'empreinte de l'oreille et l'ADN et continuent à améliorer leurs méthodes de sécurité tant que la technologie répond à leurs exigences.

I.3 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. Certaines biométries sont employées depuis plus d'un siècle comme l'empreinte digitale, d'autres plus innovantes ne sont encore qu'à un stade purement expérimental, et les progrès dans ce domaine ont permis d'explorer d'autre biométries prometteuses comme la thermographie, les battements du cœur, l'odeur corporelle...etc.

Les techniques biométriques se divisent en deux groupes selon la coopération ou non de l'individu :

1. Techniques intrusives

Ces techniques requièrent un contact physique avec l'individu pour le reconnaître [3], tel que les empreintes digitales, la rétine, l'iris ou la forme de la main. Leur usage est généralement mal accepté.

2. Techniques non intrusives

Ces techniques ne requièrent pas la coopération de l'individu en question. Leur application peut se faire à distance en utilisant des capteurs qui ne nécessitent pas de contact direct avec l'utilisateur (visage, démarche, ...).

On peut classer les modalités biométriques en quatre catégories :

I.3.1 Modalités morphologiques

Cette catégorie s'appuie sur l'analyse de caractéristiques physiques de l'individu. La prémisse à ce type d'analyse est que la donnée physique de chaque individu constitue une signature personnelle qui est donc unique et permanente. L'analyse morphologiques comprend : la reconnaissance de la forme de la main, des empreintes digitales, de la forme du visage, de la rétine et de l'iris de l'œil... etc.

I.3.1.1 L'empreinte digitale

L'empreinte digitale est la première caractéristique physique utilisée pour la reconnaissance biométrique [5]. La donnée de base dans ce cas est l'ensemble des données biométriques qui est tiré à partir des minuties de l'empreinte digitale.

Les minuties représentent les fins de crêtes, les bifurcations, les lacs, les Lots et les points qui composent l'empreinte digitale. La combinaison des minuties est quasi infinie. 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.

L'acquisition des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique, capacitif ou à ultrasons. Cette dernière est considérée comme la plus fiable, mais aussi la plus coûteuse

Le recours à l’empreinte digitale compte pour plus du tiers du marché des procédés biométriques. La force de ce procédé tient au fait que l’utilisation de l’empreinte digitale est plus facile à accepter par la communauté et qu’elle est une des plus efficaces et des moins coûteuses. La qualité d’image de l’empreinte digitale peut varier selon que la peau du doigt est sale, trop humide ou trop sèche, huileuse ou affligée d’une coupure.

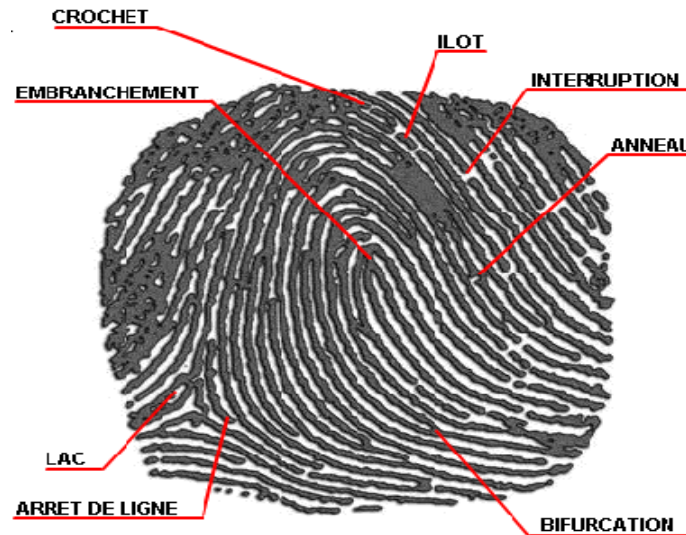


FIGURE I. 1 : EMPREINTE DIGITALE ET LES DIFFERENTS TYPES DE MINUTIES [131]

Les avantages et les inconvénients de cette technique sont cités dans ce tableau :

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Le prix de la reconnaissance digital est faible. ▪ La taille du lecteur biométrique d'empreinte digital n'est pas volumineuse et le système reste très simple à mettre en place. ▪ L'utilisation est facile, plus pratique et plus rapide, il suffit de poser son doigt dessus. ▪ C'est aussi la technique la plus fiable : il n'y a qu'une chance sur 17 milliards de trouver deux empreintes avec plus de 17 points de similitude. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Certaines personnes peuvent créer de "faux doigt" en utilisant l'empreinte digitale d'une autre personne, ou utiliser un doigt couper (La détection du doigt vivant permet d'éviter ce type d'usurpation). ▪ Le manque d'hygiène, les traces de doigts se succèdent sur ce lecteur le rend très sale.

I.3.1.2 La reconnaissance du visage

Le visage est certainement la caractéristique biométrique que les humains utilisent le plus naturellement pour s'identifier entre eux, ce qui peut expliquer pourquoi elle est en général très bien acceptée par les utilisateurs [5]. Il s'agit de faire une photographie plus ou moins évoluée pour extraire un ensemble de facteurs considérés propres à chaque individu. Le système d'acquisition est soit un appareil photo, soit une caméra numérique.

C'est à partir des travaux du professeur Teuvo Kohonen (1989), chercheur en réseaux neuronaux de l'Université d'Helsinki, et des travaux de Kirby et Sirovich (1989) de l'Université Brown du Rhode Island, que fut mis au point par le MIT un système de reconnaissance du visage nommé : EIGENFACE.

Une autre technologie de la reconnaissance du visage qui existe est « Feature analysis » qui se base sur cette précédente en y rajoutant des informations qui la rende plus souple

La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l'acquisition se fait dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance à proprement parler. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image (face detection). Le visage doit ensuite être segmenté (face segmentation). Enfin, si nous travaillons sur un flux vidéo, le système doit suivre le visage d'une image à l'autre (face tracking).

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

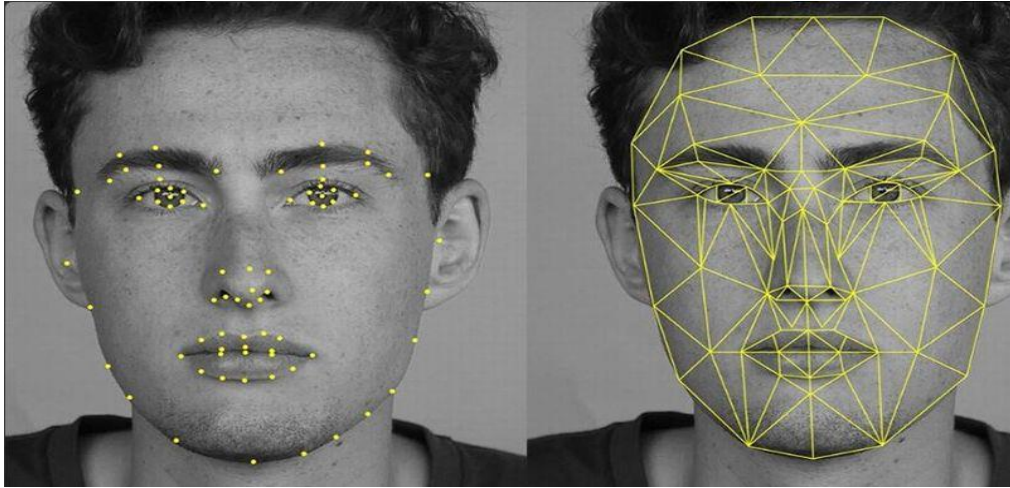


FIGURE I. 2 : RECONNAISSANCE DE VISAGE [132]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Sécurité renforcée : considérée comme un élément de sécurité où toute personne non autorisée est détectée. Et donc le montant global des mesures de sécurité baisse. ▪ Sans contact voire distante, naturelle, bien acceptée, n'implique pas de coopération de l'utilisateur. ▪ Entièrement automatisée, ce qui garantit une précision et un taux de réussite très élevés. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Stockage limité des données. ▪ Angle de caméra insuffisant, et la distance pour la capture de l'image du visage est inconfortable. ▪ Sensible à l'environnement d'acquisition (segmentation du fond, illumination). ▪ Sensible aux expressions faciales et aux altérations de l'aspect (âge, pilosité). ▪ Problème des personnes en mouvement.

I.3.1.3 Géométrie de la main

La technique de reconnaissance biométrique qui utilise la mesure de la main (handscan) en est une des plus répandus à ce jour. La « mesure » de la main est en fait constituée de plusieurs mesures telles que les dimensions des doigts, les caractéristiques des articulations, la paume et la forme de la main [7]. Un tel système d'identification étudie en moyenne 90 traits de la main pour reconnaître un individu x.

La première étape de l'authentification est celle du scan. Pour se faire, la personne doit poser sa main sur une platine. Les doigts doivent être correctement placés. Une caméra à infrarouge prend alors une image sous deux angles différents de sorte à obtenir une reproduction en trois dimensions de la main. Le duplicata obtenu est alors numérisé et associé à un code. Lors du scan du badge de l'employé (handpunch), le système vérifie la concordance des deux codes.

Comme avec les empreintes digitales, les technologies employant la géométrie de la main vont également vérifier la température et la pression sanguine du corps scanné pour en augmenter la validité.

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



FIGURE I. 3 : GEOMETRIE DE LA MAIN [133]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Simple à mettre en œuvre, peu intrusive, cette technologie est appréciée des utilisateurs. ▪ Très simple à utiliser. ▪ Le résultat est indépendant de l'humidité et de l'état de propreté des doigts. ▪ Les images numérisées sont peu volumineuses en termes de détails, comparée à celles de l'empreinte digitale. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ La forme de la main est moins stable dans le temps que les empreintes digitales. Des déformations importantes des doigts peuvent en effet survenir avec l'âge (arthrite par exemple). ▪ Difficile d'avoir un scanner pour systèmes portatifs à cause de sa taille. ▪ Risque de fausses acceptations pour des jumeaux ou des membres d'une même famille.

I.3.1.4 L'iris

Cette méthode est introduite par les deux ophtalmologistes Aran Safir et Leonard Flom), et un l'universitaire John Daugman en 1987.

L'iris est visible de l'extérieur de l'œil, c'est une membrane colorée située entre le blanc de l'œil et la pupille [7], l'iris est composée d'une multitude de tubes très fins qui s'entrecroisent, procurant à l'iris une forme particulière et unique qui ne varie que très peu au cours d'une vie.

Une tranche de l'iris est prise en photo par une caméra proche de l'infrarouge. Elle relève ainsi les caractéristiques particulières du relief (sillons de contraction, anneaux, etc.). On peut distinguer jusqu'à 244 points de comparaison, et le taux d'erreur des produits disponibles sur le marché est donc quasi nul.

L'unicité de l'iris et sa différence même entre jumeaux ou entre l'œil gauche et l'œil droit, fait de lui une modalité biométrique très intéressante, fiable et semble être beaucoup plus précise que certains autres moyens biométriques.

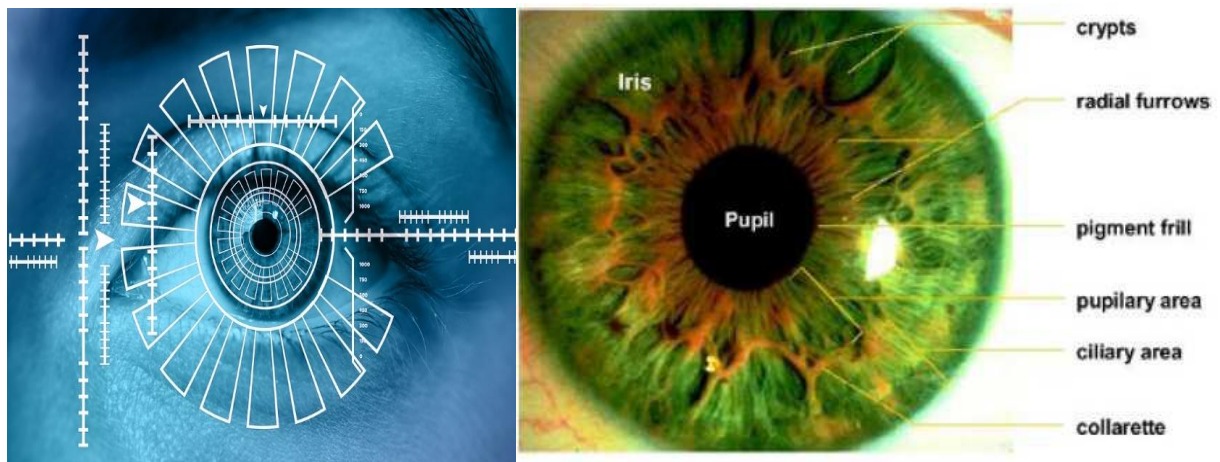


FIGURE I. 4 : LES CARACTERISTIQUES DE L'IRIS [134]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ La texture de l'iris est parfaitement stable au cours du temps. ▪ La vérification de l'identité est très rapide. ▪ Grande quantité d'information contenue dans l'iris. ▪ Vrais jumeaux non confondus. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ La prise de vue n'est pas très simple : la taille de l'iris est très variable suivant la lumière ambiante ou l'état de fatigue, et les utilisateurs ont tendance à bouger. ▪ La fiabilité diminue proportionnellement à la distance entre l'œil et la caméra. ▪ Dispositifs très coûteux. ▪ Mal accepté par les utilisateurs (l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse)

I.3.1.5 La rétine

La reconnaissance de la rétine est une méthode assez ancienne puisque les premières études remontent aux années 30 [5]. Les motifs formés par les veines sous la surface de la rétine sont uniques et stables dans le temps. Ils ne peuvent être affectés que par certaines maladies. Pour ces raisons, la reconnaissance de la rétine est actuellement considérée comme une des méthodes biométriques les plus sûres.

La rétine est située dans le fond de l'œil. Elle est la paroi interne qui reflète les images que nous percevons. Cette paroi très mince est tapissée par une multitude de vaisseaux

sanguins (dit réseau veineux rétinien) conférant à la rétine un dessin particulier et unique. Ainsi, Chaque œil est différent.

L'identification consiste à éclairer le fond de l'œil par un faisceau lumineux de faible intensité (Inférieure à celle utilisée pour les examens médicaux). L'utilisateur doit fixer un petit point vert pendant quelques secondes.

Le réseau veineux rétinien est numérisé et cartographié sous forme de lignes et de points [7]. On peut ainsi recenser jusqu'à 400 points caractéristiques.

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

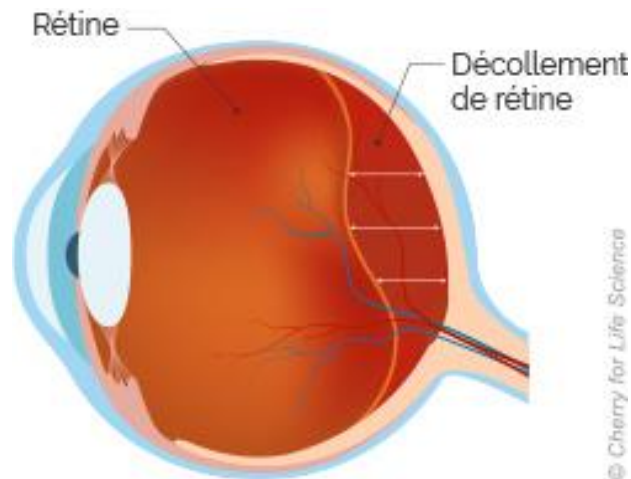


FIGURE I. 5 : L'EMPLACEMENT DE LA RETINE DANS L'ŒIL [135]

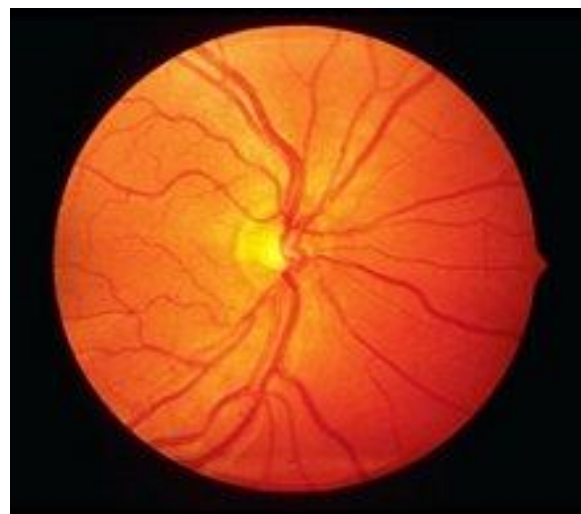


FIGURE I. 6 : CAPTURE DE LA RETINE [7]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ La fiabilité est une des plus élevée au monde. ▪ Les risques de fraude sont quasi nuls, puisque la partie du corps exploitée n'est pas apparente. ▪ La rétine est stable durant la vie d'un individu. ▪ La rétine est différente chez les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Un système intrusif et peu agréable (rayon lumineux envoyé dans l'œil) et donc mauvaise acceptation du public. ▪ Une forte alcoolémie ou un diabète modifie le réseau veineux rétinien. ▪ La technique exclue d'emblée la clientèle aveugle de même que tous les sujets ayant une cataracte faible. ▪ Coût plus important que d'autres technologies.

I.3.2 Les modalités comportementales

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

I.3.2.1 La reconnaissance de la l'écriture (signature)

Chaque personne possède une signature qui lui est propre et qui peut donc servir à l'identifier [5]. Il existe deux modes de reconnaissance : le mode statique et le mode dynamique. Le mode dynamique est plus riche en information que le mode statique et donc plus discriminant. Tandis que le mode statique n'utilise que l'information géométrique de la signature [9], le mode dynamique utilise aussi l'information dynamique tels que les mesures de vitesse, d'accélération, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé.

De plus, si un imposteur veut dupliquer une signature à partir d'un exemple, il n'a pas accès à l'information dynamique. La capture se fait à l'aide d'une tablette graphique et d'un stylet sensible à la pression.



FIGURE I. 7 : SIGNATURE BIOMETRIQUE [136]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Couramment utilisée pour les transactions. ▪ Un moyen d'identification en général bien acceptée. ▪ Utilisable à distance, dans le commerce électronique ou pour des transactions bancaires. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Une très grande variabilité qui existe entre deux occurrences de la signature d'un même individu. ▪ La signature peut être affectée par l'état de santé ou émotionnel de l'individu.

I.3.2.2 La reconnaissance de la dynamique de la frappe au clavier

Chaque utilisateur informatique a une façon très personnelle de taper sur un clavier. Le système est basé sur la dynamique de frappe au clavier, il ne nécessite aucun équipement particulier, chaque ordinateur disposant d'un clavier. 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). Les différents paramètres liés à la frappe sont : la vitesse de frappe, la mesure des temps de frappe, les pauses entre chaque mot, la reconnaissance du mot précis, la pression exercée sur les touches, etc.

Cette mesure est capturée environ 1000 fois par seconde [3]. 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.

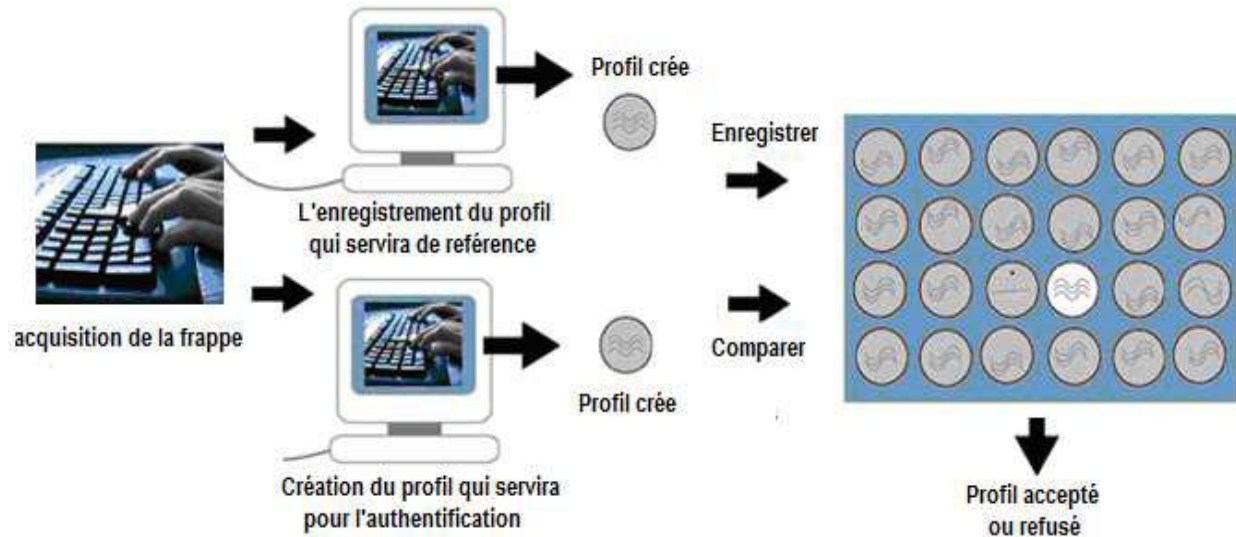


FIGURE I. 8 : DETAIL SUR LA DYNAMIQUE DE LA FRAPPE AU CLAVIER [54]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Pas de hardware supplémentaire, un simple logiciel suffit ▪ Mise en œuvre rapide pour un grand nombre d'utilisateur. ▪ Réduit sensiblement la nécessité de changement de mot de passe et la sollicitation des services informatique. ▪ Non intrusif, geste naturel pour l'individu. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ L'utilisation des claviers d'un format différents AZERTY, QUERTY peut causer le refus du mot de passe, il faut un profil par format. ▪ Il ne faut pas être dérangé lors de la frappe, cela peut provoquer un refus de son propre mot de passe. ▪ Dépend de l'état physique de la personne.

I.3.2.3 La reconnaissance de la démarche

Façonnée dans le cerveau par l'apprentissage durant la petite enfance, modifiée par notre vécu, notre démarche mobilise une multitude de muscles, os, ligaments et membres du corps [10]. Chaque être humain engage environ 24 facteurs et mouvements différents en

marchant, ce qui confère à chaque individu une façon unique et singulière de marcher. Cette technique consiste à identifier les individus par leurs manières de marché, qui est supposée (presque) unique pour chaque individu.

Deux types de techniques d'identification de ce trait peuvent être distingués, l'approche "Model-based" qui dépend de quelques paramètres comme la longueur des parties du corps, la longueur de pas, la jointure d'angle etc. [11] Et l'approche "appearance-based" qui analyse directement l'image en extrayant les caractéristiques.

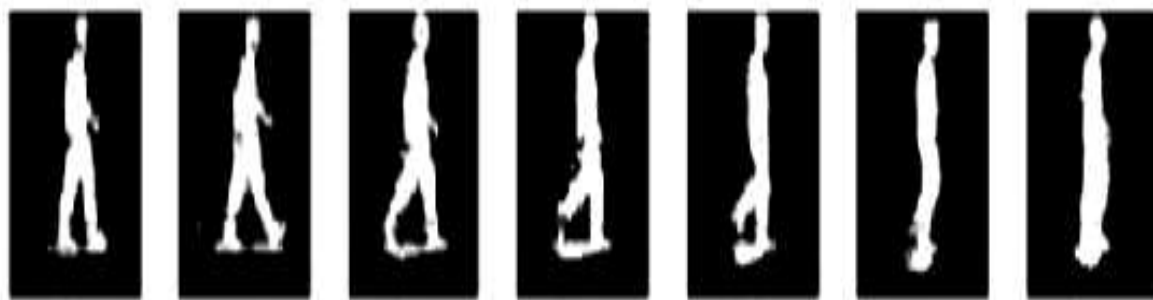


FIGURE I. 9 : LA DEMARCHE [54]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ On peut identifier la personne à distance. ▪ Non intrusif, et ne nécessite pas la coopération de l'utilisateur. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ L'exécution de ce système est particulièrement difficile. ▪ Le système est facile à être trompé ▪ Des vêtements amples, par exemple, peuvent compromettre une bonne identification.

I.3.2.4 Le mouvement des lèvres

L'équipe de chercheurs rassemblée autour du professeur Cheung Yiu-Ming, de l'Université Baptiste de Hong Kong a développé un nouveau système d'identification biométrique qui s'appuie sur le mouvement des lèvres.

Dans sa base de données, on retrouve des informations concernant la texture des lèvres [12], leurs formes et la vitesse de leurs mouvements. Leur idée est un logiciel de lecture des lèvres

qui vous permet de parler directement à votre appareil [13]. Tout ce que vous devez faire est dire votre mot de passe à la caméra de votre ordinateur portable ou smartphone, même pas besoin le de dire à haute voix et donc une personne avec des difficultés d'élocution peut utiliser ce système avec la même efficacité.

Le logiciel de reconnaissance vous donnera accès une fois qu'il lit vos lèvres. Ce système vérifie l'identité d'une personne en associant simultanément le contenu du mot de passe aux caractéristiques comportementales sous-jacentes du mouvement des lèvres.

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



FIGURE I. 10 : LA RECONNAISSANCE PAR LE MOUVEMENT DES LEVRES [137]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Une technique fiable, difficile à être reproduire, résistantes au mimétisme. ▪ Les personnes avec des difficultés d'élocution peuvent utiliser. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ La complexité algorithmique des méthodes d'extraction de caractéristiques globales rend difficile le suivi temps réel des mouvements de lèvres. ▪ Elle exige une grande précision.

I.3.2.5 La reconnaissance vocale

Dans les années 80, plusieurs entreprises développèrent des systèmes de reconnaissance de la voix pour les corps policiers et les agences d'espionnage [3]. Au début des années 90, le gouvernement américain demanda à ces entreprises de mettre au point un système pour le marché commercial.

Initialement, une table de référence de la voix d'une personne doit être construite. Pour ce faire, celle-ci doit lire une série de phrases ou de mots à plusieurs reprises. Plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force, la dynamique et la forme des ondes produites.

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 [3]. 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. 11 : SPECTRE D'UN SIGNAL VOIX [175].

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Impossible d’imiter la voix à la perfection. ▪ 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. ▪ Pas intrusif. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Sensible à l’état physique et émotionnel de l’individu. ▪ Nécessite une excellente qualité audio. ▪ Sensible aux bruits ambiants. ▪ La voix change dans le temps et peut être altérée (rhume, fatigue, forte émotion, etc.). ▪ Fraude possible par enregistrement

I.3.3 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 le contrôle d’accès logique et physique.

I.3.3.1 L’odeur corporelle

Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière [3]. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l’odeur pour ensuite les transformer en données comparatives.

Une collaboration entre l’entreprise d’ingénierie et de consulting Ilia Systems et le groupe de recherche GB2S (Group of Biometrics, Biosignals and Security) de l’université polytechnique de Madrid propose cette nouvelle technique de reconnaissance des odeurs corporelles, bien que des travaux ont été déjà fait par la société anglaise Mastiff-Electronics sur cette technique.

Au vu des bons premiers résultats obtenus, il apparait que cette forme de reconnaissance biométrique est une technologie prometteuse, de plus sa simplicité

d'utilisation et son emploi d'une manière non intrusive pourrait accélérer sa future adoption, à titre d'exemple un piéton pourrait passer à côté d'un détecteur d'odeur corporelle, il sera alors identifié sans aucune intervention de sa part [14]. Parmi les principaux champs d'application les aéroports et les points de passage.

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Non intrusive. ▪ Simple à utiliser, sans coopération de la personne, qui la rend plus acceptable. ▪ L'odeur corporelle est identifiant unique pour chacun. ▪ Technique qui a montré son succès déjà avec les chiens 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ L'odeur corporelle d'un individu peut varier en fonction de son humeur, de son régime alimentaire ou de son état de santé. ▪ Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés. ▪ Le besoin de capteurs spéciales pour cette méthode.

I.3.3.2 L'ADN

Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d'un individu et permet de l'identifier de manière certaine à partir de l'analyse de ce liquide biologique à travers des méthodes simples telles que l'analyse du groupe sanguin [15], de différentes protéines ou enzymes.

L'analyse des empreintes génétiques est une méthode extrêmement précise d'identification, issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire. L'information génétique d'un individu est unique car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN).

L'ADN présente une percée majeure dans la criminalistique pour la reconnaissance des personnes inconnues ou pour déterminer la source des échantillons biologiques laissées dans les lieux de crime.



FIGURE I. 12 : A.D.N [138]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Elle est très précise. ▪ La fiabilité est une des plus élevée au monde : le taux d'erreur est de quasi nul ▪ Les risques de fraude sont très bas. ▪ L'ADN est stable durant la vie d'un individu. ▪ L'ADN est différent chez les vrais jumeaux. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ L'identification d'un individu par analyse de son ADN s'avère complexe. ▪ Elle est coûteuse et lente à réaliser compte tenu des nombreuses manipulations biologiques. ▪ Elle n'est pas destinée au grand public. ▪ Cette technique très intrusive, elle nécessite un prélèvement d'échantillon (sang, salive, sperme, cheveux, urine, peau, dents, etc.).

I.3.3.3 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. Mais les conditions de prise de vue peuvent conduire à des erreurs.

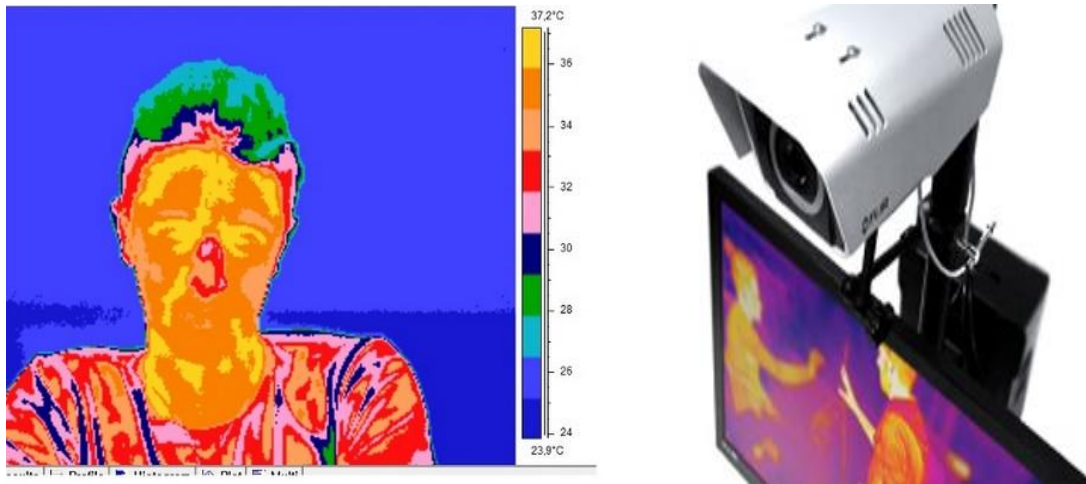


FIGURE I. 13 : LA THERMOGRAPHIE FACIALE [139]

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

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Non intrusive. ▪ Simple à utiliser, sans coopération de la personne, qui la rend plus acceptable. ▪ La chirurgie plastique n'a que peu d'influence sur les thermogrammes faciaux. ▪ La capture peut se faire dans n'importe quelle condition d'éclairage et même dans le noir complet. 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Les conditions de prise de vue peuvent conduire à des erreurs. ▪ La précision de cette technique est faible, car l'état physique de la personne (malade, fait du sport ...etc.) influe sur la chaleur dégagée de son corps. ▪ Elle n'est pas fiable, le taux d'erreur est très élevé.

I.3.4 Multimodalité

La multimodalité est l'utilisation de plusieurs systèmes biométriques [5]. En effet, l'utilisation de plusieurs systèmes a pour but premier d'améliorer les performances de reconnaissance. En augmentant la quantité d'informations discriminante de chaque personne, on souhaite augmenter le pouvoir de reconnaissance du système.

De plus, le fait d'utiliser plusieurs modalités biométriques réduit le risque d'impossibilité d'enregistrement ainsi que la robustesse aux fraudes.

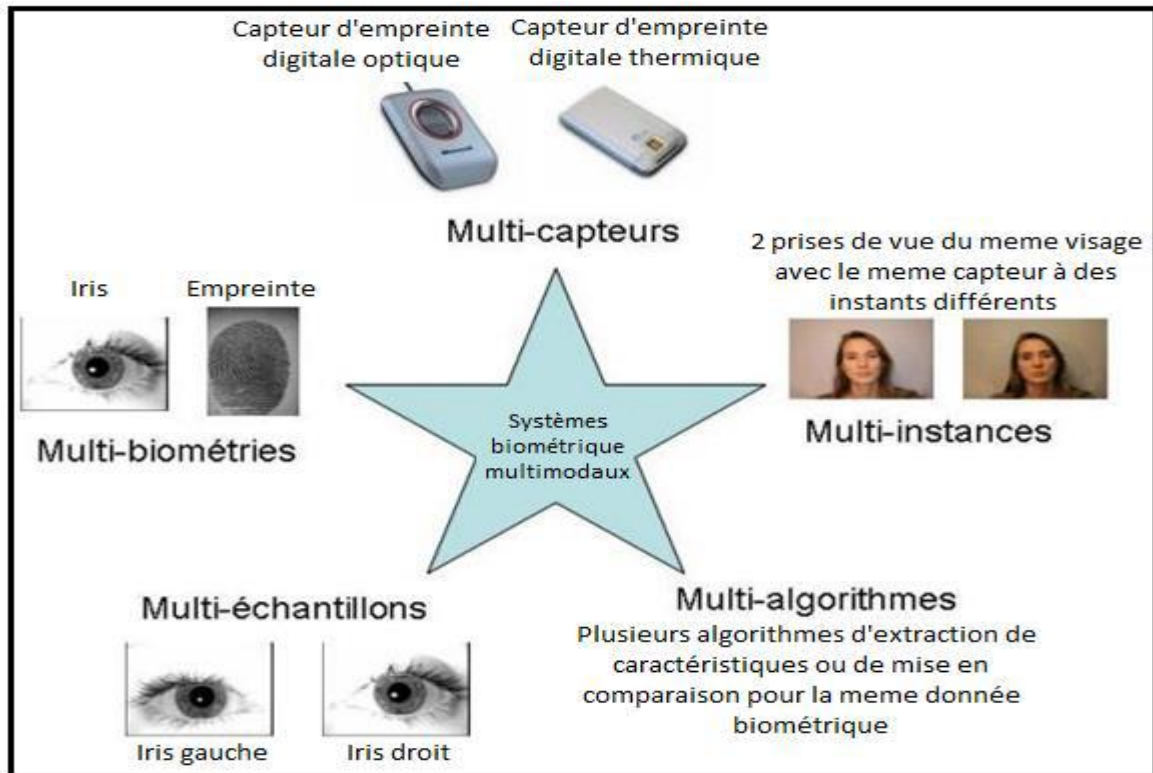


FIGURE I. 14 : LES DIFFERENTS SYSTEMES MULTIMODAUX [140]

I.4 Caractéristiques d'une modalité biométrique

Le choix d'une modalité dépend d'une part de sa nature et d'autre part du niveau de sécurité qu'elle apporte aux applications (Certaines modalités présentent des contraintes d'ergonomie, de coût et d'acceptabilité) [17] ainsi que l'environnement de leurs usages (Facilité d'emploi, d'analyse, de stockage et de vérification). Il est donc 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 fournir cette modalité pour le système biométrique [18].
- **L'unicité** : l'information doit être aussi dissimilaire que possible entre les différentes personnes.
- **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 est 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.

Le tableau ci-dessous, compare les principales modalités biométriques selon les caractéristiques citées précédemment :

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

TABLEAU I. 2 : COMPARAISON DES PRINCIPALES MODALITES BIOMETRIQUES

I.5 Applications de la biométrie

Les techniques biométriques sont appliquées dans plusieurs domaines [15], et leur champ d'application couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Ces applications peuvent être divisées en trois groupes principaux :

- **Application commerciale** : telles que l'accès au réseau informatique (Lancement du système d'exploitation, Accès au réseau), la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès d'internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à 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 légale (juridiques)** : telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, les enfants disparus, etc.

I.6 Les avantages et les limites de la biométrie

Bien que la technologie biométrique puisse définitivement rendre la vie plus pratique, elle n'est pas sans défauts. Les consommateurs peuvent bénéficier en pesant les avantages d'un système de sécurité biométrique contre les inconvénients potentiels.

I.6.1 Les avantages de la biométrie

Les technologies biométriques ouvrent de nouvelles possibilités. Sujet de controverse, la biométrie est pourtant déjà une réalité [26]. Elle s'impose d'ores et déjà comme un instrument fort de sécurisation des documents dans tous les domaines.

Cette technique possède plusieurs avantages [27] [28], on peut citer :

- Reconnaître les personnes avec précision, sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. En cela elle contribue à se prémunir contre l'usurpation d'identité.
- Garantir l'identité et sécuriser les transactions en ligne, car la signature biométrique est intransmissible à une autre personne.
- Du confort : il est plus facile d'utiliser une donnée biométrique à la place d'un mot de passe.
- Offre de meilleurs services : Le gouvernement et les organismes internationaux disposent d'un outil précis et efficace pour l'évaluation des besoins et la planification qui en découle.
- Une utilisation facile et une diminution des frais administratifs.
- La fidélité des données : Un registre biométrique garantit la précision et la sécurité des données, le risque de fraude est éliminé.
- Rehaussement de l'intégrité des informations et la sécurité.

- Vol, copie, oubli et perte impossible : contrairement aux codes, badges et autres clés, la biométrie supprime tous les risques connus.
- Avoir l'image d'une entreprise moderne qui veille à la protection de ses biens, transmettant ainsi à ses clients et fournisseurs des valeurs de sérieux et de fiabilité.

I.6.2 Les limites de la biométrie

La biométrie est une technologie émergente qui propose de nouveaux facteurs d'authentification pour des applications variées [29]. Les schémas actuels sont basés sur de multiples modalités allant de la reconnaissance faciale, les empreintes digitales jusqu'à la biométrie comportementale comme la dynamique de frappe sur un clavier. Le développement important des systèmes biométriques s'accompagne également de plusieurs menaces spécifiques à cette technologie, car les données biométriques sont des données personnelles, non-révocables et donc particulièrement sensibles. Parmi les limites et inconvénients de la biométrie, on trouve les limites fonctionnelle, techniques et juridiques :

➤ Les limites fonctionnelles :

La biométrie présente malheureusement un inconvénient majeur, en effet aucune des mesures utilisées ne se révèle être totalement exacte [30], car il s'agit bien là d'une des caractéristiques majeures de tout organisme vivant : on s'adapte à l'environnement, on vieillit, on subit des traumatismes plus ou moins importants, on évolue et les mesures changent, à cause de ça un système non performant va laisser la place à des erreurs (Faux rejets et fausses acceptations).

➤ Les limites techniques et d'usage :

- **L'usurpation d'identité** : le fraudeur peut essayer de se faire passer pour un utilisateur légitime [31]. Par exemple, en compromettant le modèle biométrique stocké dans la base de données, il lui est possible de reconstruire un signal artificiel proche du signal d'origine capable de passer avec succès le seuil de décision de vérification.
- **L'irrévocabilité** : le principal inconvénient de la biométrie est qu'en cas d'abus ou de compromission du modèle biométrique, celui-ci ne peut être, en général, ni révoqué, ni remplacé, ni mis à jour.

➤ **Les limites juridiques :**

La violation de la vie privée : l'utilisation du corps humain comme outil d'identification et sa sauvegarde dans les bases de données, parfois même au-delà des frontières, posent un vrai problème d'éthique [31]. De plus, la biométrie faisant associer des données personnellement identifiables et donc sensibles, sa collecte, son stockage et son utilisation doivent être régis par des juridictions légales. Alors que l'unicité de la biométrie est vue comme un avantage, elle peut aussi être considérée comme une possibilité de profilage et de surveillance d'une personne, menaçant ainsi sa liberté individuelle. Ainsi, la mise en place d'un système biométrique doit être fondée sur un fort impératif de préservation de la vie privée.

Au vu des risques présentés, un système biométrique doit avant son déploiement être soumis à différentes contraintes de sécurité et de protection de la vie privée. Il devient indispensable d'assurer la sécurité des systèmes biométriques et de protéger l'identifiant biométrique avec de solides contre-mesures.

I.7 Le marché mondial de la biométrie

I.7.1 Chiffre d'affaire

La biométrie connaît un engouement sans précédent. La croissance mondiale de la biométrie depuis quelques années est incontestable, tant le nombre d'intervenants est grand, même s'il existe peu d'informations publiques concernant ce marché. On peut toutefois considérer certaines données et certains chiffres sur son évolution au fil des années, tant à l'échelle mondiale, qu'américaine, européenne ou française [2].

Cette croissance est liée à la demande importante aux techniques du contrôle d'accès, aux systèmes d'information (ordinateur / réseau) et au commerce électronique. Les applications du secteur public commencent à avoir une place essentielle dans l'industrie.

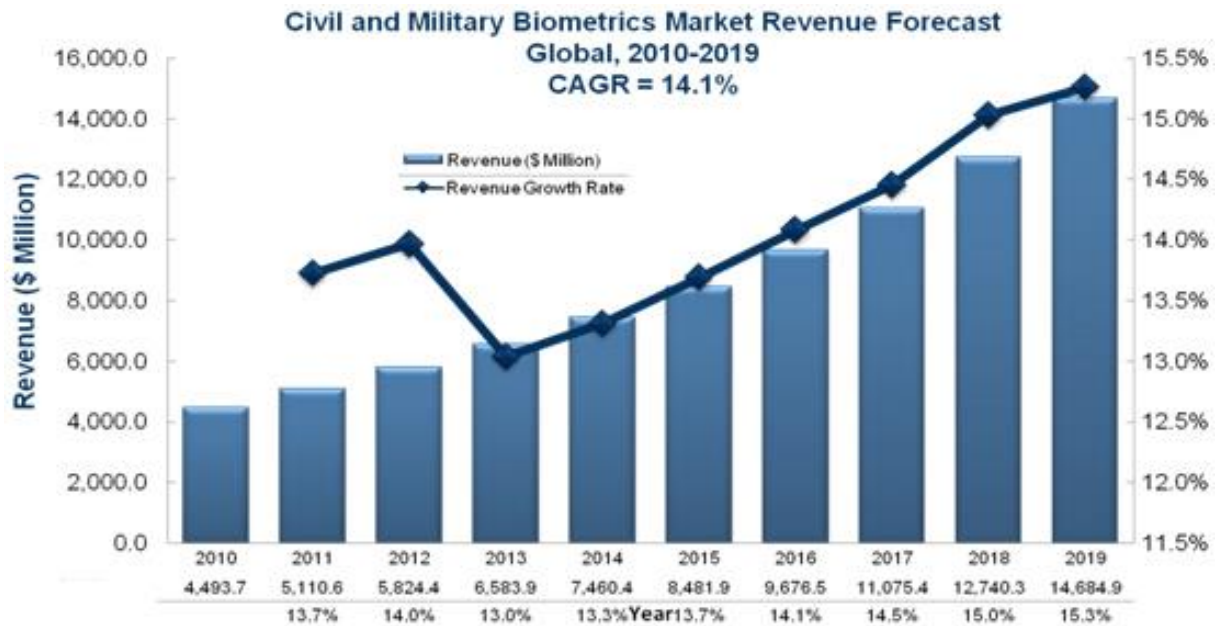


FIGURE I. 15 : ÉVOLUTION DES REVENUS DU MARCHÉ DE LA BIOMETRIE [141]

I.7.2 Les parts du marché par technologie

Les empreintes digitales continuent à être la principale technologie biométrique en termes de part de marché, près de 50% du chiffre d'affaires total (hors applications judiciaires). La reconnaissance du visage dépasse la reconnaissance de la main, qui avait avant la deuxième place en termes de sources de revenus après les empreintes digitales [21]. Le succès de ces systèmes est dû essentiellement à leur précision et leur coût relativement bas. Vient ensuite la reconnaissance par l’iris qui a dépassé durant ces dernières années la reconnaissance par l’analyse du visage. De nos jours, le recherche est orienté vers la conception de systèmes bimodaux voir même multimodaux.

Biometrics Market Share

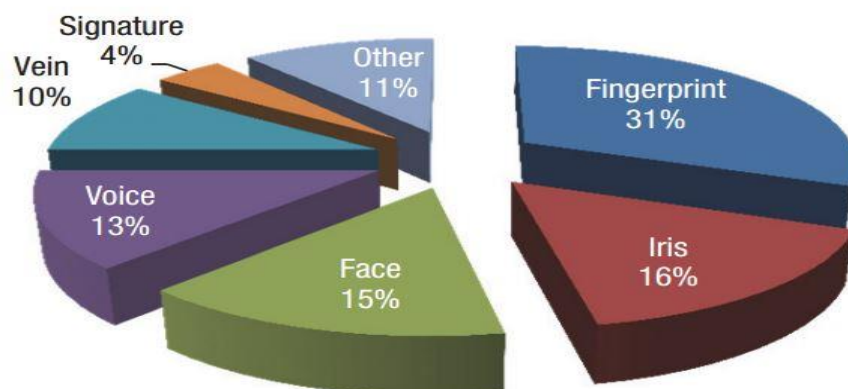


FIGURE I. 16 : LES PARTS DU MARCHÉ BIOMETRIQUES PAR TECHNOLOGIE [142].

I.8 Système biométrique

I.8.1 Définition de système biométrique

Un système biométrique est un système technologique qui utilise des informations sur une personne (ou un autre organisme biologique) pour la reconnaissance de cette personne [32]. Les systèmes biométriques s'appuient sur des données spécifiques sur des traits biologiques uniques afin de fonctionner efficacement. Un système biométrique impliquera l'exécution de données à l'intermédiaire d'algorithmes pour un résultat particulier, généralement lié à une reconnaissance positive d'un utilisateur ou d'un autre individu.

La reconnaissance d'une personne peut se faire à l'aide d'une ou plusieurs modalités qui lui sont propres (voix, iris, empreintes digitales, visage ...).

I.8.2 Structure d'un système biométrique

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés comme suit [22] :

- **Module capteur biométrique** : correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique (ou capteur biométrique).
- **Module extraction des données** : extrait les informations pertinentes à partir des données biométriques brutes, par exemple des images de visage ou des régions caractéristiques de visage.
- **Module création d'une signature** : crée un modèle numérique afin de représenter la donnée biométrique acquise. Ce modèle, appelé aussi signature, sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.
- **Module comparaison** : compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les « signatures » mémorisées. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

I.8.3 Architecture d'un système biométrique

Il existe toujours au moins deux modules dans un système biométrique, le module d'apprentissage et celui de reconnaissance [34]. Le troisième module est le module d'adaptation. Pendant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures

biométriques qui serviront à construire un modèle de l'individu. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Le modèle pourra être réévalué après chaque utilisation grâce au module d'adaptation

I.8.3.1 L'apprentissage

C'est une phase préliminaire du processus de reconnaissance elle a pour but de recueillir les informations biométriques des personnes [33], la qualité des données acquise pendant cette phase influence sur les phases ultérieures de la reconnaissance, généralement plusieurs échantillons sont pris pour la même personne pour prendre en compte la variabilité biométrique.

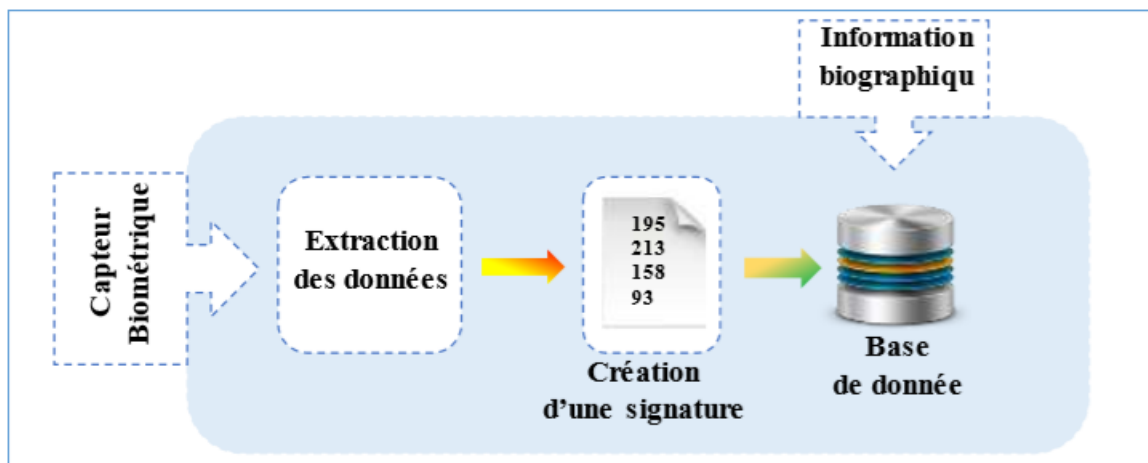


FIGURE I. 17 : ENROLEMENT D'UNE PERSONNE DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE [54].

I.8.3.2 La reconnaissance

Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres est extrait comme lors de l'apprentissage [33]. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles du capteur utilisé durant la phase d'apprentissage. Si les deux capteurs ont des propriétés trop différentes, il faudra en général appliquer une série de prétraitements supplémentaires pour limiter la dégradation des performances. La suite de la reconnaissance sera différente suivant le mode opératoire du système : identification ou vérification.

a. Mode Identification

En mode identification, l'utilisateur ne dévoile pas explicitement son identité [34]. Cependant, l'affirmation implicite faite par l'utilisateur est qu'elle est une des personnes déjà enrôlées par le système.

Ainsi, l'échantillon biométrique de l'individu est comparé avec les modèles de toutes les personnes de la base de données. On parle alors de correspondance 1 : N. 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.

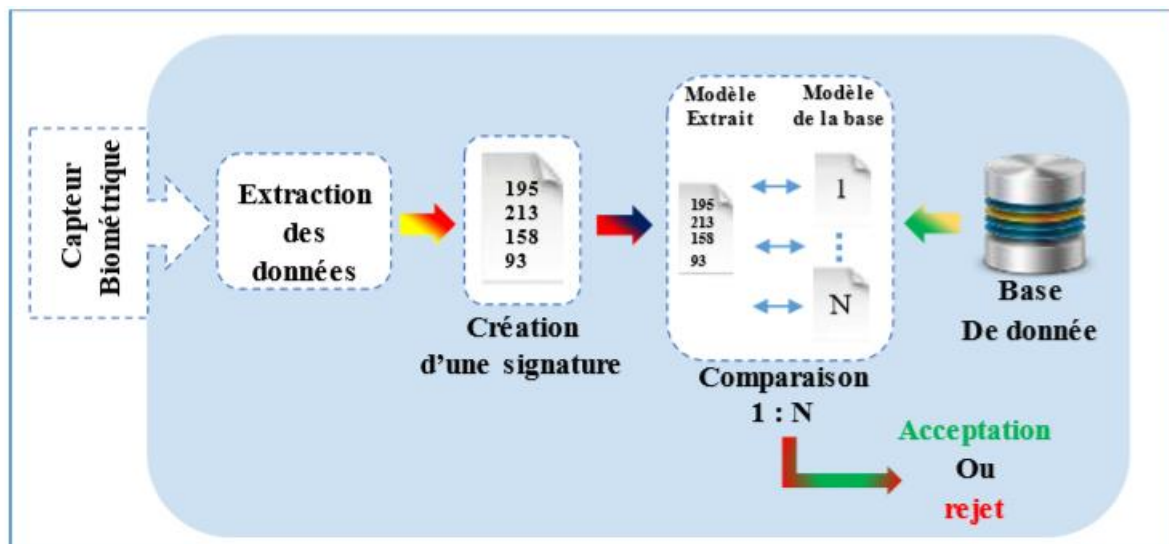


FIGURE I. 18 : IDENTIFICATION D'UN INDIVIDU DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE [54].

b. Authentification (vérification)

En mode vérification, le système doit répondre à une question de type : « Suis-je bien la personne que je prétends être ? ».

L'utilisateur propose une identité au système et le système doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée [34]. Il suffit donc de comparer le signal avec un seul des modèles présents dans la base de données (problème de type 1 : 1), on parle du module de correspondance qui détermine le degré de similitude entre les deux. Basant sur ce dernier

l'identité affirmée par l'utilisateur est vérifiée [35], on parle alors du module de décision. En mode vérification, on parle de problème ouvert puisque l'on suppose qu'un individu qui n'a pas de modèle dans la base de données (imposteur) peut chercher à être reconnu.

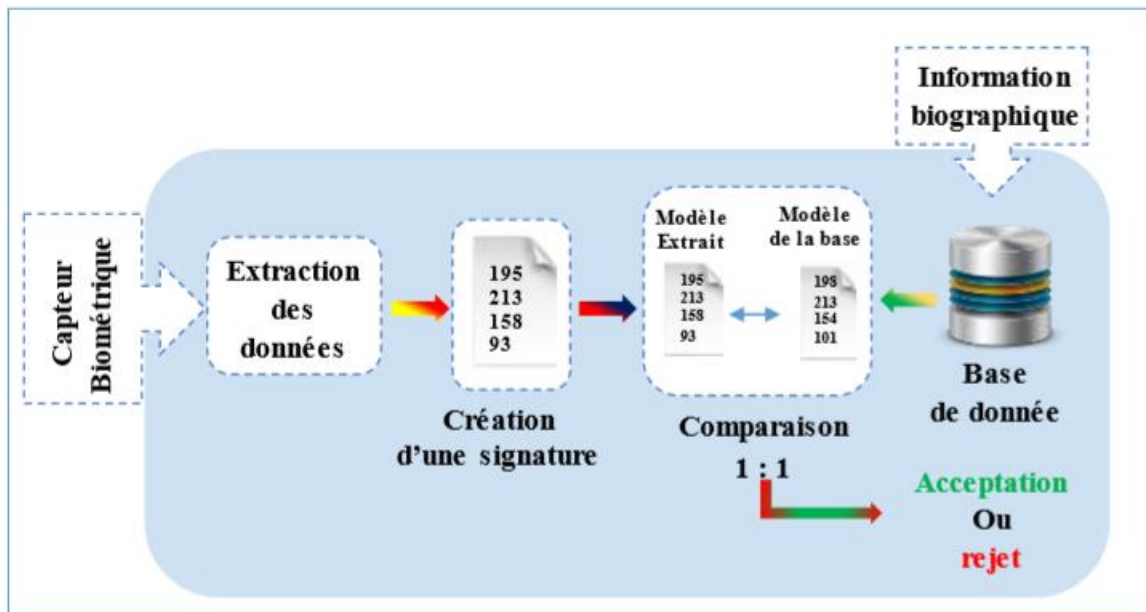


FIGURE I. 19 : AUTHENTIFICATION D'UN INDIVIDU DANS UN SYSTEME BIOMETRIQUE [54]

Identification et vérification sont donc deux problèmes différents [34]. L'identification peut-être une tâche redoutable lorsque la base de données contient des milliers, voire des millions d'identités, tout particulièrement lorsqu'il existe des contraintes de type «temps réel» sur le système.

I.8.3.3 Module d'adaptation

Pendant la phase d'apprentissage, le système biométrique ne capture souvent que quelques instances d'un même attribut afin de limiter la gêne pour l'utilisateur. Il est donc difficile de construire un modèle assez général capable de décrire toutes les variations possibles de cet attribut. De plus, les caractéristiques de cette biométrie ainsi que ses conditions d'acquisition peuvent varier. L'adaptation est donc nécessaire pour maintenir voire améliorer la performance d'un système utilisation après utilisation [34].

L'adaptation peut se faire en mode supervisé ou non-supervisé mais le second mode est de loin le plus utile en pratique. Si un utilisateur est identifié par le module de reconnaissance, les paramètres extraits du signal serviront alors à réestimer son modèle. En général, le taux d'adaptation dépend du degré de confiance du module de reconnaissance dans

l'identité de l'utilisateur. Bien entendu, l'adaptation non-supervisée peut poser problème en cas d'erreurs du module de reconnaissance. L'adaptation est quasi indispensable pour les caractéristiques non permanentes comme la voix

I.8.4 Evaluation des performances des Systèmes biométriques

Chaque caractéristique (ou modalité) biométrique a ses forces et ses faiblesses, et le choix dépend de l'application visée. On ne s'attend à ce qu'aucune modalité biométrique ne réponde efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucun système biométrique n'est "optimal". Faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies. Plusieurs études ont été menées afin d'évaluer les performances des systèmes biométriques selon les critères suivants [33] :

- **Intrusivité** : c'est l'existence ou l'absence d'un contact direct entre le capteur utilisé par la méthode de reconnaissance et l'individu à reconnaître (l'utilisateur).
- **Fiabilité** : dépend de la qualité de l'environnement dans lequel l'utilisateur se trouve (l'éclairage ...).
- **Coût** : dépend du coût de technologie implémentée (les capteurs utilisés, le matériel de traitement de données...).
- **Effort** : c'est la facilité ou la difficulté de l'utilisation de la méthode de reconnaissance choisie, et qui doit être facile.

I.8.5 Mesure de performance des systèmes biométriques

En mode vérification : la performance d'un système biométrique est un élément essentiel à prendre en compte dans le choix d'un tel système [25]. La mesure de performance d'un système biométrique s'articule autour de trois critères :

Le FRR ou le TFR ((False Rejet Rate ou Taux de Faux Rejets) : défini par le rapport entre le nombre de personnes légitimes (authentiques) rejetées à tort (par erreur) et le nombre de tentatives d'accès [36]. Le système classe alors deux caractéristiques biométriques provenant de la même personne comme provenant de deux personnes différentes.

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

Le FAR ou le TFA (False Acceptance Rate ou Taux de Fausse Acceptation) : défini par le rapport entre le nombre de personnes (imposteurs) acceptées à tort et le nombre de tentatives d'accès [36]. Le système classe alors deux caractéristiques provenant de deux personnes différentes comme appartenant à la même personne.

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

Le taux d'égale erreur (« Equal Error Rate » ou EER) : correspond au point FAR=FRR, c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système [34]. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique, il ne donne que le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

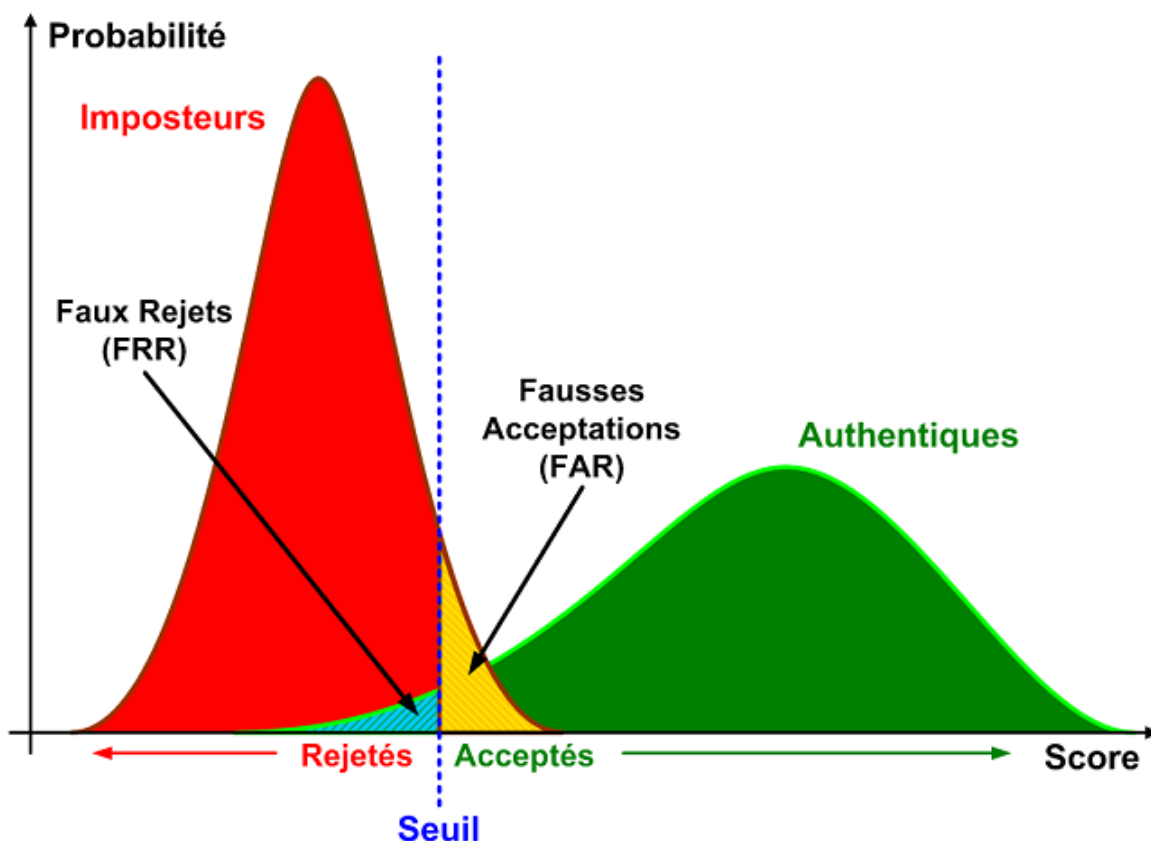


FIGURE I. 20 : COURBES DE DISTRIBUTION DES IMPOSTEURS ET DES AUTHENTIQUES ET LES TAUX D'ERREURS (FAR ET FRR), POUR UN SEUIL DONNE [176].

En mode Identification : est le taux auquel un sujet (utilisateur authentique) dans une base de données biométriques est correctement identifié

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

Selon la nature (authentification ou identification) du système biométrique, il existe deux façons d'en mesurer la performance :

Lorsque le système opère en mode authentification, on utilise ce que l'on appelle une courbe ROC (pour "Receveur Operating Caractéristique" en anglais). La courbe ROC trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation [35]. Plus cette courbe tend à prendre la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé.

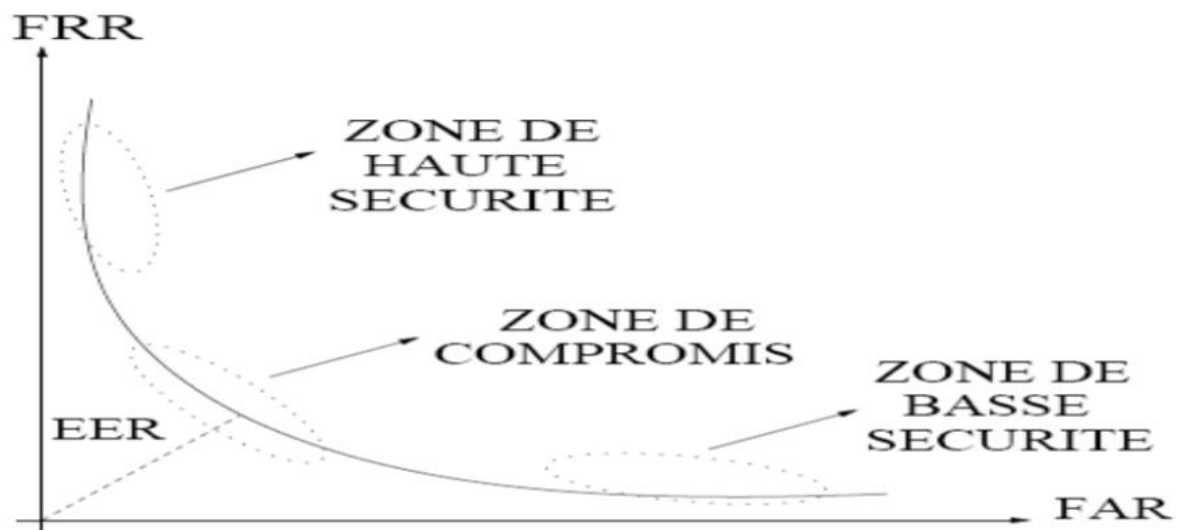


FIGURE I. 21 : COURBE ROC [143].

En revanche, dans le cas d'un système utilisé en mode identification, on utilise ce que l'on appelle une courbe CMC (pour "Cumulative Match Caractéristique" en anglais).

La courbe CMC donne le pourcentage de personnes reconnues en fonction d'une variable que l'on appelle le rang [35]. 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 choisit, parmi deux images, celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, etc. On peut donc dire que plus le rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible.

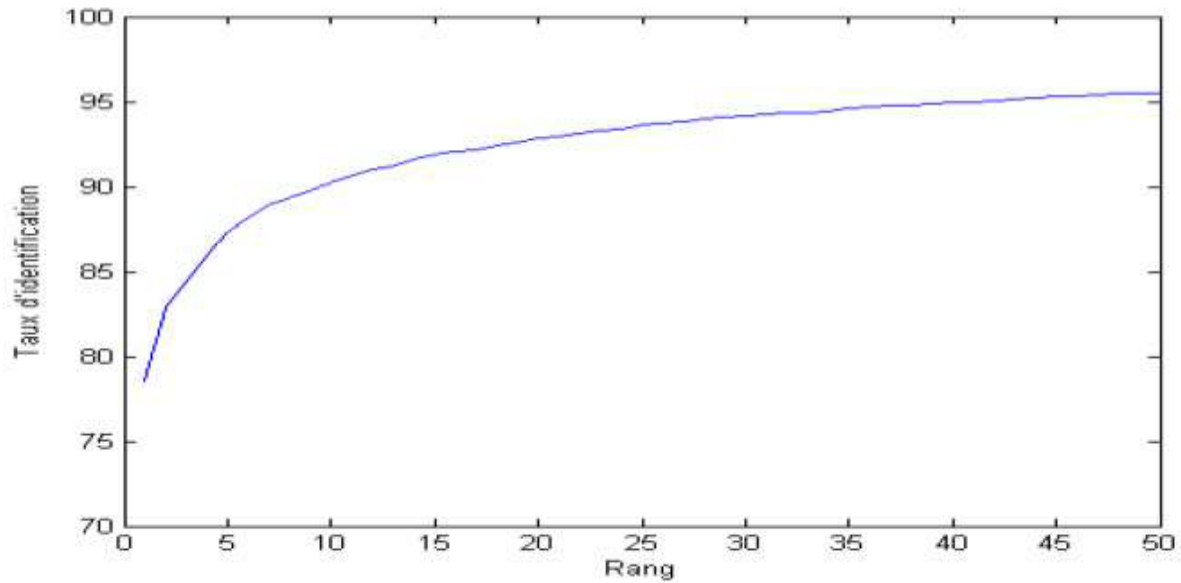


FIGURE I. 22 : EXEMPLE DE COURBE CMC

I.9 Conclusion

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

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 de visages

II.1 Introduction

Dans tous les domaines de sécurité et de contrôle d'accès, on utilise des mots de passe ou des clés qui se compose de chiffres ou de lettres. Mais ces dernières années avec l'avancement de la technologie ces mots de passe sont devenus facilement falsifiables et franchissables. Ce qui a poussé les chercheurs des différents domaines de recherche à orienter leurs travaux vers la création des clés et mots de passe impossible à falsifier, sûr et surtout efficace.

La biométrie est devenue importante dans les domaines qui requiert un niveau élevé de sécurité et de contrôle. Et parmi les technologies biométriques qui existent on trouve la reconnaissance des visages, qui est l'une des technologies les plus utilisées et les plus adaptées.

La reconnaissance faciale automatisée consiste à identifier un individu à partir de la géométrie de son visage. Pour que la technologie soit efficace, il faut disposer d'une image numérique de qualité du visage de l'individu en question, d'une base de données d'images numériques d'individus identifiés et d'un logiciel de reconnaissance faciale capable d'établir une correspondance exacte entre l'image prise et celle de la base de données.

Parmi toutes les technologies biométriques, la reconnaissance faciale est celle qui imite le plus la façon dont les gens s'y prennent pour identifier les autres, c'est-à-dire en examinant leur visage. Il est extrêmement difficile et coûteux de doter une machine de cette aptitude qui ne nécessite aucun effort de la part des humains. Cela dit, grâce à une convergence de facteurs au cours des dernières années, la reconnaissance faciale est devenue une technologie viable et de plus en plus exacte.

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

II.2 Pourquoi choisir le visage ?

La reconnaissance faciale ne traite pas seulement des identités dures, mais a également la capacité de recueillir des données démographiques sur les foules. Cela a rendu les solutions biométriques de visage très recherchées dans l'industrie du marketing de détail.

La biométrie du visage a le potentiel d'être intégrée partout où vous pouvez trouver un appareil photo moderne. Les organismes d'application de la loi du monde entier utilisent des logiciels biométriques pour scanner les visages des images de vidéosurveillance, ainsi que pour identifier les personnes d'intérêt dans le domaine [37]. Les déploiements de contrôle aux frontières utilisent la reconnaissance faciale pour vérifier l'identité des voyageurs. Il a même des applications de consommation. Les écoles utilisent des caméras biométriques pour scanner les visages et assurer la sécurité du campus. Des solutions similaires peuvent être vus rendant les terminaux d'aéroport plus sûrs.

En tant que solution biométrique sans contact, facile à déployer dans les appareils grand public, la reconnaissance faciale montre au public à quel point l'authentification peut être pratique, naturelle et non intrusive c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération de l'individu avec le capteur ce qui permet d'avoir des bases de données de plus en plus grandes.

II.3 Le système de reconnaissance faciale (processus)

Le processus de base de la reconnaissance du visage peut être résumé en six étapes [38]. Les trois premières s'effectuent en amont du système (détection, acquisition et prétraitements de l'image). Par ailleurs, les trois dernières représentent la reconnaissance proprement dite (extraction, comparaison des caractéristiques et décision) afin de vérifier si une personne appartient à la base de données du système et l'identifier ou l'authentifier si c'est le cas.

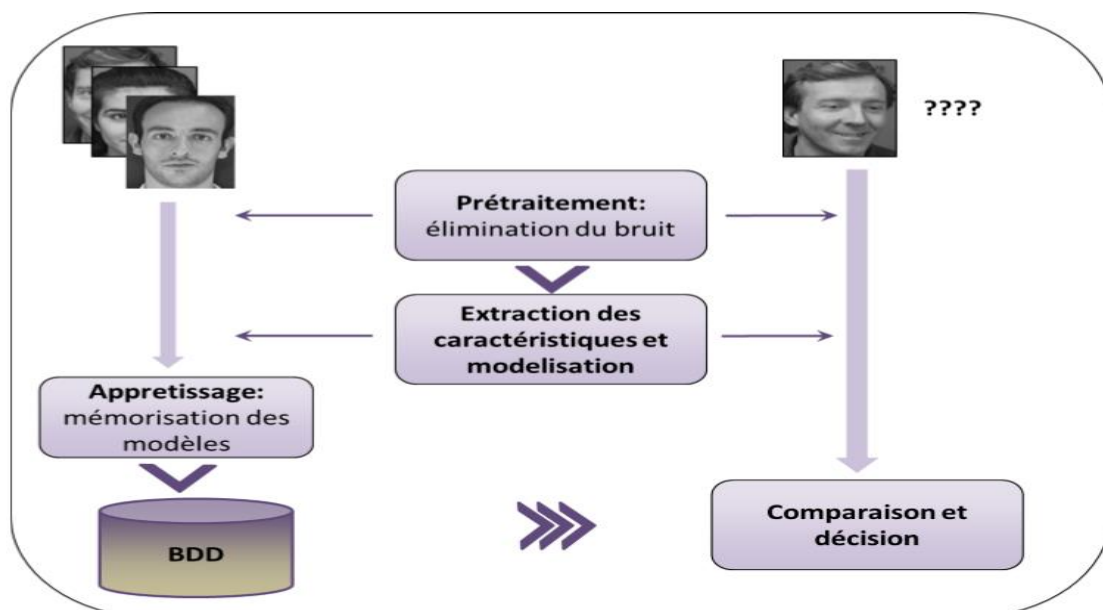


FIGURE II. 1 : PROCESSUS DE RECONNAISSANCE DE VISAGE [38]

II.3.1 Le monde physique (L'extérieur)

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels : L'éclairage, la variation de posture et l'échelle [53]. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquent une fausse identification et/ou authentification.

II.3.2 Acquisition de l'image

Consiste à détecter puis extraire l'image de l'utilisateur à partir du monde physique de manière :

- **Statique** : en utilisant un appareil photo, un scanner ou tout autre dispositif d'imagerie.
- **Dynamique** : en utilisant une webcam ou autre.

Ensuite, digitaliser l'image pour obtenir une représentation en deux dimensions (matrice de niveaux de gris) [38]. L'image dans cette étape est dans un état brut (naturel) engendrant ainsi un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

II.3.3 Détection du visage

La détection des visages est la première étape de tout processus de reconnaissance, elle a pour but de localiser les visages dans une scène [39]. L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'identification et/ou authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image [54].

II.3.4 Prétraitement (normalisation)

Le prétraitement permet d'éliminer le bruit - causé par la qualité du dispositif d'acquisition et l'éclairage - présent dans les images brutes et d'améliorer la qualité de celles-ci par plusieurs méthodes [38], comme : la convolution, la normalisation, les filtres, l'égalisation...etc.

II.3.5 Extraction des caractéristiques

Le but de cette étape est d'extraire l'information faciale pertinente à partir de l'image du visage préalablement normalisée [39], l'information extraite forme le modèle à partir duquel se fera la comparaison entre les visages.

Les informations extraites doivent être discriminantes et non redondantes de l'image prétraitée [38], et ça à l'aide de plusieurs techniques comme : la DCT afin de les classifier. Le modèle établi représente la signature, qui sera sauvegardée en mémoire pour être utilisée plus tard dans la phase de décision. Cette analyse est appelée aussi indexation, représentation ou modélisation.

II.3.6 L'apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification [53], dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système.

II.3.7 Classification

Les paramètres pertinents extraits des images sont séparés en classes où chacune contient les paramètres biométriques des individus qui ont des similitudes [38], et cela à l'aide de classificateurs basés sur une ou plusieurs approches statistiques. Cette étape donne lieu à un ensemble de modèles mathématiques représentant les clients du système afin de faciliter leur reconnaissance.

II.3.8 Décision

Permet de comparer les nouvelles données (données test) avec les modèles des individus déjà mémorisés afin de différencier un visage d'un autre [38], ou chercher un visage dans une large base de visages. Cette étape fait la différence entre un système d'identification d'individus qui consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données [53], il est caractérisé par son taux de reconnaissance, et un système d'authentification où 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, il est caractérisé par son EER (equal error rate).

II.4 Les principes difficultés de la reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale apporte plusieurs problèmes qui sont tout à fait uniques à ce domaine et qui en font l'un des plus difficiles dans le groupe des problèmes d'apprentissage automatique [40].

II.4.1 Problème d'illumination

En raison de la réflexivité de la peau humaine, même un léger changement dans l'éclairage de l'image peut largement affecter les résultats.

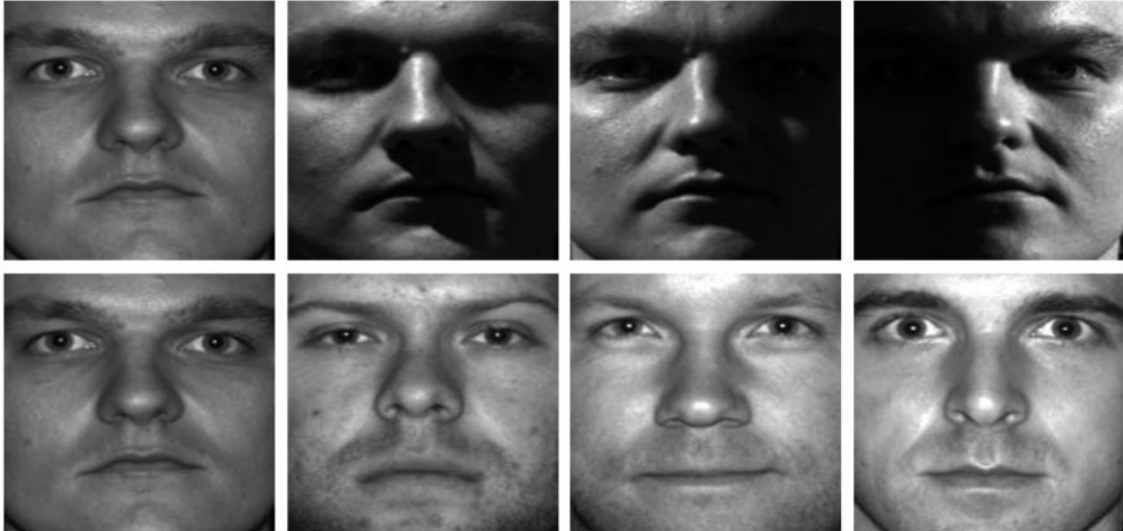


FIGURE II. 2 : EFFETS DE L'ILLUMINATION SUR LES APPARENCES D'UN VISAGE HUMAIN [144]

La rangée 1 : Images prises d'un même point de vue, et dans des conditions d'illumination différentes. La rangée 2 : Images de quatre individus différents prises sous le même point de vue et d'état d'éclairage.

II.4.2 Changements de pose

Toute rotation de la tête d'une personne aura une incidence sur la performance.



FIGURE II. 3 : VARIATION INTRA-CLASSE ASSOCIEE A L'IMAGE DU VISAGE D'UN INDIVIDU. EN RAISON DU CHANGEMENT DE POSE [145].

II.4.3 Délai de temps

Bien sûr que, en raison du vieillissement des individus humains, la base de données doit être régulièrement mis à jour.

II.4.4 Expressions faciales

L'expression faciale est un moyen de non-verbal de communication. Une personne dépeint son sentiment en utilisant l'expression faciale, mais ces expressions créent l'imprécision du système de reconnaissance [41]. Il n'y a pas eu beaucoup de recherches sur cette question, et la plupart des chercheurs ont étudié divers algorithmes pour prendre en charge la variation des expressions faciales.



FIGURE II. 4 : CHANGEMENT D'EXPRESSIONS FACIALES [146].

II.4.5 Occlusions

L'occlusion partielle du visage est l'un des problèmes les plus difficiles dans la reconnaissance faciale. Un système de reconnaissance faciale peut affronter des visages occlus dans des applications du monde réel très souvent en raison de l'utilisation d'accessoires, tels que l'écharpe ou des lunettes de soleil, les mains sur le visage, les objets que les personnes portent, et les sources externes qui occluent partiellement la vue de la caméra [42]. Par conséquent, le système de reconnaissance faciale doit être robuste contre l'occlusion afin de garantir une exploitation réelle fiable.



FIGURE II. 5 : EXEMPLE DE VISAGES OCCLUS [147]

II.5 Technique de la reconnaissance de visages

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

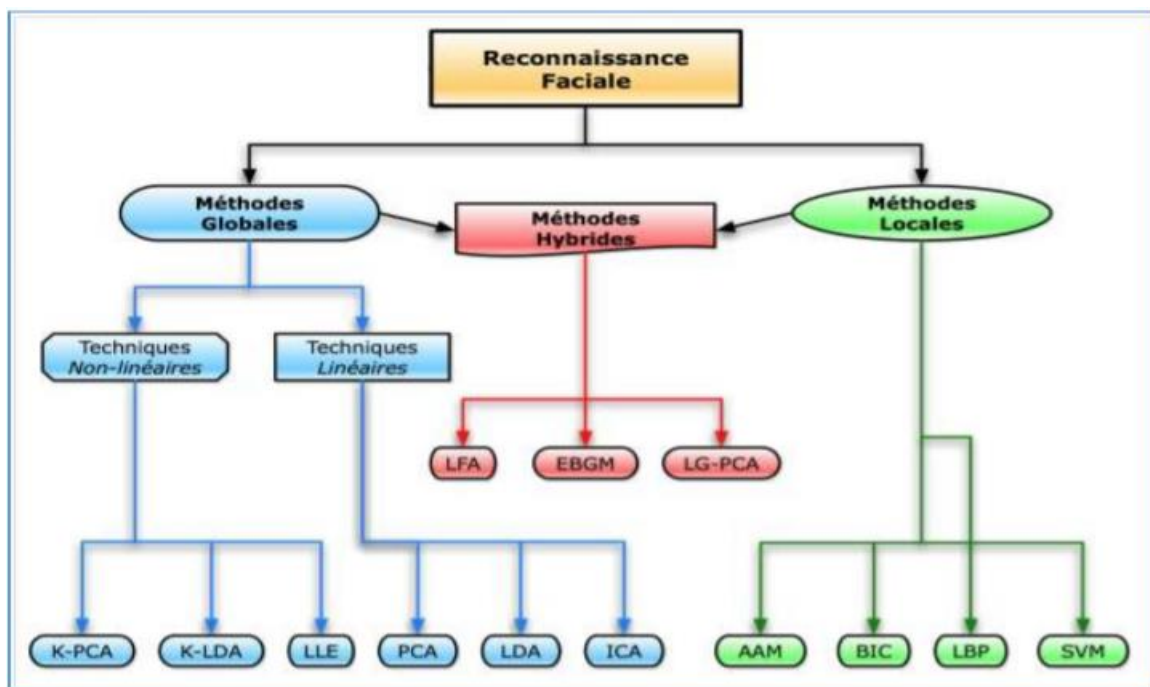


FIGURE II. 6 : CLASSIFICATION DES ALGORITHMES PRINCIPAUX UTILISES EN RECONNAISSANCE FACIALE [23].

II.5.1 Méthodes globales

Les approches globales prennent l'image du visage comme un tout et utilisent des techniques d'analyse statistique bien connues. L'idée est généralement de projeter l'image d'entrée du visage, préalablement vectorisée, dans un espace de plus faible dimension, où la

reconnaissance est supposée être plus aisée [43]. La projection est souvent conçue pour ne sélectionner que les caractéristiques importantes et suffisamment discriminantes pour différencier les personnes entre elles. Un des avantages des méthodes globales est qu'elles sont rapides à mettre en œuvre, les calculs reposant sur des opérations matricielles relativement simples.

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

II.5.1.1 Techniques linéaires

Les techniques linéaires projettent linéairement les données d'un espace de grande dimension (par exemple, l'espace de l'image originale) sur un sous-espace de dimension inférieure [44]. Malheureusement, ces techniques sont incapables de préserver les variations non convexes des variétés (géométriques donc au sens mathématique du terme) de visages afin de différencier des individus.

Dans un sous-espace linéaire, les distances euclidiennes et plus généralement les distances de Mahalanobis, qui sont normalement utilisées pour faire comparer des vecteurs de données, ne permettent pas une bonne classification entre les classes de formes "visage" et "non-visage" et entre les individus eux-mêmes. Ce facteur crucial limite le pouvoir des techniques linéaires pour obtenir une détection et une reconnaissance du visage très précises.

Les techniques linéaires les plus connues sont :

➤ **L'analyse en composantes principales (ACP) / (PCA)**

L'algorithme ACP adapté à l'analyse et l'identification de visage est connu sous le nom de EigenFaces (visages propres) [45] 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. En termes mathématiques, cela revient à considérer une image de taille $N = n \times m$ comme un vecteur de dimension N . Autrement dit on représente ce visage comme un point dans un espace de dimension N .

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les images de visages [46]. Ainsi, au lieu de stocker un vecteur image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq \text{nombre d'images d'apprentissage } P$.

L'inconvénient est que l'ACP ne tient pas compte de l'aspect (discrimination) des classes et on ne devrait pas s'attendre ainsi à une performance optimale pour des tâches telles que l'authentification de visage /en utilisant la ACP pour le codage.

➤ **L'analyse discriminante linéaire (ADL) / (LDA)**

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 [45].

L'analyse discriminante linéaire (Linear Discriminant Analysis (LDA)) est utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement [46]. Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques.

La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données.

L'objectif de cet algorithme est cette fois de maximiser le rapport entre les variations interclasse (les variations entre les images de personnes différentes) et les variations intra-classe (les variations entre les images d'une même personne).

L'inconvénient est que LDA exige un grand nombre d'échantillons de l'ensemble d'apprentissage pour la bonne généralisation. Quand un tel besoin n'est pas obtenu, la LDA crée un problème de surajustement aux données d'apprentissage et ceci se prête mal aux nouvelles données de test.

➤ **L'analyse en composantes indépendantes (ACI)**

L'analyse en composantes indépendantes (ACI) est une approche très générale qui a été initialement développée pour résoudre le problème de séparation aveugle de sources (SAS) [47]. Reposant sur l'hypothèse d'indépendance des sources, c'est une méthode essentiellement statistique. C'est aussi une méthode multi-dimensionnelle (multi-capteur), qui exploite la diversité spatiale, fréquentielle, etc. L'ACI est aussi une méthode de représentation de données complexes, à l'instar de l'Analyse en Composantes Principales, mais fortement associée à la notion de parcimonie.

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

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

II.5.1.2 Techniques non linéaires

Toutes les méthodes que nous venons de citer se basent sur l'hypothèse que les variables (les visages) sont linéairement séparables dans l'espace de représentation. Or ce n'est généralement pas le cas. Par conséquent de nombreux auteurs ont étendu les différentes approches, notamment l'ACP et l'ALD, à une version non linéaire en introduisant divers fonctions noyaux (kernel) [48]. L'idée est d'exprimer dans un premier temps les variables dans un nouvel espace de représentation par transformation non linéaire et d'appliquer ensuite la méthode dans l'espace trouvé. De meilleurs résultats ont ainsi été obtenus avec KACP et l'algorithme Fisherface combiné à une fonction noyau (Kernel Fisherfaces algorithm).

Les algorithmes de reconnaissance des visages par projection dans les espaces réduits ont connu une évolution significative avec l'application des noyaux non linéaires à partir de 2000 [49]. Ces méthodes ont démontré, dans la littérature, leur supériorité par rapport aux approches linéaires classiques. Nous pouvons citer comme méthode la GDA (General Discriminant Analysis) et l'analyse non linéaire discriminante de Fisher (KFDA ou KFA, Kernel Fisher Discriminant Analysis). L'idée principale qui sous-tend ces approches non linéaires est que les représentations des visages sont non linéairement séparables. Une projection par noyaux non linéaires des visages dans un espace de plus grande dimension, devrait donc permettre de mieux les séparer.

Les méthodes précédentes trouvent un espace de représentation fidèle aux données lorsque la structure de ces données est linéaire ce qui n'est généralement pas le cas. L'idée est d'utiliser une fonction noyau pour construire un espace de grande dimension dans lequel le problème devient linéaire [46]. On peut ainsi appliquer des méthodes linéaires de réduction de dimension lorsque la structure intrinsèque des données n'est pas linéaire. Ces méthodes utilisent généralement « l'astuce du noyau » (de l'anglais kernel trick) qui établit que tout algorithme formulé avec une fonction noyau peut être reformulé avec une autre fonction noyau. Une démarche courante est d'exprimer la méthode avec un produit scalaire, puis de le remplacer par une fonction noyau. Le kernel trick permet alors de travailler dans l'espace transformé sans avoir à calculer explicitement l'image de chaque donnée.

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

- Le MultiDimensional Scaling (MDS).
- L'Isomap.
- Les diffusion maps.
- Le Local Linear Embedding (LLE).
- Les Laplacian eigenmaps.
- Le Hessian LLE.
- Le Local Tangent Space Analysis (LTSA).
- Les approches neuronales

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

Ce sont des méthodes géométriques, appelées aussi méthodes à traits, à caractéristiques locales, ou analytiques [50]. L'analyse du visage humain est donnée par la description individuelle de ses parties et de leurs relations. Ce modèle correspond à la manière avec laquelle l'être humain perçoit le visage, c'est à dire, à nos notions de traits de visage et de parties caractéristiques comme les yeux, le nez ou la bouche.

La plupart des travaux réalisés se sont focalisés sur l'extraction de traits à partir d'une image du visage et sur la définition d'un modèle adéquat pour représenter ce visage. Un certain nombre de stratégies automatiques et semi-automatiques ont modélisé et classé les visages sur la base de distances normalisées d'angles entre les points caractéristiques [50]. La stratégie est qualifiée d'automatique ou non selon que la phase d'extraction des points est faite par l'ordinateur ou assistée par un opérateur. Cette phase constitue l'étape clé du processus, car la performance du système entier dépend de la précision avec laquelle les informations utiles sont extraites.

L'avantage de ces méthodes réside dans la prise en compte de la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître, en exploitant les résultats de la recherche en neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain. La difficulté éprouvée lors de la considération de plusieurs vues du visage, ainsi que le manque de précision dans la phase "extraction" des points, constituent leur inconvénient.

Parmi ces méthodes on peut citer :

- Modèles de Markov Cachés (Hidden Markov Models (HMM)).
- L'algorithme Elastic Bunch Graph Matching (EBGM).
- Eigen Object (EO).
- L'appariement de gabarits.

II.5.2.1 Machine à Vecteurs de support (SVM)

La machine à vecteur de support (SVM pour l'anglais support vector machine) est un outil d'apprentissage supervisé inventé par Vapnik et Chervonenkis en 1964 [51], dans le contexte de la théorie de l'apprentissage statistique (Vapnik and Chervonenkis, 1964).

Une implémentation des SVM est proposée avec l'introduction de l'astuce des kernel (Boser, B., Guyon, I. & Vapnik V., 1992) et la généralisation au cas non séparable (Cortes C. & Vapnik V., 1995). Depuis lors, les SVM ont connu de nombreux développements et gagné en popularité dans divers domaines comme le machine learning, l'optimisation, les réseaux de neurones ou l'analyse fonctionnelle.

C'est d'ailleurs l'un des algorithmes d'apprentissage qui a connu le plus de succès. Sa capacité à calculer des modèles complexes pour le coût calculatoire d'un modèle très simple en a fait une composante clé du domaine du machine learning où il s'est illustré en particulier dans la reconnaissance d'image ou de caractères.

L'algorithme de SVM a pour objectif de trouver la séparation entre deux classes d'objets avec l'idée que plus la séparation est large, plus la classification est robuste. Dans sa forme la plus simple, celle d'une séparation linéaire et de classes séparables, l'algorithme sélectionne l'hyperplan qui sépare le jeu d'observations en deux classes distinctes de façon à maximiser la distance entre l'hyperplan et les observations les plus proches de l'échantillon d'apprentissage.

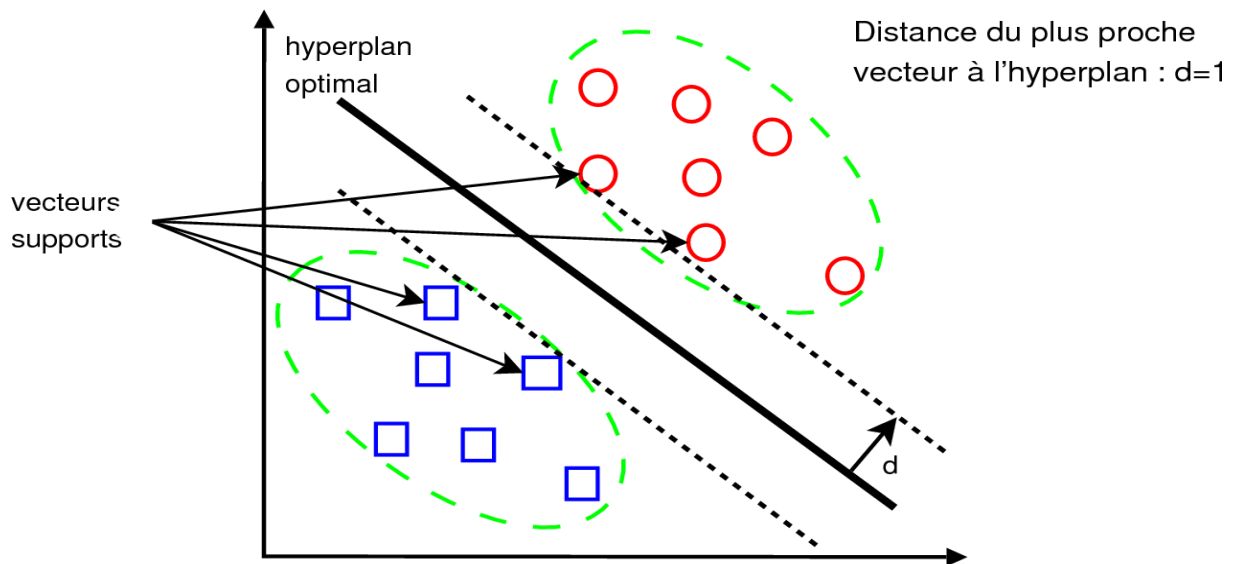


FIGURE II. 7 : MACHINE A VECTEUR DE SUPPORT (SVM) [177].

II.5.2.2 Les réseaux de neurones (RNA)

Les réseaux de neurones sont des outils d'analyse statistique dont l'objectif principal est la classification [50]. Ils sont utilisés dans plusieurs domaines, et représentent un enjeu très important. Nous distinguons les réseaux de neurones les plus répandus et les plus simples : les perceptrons multicouches (PMC).

Le réseau de neurone détecte l'existence ou non de visage au moyen d'une fenêtre bien définie (taille des images d'apprentissage). Celle-ci va balayer l'image d'entrée traitée d'une manière multi-échelles Afin de réduire la complexité de calcul, les images d'entrée sont tout d'abord prétraitées.

Le grand avantage des réseaux de neurones réside dans leur capacité automatique d'apprentissage ce qui permet d'éviter des règles de calcul complexes. Toutefois, est difficile d'interpréter le modèle construit, ou de déterminer la cause en cas d'erreur du système.

II.5.2.3 Hidden Markov Models (HMM)

Le modèle HMM peut être appliqué pour la reconnaissance des visages, en considérant l'information du visage comme étant une séquence variable dans le temps.

Une image de visage est représentée à l'aide d'un HMM unidirectionnel en assignant à chacune de ces régions un état [39], et cela en se basant sur le fait que les caractéristiques faciales les plus significatives (les cheveux, les yeux, le nez, la bouche) se présentent dans un ordre naturel de haut en bas, même dans le cas de petites rotations.

II.5.2.4 Les ondelettes

Introduit par l'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 sont un outil récent de traitement du signal, permettant l'analyse à plusieurs échelles de temps [52], des propriétés locales de signaux non nécessairement stationnaires, et donnant lieu à de nombreuses applications dans des domaines variés. En particulier, elles sont à la base de nouvelles techniques d'analyse et de synthèse et trouvent de remarquables applications dans des domaines larges tels que l'estimation de mouvement, la reconnaissance de formes, la recherche dans des bases de données et la transmission progressive d'informations.

II.5.3 Méthodes hybrides

La robustesse d'un système de reconnaissance peut être augmentée par la fusion de plusieurs méthodes [50]. Cette technique de reconnaissance consiste à combiner plusieurs méthodes pour résoudre le problème d'identification. Le choix d'un outil de reconnaissance robuste n'est pas une tâche triviale, cependant l'utilisation d'une approche multi-classifieur pour l'identification des visages est une solution adéquate à ce problème. Parmi ces méthodes on cite la DCT-PCA, PCA-LDA, Elastic Bunch Graph Matching, etc.

➤ Elastic Bunch Graph Matching

Graphe topologique élastique connu sous le nom de « Elastic Graph Matching » est une méthode locale qui a été proposée par Lades et al [39], son principe est de représenter chaque

visage individuel par un graphe rectangulaire qui varie en échelle et en position en fonction d'apparition du visage considéré.

La comparaison entre deux graphes du visage est réalisée en déformant et en mettant en correspondance le graphe représentatif de l'image test avec chacun des graphes représentatifs des images de référence.

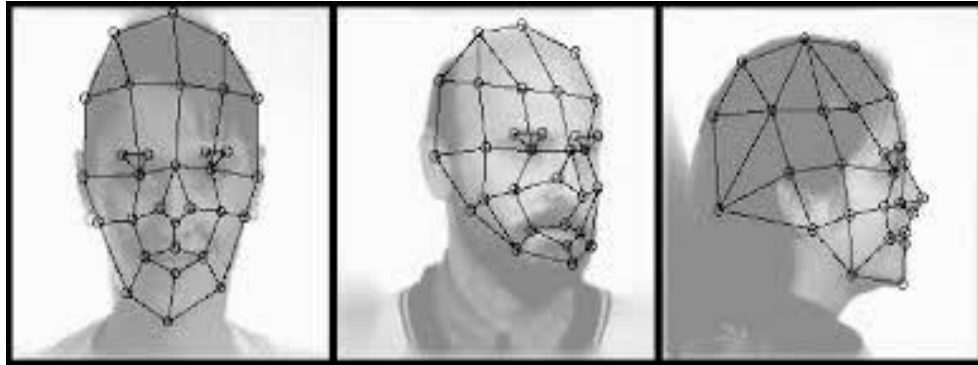


FIGURE II. 8 : LA REPRESENTATION DES VISAGES PAR GRAPHE RECTANGULAIRE [148].

II.6 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté un résumé de l'état de l'art des techniques de reconnaissance de visages. Nous avons vu les différentes techniques ainsi que l'approche de combinaison de méthodes pour profiter des complémentarités qui existent entre elles.

La reconnaissance de visages est une technologie biométrique largement utilisée dans les applications de contrôle de frontières, dans la sécurité des établissements...etc. C'est une technique commune, populaire, simple et qui offre beaucoup d'avantages.

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

Partie II

Extraction et Classification de

Paramètres

Chapitre III :
Application des ondelettes pour
l'extraction

III.1 Introduction

Les ondelettes sont, de nos jours, adoptées comme un outil prometteur pour des applications scientifiques variées. Certains utilisent les ondelettes pour leur régularité, d'autres pour la simplicité et la rapidité du calcul...etc.

L'idée des ondelettes est née en 1985. En travaillant sur l'analyse de signaux sismiques, Morlet s'est retrouvé confronté à la Rigidité imposée par la taille fixe de la fenêtre de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, il décide alors d'utiliser une fenêtre de taille dilatée ou contractée selon les besoins.

En réalité, l'analyse par ondelettes ne repose pas sur une nouvelle idée originale. Cette théorie est un travail pluridisciplinaire qui a réuni des ingénieurs, des mathématiciens et des physiciens ayant développé des idées semblables dans leur domaine respectif. La synthèse mathématique a débouché sur des résultats nouveaux, qui ont apporté des perspectives plus larges dans chaque discipline originelle. A l'époque actuelle, la plupart des chercheurs scientifiques ont déjà entendu parler des ondelettes. Dans la majorité des congrès traitant de l'analyse du signal et de l'image, de la statistique, de la mathématique, etc., des conférences au sujet des ondelettes sont données.

Dans ce chapitre, on va commencer par présenter la théorie de base des ondelettes, leurs définitions, leurs propriétés et leurs constructions. Ensuite on va citer quelques avantages des ondelettes ainsi que leurs différents domaines d'applications.

III.2 Pourquoi les ondelettes ?

Quand on cherche à analyser un signal, il est très fréquent qu'on établisse, de manière explicite ou implicite, une représentation temps-fréquence de ce signal. L'image qu'on peut avoir d'une telle opération est celle de la transcription d'une partition de musique, qui indique au musicien les notes (donc l'information fréquentielle) qu'il doit produire à un moment donné. La transformée de Fourier n'est pas l'outil approprié pour mener cette analyse puisqu'elle masque l'évolution temporelle du signal [55]. Par contre, comme nous le montrerons, la transformée en ondelettes et ses extensions fournissent des solutions intéressantes dans ce contexte.

Pour bien situer l'actualité de notre sujet, il convient de signaler d'emblée que l'analyse en ondelettes est née en 1985, un peu par hasard, c'est donc une technique très récente [56]. Le géophysicien Jean Morlet en a découvert empiriquement le principe, dans le contexte de la recherche pétrolière, et c'est en collaboration avec le physicien mathématicien Alex Grossmann que la méthode fut mise au point. Les développements furent rapides, grâce aux travaux d'Ingrid Daubechies, Yves Meyer, Stéphane Mallat et bien d'autres, si bien qu'à l'heure actuelle on retrouve les ondelettes dans d'innombrables domaines de la physique, des mathématiques et de l'ingénierie.

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

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

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

Une ondelette est fondamentalement une petite onde (impulsion), qui commence à $t=0$ et s'annule à $t=N$. Son énergie est donc concentrée dans le temps, ce qui donne un outil d'analyse très puissant des phénomènes non stationnaires ou variant dans le temps [59]. Nous rappelons que les transformées classiques comme la transformée de Fourier (TF), utilisent des ondes infinies dans le temps telles que les sinusoïdes.

Les ondelettes $\psi_{\tau,s}(t)$ sont des fonctions linéairement indépendantes dans le domaine continu, et peuvent être utilisées pour reconstruire toutes les fonctions réelles $f(t)$.

Les ondelettes sont de petites oscillations qui sont très localisées dans le temps, elle est utilisée pour décomposer un signal [58]. Elle veut résoudre le problème du choix de la fenêtre

[57], où on va progressivement changer la taille de la fenêtre d'observation du signal. Ainsi, une grande fenêtre va effectivement nous permettre de trouver les basses fréquences, et une fenêtre plus petite, les hautes fréquences. Dans les ondelettes on parle d'échelle, en effet, on considèrera par exemple que la plus basse fréquence constitue une fréquence de base du signal sur laquelle vont s'ajouter les plus hautes fréquences, alors considérées comme des détails ajoutés. Ainsi, le changement de taille de la fenêtre d'observation va correspondre à un changement d'échelle de visualisation de l'onde.

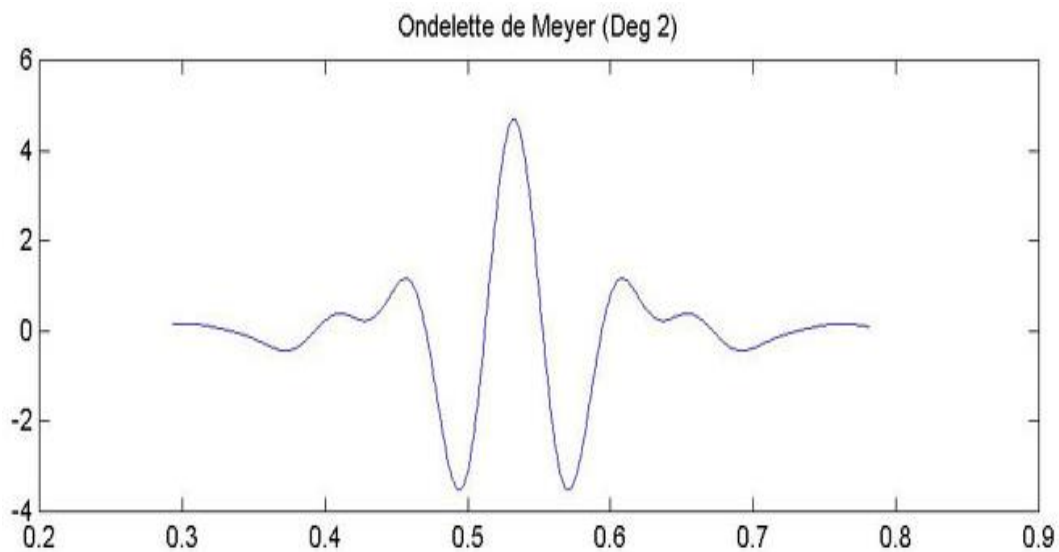


FIGURE III. 1 ONDELETTE DE MEYER [149]

III.4 L'ondelette mère

On va donner la définition de l'ondelette mère ainsi que ses propriétés.

III.4.1 C'est quoi une ondelette mère

La transformée d'ondelette utilise des fonctions de base connues sous le nom "Ondelettes enfantes" qui peuvent être construites par dilatation, contraction et translation d'une fonction unique [60] appelée « ondelette prototype » ou « ondelette mère ».

La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

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

Où :

τ Facteur de translation.

s Facteur de dilatation « Echelle ».

Ψ Ondelette mère.

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

$\frac{1}{\sqrt{s}}$ Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles [84].

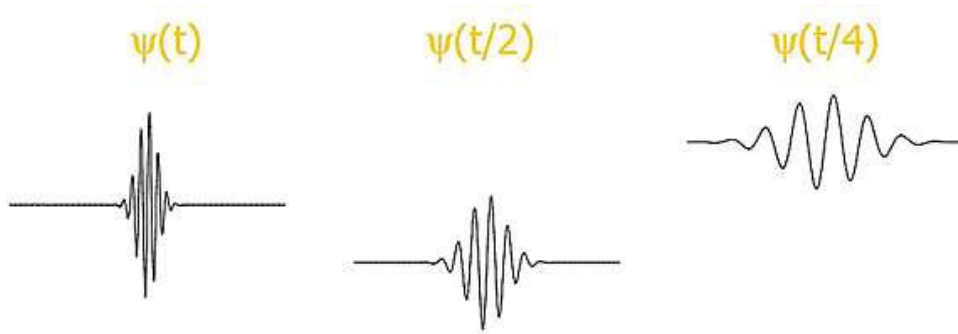


FIGURE III. 2 : FAMILLE ONDELETTE CONSTRUITE PAR DILATATION

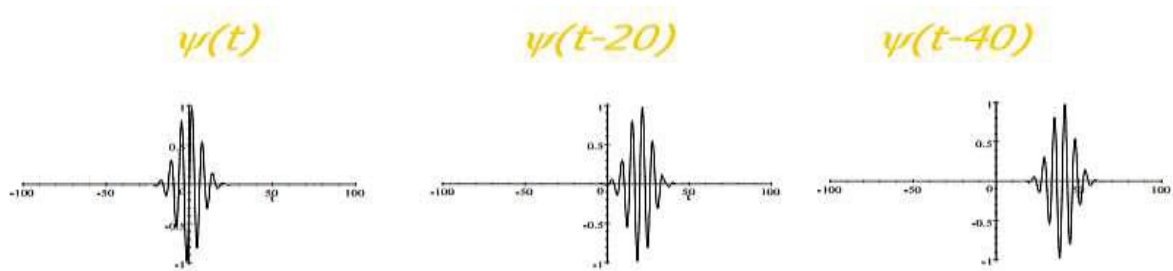


FIGURE III. 3 : FAMILLE ONDELETTE CONSTRUITE PAR TRANSLATION [54].

III.4.2 Les propriétés d'une ondelette mère

Une ondelette mère Ψ est une fonction de base que l'on peut translater et dilater pour recouvrir le plan temps-fréquences et analyser un signal [85]. L'ondelette doit être une fonction de moyenne nulle, en d'autres termes, Ψ doit être une onde, ce qui s'écrit mathématiquement par :

$$\int \psi(t) dt = 0$$

Toutes les ondelettes d'une famille, $\psi_{s,\tau}(x)$ $\psi_{s,\tau}(x)$, ($s > 0$ et $\tau \in \mathbb{R}$) ($s > 0$ et $\tau \in \mathbb{R}$) sont générées à partir d'une ondelette mère, en introduisant les paramètres de dilatation (échelle) S et de translation dans le temps τ .

$$\psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \text{ Avec } s, \tau \in \mathbb{R}$$

Les ondelettes ont quelques caractéristiques telles que la localisation, compacité du support, ... etc. Nous en décrivons les plus importantes dans ce qui suit.

1. La localisation

Il est souhaitable que l'ondelette ait un support fini, dans le domaine temporel ou fréquentiel [61]. Cela permet de garantir efficacité et précision dans le calcul effectif des coefficients d'ondelettes et limite les problèmes de troncature.

L'ondelette mère est dite locale, si elle est à décroissance rapide aux limites de son domaine de définition [54]. 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. La régularité

Dans les deux cas de décomposition et de reconstruction en utilisant les ondelettes, il est naturel de souhaiter que l'ondelette présente certaines qualités de régularité [61]. Notons que la régularité temporelle de l'ondelette est liée à sa localisation fréquentielle. L'inverse est également valide.

3. L'orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases non redondantes et orthogonales d'atomes temps-fréquence et donc réussissent là où le temps fréquence peut échouer.

4. La symétrie

Il est souhaitable parfois que les ondelettes présentent des propriétés de symétrie temporelle afin qu'elles constituent des bancs de filtres n'induisant pas de distorsion de phase [85], après un filtrage suivi d'une reconstruction.

III.5 La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est une méthode d'analyse et de représentation des signaux qui est complémentaire à celle de Fourier. La différence remarquée entre les deux est que la transformation en ondelette permet d'appliquer une analyse multi résolution sur le signal étudié or que la décomposition en série de Fourier décompose en fréquence. L'analyse

multi résolution de la transformation en ondelettes équivaut à une décomposition atomique temps-échelle. Chacun des atomes peut s'interpréter comme étant une projection locale du signal analysé et est obtenu à partir d'une ondelette $\psi(t)$ unique par une translation en temps et une dilatation, qui fait que la transformée en ondelettes utilise des fonctions bien localisées, à la fois dans l'espace physique et dans l'espace spectral. Mais la transformée de Fourier utilise des fonctions non localisées dans l'espace physique, mais bien localisées dans l'espace spectral, engendrées par modulation.

La transformée en ondelettes décompose le signal sur une base de fonctions analysantes construites à partir d'une fonction dite " ondelette mère " par dilatation et translation [54]. Cependant, Selon que ces translations et dilatations sont choisies de manière discrète (ne veut pas dire, nécessairement, des entiers) ou continue, on parle d'une transformée en ondelettes continue ou discrète.

III.6 Types d'ondelettes

Il existe de nombreuses façons de trier les types de transformations en ondelette [62]. Ici, nous montrons seulement la division basée sur l'orthogonalité. Nous pouvons utiliser des ondelettes orthogonales pour le développement de la transformation en ondelette discrètes et les ondelettes non orthogonales pour le développement de la transformation en ondelettes continues.

III.6.1 La transformé en ondelettes continues (CWT)

La transformé en ondelettes continues renvoie un tableau d'une dimension plus grande que les données d'entrée. Pour une donnée 1D, nous obtenons une image du plan de fréquence temporelle [62]. Nous pouvons facilement voir l'évolution des fréquences de signal pendant la durée du signal et comparer le spectre avec d'autres spectres de signaux. Comme ici est utilisé l'ensemble non orthogonale d'ondes, les données sont fortement corrélées, de sorte que la redondance grande est vu ici. Cela aide à voir les résultats sous une forme plus humaine.

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère [63] durant tout l'intervalle du temps de manière continue.

La transformée en ondelettes continue ou TOC, est en théorie infiniment redondante [59]. La définition de CWT est donnée par la formule ci-dessous :

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

Il existe des méthodes pour diminuer la redondance de la CWT, l'une de ces méthodes consiste en l'emploi de la transformée en ondelettes discrète.

III.6.2 La transformation en ondelettes discrètes (DWT)

La transformée en ondelettes discrète (DWT) permet d'étendre la notion d'ondelettes au domaine discret (Krishnamoorthy et al, 2010, Petrovic, 2001, Canga, 2002, Rockinger et al, 1998, Rockinger, 1997) [64]. Cette transformée capture dans sa représentation le contenu fréquentiel à différentes échelles et le contenu temporel (la localisation dans le temps de l'occurrence de ces fréquences). Le calcul de la transformée en ondelettes discrète se fait en passant le signal à représenter à travers une série de filtres (convolution par une banque de filtres).

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est produite pour surmonter le problème de redondance de la CWT, Cette redondance mobilise une grande quantité de ressource de calcul [127]. La transformée discrète en ondelettes (DWT), au contraire, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit. La DWT est considérablement plus simple à implémenter que la CWT.

La transformation en ondelettes discrètes renvoie un vecteur de données de la même longueur que l'entrée [62]. Habituellement, même dans ce vecteur de nombreuses données sont presque nulles. Cela correspond au fait qu'il se décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) qui sont orthogonales à ses translations et à la mise à l'échelle. Par conséquent, nous décomposons un tel signal à un nombre même ou inférieur du spectre du coefficient de l'ondelette, tout comme le nombre de points des données du signal. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le traitement du signal et la compression, par exemple, que nous n'obtenons aucune information redondante ici.

La DWT est donnée par la formule ci-dessous :

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

Où :

S_0^j Facteur d'échelle.

τ_0 Facteur de translation.

k et j Des entiers.

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

L'analyse multi résolution peut être interprétée comme la vision d'une même image successivement avec un microscope, une loupe et un œil humain qui s'éloigneraient de plus en plus [86]. 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 [127]. 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. L'analyse multi résolution permet d'avoir à la fois une bonne résolution temporelle et une faible résolution fréquentielle en hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle et une faible résolution temporelle en basses fréquences.

L'idée de l'analyse multi résolution d'un signal, qui a permis de construire une base (orthonormée) d'ondelettes consiste en fait à représenter un signal comme une limite de ses approximations successives, où chaque approximation est une version lissée de la précédente. Les approximations successives sont présentées à différentes résolutions d'où le nom de multi résolution [87].

Mallat a démontré que les ondelettes étaient un excellent outil pour détecter les singularités à plusieurs échelles dans un signal [65]. De plus, Mallat a souligné l'aspect multi résolution et sa ressemblance avec le mode de fonctionnement du cerveau humain pour la perception visuelle et auditive.

III.8 Famille d'ondelettes

L'analyse en ondelettes constitue une suite logique des travaux abordés dans le cadre de l'analyse temps-fréquence [66]. L'apport de cette technique est l'utilisation d'une famille d'atomes temps-fréquence obtenue en dilatant et en translatant une ondelette analysante. La famille d'ondelette est déduite à partir d'ondelette mère $\psi(t)$.

Il existe une infinité de fonctions d'ondelettes parce que toute fonction oscillante localisée est une ondelette mère possible [128]. Les différentes familles d'ondelettes sont utilisées selon leurs propriétés en fonction du problème à résoudre. Les familles d'ondelettes les plus utilisées sont les suivantes :

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

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

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

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

Ondelettes complexes : à valeurs complexes, non orthogonales mais symétriques. Exemple : ondelette gaussienne complexe, ondelette de Morlet complexe, ondelette de Shannon complexe.

La figure suivante présente quelques exemples de familles d'ondelettes :

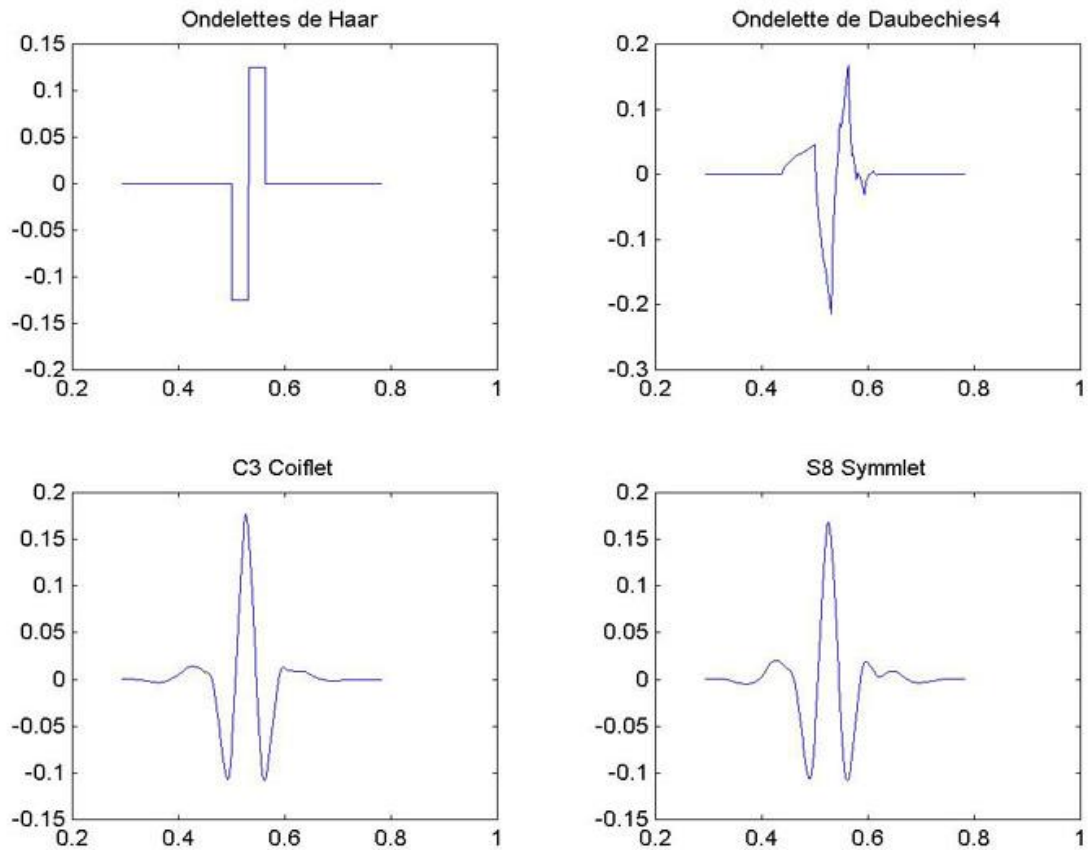


FIGURE III. 4 : ONDELETTE DE HAAR, ONDELETTE DE DAUBECHIES, ONDELETTE DE COIFLET, ONDELETTE DE SYMLET [63].

III.8.1 Quelques exemples d'ondelettes

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant quelques familles d'ondelettes ainsi que les abréviations associées.

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	Haar
Ondelettes de Daubechies	Db
Ondelettes Symlets	Sym
Ondelettes Coiflets	Coif
Ondelettes biorthogonales	Bior
Ondelette de Demystified	Dmey
Ondelettes gaussiennes	Gaus
Ondelettes gaussiennes complexe	Cgau
Chapeau mexicain	Mexh
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelette de Morlet complexe	Cmor
Ondelettes de Shannon complexes	Shan

Tableau III.1 : Familles d'ondelettes.

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

Ondelettes à filtre		Ondelettes sans filtres		
A support compact		A support non compact	Réelles	Réelles complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Non orthogonales	Gaus, Mexh, Morl	Cgau, Shan, Cmor
Db, Haar, Sym, Coif	Bior	Dmey		

Tableau III.2 : Les propriétés principales des ondelettes.

Les ondelettes permettent de choisir entre plusieurs ondelettes analysantes tout dépend du besoin et l'application pour laquelle elle est utilisée.

1. L'ondelette de Haar

Proposée comme une base orthonormée de décomposition de signaux par Haar en 1910, donc bien avant l'ère des ondelettes des années 1980, l'ondelette de Haar peut être considérée comme l'ancêtre des ondelettes [88].

Il s'agit d'une fonction constante par morceaux, ce qui en fait l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter. L'ondelette de Haar peut être généralisée par ce qu'on appelle le système de Haar, et encore connue l'ondelette orthonormée.

Elle est définie par sa fonction d'ondelette Ψ et sa fonction d'échelle Φ [66], le désavantage de cette ondelette est qu'elle est discontinue donc il n'est pas possible d'approximer les signaux continus d'une manière très adéquate.

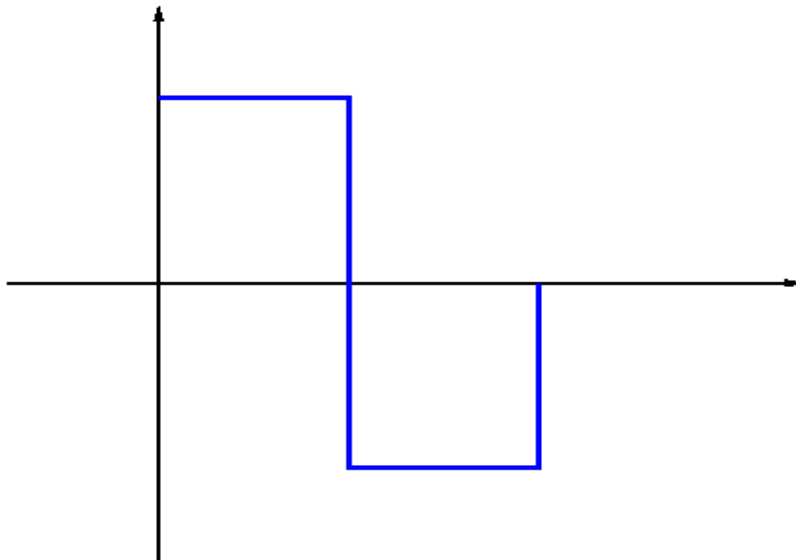


FIGURE III. 5 : ONDELETTE DE HAAR [150]

2. L'ondelette de Daubechies

La mathématicienne Ingrid Daubechies a cherché dans ses travaux en 1988, à concilier deux contraintes restrictives : l'orthogonalité de la base d'ondelettes et la compacité du support de l'ondelette-mère (ce qui implique que toute ondelette de la base est à support compact). De plus, elle a imposé à ses ondelettes une troisième condition : avoir n moments nuls [89].

C'est une famille d'ondelettes orthogonales, on note N l'ordre de l'ondelette dbN dont elle contient l'ondelette de Haar $db1$ [66]. A l'exception de $db1$, cette famille d'ondelettes n'a pas une expression explicite.

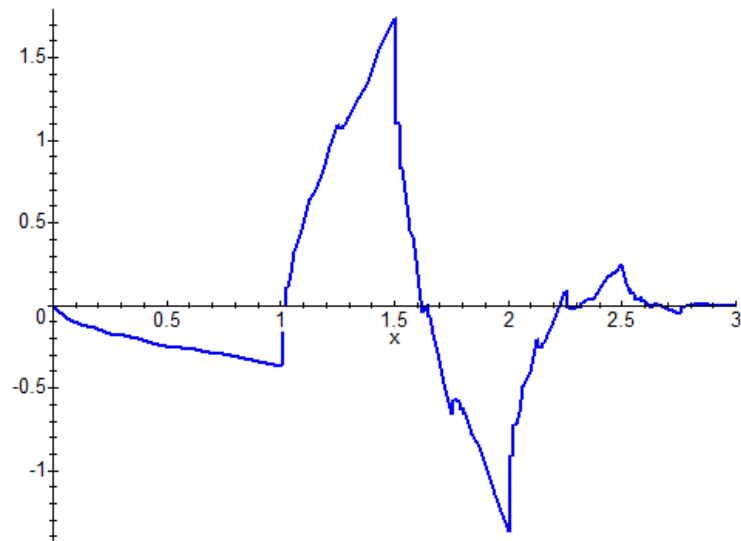


FIGURE III. 6 : ONDELETTE DE DAUBECHIES [151].

3. L'ondelette de Symlets (Symlettes)

Les Symlettes ou en anglais Symlets sont des ondelettes. Elle constitue la famille d'ondelettes approximativement symétriques. Proposée par Daubechies comme une modification de la famille dbN dont les propriétés des deux types sont similaires ($sym1$ c'est l'ondelette de Haar) [91].

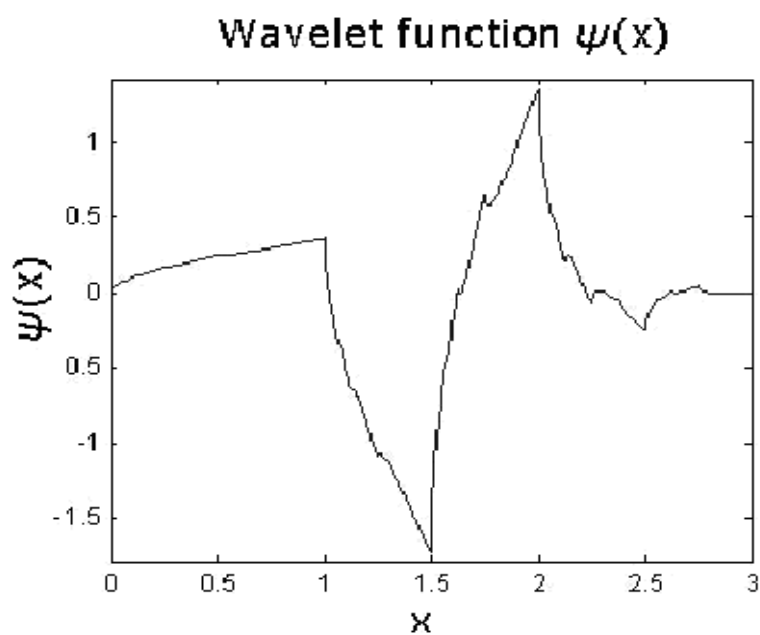


FIGURE III. 7 : ONDELETTE DE SYMLET [152].

4. L'ondelettes de Coiflet (Coiflettes)

Coifman suggéra à Daubechies de construire une famille telle que la fonction d'échelle ait elle aussi des moments nuls et à support de taille minimale [90]. L'ondelette est proche de symétrique, ses fonctions d'ondelettes ont Moments de disparition et fonctions de mise à l'échelle.

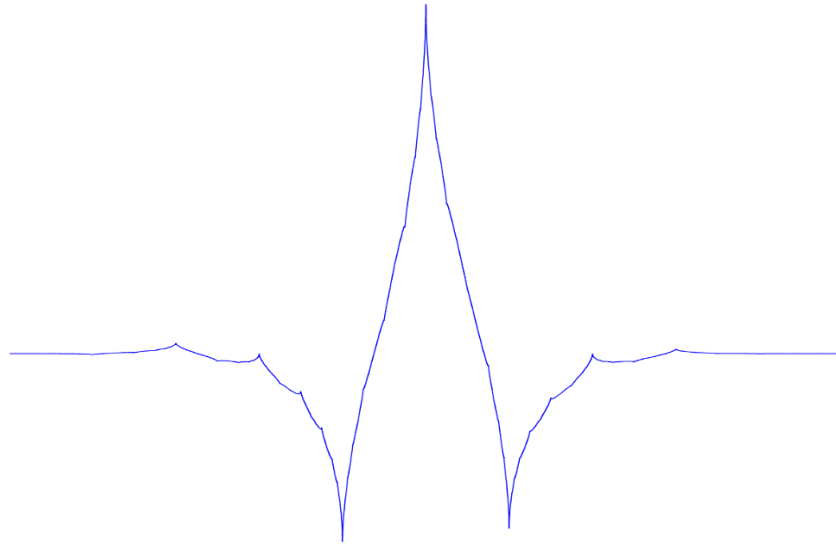


FIGURE III. 8 : ONDELETTE DE COIFLET [153]

5. Ondelette de Meyer

Elle est classée parmi les ondelettes les plus anciennes, introduite par Meyer au milieu des années 1980. C'est une ondelette orthogonale infiniment dérivable et définie par sa fonction d'ondelette Ψ et sa fonction d'échelle Φ dans le domaine fréquentiel [91].

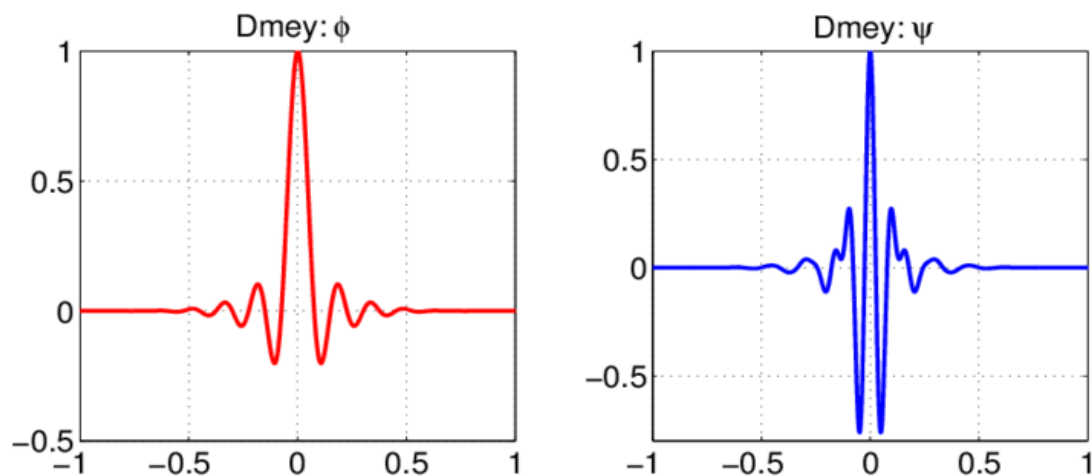


FIGURE III. 9 : ONDELETTES DE MEYER [154]

III.9 Les avantages de la transformé en ondelettes

Par leurs propriétés d'analyse locale et multi-échelles, les ondelettes offrent de nombreux avantages par rapport aux méthodes classiques du traitement du signal (Transformé de Fourier, Analyse par fenêtre glissante, ...) [71]. Les techniques développées :

- Ne nécessitent aucun a priori sur la nature des signaux.
- Visent à éclater le signal dans une représentation « espace-échelle » apte à dévoiler les dynamiques complexes (cyclicité) ou la nature multi-échelle du système. Cette représentation permet alors d'extraire la complexité structurale du système et de réfléchir aux différents mécanismes agissant sur le système.
- Sont automatisées. Elles répondent aux exigences d'élimination des « composantes parasites », de rapidité et d'efficacité nécessaires à l'analyse de larges volumes de données, en particulier en surveillance géophysique.
- Corrélations interbande bien exploitées, faible complexité.
- La grande variété des bases d'ondelettes disponibles [67], permettant d'ajuster les performances d'une chaîne de compression et sa complexité calculatoire en fonction des caractéristiques des images à compresser et des besoins de l'utilisateur.
- Le comité de normalisation a retenu la transformation en ondelettes discrète pour sa flexibilité et ses performances supérieures à celles la DCT [67], performances mesurées en termes de rapport taux de compression/distorsion lorsque la transformation est insérée dans une chaîne de compression à pertes.
- L'avantage de la transformée en ondelettes est de bénéficier d'une localisation temporelle modeste, donc meilleure en fréquence [69].
- La transformée en ondelettes permet de détecter les composantes fréquentielles du signal tout en conservant l'ordre d'apparition de ces composantes [70], qui permet de d'exploiter directement les coefficients d'ondelettes dans le domaine temps-fréquence, sans appliquer de transformation inverse pour travailler par la suite sur des signaux filtrés.
- Elle prend en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal).
- La localisation en temps est précieuse pour beaucoup d'applications.
- On peut supprimer des détails en négligeant des valeurs inférieures à un certain seuil. Cela n'altérera pas la reconnaissance des composantes de l'image.

- L'affichage de l'image peut se faire de manière progressive. Cela peut être intéressant sur des supports de transmission faible débit.
- Calculs simple et rapide pour Haar.

III.10 Application des ondelettes pour les images

Un outil mathématique s'est avéré particulièrement efficace aussi bien pour le débruitage, que pour la compression, ou encore pour la détection de contours, il s'agit de la transformée en ondelettes [76]. La théorie des ondelettes s'est développée dans les années 80, permettant de mettre en valeur les zones les plus significatives de l'image, qu'elles détectent et localisent, palliant certaines carences de la transformée de Fourier, utilisées pour la nouvelle norme de compression JPEG2000, les ondelettes ont eu et ont toujours un grand succès.

III.10.1 La compression

Le but de la compression est d'exprimer un ensemble initial de données en utilisant un ensemble plus petit, avec ou sans perte d'information [72].

La compression et en particulier la compression des images où les ondelettes constituent une méthode très compétitive [73]. Pour illustrer ce dernier point, on renvoie à BRISLAWN (1995) pour une application aux empreintes digitales dans laquelle les techniques basées sur les ondelettes se sont révélées meilleures que les autres méthodes.

La DWT (Discret Wavelet Transform) est une méthode de compression, à base d'ondelettes, utilisée par le format émergent (en passe de devenir un standard international) JPEG 2000, successeur du JPEG, qui lui est à base de DCT (Discrete Cosine Transform) [74]. Grâce à l'utilisation des ondelettes, ce format bénéficie d'une compression 50 à 100 fois supérieure à son ancêtre JPEG, tout en conservant une bien meilleure définition des détails sur l'image finale.

Le succès de cette méthode s'explique par le fait que la décomposition en ondelettes de la plupart des signaux ne fait apparaître des coefficients significatifs qu'à un petit nombre de positions dans le plan temps-échelle, c'est-à-dire que l'énergie est localisée préférentiellement à certaines fréquences et certaines positions [75]. Cette caractéristique est utile pour la compression d'image car un petit nombre de coefficients suffisent à en reconstruire l'essentiel.

La transformation par ondelettes ne compresse absolument rien. La compression vient plus tard, en utilisant d'autres procédés de quantification et de codage entropique.

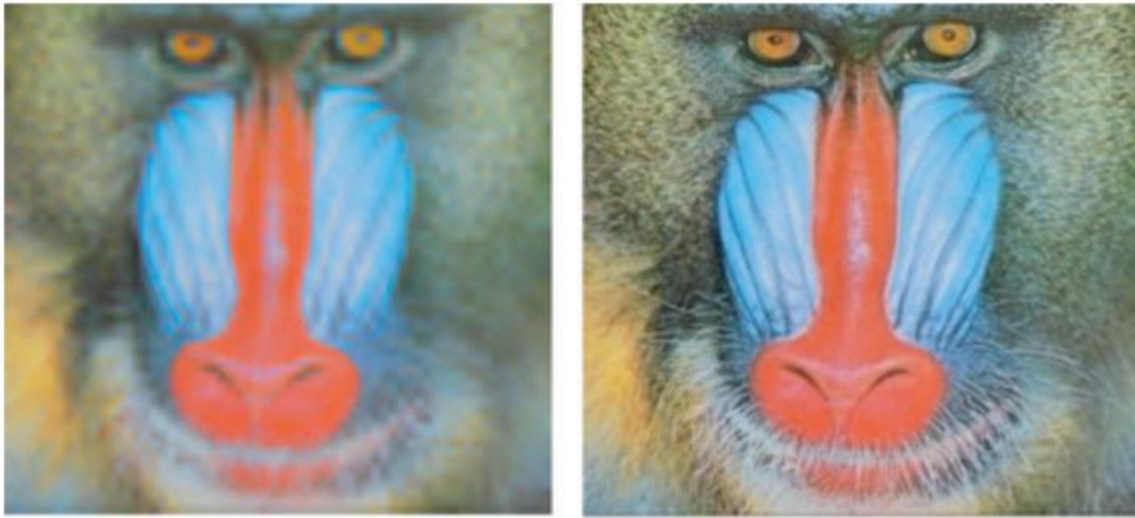


FIGURE III. 10 : A LA GAUCHE IMAGE COMPRESSEE AVEC JPEG (DCT) (TRANSFORMEE DE FOURIER), A LA DROITE IMAGE COMPRESSEE AVEC JPEG2000 (DWT) (TRANSFORMEE PAR ONDELETTES) [155].

III.10.2 La détection de contours

La détection de contours est une technique de réduction d'information dans les images [77], qui consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes, pas forcément fermées, formant les frontières significatives de l'image.

La détection de contour est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images [78]. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des :

- Discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre).
- Discontinuités de profondeur (bords de l'objet).

L'utilisation de la TO permet d'extraire les contours d'une image à toutes les résolutions dyadiques par la multi-résolution sans l'introduction d'aucune redondance [79].



FIGURE III. 11 : DETECTION DE CONTOURS D'UNE IMAGE [156].

III.10.3 Détection/reconnaissance de texture

A travers de nombreux travaux, différentes définitions sont proposées en fonction du domaine d'application de leurs auteurs. De façon succincte, cette définition présente la texture comme une région macroscopique dont la structure est composée de motifs répétitifs [80] dans lesquels les composants élémentaires (texels) ou les primitives sont disposés selon une règle de placement.

Bien que l'analyse de texture soit importante, il n'y a pas de définition précise de la texture et il en existe plusieurs dans la littérature. Cette diversité de définitions est due au fait que chacune d'elle tient compte de critères spécifiques. Les textures se présentent comme des motifs visuels complexes composés d'entités ou de petits motifs ayant des caractéristiques telles que la luminosité, la couleur, la pente, la granularité, la taille, etc.

Grace à l'utilisation de l'échelle dans la multi-résolution, cette dernière est très utile dans la reconnaissance de texture, en plus de sa possibilité de détection de formes etc.



FIGURE III. 12 : QUELQUE TEXTURE [157].

III.10.4 La réduction de bruit

La réduction du bruit joue un rôle très important dans l'analyse des signaux car le niveau de bruit influence énormément la segmentation des événements et de ce fait la classification et donc le diagnostic [81].

Une image contient toujours un bruit. Celui-ci peut être plus ou moins important. Dans certains cas, on peut vouloir l'enlever ou pour le moins l'atténuer [82]. C'est une opération que l'on appelle débruitage. La problématique du débruitage est d'arriver à séparer une image en deux parties : une comprenant surtout du bruit, l'autre devant ressembler à une image naturelle et contenir toutes les informations initialement contenues dans l'image. Il convient donc d'être modéré car enlever plus de bruit conduit toujours à perdre des informations initialement présentes dans l'image.

L'un des plus grands succès des ondelettes est le débruitage [83]. En effet, cette technique repose essentiellement sur des algorithmes simples et performants et s'est avérée souvent beaucoup plus efficace que les techniques traditionnelles souvent plus lourdes et moins efficaces.

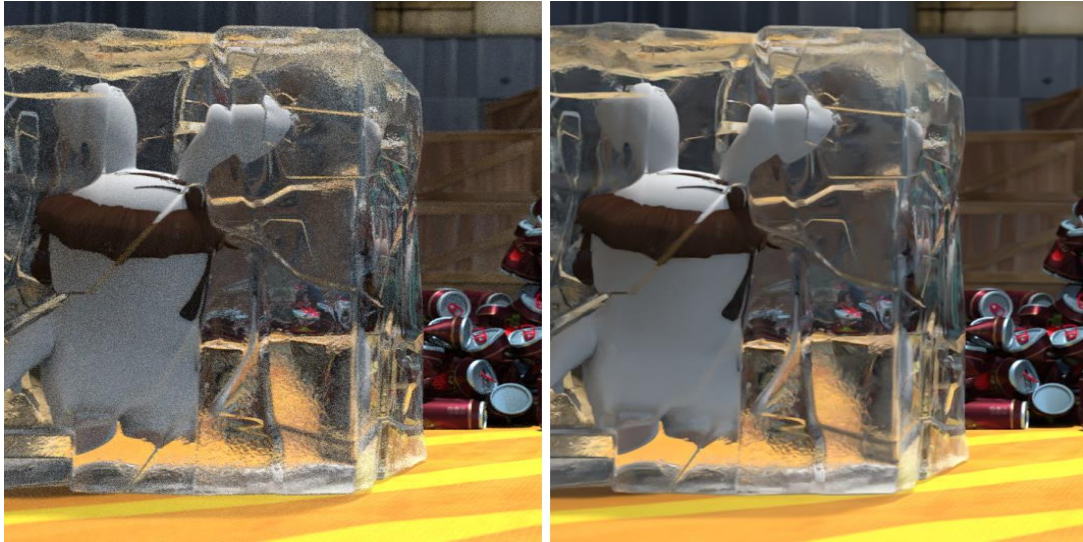


FIGURE III. 13 : COMPARAISON BRUIT- DEBRUITAGE [158]

Au cours des dix dernières années, cette nouvelle technique d'analyse du signal a acquis une reconnaissance grandissante dans la communauté scientifique internationale par ses multiples avantages [83]. La transformée en ondelettes présente des caractéristiques intéressantes dans de nombreux domaines du traitement du signal et de l'image. Les qualités de la transformée en ondelettes lui ont valu une attention particulière de la part des scientifiques œuvrant dans tous les domaines : mathématiques, informatique, physique, géologie, microélectronique, ... etc, et d'une manière générale, presque toutes les sciences utilisant l'analyse de signaux l'ont utilisée.

La transformée en ondelettes est donc au carrefour des sciences et l'on retrouve ses applications dans de nombreux domaines.

III.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné la définition des ondelettes, en commençant par décrire l'ondelette mère ainsi que ces propriétés, ensuite la transformée d'ondelette et ces différents types, et nous avons fini par énumérer quelques familles d'ondelettes. Ces dernières sont des techniques qui vont nous permettre d'extraire les caractéristiques du visage.

Dans le chapitre suivant nous allons parler des réseaux de neurones utilisés pour la classification des paramètres.

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

IV.1 Introduction

Les réseaux de neurones artificiels, nés il y a environ une cinquantaine d'années, sont toujours en cours de développement. Les premiers modèles de réseaux de neurones artificiels ont découlé en partie des travaux de McCulloch et Pitts qui ont spécifiés le premier modèle mathématique du neurone. Cet axe de recherche a tiré l'attention de beaucoup de chercheurs de différentes disciplines.

Le principe du réseau de neurones est de reproduire schématiquement le cerveau humain et son mode d'association afin de l'automatiser dans une machine : c'est ce qu'on appelle l'intelligence artificielle.

Le domaine de calcul par réseaux de neurones a mûri au cours de la dernière décennie et a trouvé de nombreuses applications industrielles. Les réseaux de neurones sont maintenant couramment utilisés dans les processus de contrôle, de fabrication, de contrôle de la qualité, de la conception du produit, d'analyse financière, de la détection des fraudes, de l'approbation du prêt, de la reconnaissance vocale et d'exploration de données.

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

IV.2 Pourquoi les réseaux de neurones

Au cours des deux dernières décennies, nous avons pu constater un développement fulgurant des réseaux de neurones [92]. Cet intérêt a démarré avec l'application réussie de cette technique puissante pour des problématiques très différentes, et dans des domaines aussi divers que la finance, la médecine, la production industrielle, la géologie ou encore la physique.

Le succès croissant des réseaux de neurones sur la plupart des autres techniques statistiques peut s'attribuer à leur puissance, leur polyvalence et à leur simplicité d'utilisation. Les réseaux de neurones sont des techniques extrêmement sophistiquées de modélisation et de prévision, en mesure de modéliser des relations entre des données ou des fonctions particulièrement complexes.

Ils sont notamment appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance des formes et de mémoire associative (Drew et Monson, 2000) [93]. Dans le cadre du traitement des données, les RNA constituent une méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques. Les RNA sont également applicables dans toutes les situations où il existe une relation non linéaire entre une variable prédictive et une variable prédite. Par leur nature et leur fonctionnement, les RNA peuvent détecter les interactions multiples non linéaires parmi une série de variables d'entrée, ils peuvent donc gérer des relations complexes entre les variables indépendantes et les variables dépendantes.

IV.3 Le neurone biologique

Le cerveau est en réalité constitué d'un très grand nombre de neurones (de l'ordre de cent milliards) [95], étroitement connectés entre eux par plusieurs milliers d'interconnexions pour chaque neurone.

Chaque neurone est une cellule spécialisée, capable de créer, envoyer et recevoir des signaux électrochimiques. Comme toutes les cellules biologiques, les neurones possèdent un corps cellulaire, des prolongements apportant des informations au neurone (les dendrites), et un prolongement qui communique les informations recueillies par le neurone (les axones). L'axone d'une cellule est connecté aux dendrites d'une autre par l'intermédiaire d'une synapse.

Lorsqu'un neurone est activé, il envoie un signal électrochimique au travers de l'axone. Cette impulsion traverse les synapses vers des milliers d'autres neurones, qui peuvent à leur tour, envoyer et donc propager le signal à l'ensemble du système neuronal (c'est-à-dire, le cerveau biologique). Un neurone ne va émettre une impulsion que si le signal transmis au corps cellulaire par les dendrites dépasse un certain seuil appelé seuil de déclenchement.

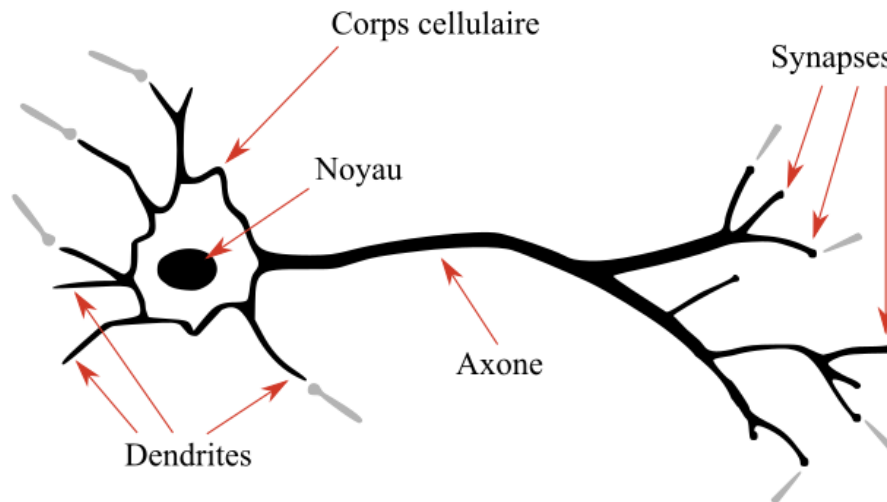


FIGURE IV. 1 : UN NEURONE AVEC SON ARBORISATION DENDRITIQUE [159]

IV.4 Le neurone artificiel

Dans les réseaux de neurones, l'élément de base est un neurone artificiel [94] qui correspond à un modèle issu des observations faites sur les neurones biologiques.

IV.4.1 Structure

Le neurone artificiel, aussi appelé neurone formel, est la forme mathématique du neurone biologique. Il est utilisé dans le fonctionnement de l'intelligence artificielle [96]. Il copie le fonctionnement du neurone biologique.

En comparaison avec son homologue biologique, le neurone formel est constitué de synapses qui sont représentées par des flèches pondérées, d'un centre qui est l'équivalent du noyau cellulaire où se déroule les activités mathématiques et d'une sortie qui est l'équivalent de l'axone.

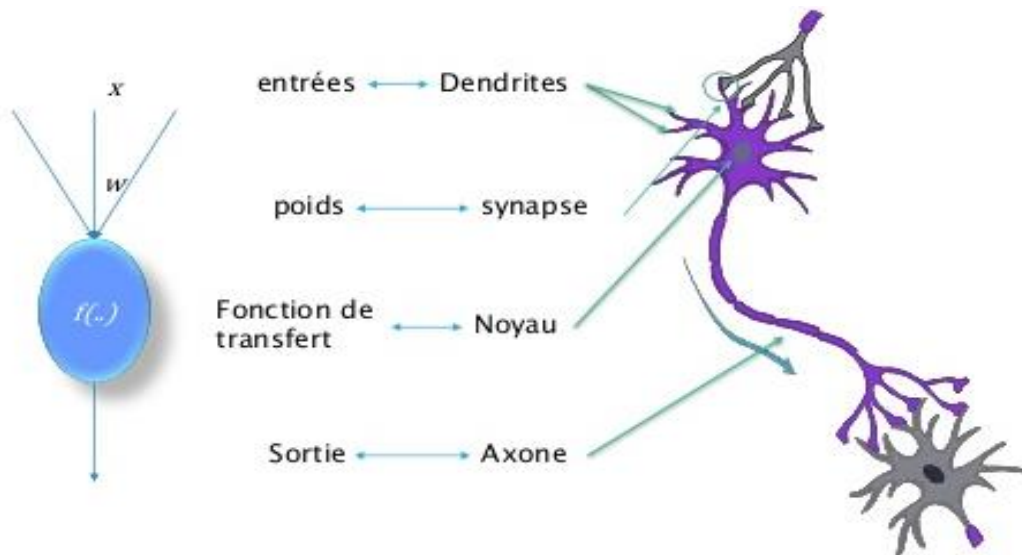


FIGURE IV. 2 : MISE EN CORRESPONDANCE NEURONE BIOLOGIQUE / NEURONE ARTIFICIEL [160]

IV.4.2 Comportement

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids représentatif de la force de la connexion. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel [117].

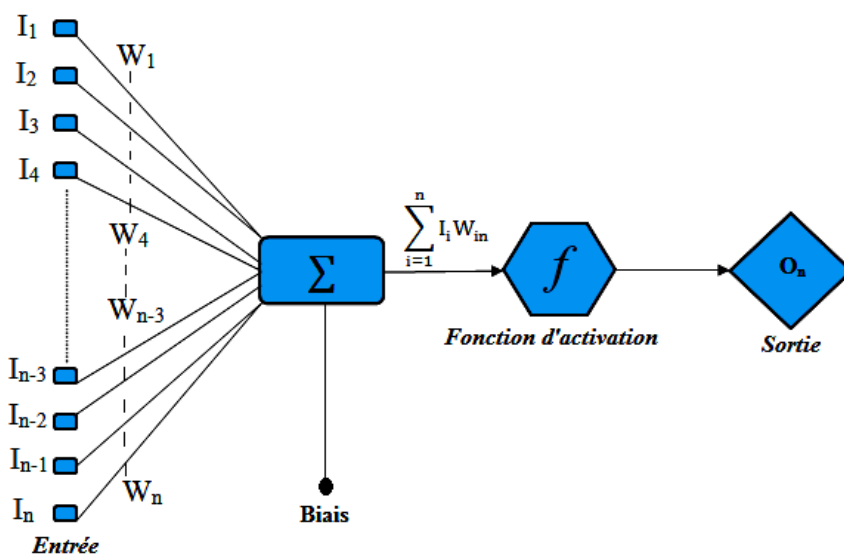


FIGURE IV. 3 : STRUCTURE GENERALE DU NEURONE FORMEL [161]

Les composantes d'un réseau de neurones peuvent donc être définies de cette façon :

$I_1, I_2, I_3, I_4, \dots, I_n$: Le neurone reçoit des signaux en provenance de différentes sources. Ces sources proviennent généralement des données et sont appelées les variables d'entrée I , ou plus simplement les entrées.

- $W_1, W_2, W_3, W_4, \dots, W_n$: Les entrées arrivent au neurone par l'intermédiaire d'une connexion avec une certaine force, connue sous le nom de « poids » [95]. L'importance d'un poids est représentée par une valeur. Plus la valeur d'un poids W est importante, plus l'intensité du signal entrant est forte, et donc, plus l'entrée correspondante est influente.

Lors de la réception des signaux, le potentiel d'activation du neurone V est calculé comme une somme pondérée des entrées, pour constituer la fonction d'activation F (ou plus simplement, l'activation) du neurone.

$$v_j = b_j + \sum_{i=1}^n W_{j,i} I_i$$

b_j : est un terme constant appelé biais qui peut être considéré comme le poids d'une entrée égale à 1.

L'activation du neurone est une fonction mathématique qui convertit la somme pondérée des signaux afin de produire la sortie du neurone S_j . Par conséquent :

$$S_j = f(v_j) = f\left(\sum_{i=0}^n w_{j,i} x_i\right)$$

La sortie d'un neurone est en réalité la prévision du modèle à un seul neurone pour une variable du jeu de données, et que nous appelons la cible t . Nous considérons qu'il existe une relation entre les entrées I et les cibles t , et c'est au réseau de neurones que revient la tâche de modéliser cette relation en reliant les entrées aux cibles par une fonction mathématique adaptée qui peut être apprise sur la base d'exemples issus du fichier de données.

La fonction d'activation

La fonction de transfert est en général, une fonction non linéaire monotone croissante ; Par ailleurs, les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires [97]. La figure IV. 4 donne les modèles de fonctions d'activation utilisées.

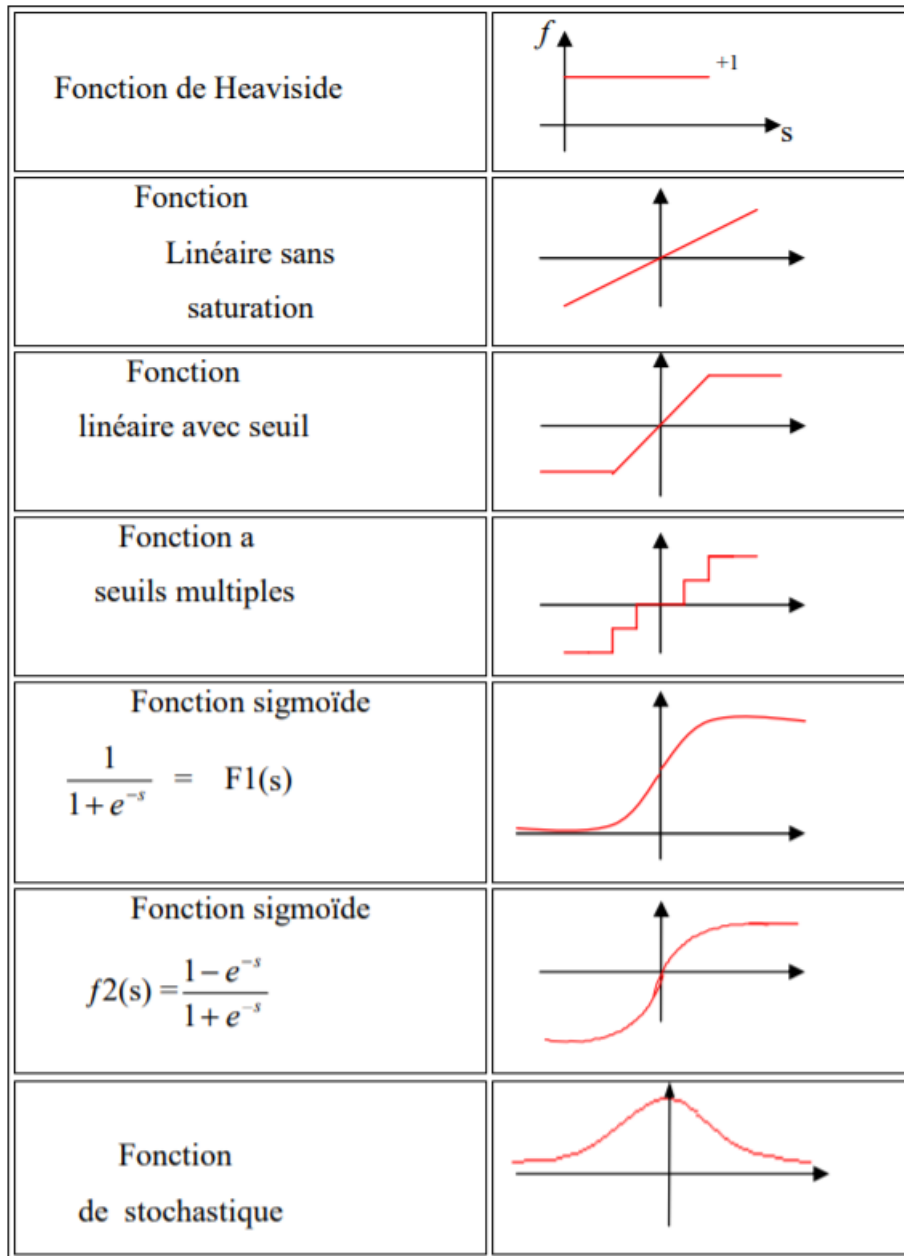


FIGURE IV. 4 : LES MODELES DE FONCTIONS D'ACTIVATION [97]

IV.5 Réseau de neurones

Le réseau de neurones artificiels représente un ensemble d'algorithmes dont la conception est, à l'origine très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, qui, par la suite, s'est rapproché des méthodes statistiques. Les réseaux des neurones sont donc généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste et, en particulier, bayésien [119].

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle [98]. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

En créant une topologie adéquate à un problème donné, les RNAs permettent de résoudre des problèmes où il est difficile de définir un ensemble de règles logiques claires. De plus, ces réseaux sont généralement très tolérants au bruit sur les entrées [120].

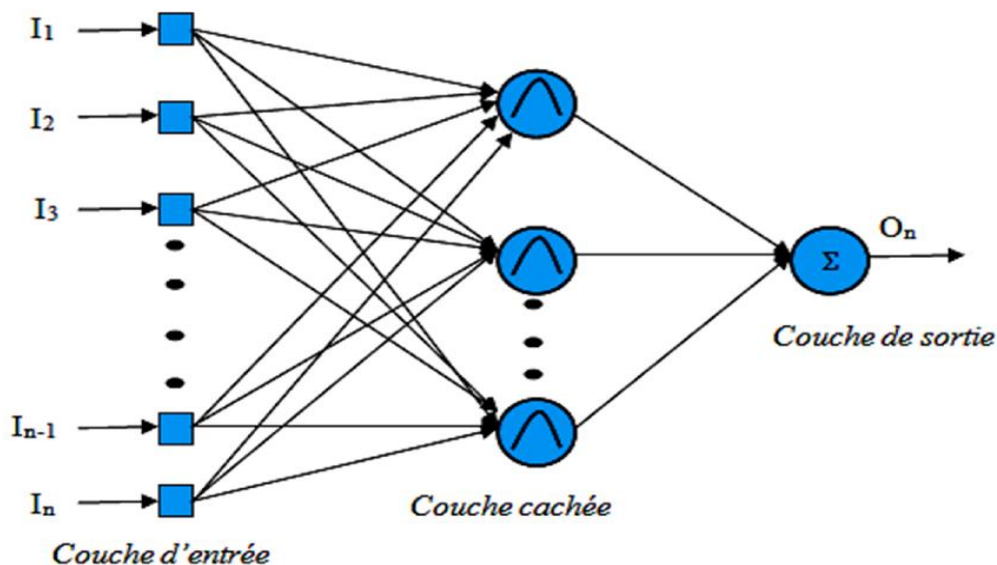


FIGURE IV. 5 : FORME GENERALE D'UN RESEAUX DE NEURONE [161]

L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, Nous distinguons trois types de couches :

- **Couche d'entrée :**

La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse [121]. Les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

- **Couches cachées :**

Elles sont cachées, en ce sens qu'elles n'ont qu'une utilité intrinsèque pour le réseau de neurones et n'a pas de contact direct avec l'extérieur [121].

La couche cachée est la couche suivante après la couche d'entrée, dans un réseau nous pouvons avoir une couche cachée ou plusieurs [99]. Nous notons que si les fonctions de

transfert sont linéaires alors, toutes les couches cachées, nous considérons, comme une seule couche. Or les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche, mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté.

En général, nous pouvons commencer par une taille moyenne des couches d'entrée et de sortie, mais ce n'est pas toujours le meilleur choix. Il sera souvent préférable pour obtenir de bons résultats, d'essayer le plus de tailles possibles.

- **Couche de sortie :**

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 [99]. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables que nous voulons en sortie.

Pour concevoir un réseau de neurones, nous devons établir des connexions entre les neurones. Il existe de nombreux types de réseaux neuronaux. Ils peuvent être divisés selon la nature de leur algorithme d'apprentissage, selon l'architecture qui est l'organisation des neurones dans le réseau, selon la complexité qui est le nombre de neurones et de boucle dans ce réseau et enfin selon le type de neurones qui est la fonction d'activation de ces derniers.

IV.6 Topologie des réseaux de neurones

Un réseau de neurones résulte de l'arrangement du modèle de base du neurone individuel dans diverses configurations [100]. Plusieurs architectures sont donc envisageables. On doit cependant réaliser que les algorithmes utilisés pour entraîner les RNA ont une adéquation très forte avec une architecture donnée, c'est-à-dire qu'ils leur sont intimement liés. Jusqu'à ce jour, plusieurs topologies et algorithmes d'apprentissage ont été imaginés et conçus.

La connectivité des réseaux, peut être totale (tous les neurones connectés entre eux) ou par couche (les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux couches suivantes) ; il existe des réseaux monocouches ou multicouches (multi layer networks) [118]. Selon le type d'interconnexion on peut classer les réseaux comme réseaux à connexion locale (partielle) ou totale (complète).

Nous présentons les différentes topologies [116] :

IV.6.1 Réseau multicouche

Les neurones de la couche d'entrée sont connectés uniquement à la couche suivante tandis que les neurones des couches cachées ont la particularité d'être connectés à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante, par contre il n'y a pas de connexions entre les neurones elle-même dans n'importe quelle couche.

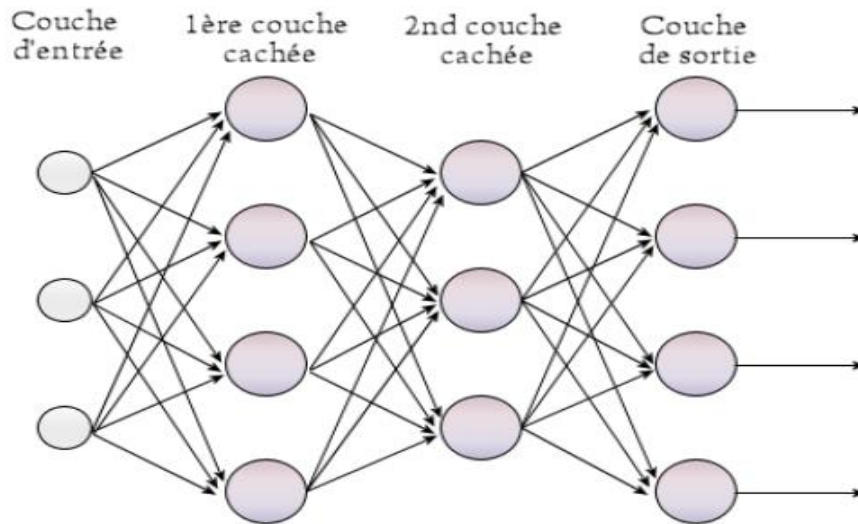


FIGURE IV. 6 : RESEAU MULTICOUCHE [162]

IV.6.2 Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie [101]. Mais tous les neurones d'une couche amont ne sont pas connectés à tous les neurones de la couche aval [102]. Nous avons donc dans ce type de réseau de neurones un nombre de connexions moins important que dans le cas du réseau de neurones multicouche classique.

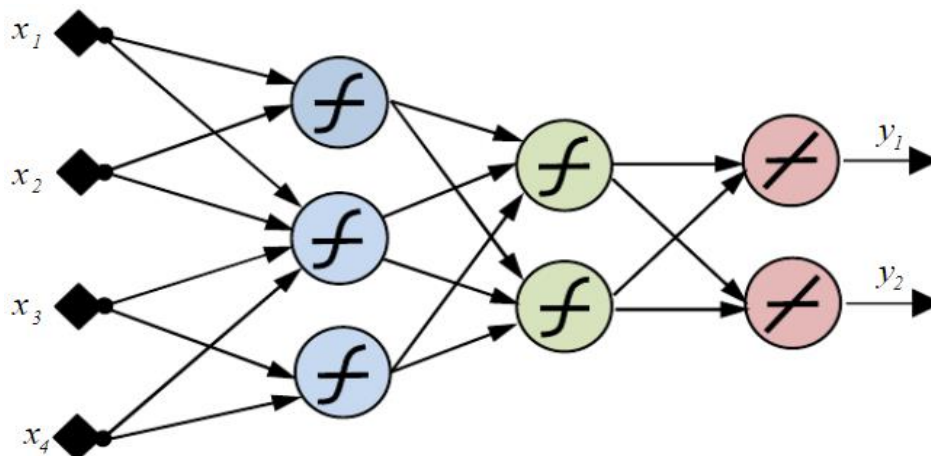


FIGURE IV. 7 : RESEAU A CONNEXIONS LOCALES [101]

IV.6.3 Réseau à connexions récurrentes

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés 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, 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.

Il s'agit donc de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network or recurrent network)

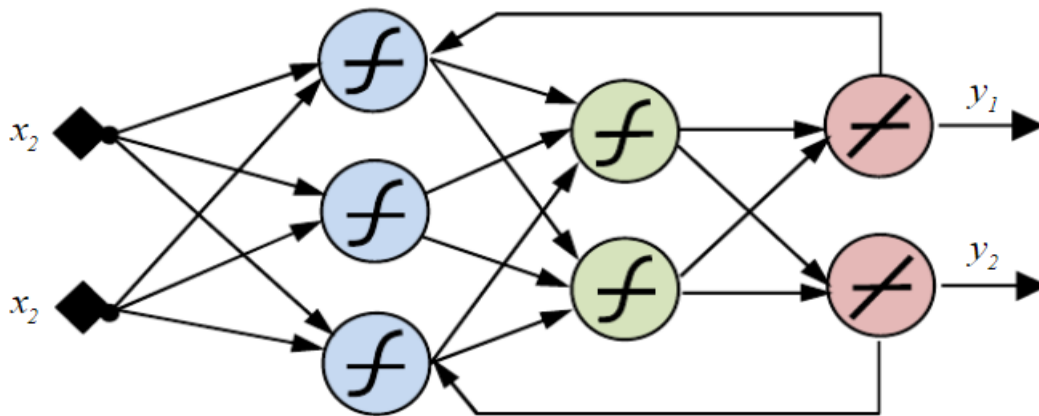


FIGURE IV. 8 : RESEAU A CONNEXIONS RECURRENTES [101]

IV.6.4 Réseau à connexion complète

Dans ce type de réseau de neurones chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau ainsi qu'à lui-même, formant alors le graphe de connexions le plus général.

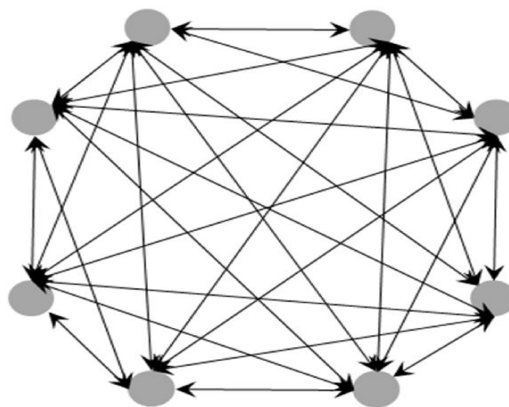


FIGURE IV. 9 : RESEAU A CONNEXIONS COMPLETE [163].

IV.7 Types de réseaux de neurones

L'architecture est un concept très important qui joue un rôle déterminant dans la classification des RNA [103]. Dans la littérature on utilise souvent le mot structure comme synonyme d'architecture. Chaque architecture a sa propre organisation qui est adapté à des applications bien spécifiques.

Il existe principalement deux types de réseau de neurones :

- **FeedForward.**
- **Feed-back.**

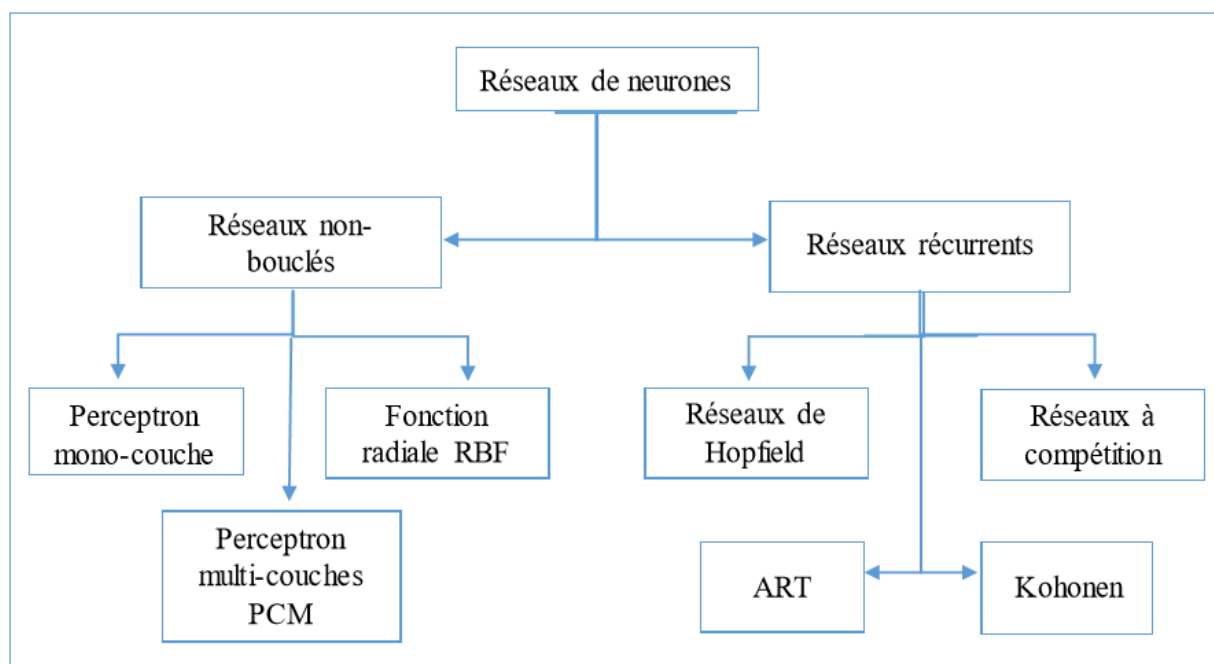


FIGURE IV. 10 : CLASSIFICATION TOPOLOGIQUE [54]

IV.7.1 Réseaux de neurones Feed-Forward (non-bouclés)

La particularité de ce type de réseaux est que l'information se propage dans un sens unique, sans aucune rétroaction (des entrées vers les sorties) [103]. Ce genre de réseaux utilise un apprentissage supervisé, par correction des erreurs (Lippmann 1987) ou le signal d'erreur est rétro-propagé vers les entrées afin de mettre à jour les poids des neurones.

Les réseaux de neurones les plus simples possèdent une structure feed-forward (ou non-bouclée) c'est-à-dire une structure dans laquelle les neurones ne sont connectés que dans un sens : les signaux provenant des entrées traversent les unités cachées pour éventuellement atteindre les unités de sortie. Les neurones de la couche cachée et de la couche de sortie sont connectés chacun à toutes les unités de la couche précédente.

Une structure de ce type possède un comportement stable et une tolérance à la faute. Les réseaux de neurones non bouclés (feed-forward) sont de loin les plus efficaces pour aborder les problématiques concrètes et sont par conséquent les plus utilisés [122].

Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé. Pour cette raison, ces réseaux sont aussi qualifiés des réseaux statiques, par opposition aux réseaux dynamiques.

Parmi ces réseaux, on peut citer :

IV.7.1.1 Le perceptron monocouche de Rosenblatt

En 1957, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuroordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cet époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes [116].

Comme son nom l'indique, le perceptron se voulait un modèle de l'activité perspective. Il se compose d'une rétine et d'une couche qui donne la réponse correspondant à la simulation donnée en entrée.

Dans sa forme la plus basique, un réseau de neurones ne comporte qu'un seul neurone. Ce neurone peut être représenté comme un système avec n entrées (c.à.d. les variables du modèle) et une sortie. En fait, il y aura autant de sortie(s), que de classe(s) à prédire. Le neurone de sortie utilise comme fonction d'activation la fonction de Heaviside.

Les entrées x_1, \dots, x_n peuvent être à valeurs dans $\{0,1\}$ ou réelles, les poids peuvent être entiers ou réels. Une variante très utilisée de ce modèle est de considérer une fonction de sortie prenant ses valeurs dans $\{-1,1\}$ plutôt que dans $\{0,1\}$ [104]. Il existe également des modèles pour lesquels le calcul de la sortie est probabiliste.

Un perceptron linéaire à seuil prend en entrée n valeurs x_1, \dots, x_n et calcule une sortie O .

Un perceptron est défini par la donnée de $n+1$ constantes : les coefficients synaptiques W_1, \dots, W_n et le seuil (ou le biais) θ . La sortie o est calculée par la formule :

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

La sortie O du réseau sera de la forme suivante :

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

Avec :

v_j : sortie (ou état) de j ,

θ : seuil

IV.7.1.2 Le perceptron multicouche (PMC)

Le PMC est un modèle de réseau à propagation par couche. Les neurones y sont organisés en couches successives : une couche d'entrée, une couche de sortie et entre les deux une ou plusieurs couches intermédiaires, appelées aussi couches cachées.

Il n'existe pas de connexion entre les neurones d'une même couche, en revanche tout neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante [93]. La « couche » d'entrée n'est pas une réelle couche de neurones car elle se contente de coder les variables d'observation. La couche de sortie code la variable de discrimination.

Les valeurs d'activité des neurones sont propagées dans le réseau, de l'entrée vers la sortie, sans retour arrière. La présence d'une couche cachée permet de modéliser des relations non linéaires entre les entrées et la sortie. En théorie une seule couche cachée suffit, mais le fait de disposer d'une seconde couche cachée permet de modéliser plus facilement une fonction de discrimination non continue. En pratique, la plupart des problèmes sont résolus avec un ou deux niveaux, trois au maximum.

Les poids de la première couche déterminent la forme de chacune des sigmoïdes réalisées par les neurones cachés, et les poids de la seconde couche déterminent une combinaison linéaire de ces fonctions. On conçoit facilement que cette souplesse supplémentaire, conférée par le fait que l'on ajuste la forme des fonctions que l'on superpose, permet d'utiliser un plus petit nombre de fonctions élémentaires, donc un plus petit nombre de paramètres ajustables [117].

La modification des poids du PMC s'effectue par l'algorithme de rétropropagation.

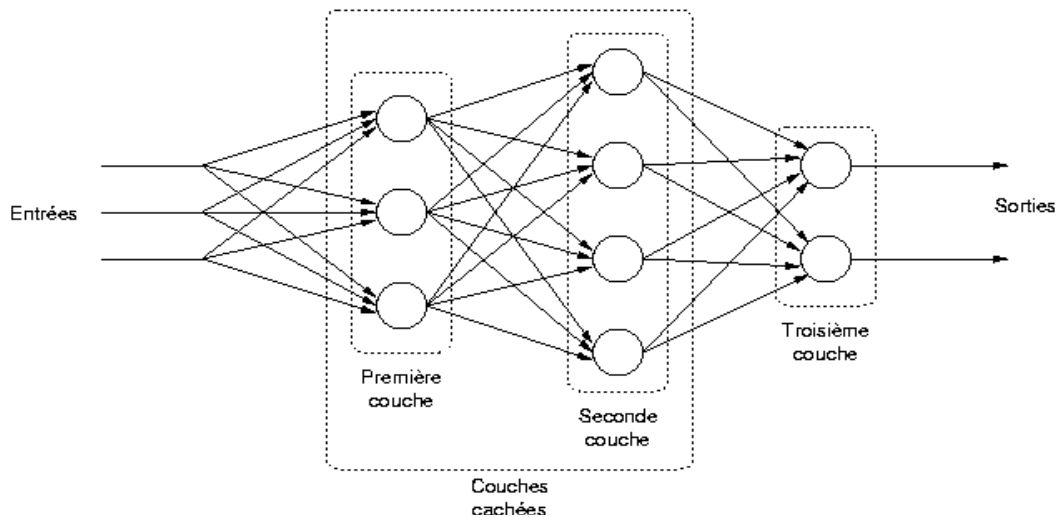


FIGURE IV. 11 : PERCEPTRON MULTICOUCHE [164]

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

La rétro propagation a été créé en généralisant la loi d'apprentissage de Widrow-Hoff à des réseaux de neurones multicouches constitués de fonctions de transfert différentiables. Les vecteurs d'entrées et les vecteurs cibles correspondant sont utilisés pour apprendre le réseau [123].

L'algorithme de rétropropagation est la généralisation de la règle de Windrof et Holff pour un réseau multicouche qui consiste à minimiser la fonction d'erreur quadratique. Il utilise les dérivations composées et ne présente aucune difficulté particulière. Le principe de cet algorithme se résume en deux étapes : étape de propagation et une d'adaptation de poids.

- Etape de propagation : Calcul des sorties du RNA à partir des entrées qui lui sont appliquées.
- **Adaptation de poids** : calcul de l'erreur entre ces sorties et les sorties idéales à apprendre [105]. Ensuite correction des poids des liens entre les neurones de la couche de sortie et de la première couche cachée selon l'erreur présente en sortie. Enfin propagation de l'erreur sur la couche précédente et correction des poids des liens entre les neurones de la couche cachée et ceux en entrées.

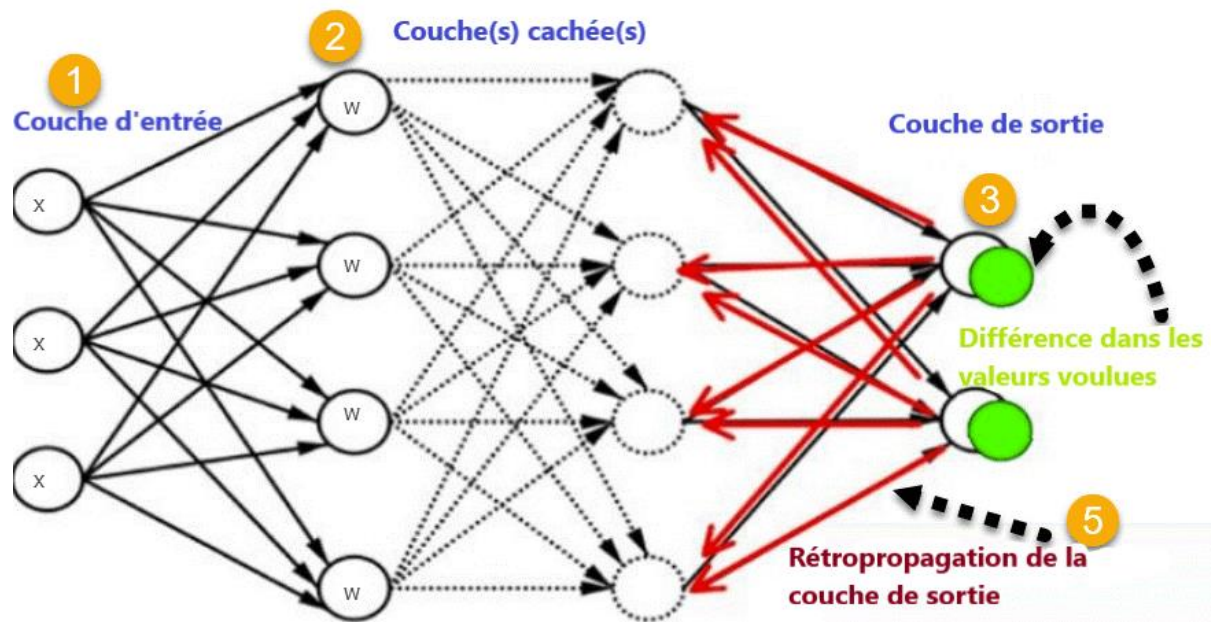


FIGURE IV. 12 : SCHEMA D'UN MODELE DE LA RETROPROPAGATION DE L'ERREUR [165].

IV.7.1.3 Adaline (Adaptive Linear Element)

Adaline est un réseau de neurones artificiels simple-couche. Il a été développé par le professeur Bernard Widrow et un de ses étudiants, Ted Hoff, de l'université Stanford en 1960. Il s'appuie sur le neurone formel de McCulloch et Pitts qui minimise la fonction d'erreur quadratique avec la règle LMS (Least Mean Square) utilisée dans l'apprentissage supervisé. Il se compose d'un poids synaptique, d'un biais (une constante qu'on ajoute à l'entrée) et d'une fonction de sommation [115].

Il est composé d'un seul neurone, utilisé dans les décisions binaires et dans l'association d'un modèle d'entrée à une sortie [123].

La figure suivante représente la forme générale d'Adaline :

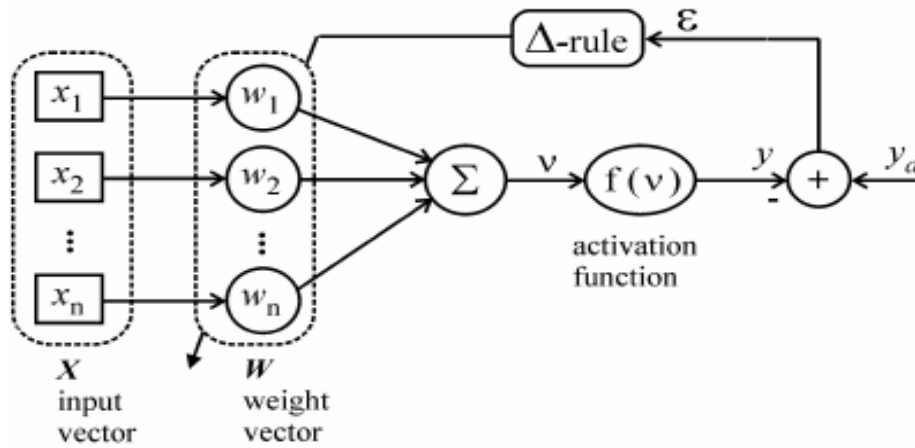


FIGURE IV. 13 : FORME GENERALE ADALINE [166].

IV.7.1.4 Les Réseaux de Fonctions à Base Radiale

Un réseau RBF (radial basis function network) est un réseau à trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée composée de fonctions noyaux et une couche de sortie [106], dont les neurones sont généralement animés par une fonction d'activation linéaire.

Chaque neurone de la couche cachée contient une gaussienne et réalise une fonction noyau. Ces neurones calculent la distance de l'entrée à leurs noyaux et répondent par une activation en proportion de cette distance.

La sortie du réseau est simplement une combinaison linéaire des sorties des neurones RBF multipliés par le poids de leur connexion respective.

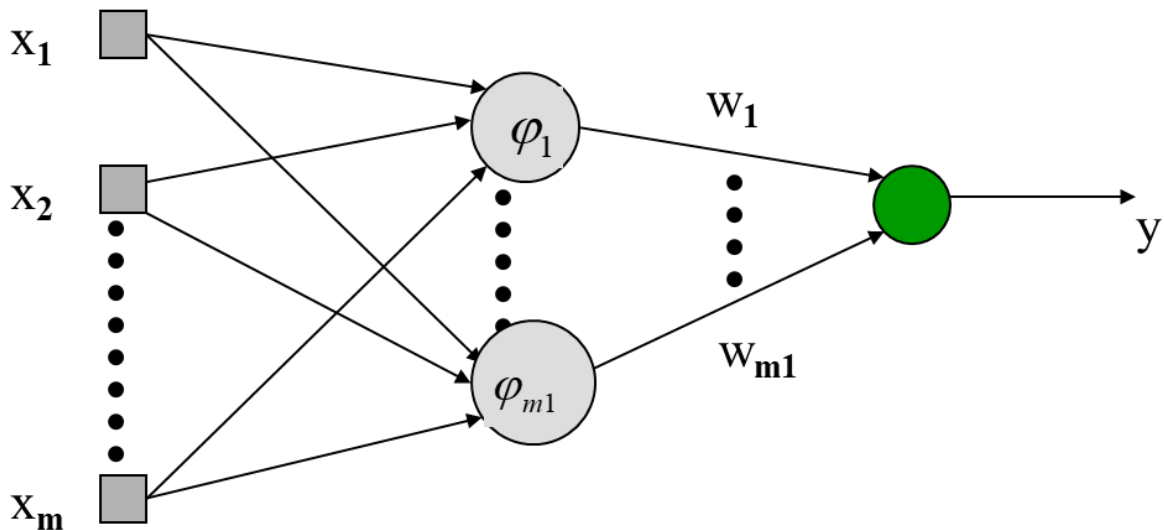


FIGURE IV. 14 : ARCHITECTURE D'UN FBR [167].

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

Contrairement à un réseau de neurones acyclique (Feed-Forward Neural Network - FFNN), un réseau de neurones récurrent (Recurrent Neural Network - RNN) est un réseau de neurones dont le graphe de connexion contient au moins un cycle [107].

La connectivité des unités dans les réseaux de neurones récurrents ne se limite pas, comme dans le cas des réseaux à propagation avant (feedforward), à des architectures dans lesquelles l'information se propage de l'entrée vers la sortie couche après couche [108]. Tout type de connexion est admis, c'est à dire d'un neurone à n'importe quel autre, y compris lui-même. Ceci donne lieu à des comportements dynamiques qui peuvent être fort complexes.

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions [117].

On va citer ci-dessous les réseaux de neurones bouclés les plus utilisées :

IV.7.2.1 Réseau de Hopfield

Proposé par le physicien J. J. Hopfield en 1982, où il fixe préalablement le comportement à atteindre pour son modèle et construit à partir de là, la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation [116].

Le modèle de Hopfield a pour but de résoudre des problèmes d'optimisation et de retrouver des patterns à partir de clés proposées en input en tenant comptes d'éventuelles dégradations ou du bruit qu'a pu subir le modèle proposé en input : on parle de mémoire associative. Son apprentissage se fait selon la loi de Hebb [115].

Ces réseaux sont des réseaux récursifs, 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. Ces réseaux sont bien adaptés à la reconnaissance de formes.

Il est typique d'un réseau totalement connecté ce réseau est surtout utilisé au tant que mémoire associative. Ce réseau est formé de N neurones ne pouvant envoyer et recevoir que des valeurs binaires $\{1, -1\}$. La fonction de transfert de chaque neurone est une fonction à

seuil. Chaque neurone est relié à tous ses voisins par des poids mais n'agit pas sur lui-même [123].

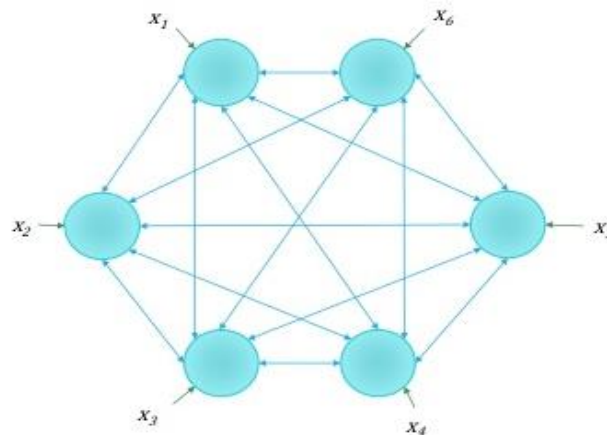


FIGURE IV. 15 : RESEAU DE HOPFIELD [160]

IV.7.2.2 Les réseaux de neurones compétitifs

Sont des réseaux où chaque neurone d'entrée est relié à chaque neurone de sortie et chaque neurone de sortie inhibe tous les autres et s'auto excite.

Un apprentissage compétitif est une technique d'apprentissage qui consiste à élire un unique neurone qui sera associé à un stimulus présent à l'entrée du réseau. Un tel apprentissage permet de réaliser une classification des stimuli, car plusieurs stimuli peuvent correspondre à un même neurone de sortie.

Les réseaux de neurones artificiels compétitifs possèdent généralement une architecture composée d'une couche de neurones massivement interconnectés [109]. Le traitement au niveau du réseau passe par deux étapes : l'étape d'extraction de la relation entre le stimulus et chaque neurone du réseau, ensuite l'étape de compétition inter-neuronale. Chaque neurone est caractérisé par son vecteur de poids de dimension D (la même dimension pour tous les neurones). Au niveau de la couche d'entrée, un vecteur d'entrée, de la même dimension que celle du vecteur de poids, sera distribué à tous les neurones du réseau. Pour chaque vecteur d'entrée, les neurones entrent en compétition pour sélectionner le neurone gagnant ou les neurones gagnants pour le stimulus injecté. Un neurone gagnant est identifié selon la compétition effectuée. En général, ce neurone est identifié en fonction de sa ressemblance au vecteur d'entrée du stimulus.

Le degré d'interaction latérale une fonction de la distance. Ces interactions latérales engendrent des réponses de groupes de neurones répartis autour du maximum local d'excitation. Les algorithmes d'apprentissage dans les réseaux compétitifs sont des simplifications algorithmiques utilisant l'idée de réponses localisées et d'interactions latérales. La forme la plus simple d'apprentissage compétitif modifie le vecteur poids du meilleur neurone à chaque étape de l'apprentissage [124].

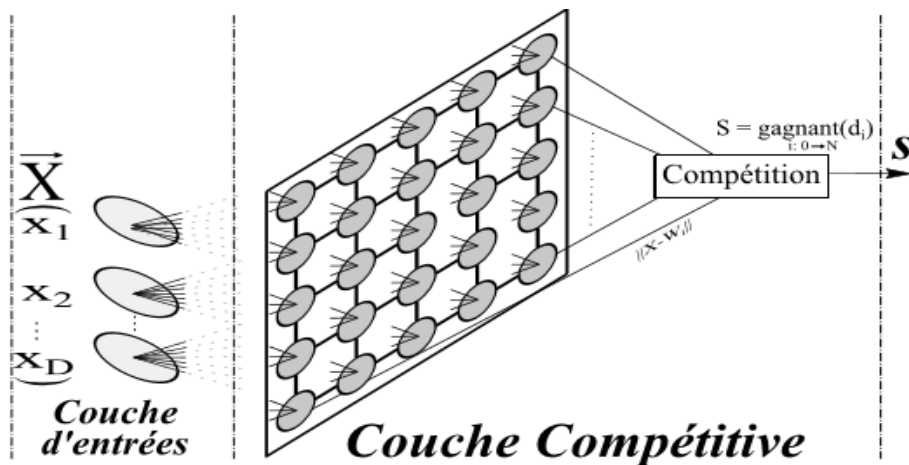


FIGURE IV. 16 : SCHEMA DU RESEAU DE NEURONES COMPETITIF [109].

IV.7.2.3 Les réseaux ART

En 1987, Grossberg et Carpenter ont développé un réseau de neurones permettant de conserver la stabilité de la mémoire tout en étant capable de représenter la plasticité neuronale : le réseau ART (Adaptive Resonance Theory, ou Théorie de résonance adaptative).

Ce modèle utilisant seulement des entrées binaires a été dérivé plusieurs fois pour être exploité dans un grand nombre d'applications [110]. Ainsi sont apparus ART2 et ART2-A pour organiser des entrées discrètes et continues. Essentiellement, le réseau recherche des similarités entre les données à apprendre et les données déjà apprises. Il y a une compétition entre tous les neurones de catégorisation pour déterminer lequel ressemble le plus aux données en entrées. S'il n'y a pas suffisamment d'affinités avec les catégories existantes, un nouveau neurone est ajouté pour apprendre la nouvelle catégorie définie par les données. Au contraire, si une catégorie est suffisamment similaire, le système est en résonance et l'apprentissage de ces données s'enclenche.

Un réseau ART possède deux caractéristiques en apparence contradictoires : plasticité et stabilité face à des entrées arbitraires ; il est capable de s'adapter à des entrées non familières en construisant de nouvelles catégories ou classes (plasticité) mais aussi d'adapter les classes

déjà apprises tout en dégradant peu les informations mémorisées (stabilité). Le problème traditionnellement posé par ces deux notions antagonistes est ainsi résolu par le recours à une architecture évolutive.

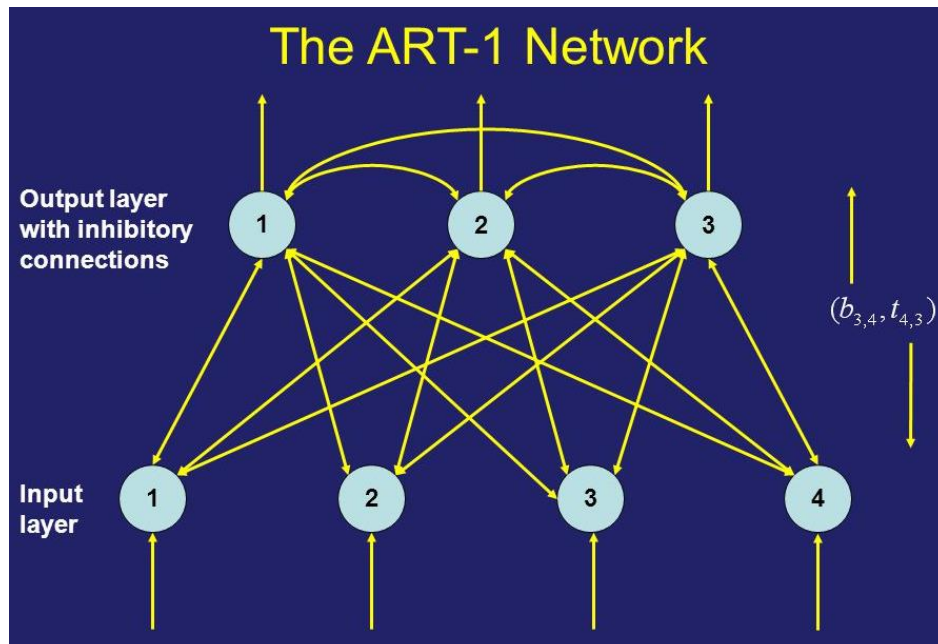


FIGURE IV. 17 : ARCHITECTURE DU RESEAU ART 1 [168].

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

Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères. Une loi de Hebb modifiée (tenant compte de l'oubli) est utilisée pour l'apprentissage [99]. La connexion est renforcée dans le cas où les neurones reliés ont une activité simultanée, et diminuée dans le cas contraire. Ainsi, une loi d'interaction latérale (observée biologiquement) est aussi modélisée. Les neurones très proches (physiquement) interagissent positivement (le poids des connexions est augmenté autour quand une synapse est activée), négativement pour les neurones un peu plus loin, et pas du tout pour les neurones éloignés.

Une carte de Kohonen est un réseau où les unités ne sont connectées qu'aux entrées. Toutefois, des contraintes topologiques sont utilisées pour former des inhibitions [111]. Ces inhibitions sont par ailleurs intégrées dans le poids des connexions liant les neurones aux entrées. Des versions totalement connectées sont également possibles. Dans ce cas, chaque neurone est connecté à tous les autres et les poids des connexions reflètent rigoureusement les inhibitions induites par la topologie.

Cette structuration va aussi lier les neurones ensemble sur une surface élastique. Il en résulte donc que le comportement des neurones varie graduellement d'une région à l'autre de la carte. Ce type de structuration est fréquemment observé dans le cerveau ou on retrouve souvent des cartes topologiques.

L'intérêt majeur des cartes topologiques est de représenter sur un petit nombre de dimensions la structure présente dans des données de haute dimensionnalité. C'est donc une méthode d'analyse de données performante.

Les réseaux de Kohonen ont des applications dans la classification, le traitement de l'image, l'aide à la décision et l'optimisation.

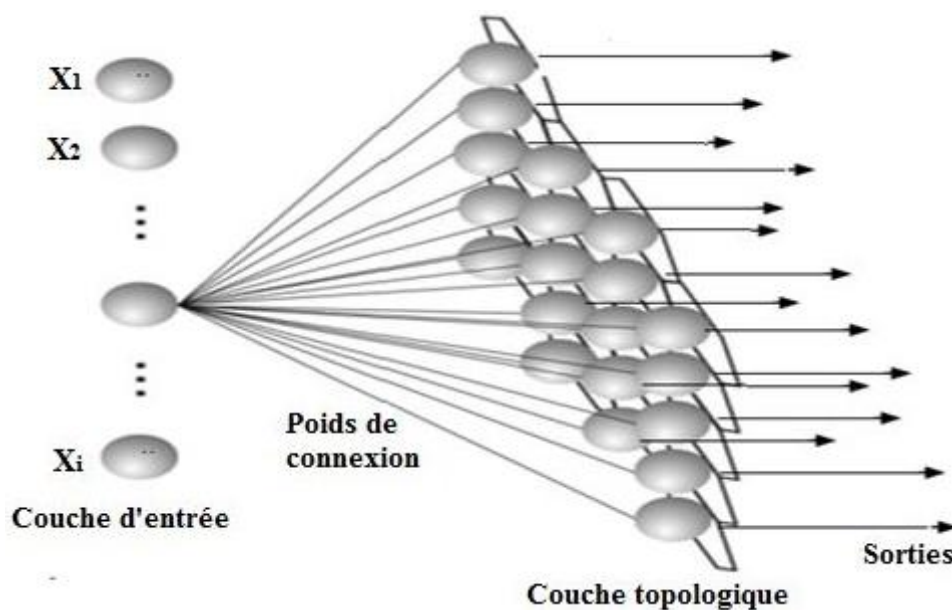


FIGURE IV. 18 : APERÇU D'UNE CARTE AUTO-ORGANISATRICE DE KOHONEN [169].

IV.8 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. C'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 fait appel à des exemples de comportement.

L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience [116]. Les poids sont initialisés aléatoirement avant l'apprentissage, puis modifiés itérativement jusqu'à obtention d'un

compromis satisfaisant entre la précision de l'approximation sur l'ensemble d'apprentissage et la précision de l'approximation sur un ensemble de validation disjoint du précédent [117].

IV.8.1 Type d'apprentissage

Les types d'apprentissage sont repartis en quatre catégories : les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, et renforcé (semi supervisé) ainsi que l'apprentissage hybride.

IV.8.1.1 Apprentissage supervisé

Le superviseur, ou professeur, fournit au réseau des couples d'entrée-sortie. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétropropagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrée-sortie sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve, entre autres, dans le perceptron [115].

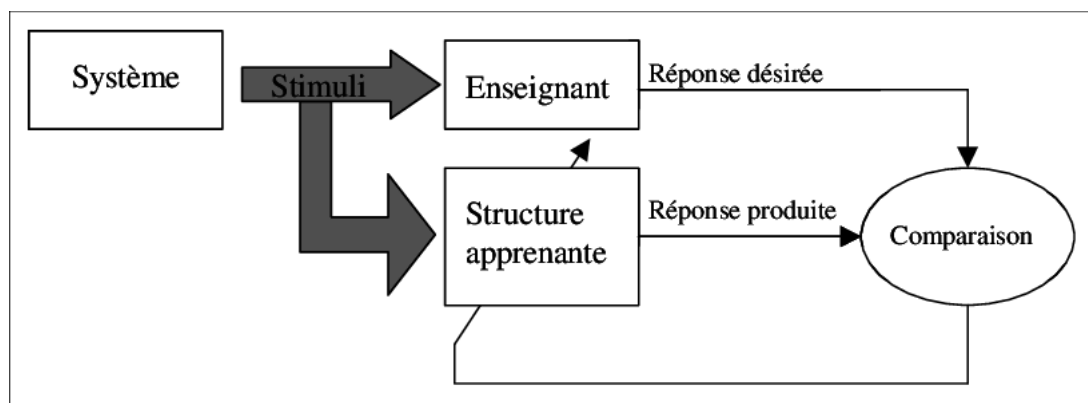


FIGURE IV. 19 : APPRENTISSAGE SUPERVISE [170].

IV.8.1.2 Apprentissage semi-supervisé

Le Renforcement Learning ne tient compte que d'une évaluation partielle ou qualitative des sorties [118].

Cette forme d'apprentissage s'apparente à la précédente par la présence du maître mais la valeur de l'erreur en sortie n'est plus disponible. La seule information disponible est un signal de l'échec ou simplement de l'erreur, c'est une information très pauvre [123].

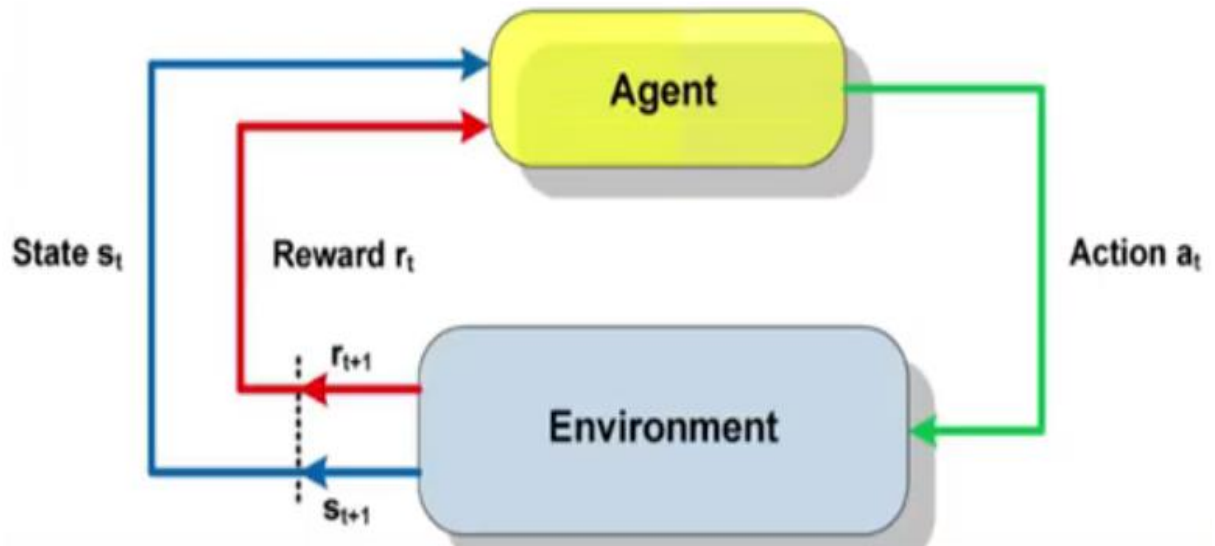


FIGURE IV. 20 : APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT [171].

L'idée générale de l'apprentissage par renforcement est : un agent dans un état actuel S apprend de son environnement en interagissant avec ce dernier par le moyen d'actions. Suite à une action A , l'environnement retourne un nouvel état S' et une récompense R associée, qui peut être positive ou négative.

IV.8.1.3 Apprentissage non supervisé

Il consiste à découper l'ensemble des vecteurs d'entrée en classes d'équivalence sans qu'il soit nécessaire de donner au réseau neuronal les noms des classes pour chaque exemple. La séparation en classes d'équivalence s'opère par mesure de ressemblance entre les vecteurs proposés la contrainte que l'on doit imposer au réseau est le nombre de classes d'équivalence [123].

Les réseaux auto-organiseurs de Kohonen (1981) sont les réseaux à apprentissage non supervisé les plus connus [115].

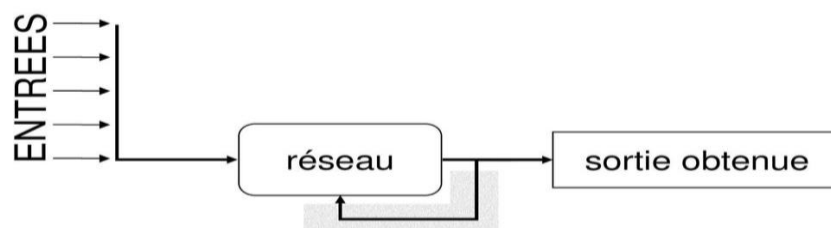


FIGURE IV. 21 : APPRENTISSAGE NON SUPERVISE [172].

Pour ces types d'apprentissage, il y a également un choix traditionnel entre :

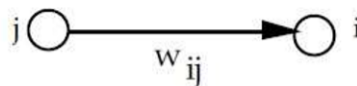
- **L'apprentissage << off-line >>** : toutes les données sont dans une base d'exemples d'apprentissage qui sont traités simultanément ;
- **L'apprentissage << on-line >>** : Les exemples sont présentés les uns après les autres au fur et à mesure de leur disponibilité.

IV.8.2 Les règles d'apprentissage

Un réseau de neurones n'est pas en mesure de faire des prévisions s'il n'a pas été entraîné préalablement sur des exemples connus sous le nom de données d'apprentissage [92]. Les données d'apprentissage sont généralement constituées de couples entrée-cible qui sont présentés au réseau les uns après les autres lors de la phase d'apprentissage afin d'apprendre. L'apprentissage se réalise en modifiant les poids des connexions en suivant des règles. On va citer quelques lois ci-dessous :

IV.8.2.1 Règle de Hebb

Conçue dans les années 1950 par le neuropsychologue Donald Hebb. C'est une théorie à propos de l'apprentissage neuronal : pour lui, l'activation répétée d'une synapse en modifie la force, le « poids », et donc permet de faire circuler l'information plus vite d'un neurone à l'autre. Cette théorie s'applique aussi pour les neurones artificiels, puisqu'elle a été retranscrite presque telle qu'elle pour eux, en étant simplement numérisée [115].



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

IV.8.2.2 Correction d'erreur

Correction d'erreur désigne la correction de l'erreur observée en sortie [125]. L'apprentissage par correction des erreurs consiste à minimiser un indice de performance E basé sur les signaux d'erreur $e_i^{(\tau)}$ qui est l'erreur entre ce qu'on obtient $Y_k(x)$ et ce qu'on voudrait obtenir T_k , dans le but de faire converger les sorties du réseau avec ce qu'on voudrait qu'elles soient.

IV.8.2.3 Apprentissage de Boltzmann

Le réseau de Boltzmann a été introduit en 1984 par Ackley, Sejnowski et Hinton. Ce réseau est une extension originale de Hopfield et peut être considéré comme étant une variante probabiliste de celui-ci [111]. C'est un réseau récurrent mais qui a la particularité d'inclure une couche cachée. Malgré la présence de cette couche le réseau est tout de même capable d'apprendre un comportement désiré.

Dans une machine de Boltzmann, de même que dans un réseau de Hopfield, des unités binaires sont connectées de façon à former un réseau dont l'énergie globale est définie comme une combinaison des états de ces unités plus un biais [112]. Une machine de Boltzmann restreinte est un réseau de neurones stochastique capable d'apprendre une distribution de probabilités à partir d'unités d'entrée. Les unités des différentes couches peuvent être activées ou désactivées.

Les machines de Boltzmann opèrent en deux modes distincts :

- Le mode figé « clamped » en anglais, dans ce cas les cellules visibles sont affectées à une valeur déterminée par l'environnement.
- Le mode libre évolution « free-running » dans lequel l'ensemble des cellules, qu'elles soient visibles ou cachées, peuvent changer d'état librement.

Ces algorithmes fonctionnent suivant une première phase non supervisée, suivi de l'entraînement classique supervisé. Cette étape d'apprentissage non-supervisée, permet, en outre, de faciliter l'apprentissage supervisé.

IV.8.2.4 Apprentissage par compétition

Dans l'apprentissage compétitif, un seul neurone est actif à un instant donné. Chaque neurone de sortie est spécialisé pour « détecter » une suite de formes similaires et devient alors un détecteur de caractéristiques.

La fonction d'entrée est dans ce cas, $h = b - \text{dist}(W, X)$ ou b , W et X sont respectivement les vecteurs seuil, poids synaptiques et entrées. Le neurone gagnant est celui pour lequel h est maximum donc si les seuils sont identiques, celui dont les poids sont les plus proches des entrées. Le neurone dont la sortie est maximale sera le vainqueur et sa sortie sera mise à 1 alors que les perdants auront leur sortie mise à 0.

Un neurone apprend en déplaçant ses poids vers les valeurs des entrées qui l'activent pour augmenter ses chances de gagner. Si un neurone ne répond pas à une entrée, aucun ajustement de poids n'intervient. Si un neurone gagne, une portion des poids de toutes les entrées est redistribuée vers les poids des entrées actives.

Voici un tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages :

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Tâche
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron simple ou multicouches	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle
	Bolzmans	Récurrente	Classification
	Hebb	Multicouches non bouclés	Analyse de données, classification
	Par Compétition	A compétition	Catégorisation au sein d'une classe, compression de données
		ART	Classification, catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur	Multicouches non bouclés	Analyse de données
	Hebb	Non bouclé ou à compétition	Analyse de données, compression de données
	Par Compétition	A compétition	Catégorisation, compression de données
		Cartes de Kohonen	Catégorisation, analyse de données
		ART	Catégorisation
Mixte	Correction d'erreur et par compétition	RBF	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle

Tableau IV.1: Différents types d'apprentissages

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

Classer un ensemble d'objets, c'est attribuer à chacun une classe (ou « catégorie ») parmi plusieurs classes définies à l'avance. Cette tâche est appelée « classification » ou «

discrimination ». Un algorithme qui réalise automatiquement une classification est appelé classifieur.

Les statisticiens appellent aussi « classification » la tâche qui consiste à regrouper des données qui se ressemblent dans des classes qui ne sont pas définies à l'avance [126], et nous avons vu que les réseaux de neurones à apprentissage non supervisé peuvent réaliser ce genre de tâches ; il y a donc une certaine confusion dans les termes. Nous nous efforcerons toujours de préciser ce dont il s'agit, lorsque le contexte ne rend pas la distinction évidente.

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 en anglais [113]. C'est une classe de méthodes dont les principes sont connus depuis la fin des années 1980, mais dont l'utilisation ne s'est vraiment généralisée que depuis 2012, environ.

IV.10 Les avantages des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones présentent beaucoup d'avantages, on peut citer :

- **Parallélisme** : c'est l'exécution de plusieurs tâches (données numériques et non pas symboliques) en même temps, ce qui explique la grande rapidité de calcul des RNA.
- **Réutilisabilité** : Un réseau de neurones n'est pas programmé pour une application mais pour une classe de problèmes : après une phase d'apprentissage adéquate, il peut traiter de nombreuses tâches.
- **Tolérance de pannes** : le dysfonctionnement d'une faible proportion des neurones n'affecte pas profondément le fonctionnement général (on parle de « dégradation douce »)
- **Robustesse** : Les couches du réseau forment une représentation abstraite des données (concepts), qui permettent de savoir catégoriser des données non traitées lors de l'apprentissage (non prévues).
- Une tolérance aux incertitudes très élevée.
- Etant une multiple copie d'une unité simple (le neurones), donc facilement extensible.
- Un choix de réseaux, types, architecture et fonctions d'activations diverses.
- Possède la capacité de généraliser (interpoler) dans le cadre des données utilisés pour l'apprentissage.

IV.11 Points faibles des réseaux de neurones

Les faibles des réseaux de neurone sont :

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids sont inintelligibles pour l'utilisateur
- Non optimalité : plusieurs optima locaux ne donnent pas toujours la solution optimale en totalité [123].

IV.12 Domaines d'applications

Les RNAs ont trouvé applications dans une multitude de domaines, aussi divers que différents [114]. Un aperçu des domaines où les RNA ont été d'un grand apport sont :

- Traitement du signal
 - Egalisation non linéaire.
 - L'élimination de bruit et de l'écho.
 - Reconnaissance de signaux radar ou sonar.
- Automatique
- Identification/modélisation des systèmes non linéaire.
- Commande basé modèle (commande prédictive, IMC, etc.).
- Compression de données.
- Systèmes de classifications ou de diagnostics.
- Mémoires adressables.
- Prédiction (Forecasting).
- Fusion de données obtenues à partir de systèmes à capteurs multiples.
- Reconnaissance des formes.

Le tableau suivant résume, en général, la correspondance entre le type de réseaux et les applications les plus appropriées à ce dernier.

Caractéristiques fonctionnelles	Type de RNA
Reconnaissance de formes	MLP, Hopfield, Kohonen, PNN
Mémoires associatives	Hopfield, MLP récurrent, Kohonen
Optimisation	Hopfield, ART, CNN
Approximation de fonctions	MLP, RBF
Modélisation et control	MLP, MLP récurrent, FLN
Traitement d'images	CNN, Hopfield
Classification et clustering	MLP, Kohonen, RBF, ART, PNN

IV.13 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des notions de base sur le neurone formel et le neurone biologique, pour découvrir les caractéristiques d'un neurone ainsi que le principe de son fonctionnement. Ensuite nous avons vu les différents types et topologies des réseaux de neurones artificiels, et les différents modes d'apprentissage existants des réseaux de neurones. Au final, nous avons énumérer quelques avantages et points faibles des RNAs et nous avons cité quelques applications de ces derniers.

Dans le chapitre qui suit on verra les différentes étapes pour la conception et réalisation de notre système.

Chapitre V :
Conception et réalisation

V.1 Introduction

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

V.2 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 configure les paramètres pour une bonne identification.

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

V.3.1 Les acteurs du système

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

1. L'Administrateur :

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

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

2. L'individu Test :

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

V.3.2 Diagramme de cas d'utilisation global :

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

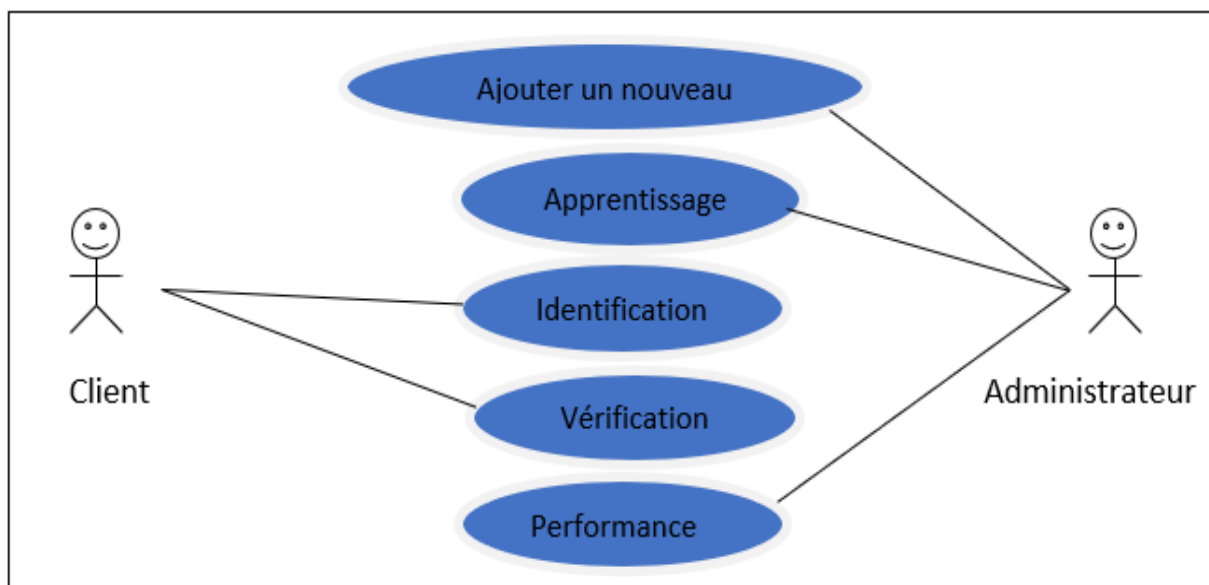


Figure V. 1 : Diagramme de cas d'utilisation global Figure.

V.3.3 Description textuelle des cas d'utilisation

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

Cas d'utilisation : Apprentissage

Acteur : l'administrateur.

Résumé : récupération des 5 images appartenant à chaque client du système à partir d'une base de données (ORL). Puis générer un modèle unique à partir de ces images qui sera stocké avec les informations personnelles de celui-ci dans une base de données pour une utilisation ultérieure.

Scénario nominal :

1. Récupérer 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 : Pour s'identifier le système charge 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 : L'administrateur fait des tests sur une base données d'images. Ceci afin d'évaluer le système, mesurer les performances (Taux d'identification « TID », le Taux de faux rejets « FRR » et le Taux de fausse acceptations « FAR »)

Scénario nominal :

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.

Cas d'utilisation : Ajouter un nouveau client

Acteur : Administrateur.

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.

Scénario nominal :

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

V.3.4 Diagrammes de séquence détaillés cas d'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.3.4.1 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Apprentissage »

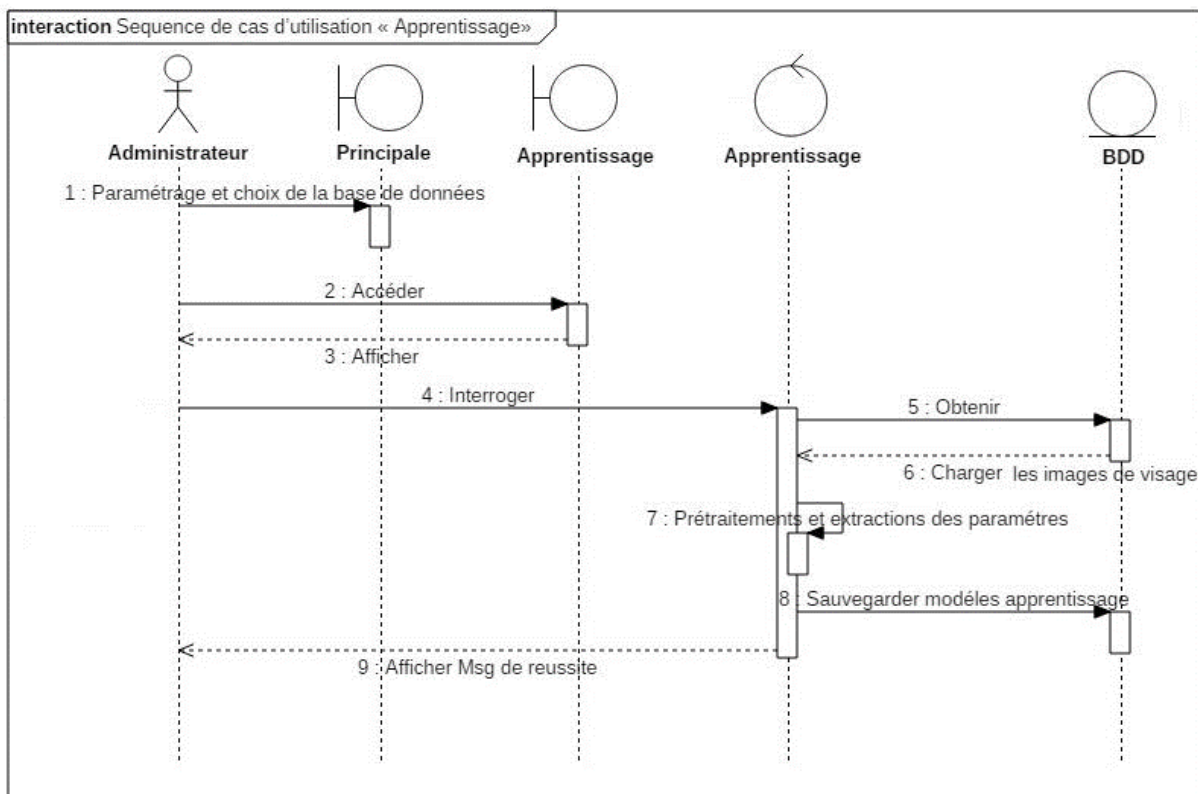


FIGURE V. 2 : DIAGRAMME DE SEQUENCE CAS D'UTILISATION « APPRENTISSAGE »

Description du scénario d'apprentissage :

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

V.3.4.2 Diagramme de séquence cas d'utilisation « Identification »

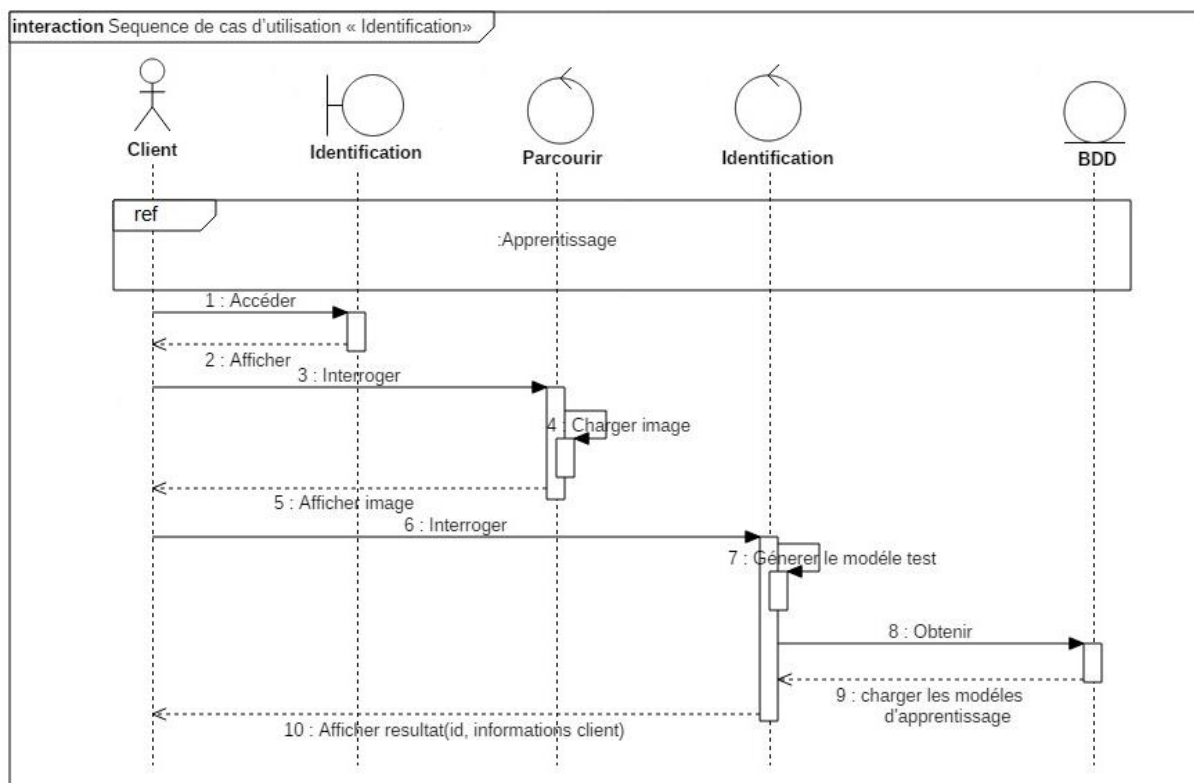


FIGURE V. 3 : DIAGRAMME DE SEQUENCE CAS D'UTILISATION « IDENTIFICATION »

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.
3. 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.
4. Trier les scores résultants de l'étape précédente pour indiquer la personne la plus proche de l'individu test.
5. Affichage des résultats (l'identifiant, les informations client).

V.3.5 Architecture et fonctionnement du système

Chaque système de reconnaissance de visage suit généralement une seule procédure de traitement constituée en deux phases : l'apprentissage et l'extraction de paramètres, la reconnaissance et la prise de décision.

Dans le schéma qui suit, on explique le fonctionnement de notre système de reconnaissance faciale :

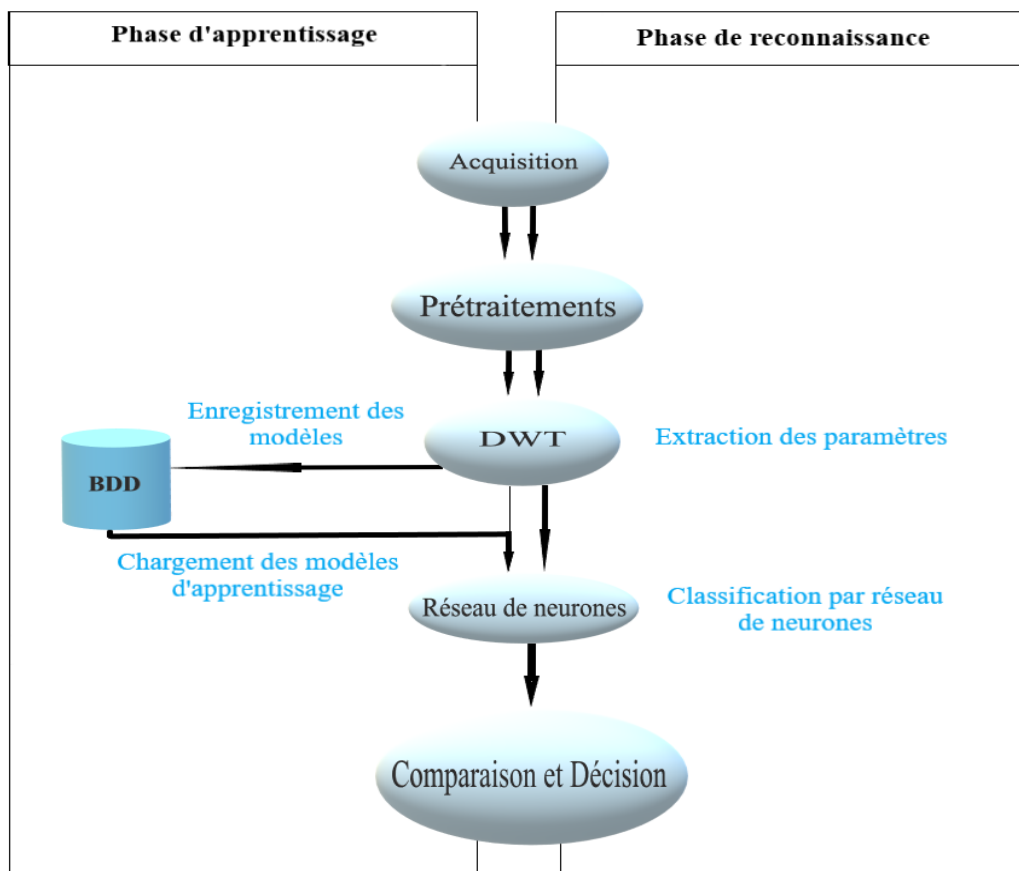


FIGURE V. 4 : DIAGRAMME DE FONCTIONNEMENT DU SYSTEME

Nous allons définir les modules contenus dans chaque unité, et les algorithmes utilisés, ainsi que les performances du système.

V.3.5.1 L'apprentissage

Les modules qui constituent ce processus sont comme suit :

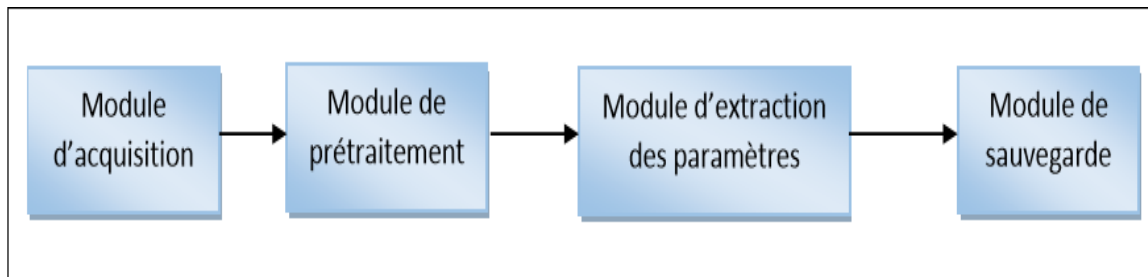


FIGURE V. 5 : REPRESENTATION MODULAIRE DE LA PHASE D'APPRENTISSAGE

1. Module d'acquisition

L'acquisition de l'image de l'échantillon biométrique est la première étape du fonctionnement de tout système de reconnaissance biométrique. C'est l'extraction des informations du monde réel à l'aide du dispositif associé à la modalité voulue, en suivant ces étapes :

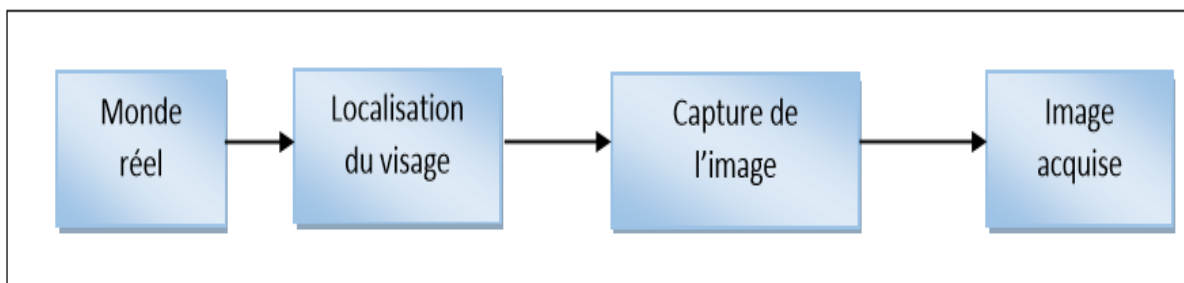


FIGURE V. 6 : PROCESSUS D'ACQUISITION

Le dispositif approprié dans notre cas qui est la reconnaissance faciale est la caméra, en particulier la webcam, cette dernière fait une prise de photo suivi d'une détection de visage dans l'image prise.

La détection du visage est faite avec la technique de détection de couleurs réalisée en trois étapes :

- Les points qui ont une couleur similaire à celle de la peau sont détectés.
- Calculer le centre de gravité de l'ensemble de ces points.

- Ce centre de gravité sera le centre du cadre tracé pour rassembler ces points qui constituent le visage.

2. Module de prétraitement

Plusieurs facteurs peuvent diminuer la qualité de l'image lors de l'acquisition, notamment : la qualité du dispositif d'acquisition ou l'environnement d'acquisition par exemple l'éclairage de la scène alors les images brutes ne sont pas prêtes à être utilisées directement, un prétraitement est nécessaire pour éliminer le bruit acquis lors de la prise des images, et ça en suivant les étapes suivantes :

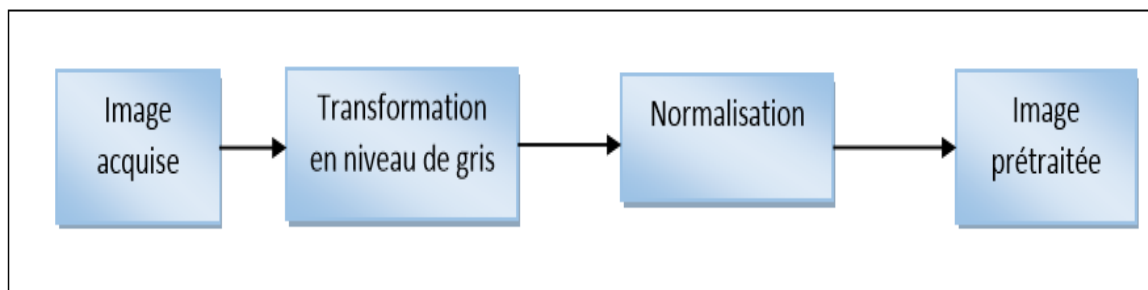


FIGURE V. 7 : REPRESENTATION DE L'ETAPE PRETRAITEMENT

3. Module d'extraction des paramètres

L'extraction des paramètres est une phase importante dans un système de reconnaissance de visage. Cette étape consiste à extraire et garder les données pertinentes des images du visage, en éliminant l'information inutile. 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.

Algorithme DWT

Une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau.

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

FIGURE V. 8 : 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).

Algorithme ACP

Entrées : chargement de la base d'apprentissage.

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

FIGURE V. 9 : ALGORITHME ACP

Approche 02 :

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

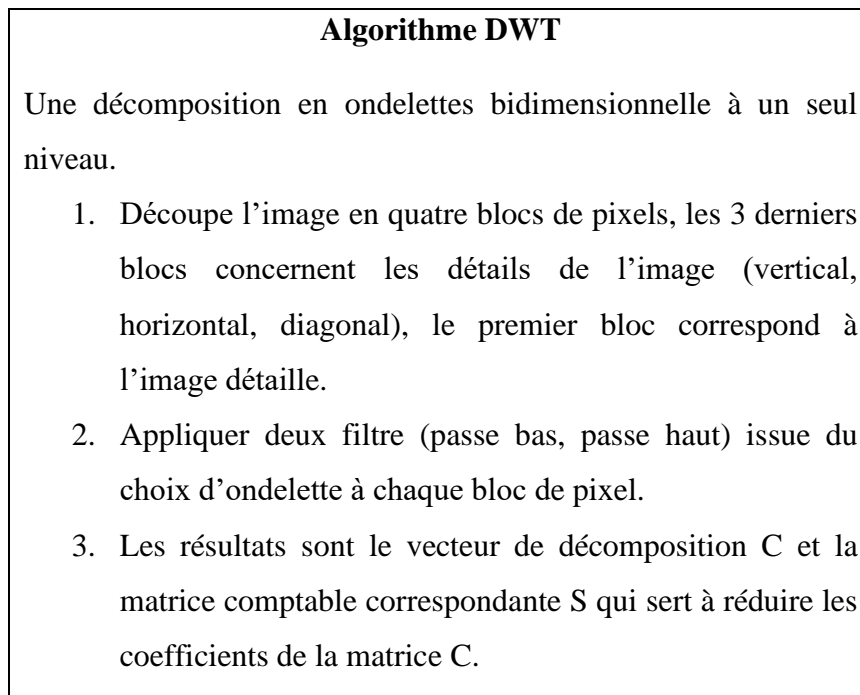


FIGURE V. 10 : ALGORITHME DWT (WAVEDEC2)

1. Module de sauvegarde

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

V.3.5.2 Phase de reconnaissance et la prise de décision

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

V.3.5.2.1 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.

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

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

V.3.5.2.1.1 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 caractéristique, le nombre des caractéristiques varie selon le type d'ondelette utilisé pour la DWT(wavdec2) et stable pour la DWT(dwt2) (199 la taille Eigen face).
- ✓ **Une matrice Targets** contient la classe associée à chaque exemple contenu dans Inputs ; cette matrice doit respecter la même disposition que celle de Inputs, c.-à-d. si dans Inputs chaque colonne représente un exemple, alors dans Targets chaque colonne contient le vecteur caractéristique d'un sujet.

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

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

Où : [amin, amax] : intervalle d'origine.

ai :valeur à normaliser dans l'intervalle [-1,1].

ani : valeur normalisée.

V.3.5.2.1.2 Réalisation de l'architecture initiale de notre réseau

Réseaux de neurones récurrents

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, dont le graphe des connexions est cyclique [126] : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous

le terme de « cycle »). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires.

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

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

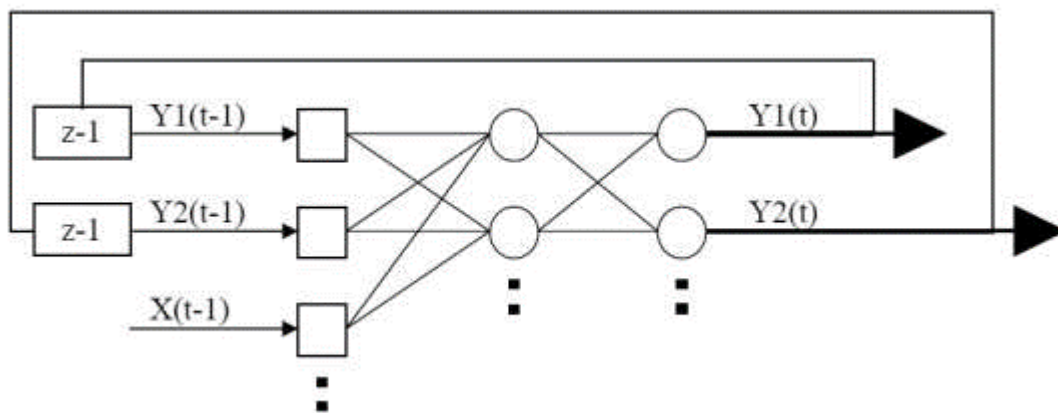


FIGURE V. 11 : RESEAU DE NEURONES BOUCLE [126].

1. Le modèle de Jordan

Architecture :

Son architecture est multicouche, la dernière couche est rebouclée sur la première [116]. Les cellules d'entrée se répartissent en deux groupes : les cellules de plan et les cellules d'état. Les cellules de sortie sont rebouclées sur les cellules d'état par des connexions de poids fixes, de même pour les cellules d'état qui rebouclent sur elle-même par des connexions de poids fixes. L'état interne est défini par l'ensemble des cellules de sortie et des cellules de plan.

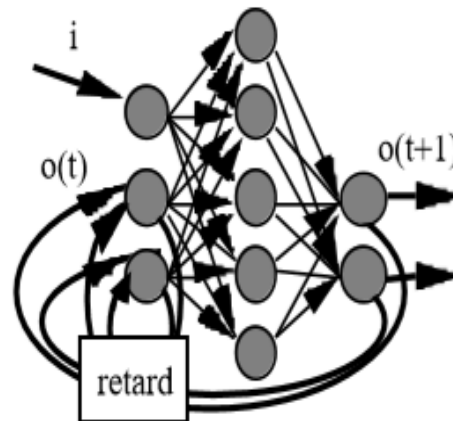


FIGURE V. 12 : RESEAU PROPOSE PAR JORDAN [116].

Comportement :

Une forme d'entrée i est appliquée sur les cellules de plan. Ce vecteur, appelé vecteur de plan, ne sera plus modifié pour la suite de la production de la séquence. Le vecteur d'état des cellules de sortie varie dans le temps du fait des connexions récurrentes sur les cellules d'état. Ces connexions modifient les valeurs d'activation des cellules d'état et imposent une entrée variable dans le temps au réseau multicouche. En utilisant des vecteurs de plan différents, le même réseau apprend plusieurs séquences différentes. Le comportement de ce modèle est décrit par cette équation :

$$o(t + 1) = F(i, o(t))$$

L'algorithme d'apprentissage :

C'est une généralisation de la rétropropagation de gradient. Plutôt que d'utiliser une valeur fixe pour les sorties désirées, des contraintes sont imposées sur ces valeurs. Une contrainte spécifique, par exemple, un intervalle pour la valeur de la sortie. Il y a apprentissage après chaque forme produite.

Résultats : Quelques simulations ont été réalisées. Par exemple, un réseau composé de 8 cellules d'état, 6 cellules de plan, 10 cellules cachées, 8 cellules de sortie, est capable d'apprendre à générer une séquence de 8 formes.

2. Le réseau Long short-term memory (LSTM)

En français réseau récurrent à mémoire court et long terme, est l'architecture de réseau de neurones récurrents la plus utilisée en pratique qui permet de répondre au problème de

disparition de gradient [129]. Le réseau LSTM a été proposé par Sepp Hochreiter et Jürgen Schmidhuber en 1997.

Les réseaux de longue mémoire à court terme (LSTM) sont une extension pour les réseaux neuronaux récurrents, qui étend leur mémoire [130]. Par conséquent, il est bien adapté pour apprendre des expériences importantes qui ont des retards très longs entre les deux.

Les unités d'un LSTM sont utilisées comme unités de construction pour les couches d'un RNN, qui est alors souvent appelé un réseau LSTM.

Les LSTM permettent aux RNN de se souvenir de leurs intrants sur une longue période de temps. C'est parce que les LSTM contiennent leurs informations dans une mémoire, ce qui ressemble beaucoup à la mémoire d'un ordinateur parce que le LSTM peut lire, écrire et supprimer des informations de sa mémoire.

Cette mémoire peut être vue comme une cellule gated, où gated signifie que la cellule décide de stocker ou de supprimer des informations (par exemple si elle ouvre les portes ou non), en fonction de l'importance qu'elle attribue à l'information [130]. L'attribution de l'importance se fait à travers des poids, qui sont également appris par l'algorithme. Cela signifie simplement qu'il apprend avec le temps quelle information est importante et laquelle ne l'est pas.

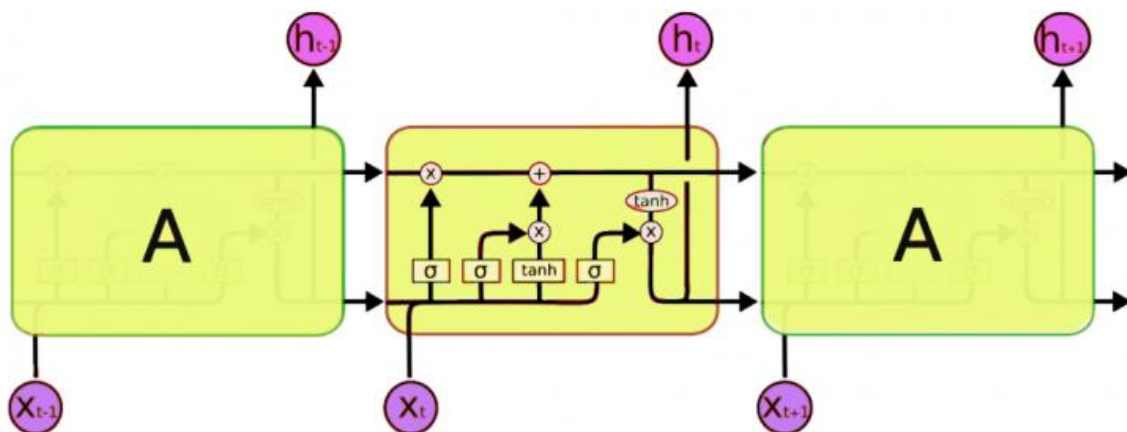


FIGURE V. 13 : STRUCTURE GENERALE D'UN LSTM [173].

Dans un LSTM vous avez trois portes : entrée, oublier et sortie porte. Ces portes déterminent s'il faut ou non laisser entrer une nouvelle entrée (porte d'entrée), supprimer l'information car elle n'est pas importante (oublier la porte) ou la laisser influencer la sortie au pas de temps courant (porte de sortie). Vous pouvez voir une illustration d'un RNN avec ses trois portes ci-dessous :

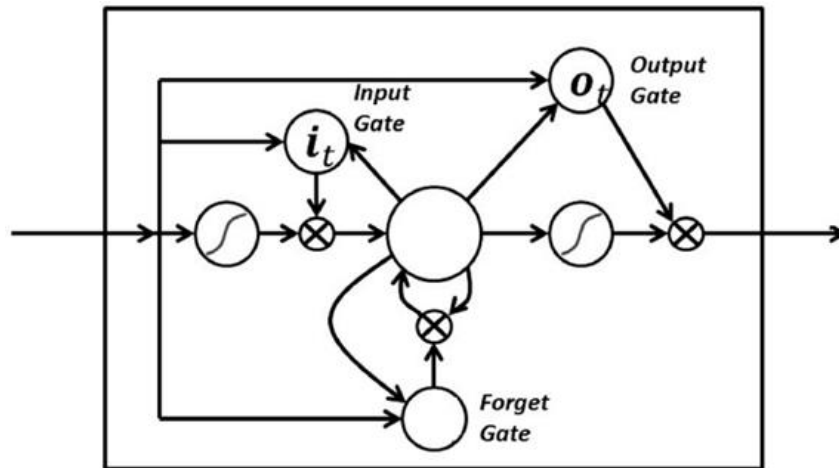


FIGURE V. 14 : LES TROIS PORTES D'UN LSTM [130].

Les portes d'un LSTM sont analogiques, sous la forme de sigmoïdes, ce qui signifie qu'elles vont de 0 à 1. Le fait qu'elles soient analogiques leur permet de faire une rétropropagation avec elles.

Les problèmes posés par la disparition des gradients sont résolus grâce à LSTM, car les gradients sont assez raides et l'entraînement est relativement court et la précision élevée.

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

```

Programme du réseau de neurones Jordan

function [ net ] = createrec( P, T )
input = P;
targets = T;
taux = 0.01;
iter = 500;
neurone = 199;
[ R, Q ] = size( input );
[ S2, Q ] = size( targets );
S1 = neurone;

net = newjor(input, targets, [S1, S2], { 'tansig', 'logsig' }, 'traingda','learngd');
net.LW{ 2, 1 } = net.LW{ 2, 1 }*taux;
net.b{ 2 } = net.b{ 2 }*taux;
net.performFcn = 'mse';
net.divideFcn = 'dividetrain';
net.trainParam.showWindow = false;
net.trainParam.goal = 0.000000001;
net.trainParam.show = Inf;
net.trainParam.epochs = iter;
net.trainParam.mc = 0.95;
setdemorandstream(491218381);

P = input;
T = targets;
[ net, tr ] = train( net, P, T );

```

FIGURE V. 15 : PROGRAMME DU RESEAU DE NEURONES JORDAN

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

```

Programme réseau de neurones LSTM

function[ net ] = PredictLstm( P, T)
input = P;
targets = T;
taux = 0.01;
nbr_output = 40;
d = 40;
neurone = 700;
numFeatures = d;
numHiddenUnits = neurone;
numClasses = nbr_output;

% Les couches du réseau
layers = [ ...
    sequenceInputLayer(numFeatures)
    lstmLayer(numHiddenUnits,'OutputMode','sequence')
    dropoutLayer(0.2)
    fullyConnectedLayer(50)
    dropoutLayer(0.5)
    fullyConnectedLayer(numClasses)
    regressionLayer];

% Les paramètres d'apprentissage
maxEpochs = 110;
miniBatchSize = 27;
options = trainingOptions('adam', ...
    'ExecutionEnvironment','cpu', ...
    'GradientThreshold',1, ...
    'MaxEpochs',maxEpochs, ...
    'MiniBatchSize',miniBatchSize, ...
    'LearnRateSchedule','none', ...
    'InitialLearnRate',taux, ...
    'Shuffle','never', ...
    'Verbose',0);
setdemorandstream(491218382);

net = trainNetwork( input, targets, layers, options );

```

FIGURE V. 16 : PROGRAMME DU RESEAU DE NEURONES LSTM

V.3.5.2.1.3 Affinage des paramètres du réseau :

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

Nom du réseau :		Réseau de neurones Jordan
Structure :	Authentification	
	Identification	
Type :	Récurrent	
Couche neuronale :	1 couche d'entrée. 1 couche de sortie. 2 couches cachées.	
Nombre de neurones dans la couche d'entrées :	La couche d'entrée est composée de 2784 neurones , chaque neurone permet d'introduire un seul caractéristique au réseau et nous avons 2784 caractéristiques (avec la DWT(wavdec2), l'ondelette « Coiflets » et level 1) (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 classes de visages, et 1 neurone pour authentification.	
Nombre de neurones dans les couches cachées :	401 neurones dans la première couche cachée, et 40 dans la deuxième pour l'identification, 401 neurones dans la première couche cachée et 1 neurone dans la deuxième pour l'authentification.	
Type de donnée d'entrée	Normaliser entre 1 et -1.	
Fonction (ou méthode) d'apprentissage :	C'est un algorithme de retro-propagation du descendant gradient avec taux d'apprentissage adaptatif.	
Fonction de transfert (activation) :	La couche cachée : Sigmoïde tangente hyperbolique (tansig) . La couche de sortie : Log-Sigmoid (Logsig) .	
Mesure de performance :	La mesure utilisée pour la performance est la MSE (Mean Squared Error ou erreur quadratique moyenne).	
Taux d'apprentissage :	0.01 (Voir chapitre VI).	
Nombre de neurone :	600 itérations (Voir chapitre VI).	

Tableau V.1 : Tableau récapitulatif des paramètres du réseau de neurones Jordan

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

Nom du réseau :	Réseau de neurones LSTM
Type :	Récurrent
Couche neuronale :	1 couche d'entrée. 1 couche de sortie. 5 couches cachées.
Nombre de neurones dans la couche d'entrées :	La couche d'entrée est composée de 40 neurones , chaque neurone permet d'introduire un seul caractéristique au réseau et nous avons 40 caractéristiques (avec la DWT(wavdec2), l'ondelette « Coiflets » et level 6) (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 classes de visages et 1 neurone pour l'authentification.
Nombre de neurones dans la couche cachée :	La couche LSTM contient 799 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 descendant gradient avec taux d'apprentissage adaptatif.
Fonction de transfert (activation) :	La couche cachée LSTM : La fonction Sigmoïde et la fonction Sigmoïde tangente hyperbolique (tanh) .
Mesure de performance :	La mesure utilisée pour la performance est la MSE (Mean Squared Error ou erreur quadratique moyenne).
Taux d'apprentissage :	0.01 (Voir chapitre VI).
Nombre d'itération	110 itérations (Voir chapitre VI).

Tableau V.2 : Tableau récapitulatif des paramètres du réseau de neurones LSTM

V.3.5.2.2 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.3.5.2.3 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) x 100.  
Fin pour
```

FIGURE V. 17 : 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) x 100.  
Fin pour.
```

FIGURE V. 18 : 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.3.6 Schéma conceptuel de la base de données

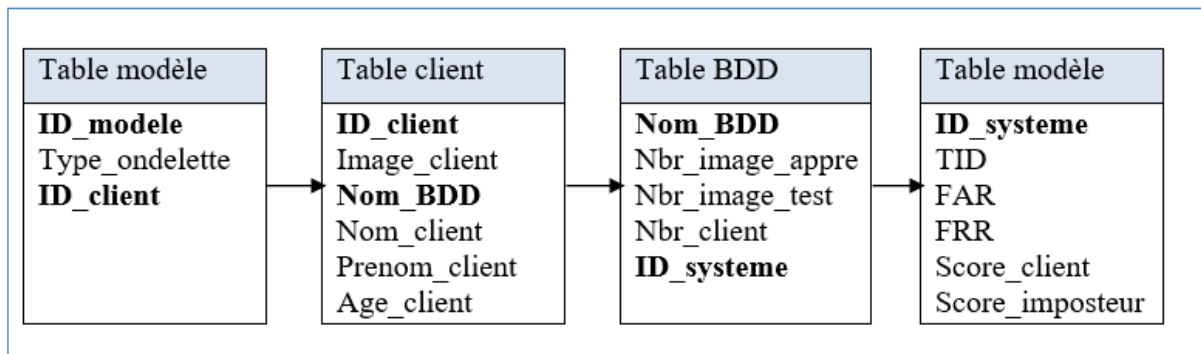


FIGURE V. 19 : SCHEMA PHYSIQUE DE LA BASE DE DONNEES

V.4 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.4.1 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.4.1.1 MATLAB

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

Nous avons implémenté le système de reconnaissance de visage dans l'environnement de programmation MATLAB 2018 qui offre une grande simplicité de manipulation des images. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tel que :

1. La portabilité de logiciel (simplifie le processus de programmation sous Windows).

2. L'utilisation des bases de données.
3. Facilité de manipulation des matrices ce qui est fort important dans le cas de notre application.
4. Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques utiles au traitement et à l'analyse des images.
5. 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).
6. En utilisant MATLAB, nous pouvons résoudre des problèmes de calcul scientifique plus rapidement qu'avec les langages de programmation traditionnels.
7. 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.4.2 L'implémentation de notre système

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

V.4.2.1 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

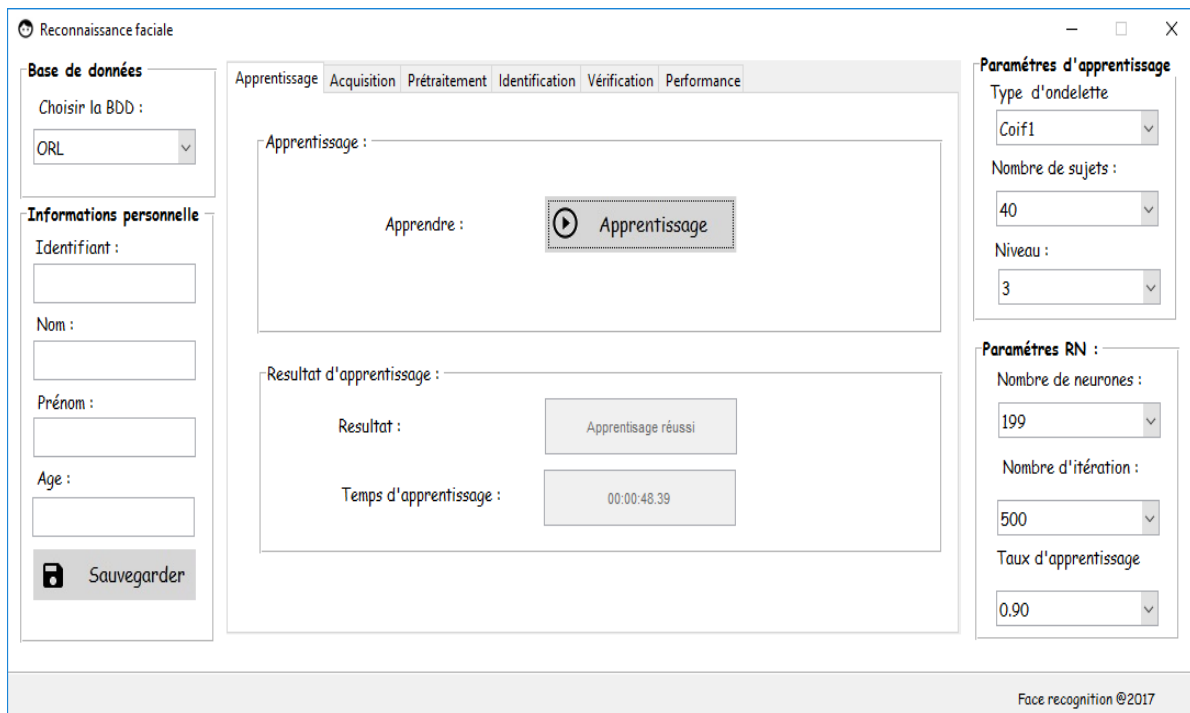


FIGURE V. 20 : INTERFACE APPRENTISSAGE

1. Choix de la base de données.
2. Choix du type d'ondelette à appliquer (Haar, Db1, Coif1, Sym1).
3. Choix nombre du sujet dans la base de données (1 à 40).
4. Choix du niveau d'ondelette (1, 3 ou 6).
5. Résultat d'apprentissage.
6. Temps d'exécution de la phase apprentissage.

Tests de performance

FIGURE V. 21 : INTERFACE TESTS DE PERFORMANCE

1. Choix de la base de données.
2. Choix du type d'ondelette à appliquer (Haar, Db1, Coif1, Sym1).
3. Choix nombre du sujet dans la base de données (1 à 40).
4. Choix du niveau d'ondelette (1, 3 ou 6).
5. Taux d'identification (TID).
6. Temps d'exécution de calcul de performance d'identification.
7. Taux de faux rejet (FRR).
8. Taux de fausse acceptation (FAR).
9. Temps d'exécution de calcul de performance vérification.

Interface identification

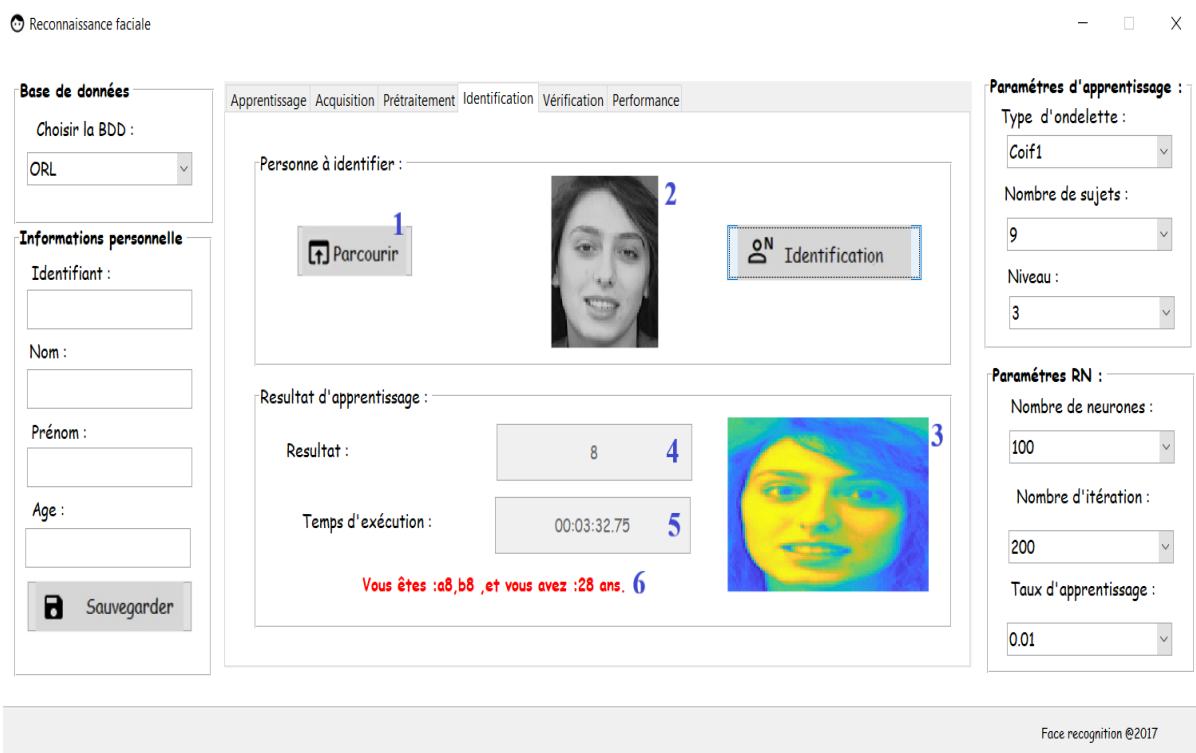


FIGURE V. 22 : INTERFACE IDENTIFICATION

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

Interface vérification

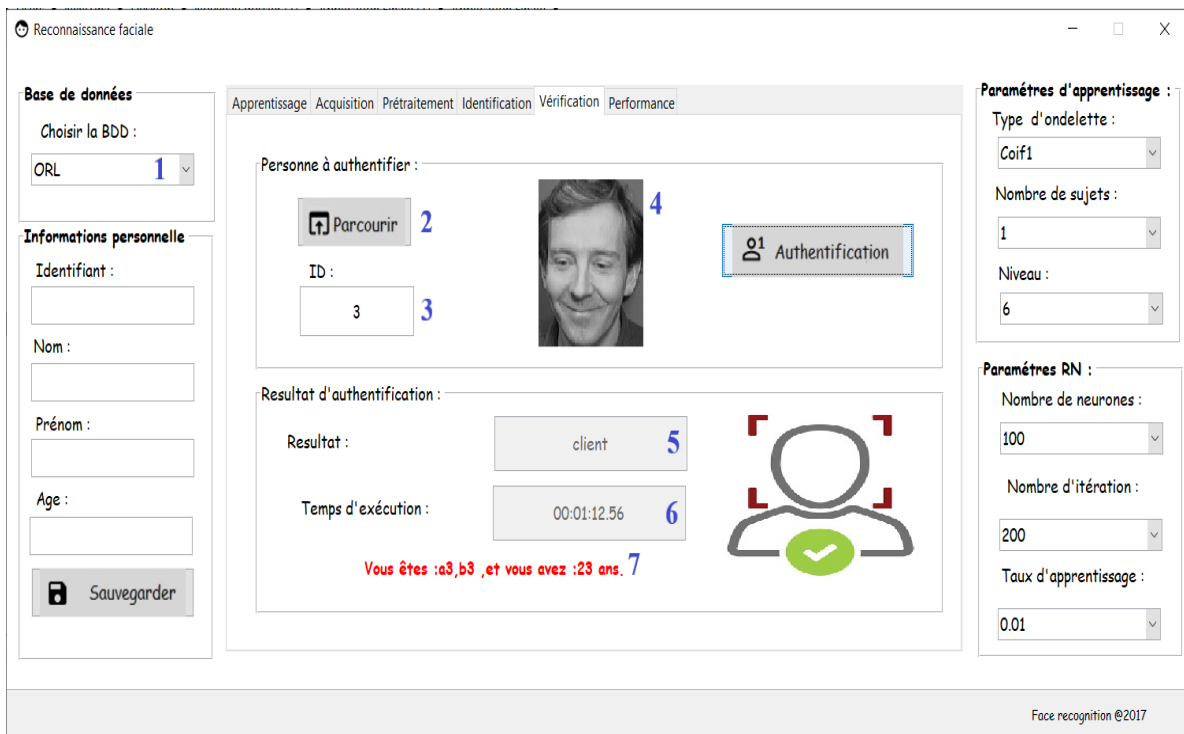


FIGURE V. 23 : INTERFACE VERIFICATION

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

Interface prétraitement

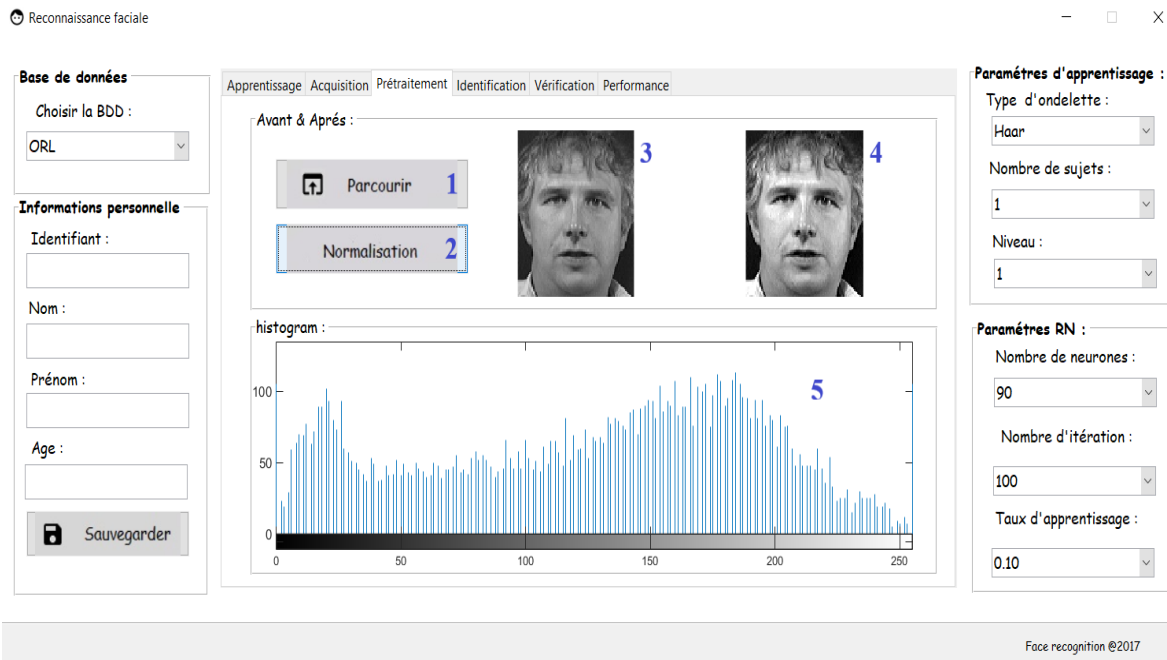


FIGURE V. 24 : INTERFACE PRETRAITEMENT

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).

V.5 Conclusion

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

Chapitre VI :
Test et évaluation des résultats

VI.1 Introduction

Ce chapitre décrit les résultats de l'évaluation de l'efficacité des méthodes ondelettes et réseaux de neurones décrites dans les chapitre III et IV précédents, et ça en utilisant une validation sur une base de données standard « ORL » sous différents paramètres.

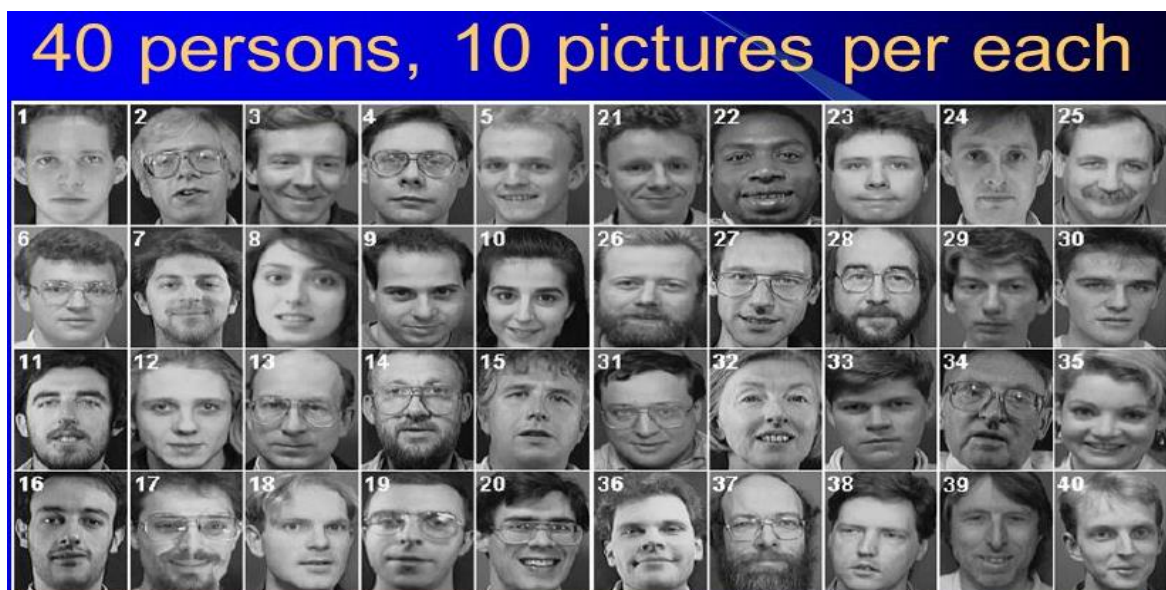
L'évaluation de notre système consiste en une étude comparative entre les deux approches utilisées pour la classification, dans la première partie nous donnerons les résultats qui ont été obtenus avec la classification avec un réseau de neurones Feed-Forward et dans la deuxième partie ceux obtenus avec un réseau de neurones récurrent.

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

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

VI.2 La base de données ORL

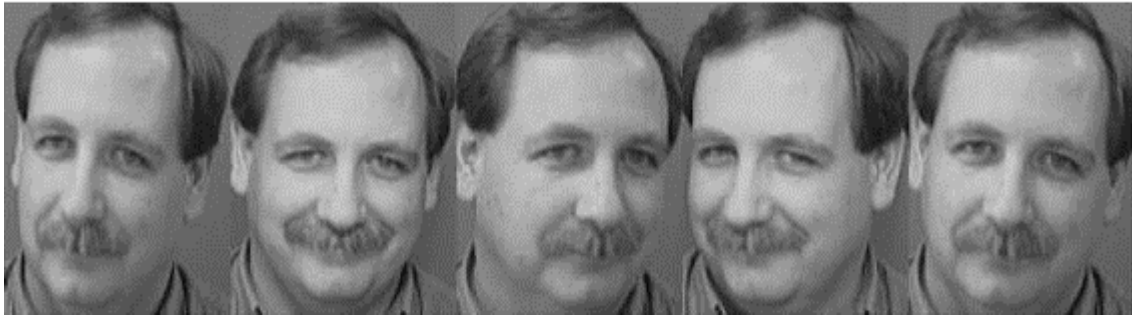
La base de données ORL (Olivetti Research Laboratory) a été fondée par l'Université de Cambridge, elle est composée de 40 personnes, 10 images de (112 × 92) pixels pour chaque personne.



FIGURES VI. 1 : BASE DE DONNEES ORL [174].

Cette base de données a été recueillie entre 1992 et 1994. Il contient des variations dans les conditions d'éclairage, les expressions faciales (yeux ouverts/fermés, souriant/pas souriant) et dans les détails du visage (lunettes/pas de lunettes).

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



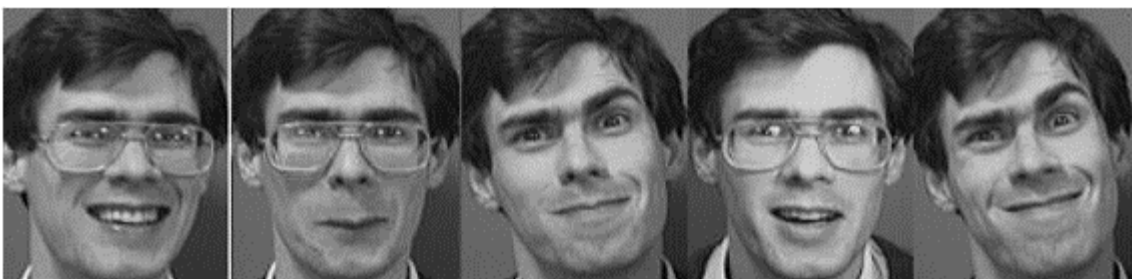
FIGURES VI. 2 : EXEMPLE DE CHANGEMENTS D'ORIENTATIONS DU VISAGE [54].

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



FIGURES VI. 3 : EXEMPLE DE CHANGEMENTS D'ECLAIRAGE [54].

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



FIGURES VI. 4 : EXEMPLE DE CHANGEMENTS DES EXPRESSIONS FACIALE [54].

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



FIGURES VI. 5 : EXEMPLE DE PORT DE LUNETTES [54].

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



FIGURES VI. 6 : EXEMPLE DE CHANGEMENTS DE COIFFURES ET DE PORT DE BARBE [54].

Pour notre thème, on a partitionné la base de données en deux sous bases : apprentissage et test, avec 200 images chacune.

- **Images apprentissages** : on a utilisé les cinq premières images parmi les 10 images pour chaque personne, pour la phase d'apprentissage
- **Images Tests** : on a utilisé les dernières cinq images pour chaque personne pour la phase de tests.

VI.3 Evaluation du système

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

On a effectué des tests sur notre système en ses deux modes : mode identification et vérification. On a procédé avec l'extraction des caractéristiques avec les ondelettes sous ses deux méthodes : la DWT(dwt2) (avec la réduction d'espace modèles par la méthode ACP) et la DWT(wavdec2), ensuite la classification en appliquant les réseaux de neurones tout en modifiant les configurations appliquées à savoir : nombre de neurone dans la couche cachée, nombre d'itération et taux d'apprentissage, dans le but de faire une étude comparative entre les deux types de réseaux de neurones (Feed-Forward et récurrent) ainsi que leurs différentes configurations et les performances qui en résultent.

Pour tester un paramètre de l'un des réseaux neurones, on fixe le reste des paramètres à des valeurs jugées raisonnables, on fait ensuite varier un 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 TFR (ou FRR) :** le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.
- **Taux Faux accepter TFA (ou FAR) :** le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

Notre travail de ce mémoire de fin d'étude consiste en un travail comparatif entre les résultats expérimentaux obtenus en utilisant les réseaux neuronaux Feed-Forward notamment le MLP comme classifieur et d'autres types de réseaux neuronaux à savoir les réseaux récurrents.

VI.4 Résultats obtenus en utilisant le classifieur MLP

Ici on va utiliser les résultats obtenus en utilisant MLP, se sont des résultats obtenus en 2017, dans le cadre du mémoire de fin d'étude intitulé « Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones. » du département informatique de l'université de l'UMMTO.

VI.4.1 Évaluation de la première approche (dwt2)

- **Générations des Modèles DWT(dwt2) :** On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix

d'ondelette à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.

- **Réduction d'espace des modèles DWT par la méthode ACP** : on prend tous les Modèles DWT on les projette dans l'espace ACP pour réduire leurs tailles et ainsi, extraire les vecteurs visages (Eigen faces) pour chaque personne, qui seront ensuite des modèles à enregistrer dans la base de données pour la reconnaissance.
- **Normalisation des modèles enregistrés** : Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système** :
 - **Paramètres fixes** :
 - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne.
 - Nombre d'image de test : 5 images pour chaque personne.
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la DWT : un level.
 - **Paramètres variables** :
 - Ondelette à utiliser pour la DWT : "Haar", "Sym1", "Db1", "Coief1".
 - Les paramètres des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
 - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

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

VI.4.1.1 Nombre d'itérations avec les différents types d'ondelette

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

Taux d'apprentissage = 0.01

Nombre de neurones de la couche cachée = 199

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

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

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

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

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

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

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

VI.4.1.2 Taux d'apprentissage avec les différents types d'ondelette

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

Nombre d'itérations = 500.

Nombre de neurones de la couche cachée = 199.

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

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

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

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

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

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

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

VI.4.1.3 Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents types d'ondelette

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

Nombre d'itérations = 500.

Taux d'apprentissage = 0.30.

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

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

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

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

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

Synthèse de l'approche 1 :

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

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

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage :0.30.
- Nombre de neurone : 199 neurones.
- Nombre d'itération : 500 itérations.

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

VI.4.2 Évaluation de deuxième approche (wavdec2)

- **Générations des Modèles DWT (wavdec2) :** On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette et level à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Normalisation des modèles enregistrés :** Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système :**
 - **Paramètres fixes :**
 - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne.
 - Nombre d'image de test : 5 images pour chaque personne
 - **Paramètres variables :**
 - Ondelette à utiliser pour la DWT : "Haar", " Sym1", "Db1", "Coif1".
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la wavdec2 : level1, level3 et level6.
 - Les paramètre des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
 - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

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

VI.4.2.1 Nombre d'itérations avec les différents types d'ondelette et level

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

Taux d'apprentissage = 0.01

Nombre de neurones de la couche cachée = 100

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

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

TID									
	Nombre d'itérations = 500			Nombre d'itérations = 200			Nombre d'itérations = 100		
	Level 1	Level 3	Level 6	Level 1	Level 3	Level 6	Level 1	Level 3	Level 6
Haar	92	93	51	88.5	92	41.5	7	25.5	20.5
Db1	92	93	51	88.5	92	41.5	7	25.5	20.5
Sym1	92	93	51	88.5	92	41.5	7	25.5	20.5
Coif1	92	96	86.5	88.5	93	73.5	5	22	16

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

	Nombre d'itérations=500								
	Level 1			Level 3			Level 6		
	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil
Haar	16.60	16.70	0.9955	15.96	16.70	0.996	37.82	34.30	0.99857
Daubechies	16.60	16.70	0.9955	15.96	16.70	0.996	37.82	34.30	0.99857
Symlets	16.66	16.70	0.9955	15.96	16.70	0.996	37.82	34.30	0.99857
Coiflets	15.76	15.80		12.69	12.80	0.994	17.56	17.30	0.998

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

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

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

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

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

VI.4.2.2 Taux d'apprentissage avec les différents types d'ondelette et level

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

- Nombre d'itérations = 500.
- Nombre de neurones de la couche cachée = 100.
- Ensemble d'apprentissage = 50%, ensemble de test = 50%

Voici les résultats obtenus en variant le taux d'apprentissage avec les différents types d'ondelettes et levels :

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

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

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

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

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

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

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

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

VI.4.2.3 Nombre de neurones dans la couche cachée avec les différents types d'ondelette et level

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

Nombre d'itérations = 500

Taux d'apprentissage = 0.90

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

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

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

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

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

	Nombre de neurone =168								
	Level1			Level3			Level6		
	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil
Haar	26.02	25.50	0.99999985	16.28	16	0.993	37.75	42.90	0.9990
Daubechies	26.02	25.50	0.99999985	16.28	16	0.993	16.21	16.30	0.993
Symlets	26.02	25.50	0.99999985	16.28	16	0.993	16.21	16.30	0.993
Coiflets	17.56	19.30	0.9999997	12.94	12.30	0.989	17.88	16	0.996

	Nombre de neurone =100								
	Level1			Level3			Level6		
	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil	FAR	FRR	Seuil
Haar	25.44	26.20	0.9999994	16.08	16.30	0.9935	37.82	43.30	0.999
Daubechies	25.44	26.20	0.9999994	16.08	16.30	0.9935	37.82	43.30	0.999
Symlets	25.44	26.20	0.9999994	16.08	16.30	0.9935	37.82	43.30	0.999
Coiflets	23.97	24.80	0.9999996	12.50	12.90	0.9901	16.98	17.60	0.9965

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

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

Synthèse de l'approche 1

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

Type ondelette : « Coiflets », level : 3

Paramètre de réseau de neurone :

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

VI.5 Performance de notre système en utilisant les réseaux de neurones récurrents comme classifieur

VI.5.1 Résultats obtenus par le classifieur Jordan

VI.5.1.1 Évaluation de la première approche (dwt2)

- **Génération des Modèles DWT(dwt2) :** On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Réduction d'espace des modèles DWT par la méthode ACP :** on prend tous les Modèles DWT on les projette dans l'espace ACP pour réduire leurs tailles et ainsi, extraire les vecteurs visages (Eigen faces) pour chaque personne, qui seront ensuite des modèles à enregistrer dans la base de données pour la reconnaissance.
- **Normalisation des modèles enregistrés :** Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système :**
 - **Paramètres fixes :**
 - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne.
 - Nombre d'image de test : 5 images pour chaque personne.
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la DWT : un level.
 - **Paramètres variables :**
 - Ondelette à utiliser pour la DWT : "Haar", "Sym1", "Db1", "Coif1".
 - Les paramètres des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
 - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

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

VI.5.1.1.1 Variation du nombre d'itérations et de types d'ondelettes

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

Taux d'apprentissage = 0.01.

Nombre de neurones de la couche cachée = 199.

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

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

	Nombre d'itération = 500				Nombre d'itération = 600				Nombre d'itération = 700			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	57.5	100	0	1	57.5	100	0	1	63
Db1	100	0	1	57.5	100	0	1	57.5	100	0	1	63
Sym1	100	0	1	57.5	100	0	1	57.5	100	0	1	63
Coif1	100	0	1	61.5	100	0	1	64.5	100	0	1	66

Tableau VI. 10 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de nombre d'itérations.

A travers les résultats des tests (Tableau VI.10), on remarque en termes de paramètre du réseau récurrents Jordan, plus on augmente le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, **700 itérations** donnent les meilleures performances pour le TID.

En termes d'ondelette, coif1 atteint le TID le plus grand 66%.

Le FAR et le FRR restent sans changement avec l'augmentation du nombre d'itération et le choix du type d'ondelette, où ils restent stables au valeurs 100% et 0% respectivement.

Basant sur la performance atteinte par le TID, le nombre d'**itération = 700** est le meilleur.

VI.5.1.1.2 Variation du taux d'apprentissage et de types d'ondelettes

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

Nombre d'itérations = 700.

Nombre de neurones de la couche cachée = 199.

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

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

	Taux d'apprentissage = 0.01				Taux d'apprentissage = 0.3				Taux d'apprentissage = 0.9			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	63	100	0	1	60.5	100	0	1	63
Db1	100	0	1	63	100	0	1	60.5	100	0	1	63
Sym1	100	0	1	63	100	0	1	60.5	100	0	1	63
Coif1	100	0	1	66	100	0	1	60	100	0	1	69.5

Tableau VI. 11 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de taux d'apprentissage.

En termes de paramètres du réseau de neurones, le taux d'apprentissage est compris entre 0 et 1. Si les poids corrects sont loin des poids initiaux il est bien de choisir un taux d'apprentissage proche de 1 pour qu'ils convergent assez rapidement. Si ces derniers sont proches des poids initiaux il est bien de choisir un taux d'apprentissage proche de 0 pour ne pas les rater. A travers les résultats des tests (Tableau VI. 10) on constate que le meilleur taux d'apprentissage est 0.9.

En termes d'ondelette les meilleures performances du TID, on les obtient avec l'ondelette « Coiflet ».

On remarque que le FAR et le FRR ne change pas avec l'augmentation du taux d'apprentissage, on a eu FAR = 100% et FRR = 0% comme résultats pour toutes valeurs données au taux d'apprentissage.

VI.5.1.1.3 Variation du nombre de neurones dans la couche cachée et de types d'ondelettes

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

Nombre d'itérations = 700.

Taux d'apprentissage = 0.9.

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

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

	Nombre de neurones = 90				Nombre de neurones = 199				Nombre de neurones = 300			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	61.5	100	0	1	63	100	0	1	66.5
Db1	100	0	1	61.5	100	0	1	63	100	0	1	66.5
Sym1	100	0	1	61.5	100	0	1	63	100	0	1	66.5
Coif1	100	0	1	62	100	0	1	69.5	100	0	1	60

Tableau VI. 12 : Variation du FAR, FRR et TID (%) en fonction de types d'ondelette et de nombre de neurones.

On sait qu'il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques pour choisir la taille de la couche cachée. La taille de cette dernière doit être égale : soit à celle de la couche d'entrée, soit à 75% de celle-ci, soit à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie.

Donc dans notre cas on prend un nombre égal à la taille de la couche d'entrée qui est 199, et d'après les résultats on remarque que le nombre de neurones obtenu de l'état de l'art donne le meilleur résultat, où le TID a atteint la valeur 69.5% et ça par rapport à d'autres valeurs du nombre de neurones.

On remarque ainsi qu'avec 199 neurones et le type d'ondelette « Coiflet » on atteint la meilleure performance pour le TID, quant à FAR et FRR, leurs valeurs restent les mêmes : 100% et 0% respectivement, et ça avec toutes les valeurs du nombre de neurones dans la couche cachée.

Synthèse de l'approche 1 :

Après un ensemble important de tests sur ce protocole qui dépend de la DWT(dwt2) et la PCA, les meilleurs résultats obtenus sont : TID = 69.5, FAR = 100% et FRR = 0%. Cela avec les paramètres qui suit :

Type ondelette : « Coiflet »

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage : 0.9.
- Nombre de neurone : 199 neurones.

- Nombre d'itération : 700 itérations.

Mais les résultats obtenus restent peu satisfaisants surtout en termes d'authentification, pour cela on opte pour une autre approche qui est la DWT(wavdec2).

VI.5.1.2 Évaluation de deuxième approche (wavdec2)

- **Génération des Modèles DWT(wavdec2) :** On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette et level à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Normalisation des modèles enregistrés :** Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système :**
 - **Paramètres fixes :**
 - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne.
 - Nombre d'image de test : 5 images pour chaque personne
 - **Paramètres variables :**
 - Ondelette à utiliser pour la DWT : "Haar", "Sym1", "Db1", "Coief1".
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la wavdec2 : level1, level3 et level6.
 - Les paramètres des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
 - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.

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

VI.5.1.2.1 Variation du nombre d'itérations et de types d'ondelettes :

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

Taux d'apprentissage = 0.01.

Nombre de neurones de la couche cachée = 300.

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

Niveau d'ondelette : level 1.

Vu le temps d'exécution énorme que nos tests prennent, on a restreint nos tests au premier niveau d'ondelette « level 1 » et taux d'apprentissage 0.01.

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

	Nombre d'itérations = 200				Nombre d'itérations = 400				Nombre d'itérations = 500			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	56	100	0	1	68	100	0	1	76
Db1	100	0	1	56	100	0	1	68	100	0	1	76
Sym1	100	0	1	56	100	0	1	68	100	0	1	76
Coif1	100	0	1	63	100	0	1	78.5	100	0	1	81

	Nombre d'itérations = 600				Nombre d'itérations = 700			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	79.5	100	0	1	81.5
Db1	100	0	1	79.5	100	0	1	81.5
Sym1	100	0	1	79.5	100	0	1	81.5
Coif1	100	0	1	87	100	0	1	85.5

Tableau VI. 13 : Variation du TID, FAR et FRR et en fonction de types d'ondelette, levels et de nombre d'itérations.

On remarque en termes de paramètre de réseau, plus on augmente le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, **600** itérations donnent les meilleures performances pour TID.

On remarque que le FAR et le FRR gardent les mêmes valeurs avec l'augmentation du nombre d'itérations, où on a eu 100% et 0% respectivement.

En termes d'ondelette, « Coif1 » atteint le TID le élevé où on a trouvé 87%.

VI.5.1.2.2 Variation du nombre de neurones dans la couche cachée et de types d'ondelettes

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

Nombre d'itérations = 600.

Taux d'apprentissage = 0.01.

Niveau d'ondelette : level 1.

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

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

	Nombre de neurones = 300				Nombre de neurones = 401				Nombre de neurones = 1932			
	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID	FAR	FRR	Seuil	TID
Haar	100	0	1	79.5	100	0	1	86	100	0	1	80.5
Db1	100	0	1	79.5	100	0	1	86	100	0	1	80.5
Sym1	100	0	1	79.5	100	0	1	86	100	0	1	80.5
Coif1	100	0	1	87	100	0	1	88	100	0	1	71.5

Tableau VI. 14 : Variation du TID, FAR et FRR et en fonction de types d'ondelette et de nombre de neurones.

On remarque en termes de réseau de neurone qu'avec 401 neurones dans la couche cachée on a les meilleures performances pour le TID.

On remarque que le FAR et FRR reste sans changement avec l'augmentation du nombre de neurones dans la couche cachée, où ils gardent les mêmes valeurs 100% et 0% respectivement.

On remarque que la valeur du nombre de neurones qui donne les meilleures performances est **401** qui est une valeur aléatoire, et le nombre de neurones obtenu en suivant l'état de l'art : 75% de la couche d'entrée (**2576** pour « Haar », « Db1 » et « Sym1 ») n'a pas donné les meilleures performances pour ces derniers.

En termes d'ondelettes « Coiflets » atteint la meilleure performance pour le TID où on a eu 88%.

Les meilleurs paramètres obtenus en termes de taux d'identification à savoir le nombre de neurones : 401 neurones, le nombre d'itération 600 et le taux d'apprentissage 0.01, vont

être utilisés pour mesurer la performance de notre système en termes d'authentification, tout en variant les niveaux de décomposition d'ondelette.

On calcule le FAR et le FRR avec les paramètres fixés, et la variation du type et du niveau d'ondelette utilisée :

Nombre de neurones de la couche cachée = 401									
Nombre d'itérations =600									
Taux d'apprentissage = 0.01									
	Level 3			Level 4			Level 6		
	FAR	FRR	SEUIL	FAR	FRR	SEUIL	FAR	FRR	SEUIL
Haar	100	0	1	100	0	1	100	0	1
Db1	100	0	1	100	0	1	100	0	1
Sym1	100	0	1	100	0	1	100	0	1
Coif1	100	0	1	100	0	1	100	0	1

Tableau VI. 15 : Variation du FAR et FRR et en fonction de types et levels d'ondelette.

On remarque le FAR = 100% et FRR = 0% quel que soit le niveau d'ondelette appliqué.

Donc le pourcentage des personnes acceptées par ce systèmes est 100%, et le pourcentage des personnes refusées est 0%, qui fait que tout le monde est autorisé à entrer, on constate que ce système ne fonctionne pas car il n'est pas sécurisé.

Synthèse de l'approche 2

Après ces tests expérimentaux, les meilleurs résultats obtenus sont TID = 88%, FAR = 100% et FRR = 0% Cela avec les paramètres qui suit :

Type ondelette : « coiflets », level : 1

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage :0.01.
- Nombre de neurone dans la couche cachée : 401 neurones.
- Nombre d'itération : 600 itérations

VI.5.1.3 Synthèse entre l'approche 1 et 2

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau DWT(dwt2) dans la première approche le système n'a pas atteint de très bonnes performances dans les deux modes identification et authentification, ceci est dû peut-être à l'utilisation de l'information inutile qui joue le rôle de parasite ou bien de bruit dans la classification, où on a atteint TID = 69.5% comme meilleure performance, tandis que FAR et FRR restaient inchangés quel que soit le paramètre modifié, on a toujours FAR = 100% et FRR = 0%.

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un N niveau DWT(wavdec2) dans la deuxième approche les performances augmentent. Ceci quel que soit l'ondelette appliquée et les paramètres du réseau de classification utilisés, ceci est peut-être dû à l'utilisation de l'information pertinente seulement (concentration d'énergie) c-à-d en se focalisant juste sur l'information pertinente contenue dans l'image approximée issue de l'application de la DWT(wavdec2). Dans ce cas on a pu avoir TID = 88%, une performance qu'on peut juger très bonne par rapport à celle obtenue en faisant la décomposition avec DWT(dwt2), quant à FAR et FRR on a les mêmes valeurs avec DWT(dwt2) qui sont 100% et 0% respectivement.

Dans les deux approches c'est l'ondelette « Coiflet » qui a donné le meilleur résultat.

En résultats, l'approche 2 (wavdec2) est meilleure que l'approche 1 (dwt2) en termes de performances.

En conclusion, le réseau de neurones Jordan ne permet pas de créer un système de reconnaissance faciale sécurisé vu les résultats peu satisfaisants obtenus, par conséquent on va opter pour une autre approche où on va utiliser un autre réseau de neurones qui est le LSTM (Long Short Time Memory).

VI.5.2 Les résultats obtenus par le classifieur LSTM

Le temps d'exécution pour chaque test expérimental en utilisant LSTM prend en moyenne de 5 à 7 h 30min, en utilisant machine de performances : Processeur Intel(R) Core(TM) i7-7500U CPU @ 2.70GHz 2.9 GHz, 8G de RAM, on a opté à travailler seulement avec wavdec2 qui permet de réduire la taille du vecteur caractéristique.

VI.5.2.1 Évaluation de l'approche (wavdec2)

- **Génération des Modèles DWT(wavdec2) :** On a utilisé les cinq premières images de chaque personne pour générer leurs modèles suivant l'algorithme DWT (avec le choix d'ondelette et level à appliquer) défini dans le chapitre V, il en résulte au final 200 modèles représentatifs de ces personnes.
- **Normalisation des modèles enregistrés :** Pour utiliser un réseau de neurone, on normalise toutes les données entre -1 et 1.
- **Configuration des paramètres du système :**
 - **Paramètres fixes :**
 - Nombre d'image d'apprentissage : 5 images pour chaque personne.
 - Nombre d'image de test : 5 images pour chaque personne
 - **Paramètres variables :**
 - Ondelette à utiliser pour la DWT: "Haar", "Sym1", "Db1", "Coief1".
 - Le level (le niveau de décomposition) pour la wavdec2 : level1, level3 et level6.
 - Les paramètres des réseaux de neurone : nombre d'itération, nombre de neurones dans la couche cachée et taux d'apprentissage.
 - Seuil de décision : variable pour chaque configuration.
 - Fonction d'apprentissage : "ADAM", "SGDM",

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

VI.5.2.1.1 Utilisation de la fonction d'apprentissage « ADAM »

Les résultats des tests effectués sur la base de données ORL dans le mode identification et vérification sont comme suit :

VI.5.2.1.1.1 Variation du taux d'apprentissage et de types et niveaux d'ondelettes

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

Nombre d'itérations = 110.

Nombre de neurones de la couche cachée = 700.

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

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

Nombre de neurones de la couche cachée = 700						
Nombre d'itérations =110						
	Taux d'apprentissage = 0.01			Taux d'apprentissage = 0.9		
	Level 1	Level 3	Level 6	Level 1	Level 3	Level 6
Haar	5.5	9.5	3.5	0	0	0
Db1	5.5	9.5	3.5	0	0	0
Sym1	8.5	77.5	6	0	0	0
Coif1	8.5	0.5	100	0	0	0

Tableau VI. 16 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et de taux d'apprentissage.

On remarque que lorsqu'on augmente le taux d'apprentissage les résultats sont mauvais, le TID = 0. Donc le meilleur taux d'apprentissage est 0.01. On constate que les bons poids sont proches des poids initiaux, on choisit donc un taux d'apprentissage proche de 0 pour ne pas les rater.

En termes d'ondelette, « Coif1 » atteint de meilleurs résultats pour la TID, 100% avec le niveau 6 ceci est dû peut-être à la concentration d'énergie assuré par « Coif1 » level 6 où il supprime le bruit dans les images et garde que l'information pertinente.

VI.5.2.1.1.2 Variation du nombre d'itérations et de types et niveaux d'ondelettes :

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

Taux d'apprentissage = 0.01.

Nombre de neurones de la couche cachée = 700.

Niveau d'ondelette : level 4.

Vu le temps énorme que les tests expérimentaux prennent, on a opté à fixer le niveau de décomposition à 4.

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

	Nombre d'itérations = 60	Nombre d'itérations = 110	Nombre d'itérations = 200
Haar	1	1	14
Db1	1	1	14
Sym1	1	1	14
Coif1	100	100	5

Tableau VI. 17 : Variation du TID en fonction de types d'ondelette et du nombre d'itérations.

On remarque en termes de paramètre du réseau, plus on diminue le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, 110 et 60 itérations donnent les meilleures performances pour TID. En termes d'ondelette, « coif1 » atteint le TID le élevé où on a trouvé 100%.

Les meilleurs paramètres obtenus en termes de taux d'identification à savoir le nombre de neurones : 700 neurones, le nombre d'itération 110 et le taux d'apprentissage 0.01, vont être utilisés pour mesurer la performance de notre système en termes d'authentification, tout en variant les niveaux de décomposition d'ondelette.

On calcule le FAR et le FRR avec les paramètres fixés, et la variation du type et du niveau d'ondelette utilisée :

Nombre de neurones de la couche cachée = 700									
Nombre d'itérations =110									
Taux d'apprentissage = 0.01									
	Level 3			Level 4			Level 6		
	FAR	FRR	SEUIL	FAR	FRR	SEUIL	FAR	FRR	SEUIL
Haar	43.3974	43.4	0.9334	46.3462	38.1	0.9999	45.9615	38.5	0.9999
Db1	43.3974	43.4	0.9334	46.3462	38.1	0.9999	45.9615	38.5	0.9999
Sym1	43.3974	43.4	0.9334	46.3462	38.1	0.9999	45.9615	38.5	0.9999
Coif1	35.2564	35.3	0.9311	39.4872	39.5	0.8776	30.1282	30.1000	0.6618

Tableau VI. 18 : Variation du FAR et FRR en fonction de types et levels d'ondelettes.

En termes d'ondelette, « Coiflets » a donné les meilleures performances pour FAR et FRR, et ça dans le level 6 où on a pu avoir 30.1282 % et 30.1% respectivement, et ça revient peut-être à la concentration d'énergie et l'extraction des données pertinente seulement.

Synthèse sur l'utilisation fonction d'apprentissage « ADAM »

Après ces tests expérimentaux, les meilleurs résultats obtenus sont : TID = 100%, Far = 30.1282 et FRR = 30.10. Cela avec les paramètres qui suit :

Type ondelette : « Coiflets », level : 6

Paramètre de réseau de neurone :

Taux d'apprentissage : 0.01.

Nombre de neurone : 700 neurones.

Nombre d'itération : 110 itérations.

VI.5.2.1.2 Utilisation de la fonction d'apprentissage « SGDM »

Les résultats des tests effectués sur la base de données ORL dans le mode identification et vérification sont comme suit :

VI.5.2.1.2.1 Variation du taux d'apprentissage et de types et niveaux d'ondelettes

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

Nombre d'itérations = 110.

Nombre de neurones de la couche cachée = 700.

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

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

Nombre de neurones de la couche cachée = 700						
Nombre d'itérations =110						
	Taux d'apprentissage = 0.01			Taux d'apprentissage = 0.9		
	Level 1	Level 3	Level 6	Level 1	Level 3	Level 6
Haar	1.5	6	62.5	0	0	0
Db1	1.5	6	62.5	0	0	0
Sym1	1.5	6	62.5	0	0	0
Coif1	1	1	96	0	0	0

Tableau VI. 19 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et de taux d'apprentissage.

A travers les résultats des tests, le meilleur taux d'apprentissage est 0.01 donc on peut constater que les bons poids sont proches des poids initiaux, on choisit donc un taux d'apprentissage proche de 0 pour ne pas les rater.

En termes d'ondelette, « Coif 1 » a donné les meilleures performances pour le TID, (96%) avec le niveau 6.

VI.5.2.1.2.2 Variation du nombre d'itérations et de types et niveaux d'ondelettes

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

Taux d'apprentissage = 0.01.

Nombre de neurones de la couche cachée = 799.

Niveau d'ondelette : level 6.

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

Vu le temps énorme que les tests expérimentaux prennent, on a opté à fixer le niveau de décomposition à 6.

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

	Nombre d'itérations = 60	Nombre d'itérations = 110	Nombre d'itérations = 111	Nombre d'itérations = 200
Haar	4	80	95.5	25
Db1	4	80	95.5	25
Sym1	4	80	95.5	25
Coif1	2	100	26	0

Tableau VI. 20 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et du nombre d'itérations.

On remarque en termes de paramètre de réseau, plus on diminue le nombre d'itération plus les résultats sont meilleurs, **110** itérations donnent les meilleures performances pour TID. En termes d'ondelette, « coif1 » obtient le meilleur résultat pour le TID où on a eu 100%.

VI.5.2.1.2.3 Variation du nombre de neurones dans la couche cachée et du type et niveau d'ondelette

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

Nombre d'itérations = 110.

Taux d'apprentissage = 0.01.

Niveau d'ondelette : level 6.

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

Vu le temps énorme que les tests expérimentaux prennent, on a opté à fixer le niveau de décomposition à 6.

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

	Nombre de neurones = 200	Nombre de neurones = 400	Nombre de neurones = 799	Nombre de neurones = 800	Nombre de neurones = 801	Nombre de neurones = 900
Haar	2	8.5	80	98.5	28	5
Db1	2	8.5	80	98.5	28	5
Sym1	2	8.5	80	98.5	28	5
Coif1	6	2	100	22	8.5	6.5

Tableau VI. 21 : Variation du TID en fonction de types et levels d'ondelette et du nombre de neurones.

On remarque qu'en termes de réseau de neurone qu'avec **799** neurones et « **Coiflets** » **level 6**, on atteint les meilleures performances pour TID où on obtient 100% avec.

Les meilleurs paramètres obtenus en termes de taux d'identification à savoir le nombre de neurones : 799 neurones, le nombre d'itération 110 et le taux d'apprentissage 0.01, vont être utilisés pour mesurer la performance de notre système en termes d'authentification, tout en variant les niveaux de décomposition d'ondelette.

On calcule le FAR et le FRR avec les paramètres fixés, et la variation du type et du niveau d'ondelette utilisée :

Nombre de neurones de la couche cachée = 799									
Nombre d'itérations =110									
Taux d'apprentissage = 0.01									
	Level 1			Level 3			Level 6		
	FAR	FR R	SEUI L	FAR	FR R	SEUIL	FAR	FRR	SEUIL
Haar	19.61 54	19.6	0.9912 841	23.846 1	23.8	1.001669 1	34.935 9	35.09 9	1.00358 29
Db1	19.61 54	19.6	0.9912 841	23.846 1	23.8	1.001669 1	34.935 9	35.09 9	1.00358 29
Sym1	19.61 54	19.6	0.9912 841	23.846 1	23.8	1.001669 1	34.935 9	35.09 9	1.00358 29
Coif1	21.08 9	21.0 9	0.9923 863	19.358 9	19.4	1.001143 3	24.294	24.3	1.00311 93

Tableau VI. 22 : Variation du FAR et FRR en fonction de types et levels d'ondelette.

En termes d'ondelette, « Coiflets » a donné les meilleures performances pour FAR et FRR, et ça dans le level 3 où on a pu avoir 19.3589 % et 19.4% respectivement, et ça revient peut-être à la concentration d'énergie et l'extraction des données pertinente seulement.

Synthèse de SGDM

Après ces tests expérimentaux, les meilleurs résultats obtenus sont : TID = 100%, Far = 24.294 et FRR = 24.3. Cela avec les paramètres qui suit :

Type ondelette : « Coiflets », level : 6

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage :0.01.
- Nombre de neurone : 799 neurones.
- Nombre d'itération : 110 itérations.

VI.5.2.1.3 Synthèse de LSTM (entre la fonction d'apprentissage ADAM et la fonction SGDM)

En comparant les résultats obtenus en utilisant la fonction d'activation ADAM et les résultats obtenus en utilisant SGDM, on remarque que les deux fonctions ont permis d'avoir un taux d'identification =100 % qui est très satisfaisant, mais SGDM a obtenu Un FAR et FRR meilleurs que ADAM, où SGDM a donné FAR =24.294 et FRR = 24.3 or que ADAM a donné des valeurs moins satisfaisantes FAR = 30.1282 et FRR = 30.10.

Donc LSTM donne les meilleures performances avec la configuration suivante :

Type ondelette : « Coiflets », level : 6

Paramètre de réseau de neurone :

- Taux d'apprentissage :0.01.
- Nombre de neurone : 799 neurones.
- Nombre d'itération : 110 itérations
- Fonction d'apprentissage : « SGDM »

VI.6 Comparaison des résultats obtenus avec le classifieur Feed-Forward (MLP) et le réseau récurrent (Jordan et LSTM)

À travers ces tests effectués dans les deux modes (Identification et vérification), on peut résumer l'effet du choix du réseau de neurones, et les paramètres de ces derniers, ainsi que la méthode d'extraction des caractéristiques sur la reconnaissance faciale comme suit :

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau (dwt2), le système pour les deux types de réseaux : Feed-Forward et récurrent, n'a pas atteint des très bonnes performances dans les deux modes identification et authentification, ceci dû peut-être à l'utilisation de l'information inutile qui joue le rôle de parasite ou bien de bruit dans la classification.

En utilisant une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un N niveau (wavdec2) les performances augmentent. Ceci quel que soit l'ondelette à appliquer et le réseau et les paramètre du réseau de classification à utiliser, ceci peut être dû à l'utilisation de l'information

pertinente seulement (concentration d'énergie) c-à-d en se focalisant juste sur les informations pertinentes contenues dans l'image approximée issue de l'application de la DWT (wavdec2).

En termes d'ondelette, dans les réseaux Feed-Forward, "coiflets" est la mieux adaptée dans le cas de la wavdec2 avec le level 3, elle nous donne de bonnes performances en identification et authentification, l'ondelette de "Haar", "Daubchies" et "Symlets" sont les mieux adaptés dans le cas de la dwt2 mais ces performances restent peu satisfaisantes, et elles sont égales durant tous les tests réalisés.

Dans les réseaux récurrents "coiflets" est la mieux adaptée dans le cas de la wavdec2 avec le level 6, et dans le cas de la dwt2, elle nous donne de bonnes performances en identification et authentification, mais l'ondelette de "Haar", "Daubchies" et "Symlets" sont les moins performantes et ces performances restent peu satisfaisantes, et elles sont égales durant tous les tests réalisés.

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

Pour les paramètres de classification dans le réseau Jordan, avec un taux d'apprentissage de 0.01, un nombre d'itérations de 600 et nombre de neurones dans la couche cachée de 401, on a atteint les meilleures performances en identification. En termes d'authentification Jordan a donné un FAR de 100% et un FRR de 0% qui sont des résultats très mauvais. Jordan est un réseau qui n'est pas du tout sécurisé avec des résultats très insatisfaisant, c'est pour cela on a opté pour LSTM.

Pour les paramètres de classification dans le réseau LSTM, avec un taux d'apprentissage de 0.01, un nombre d'itérations de 110 et nombre de neurones dans la couche cachée de 799, on a atteint les meilleures performances en identification et en authentification, voire un TID de 100% qui est un résultat très satisfaisant. Et un FAR de 24.294% et un FRR de 24.3% qu'on peut juger aussi bon par rapport aux autres résultats obtenus par ce réseau.

En termes de temps d'exécution MLP est plus performant par rapport à LSTM, LSTM est très lent et consomme beaucoup de ressources (énergie et mémoire).

Donc on peut dire que LSTM est meilleure que MLP en termes d'identification, où on a pu atteindre un TID = 100% pour LSTM, or que la meilleure performance atteinte par MLP est TID = 96.5, mais MLP montre de meilleures performances en termes d'authentification où il donne FAR = 12.50 et FRR = 12.90, or que les meilleures performances atteintes par le LSTM en termes d'authentification sont FAR = 24.294% et FRR = 24.3%, résultats qui reste peu satisfaisant par rapport au MLP.

VI.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a testé la performance de notre système en configurant les différents paramètres qui le constituent. A la fin, on a opté pour utiliser la configuration jugée bonne dans la conception de notre système de reconnaissance faciale.

Conclusion générale

De nombreuses recherches se poursuivent dans le domaine de la biométrie. L'identification des personnes, la mise à jour dynamique des modèles de reconnaissance, les contrôles d'accès présentent une nécessité extrême dans nos jours d'où l'importance de développer des applications dans ce domaine. La reconnaissance de visages a émergé comme un secteur actif de recherches durant ses dernières années et de nombreuses méthodes ont été proposées dont plusieurs ont été appliquées avec succès. Le choix d'une méthode doit être basé sur les conditions spécifiques de chaque application. Parmi toutes ces méthodes, nous avons opté pour une méthode basée sur la transformée en ondelettes dans la phase d'extraction des paramètres, et les réseaux de neurones récurrents qui est l'une des approches les plus fiables pour la reconnaissance de visage.

Dans cette thèse, nous avons décrit le problème de la reconnaissance de visages. L'extraction de la région du visage à partir de l'image est une étape fondamentale dans le processus de reconnaissance faciale, suivie de l'extraction des caractéristiques et enfin la reconnaissance de la personne.

En premier lieu on a utilisé l'approche DWT(dwt2) qui repose sur une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un niveau. Pour pallier au problème de la dimension des caractéristiques issues de la DWT, on a utilisé l'analyse de la composante principale « PCA », qui permet de réduire la dimension de ces données d'une manière considérable.

Dans le but d'améliorer la performance de notre système nous avons opté à une autre approche d'extraction de caractéristiques, la DWT(wavdec2) qui se repose sur décomposition en ondelettes bidimensionnelle à N niveau, et ça pour l'avantages qu'elle porte en termes de réduction du bruit, et l'extraction de la donnée pertinente. Ensuite on a menée à une étude comparative entre ces deux approches, afin de choisir celle qui mieux adaptée à notre système

On a utilisé des critères pour mesurer les performances de notre système, constitués du taux d'identification (TID) en mode identification, le taux de fausse acceptation (FAR) et le taux de faux rejet (FRR) en mode vérification. Ces critères permettent de voir l'état de notre système, pour qu'on puisse l'améliorer.

A cet effet, d'après les résultats des tests expérimentaux effectués sur la base de données ORL, on constate que la modélisation par l'approche DWT(wavdec2) donne de meilleurs résultats que la DWT(dwt2).

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

Enfin, après notre étude comparative, les tests expérimentaux montrent que le réseau récurrent LSTM donne de meilleures performances en termes d'identification tandis que le réseau Feed-Forward MLP reste meilleur en termes d'authentification.

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 sur les images, cela pourra peut-être réduire le temps d'exécution de notre système.
- Utiliser un autre type de réseaux de neurones récurrents comme réseau de neurones récurrents à portes GRU (Gated Recurrent Unit), qui est une amélioration de LSTM, il a une grande mémoire que LSTM.
- Utiliser un réseau de neurones LSTM pré entrainer, qui est robuste en termes de reconnaissance de plusieurs formes etc.
- Recourir à la multimodalité, en fusionnant la modalité visage avec une autre modalité comme la voix, dans le but d'améliorer la performance de notre système.

Bibliographie

- [1] : lemagit.fr. (En ligne).
<https://www.lemagit.fr/definition/Biometrie> (consulté le 06.05.2019)
- [2] : Biometrie-online.Net. (En ligne).
<https://www.biometrie-online.net> (consulté le 06.05.2019).
- [3] : « Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus » Thèse de BENCHENNANE Ibtissam, USTO MB, Algérie, 2016.
https://www.univ-usto.dz/images/coursenligne/These_BENCHENNANE_I.pdf
- [4] : Les solutions techniques. (En ligne).
<https://sites.google.com/site/lessolutionstechniquesfr/home/solution-digitale-presentation-generale/avantage-et-inconvenient>
- [5] : « Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo » par Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY, Traitement du Signal 2002 – Volume 19 – n°4, Institut Eurécom, France.
<http://documents.irevues.inist.fr/bitstream/handle/2042/2211/Perronin%20%282007%29.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [6] : Le VPN. (En ligne).
<https://www.le-vpn.com/fr/reconnaissance-faciale-vie-privee/>
- [7] : Tout savoir sur la biométrie. (En ligne).
http://biometrics.over-blog.com/pages/La_geometrie_de_la_main-2019729.html
- [8] : L'internaute. (En ligne).
<http://www.linternaute.com/science/biologie/dossiers/06/0607-biometrie/main.shtml>
- [9] : « Introduction à la biométrie » Université de Tébessa, Algérie.
http://www.univ-tebessa.dz/fichiers/master/master_2168.pdf
- [10] : Usbek et Rica : Votre façon de marcher pourrait bientôt déverrouiller votre smartphone. (En ligne).
<https://usbeketrica.com/article/demarche-deverrouiller-smartphone-biometrie>
- [11] : « Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique » thème de magister de SOUHEILA Benkhaira, université de Skikda, Algérie, 2010.
<http://bibliotheque.univ-skikda.dz/m/infor/Benkhaira%20Souhila.pdf>
- [12] : La biométrie étudie la reconnaissance par les lèvres contre les cyberattaques. (En ligne).
<https://atelier.bnpparibas/life-work/article/biometrie-etudie-reconnaissance-levres-contre-cyberattaques>

- [13] : Science et avenir : quand le mot de passe se lit sur les lèvres (En ligne).
https://www.sciencesetavenir.fr/high-tech/quand-le-mot-de-passe-se-lit-sur-les-levres_111427
- [14] : Developpez.com : Reconnaissance biométrique : l'odeur corporelle pourrait être utilisée pour l'identification. (En ligne).
<https://www.developpez.com/actu/67409/Reconnaissance-biometrique-l-odeur-corporelle-pourrait-etre-utilisee-pour-l-identification-une-nouvelle-technique-des-chercheurs-espagnols/>
- [15] : « Authentification et Identification biométrique des personnes par les empreintes palmaires » thème de ZITOUNI Sif Eddine, SACI Abdelmoumen, université de Ouargla, Algérie, 2016.
<https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/ZITOUNI-SACI.pdf?idmemoire=39>
- [16] : abiova.fr (En ligne).
http://www.abiova.fr/dictionnaire_biometrie_A.asp
- [17] : « Caractéristiques biométriques pour l'identification » thème de Magister de BOUKRAA Fatima, université de Ouran1, Algérie, 2016.
<https://theses.univ-oran1.dz/document/TH4600.pdf>
- [18] : « Évaluation de système biométrique » Thème de Mohamad El-Abed, Université de Caen, France, 2014.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01007679/document>
- [19] : Actualité HighTech. (En ligne).
<https://actualitehightech.com/2018/07/28/biometrie/>
- [20] : « Évaluation de système biométrique » Thème de Mohamad El-Abed, Université de Caen, France, 2014.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01007679/document>
- [21] : Mémoire Online. (En ligne).
https://www.memoireonline.com/03/15/8967/m_Conception-et-mise-en-place-dune-plateforme-de-securisation-par-synthese-et-reconnaissance-biom3.html
- [22] : « Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage » Thème de BETTAHAR Abdessettar et SABER Fathi, université de Ouargla, Algérie, 2014.
<https://dspace.univ-ouargla.dz/jspui/bitstream/123456789/5237/1/BETTAHAR-SABER.pdf>
- [23] : « Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris » Thèse de Nicolas Morizet, Ecole nationale supérieure de télécommunication, France, 2009.
<https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00005811/document>

- [24] : « Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D » Thèse de Souhila Guerf, Université Evry Val d'Essonne, France, 2008.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00623243/document>
- [25] : « Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e-transactions » Thèse de Pierre Buysens, Université de Caen Basse-Normandie, France, 2011.
<https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-01079134/document>
- [26] : Sénat (En ligne) (consulté le 15.07.2019).
<https://www.senat.fr/rap/r04-439/r04-4394.html>
- [27] : 973theplanet (En ligne) (consulté le 15.07.2019).
<http://www.973theplanet.com/>
- [28] : BioTime Technology (En ligne) (consulté le 15.07.2019).
<https://www.biotime-technology.com/biometrie/>
- [29] : « La biométrie révocable : principes et limites » Par Estelle Cherrier, Patrick Lacharme, Christophe Rosenberger, Ile de Groix, France 2014.
<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00998931/document>
- [30] : Sécurité Info (En ligne) (consulté le 15.07.2019).
<https://www.securiteinfo.com/conseils/biometrie.shtml>
- [31] : « Sécurité des systèmes biométriques : révocabilité et protection de la vie privée » Thèse de doctorat Par Rima Ouidad Belguech, Ecole Nationale Supérieure d'Informatique, Algérie 2015.
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01230691v2/document>
- [32] : Techpedia.com (En ligne) (consulté le 15.07.2019).
<https://www.techopedia.com/definition/26990/biometric-system>
- [33] : « Reconnaissance des personnes par le visage dans des séquences vidéo » thème de Belkacemi Lamia, Benamara Mohamed Adel, ESI, Algérie, 2013.
- [34] : « Détection et identification de personne par méthode biométrique » thème de BOUDJELLAL Sofiane, UMMTO, Algérie.
<https://dl.ummtto.dz/bitstream/handle/ummtto/572/Boudjellal%20Sofiane.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [35] : « Système d'identification biométrique à base d'un modèle flou » thème de BARKA Khaled et BOUKHRIS Youcef, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, Algérie, 2016.
<https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/BARKA-BOUKHRIS.pdf?idmemoire=53>

[36] : « Identification de personnes par la géométrie de la main » thème de Khaled NOUREDDINE, Université de M'Hamed Bougara Boumerdes, Algérie, 2016.

<http://dlibrary.univ-boumerdes.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/3780/1/Khaled%20NOUREDDINE.pdf>

[37]: Find biometrics Global identity management (En ligne).

<https://findbiometrics.com/solutions/facial-recognition/>

[38] : « Application de la DCT modifiée et GMM Orthogonale pour la Vérification du visage » Thème de BELLILI Manel et FARSI Meriem, ESI, Algérie, 2012.

[39]: Belkacemi Lamia - Benamara Mohamed Adel. « Reconnaissance des personnes par le visage dans des séquences vidéo » Ecole Nationale Supérieure d'Informatique, Algérie, 2013.

[40]: The basics of face recognition (En ligne)

<https://blog.octo.com/en/basics-face-recognition/>

[41]: « Analysis of Face Recognition under Varying Facial Expression: A Survey » Par Marryam Murtaza, Muhammad Sharif, Mudassar Raza, et Jamal Hussain Shah, The International Arab Journal of Information Technology, Vol. 10, No. 4, July 2013.

<https://pdfs.semanticscholar.org/bcfd/771ee51f2813e910b339d08d10057af1e294.pdf>

[42]: « Why Is Facial Occlusion a Challenging Problem? » Par Hazım Kemal Ekenel et Rainer Stiefelhagen, Université de Karlsruhe, Allemagne.

https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-642-01793-3_31.pdf

[43] : « Etat de l'art de la Reconnaissance de Visage »

<http://thesis.univ-biskra.dz/944/5/Chap%202%20Etat%20de%20l%20E2%80%99art%20de%20la%20reconnaissance%20de%20visage.pdf>

[44] : « Identification des personnes par reconnaissance de visage pour la sécurité d'une institution bancaire » Thème de Serge KOMANDA BASEMA, Université de Bukavu, RDC, 2010.

https://www.memoireonline.com/01/14/8585/m_Identification-des-personnes-par-reconnaissance-de-visage-pour-la-securite-d-une-institution-banca15.html

[45] : « Reconnaissance de visage » thème de Samia Mekkani, Université de Oum El Bouaghi, Algérie, 2014.

http://bib.univ-oeb.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/6837/1/document_fusionne.pdf

[46] : « Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D » Thèse de Abdelmalik OUAMANE, université de Biskra, Algérie, 2015.

https://www.researchgate.net/profile/Abdelmalik_Ouamane/publication/291345615_Reconnaissance_Biometrique_par_Fusion_Multimodale_du_Visage_2D_et_3D/links/56a1230008ae24f62701efee/Reconnaissance-Biometrique-par-Fusion-Multimodale-du-Visage-2D-et-3D.pdf

[47] : « L'Analyse en Composantes Indépendantes : un outil puissant pour le traitement de l'information » Par Christian JUTTEN et Rémi GRIBONVAL, Université de Grenoble et Rennes, France.

<http://documents.irevues.inist.fr/bitstream/handle/2042/13657/A312.pdf>

[48] : « Repousser les limites de l'identification faciale en contexte de vidéo-surveillance » Thèse de Cécile Fiche, Université de Grenoble, France, 2012.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00767214/document>

[49] : « Reconnaissance des visages en conditions dégradées » Thèse de Anouar Mellakh, École Doctorale SITEVERY et Université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2009.

http://biometrics.it-sudparis.eu/downloads/publications/mellakh_PHD.pdf

[50] : « Détection et reconnaissance de visage » Thème de Mohamed Aymen FODDA, Ecole supérieure privée d'Ingénierie et de Technologie, Algérie, 2010.

<https://fr.slideshare.net/MedAymenFodda/reconnaissance-faciale-45358788>

[51] : xlstat.com (En ligne) (Consulté le 13.07.2019)

<https://www.xlstat.com/fr/solutions/fonctionnalites/machine-a-vecteur-support>

[52] : « Méthodes d'ondelettes en statistique : introduction et exemples », Par M. MISITI Y, MISITI, G. OPPENHEIM, J-M. POGGI, Journal de la société statistique de Paris, tome 139, no 4 (1998), p. 3-29.

http://www.numdam.org/article/JSFS_1998__139_4_3_0.pdf

[53] : « Amélioration de la reconnaissance par le visage » Thème de Magister de Mr. GHALI Ahmed, USTO MB, Algérie, 2015.

http://www.univ-usto.dz/theses_en_ligne/doc_num.php?explnum_id=1165

[54] : « Développement d'un système biométrique pour la reconnaissance de visages, basé sur les ondelettes et les réseaux de neurones » thème de GUIRAT Nedjma et SEDDIKI Karima, UMMTO, Algérie.

[55] : « Ondelettes et applications » Par Béatrice PESQUET-POPESCU et Jean-Christophe PESQUET, École Normale Supérieure de Cachan, Université de Marne-la-Vallée, France.

<http://www.i2m.univ-amu.fr/~caroline.chaux/GEOMDATA/TI-te5215.pdf>

[56] : « L'analyse en ondelettes Une technique performante en traitement du signal et de l'image » Par Jean-Pierre Antoine, Université catholique de Louvain, Belgique.

<https://www.unamur.be/sciences/philosoc/revueqs/textes-en-ligne/rqs-178-4-jpa-ondel>

[57] : « La théorie des ondelettes dans la multi-résolution des objets 3D » Par Golfier Emeric et Ben Abdel Jelil Hammadi.

<http://goleme.free.fr/pdf/ondelettes1.pdf>

[58] : weisang.com (En ligne) (consulté le 17.07.2019)

https://www.weisang.com/en/documentation/timefreqspectrualgorithmscwt_en/

[59] : « La reconnaissance du locuteur à l'aide de la transformée en ondelettes continue » Thème de FILIPE VELHO, Université de Québec, MONTRÉAL, Canada, 2006.

http://espace.etsmtl.ca/470/1/VELHO_Filipe.pdf

[60] : « Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phono cardiogrammes en fonction des souffles surajoutés » Par S. M. Debbal et F. Bereksi-Reguig, Université A.B. Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie, 2004.

<http://www.afriquescience.info/docannexe.php?id=96>

[61] : « Détection et classification des signaux non stationnaires par utilisation des ondelettes. Application aux signaux électromyographiques utérins » thèse de Marwa Chendeb, Université de technologie de Troyes, France, 2006.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00452410/document>

[62] : « Gwyddion user guide » par Petr Klapetek, David Necas et Christopher Anderson. (En ligne) (consulté le 14.09.2019)

<http://gwyddion.net/documentation/user-guide-en/wavelet-transform.html>

[63] : « Théorie de la Transformée en Ondelettes »

<http://ftp-developpez.com/smilessoft/wt.pdf>

[64] : « RECONNAISSANCE DES VISAGES PAR IMAGERIE MULTISPECTRALE Du visible à l'infrarouge lointain » thèse de MOULAY ABDELLATIF AKHLOUFI, UNIVERSITÉ LAVAL, QUÉBEC, Canada, 2013

[65] : « Analyse multi résolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données images - Application à la base d'images paléontologique Trans'Tyfipal » thèse de Jérôme Landre, Université de Bourgogne, France, 2005.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00079897/document>

[66] : univ-tlemcen.dz (En ligne) (consulté le 22.07.2019)

<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/4157/1/ebm59.pdf>

[67] : « Conception d'un composant matériel réutilisable flexible pour la transformation en ondelettes 2D Design of a flexible, re-usable hardware component for the 2D discrete wavelet transform » par G. Savaton, E. Casseau, E. Martin et C. Lambert-Nebout, traitement du signal 2004_volume 21_numéro 2, France, 2004

<https://pdfs.semanticscholar.org/2b09/c2a8d870fb68e6e56b4e59f1a6ce19d6f05c.pdf>

[68] : « Ondelettes et compression d'images » Par Marco Cagnazzo, France, 2012. (En ligne) (consulté le 14.09.2019).

<https://perso.telecom-paristech.fr/rioul/liesse/2012liesse3/MC-slides.pdf>

[69] : « Ondelettes : Théorie et Applications » Par Andrei Doncescu.

<https://homepages.laas.fr/adoncesc/Wavelet/RapportWavelet.pdf>

[70] : « Méthodes d'inspection non destructive par ultrasons de réservoirs d'hydrogène basées sur la transformée en ondelettes » thèse de Sylvie Legendre, Université du Québec, Canada, 2000.

<http://depot-e.uqtr.ca/6648/1/000671506.pdf>

[71] : « Ondelettes continues en Sciences de la Terre » thèse de PHILIPPE GAILLOT, Université de Toulouse III, France, 2004

<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.633.3683&rep=rep1&type=pdf>

[72] : « Compression et débruitage avec les ondelettes » Par Anestis Antoniadis, France, 2003.

<http://www.inrialpes.fr/is2/pub/work/apprentissage/AA.pdf>

[73] : « Méthodes d'ondelettes en statistique : introduction et exemples » Par M. MISITI, Y. MISITI, G. OPPENHEIM et J-M. POGGI, Journal de la société statistique de Paris, tome 139, 1998.

http://www.numdam.org/article/JSFS_1998__139_4_3_0.pdf

[74] : « Compression d'un signal par les ondelettes de Haar » Thème de Gaëtan DELERS et Vincent NOLOT, 2008.

<http://nolot.perso.math.cnrs.fr/ProjetL3.pdf>

[75] : « Etude de la transformée en ondelettes dans la compression d'images fixes » Par Z-E. BAARIR, A. OUAFI, Université Mohamed Khider, Algérie, 2004.

<http://www.webreview.dz/IMG/pdf/11-Baarir.pdf>

[76] : « Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images » Thèse de Olivier LE CADET, institut national polytechnique de Grenoble, France, 2004.

http://ljk.imag.fr/membres/Valerie.Perrier/PUBLI/these_lecadet.pdf

[77] : « TERI : Traitement et reconnaissance d'images » Par Isabelle Bloch, Florence Tupin, Antoine Manzanera, UPMC, France.

http://perso.ensta-paristech.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM_Contours.pdf

[78] : « Détection de contours » UFRIMA, France.

<http://devernay.free.fr/cours/vision/pdf/c3.pdf>

[79] : « APPLICATIONS DE LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES AU TRAITEMENT DE L'INFORMATION OPTIQUE » thèse de Sylvain Deschênes, UNIVERSITÉ LAVAL, Canada, 2001

<http://www.collectionscanada.gc.ca/obj/s4/f2/dsk3/ftp05/NQ66311.pdf>

[80] : « Extraction et fusion de points d'intérêt et textures spectraux pour l'identification, le contrôle et la sécurité » Thèse de Diarra Mamadou, Université Bourgogne, France, 2018.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-02130804/document>

[81] : « Débruitage par ondelettes et segmentation de signaux non-stationnaires : réinterprétation d'un algorithme itératif et application à la phonoentérographie » Par R. RANTA, Valérie LOUIS-DORR, C. HEINRICH, D. WOLF, et F. GUILLEMIN, Traitement du Signal 2003 – Volume 20

<https://core.ac.uk/download/pdf/15486504.pdf>

[82] : « Représentation des images et ondelettes » Par François Malgouyres, Université Paris 13, France.

<http://www.math.univ-toulouse.fr/~fmalgouy/enseignement/downloadImageP13/poly.pdf>

[83] : « Débruitage d'un signal de la parole corrompu par un bruit coloré en utilisant la transformée en ondelettes et implantation sur un processeur de traitement numérique des signaux » Par Abdelkrim LALLOUANI, université du Québec, Canada, 2004.

http://espace.etsmtl.ca/698/1/LALLOUANI_Abelkrim.pdf

[84] : « Introduction à l'analyse en ondelettes et à l'analyse multi résolution » Par Frédéric Truchetet, Université de Bourgogne, France.

http://le2i.cnrs.fr/IMG/publications/2305_Introduction%20%C3%A0%20%E2%80%99analyse%20en%20ondelettes.pdf

[85] : « Apprentissage des réseaux d'ondelettes bêta basé sur la théorie des frames : application à la détection de visages » Par Faouzi Hajjem, Université de Gabés, Tunisie, 2008.

https://www.memoireonline.com/07/10/3734/m_Apprentissage-des-reseaux-dondelettes-bta-base-sur-la-theorie-des-frames--application--la-d13.html

[86] : Analyse multi résolution en ondelettes Du rayonnement acoustique des structures planes. Par Maurice MARTINET.

<https://pdfs.semanticscholar.org/ebc6/cbaf2ab8ad71cab695e48653996036941580.pdf>

- [87] : « Spécification d'une ondelette pour l'analyse multi résolution d'un contour discret » Par J. M. CHASSERY et J. WAKU, Laboratoire TIMC-IMAG Université Joseph Fourier, France.
<http://documents.irevues.inist.fr/bitstream/handle/2042/1830/004.PDF%20TEXTE.pdf?sequence=1>
- [88] : « Analyse multi-résolution pour le signal et l'image » De OUAHABI Abdeldjalil, édition Lavoisier, 2012.
- [89] : « Une construction d'ondelettes de Daubechies » Par François Maillot, France, 2006.
<http://www.normalesup.org/~maillot/TIPE.pdf>
- [90] : « Ondelettes de Daubechies et Coiflets » (En ligne) (consulté le 14.09.2019)
<http://ljk.imag.fr/membres/Claire.Chaubin/Documents/these/node32.html>
- [91] : « Les signaux posturaux » (En ligne) (consulté le 14.09.2019)
<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/4157/1/ebm59.pdf>
- [92] : statsoft.fr (En ligne) (consulté le 24.07.2019)
<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#.XTiukegzZPY>
- [93] : « Les réseaux de neurones artificiels Un outil de traitement de données prometteur pour l'anthropologie » Par A. Schmitt, B. Le Blanc, M.-M. Corsini, C. Lafond et J. Bruzek, France, 2001.
<https://journals.openedition.org/bmsap/4463>
- [94] : « Introduction au Data Mining - Les réseaux de neurones » Par Pascal SCALART, Université de Rennes 1, France, 2016.
https://www.researchgate.net/publication/317267407_Introduction_au_Data_Mining_-_les_reseaux_de_neurones_Devoir_Maison_201415_Cours_Master_Data_Mining_-_an_Introduction- Year_201617_Master_Classes_Project
- [95] : statsoft.fr (en ligne) (consulté le 25.07.2019)
<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#.XTI5IOgzZPZ>
- [96] : iatpe2015.wordpress.com (En ligne) (consulté le 27.07.2019)
<https://iatpe2015.wordpress.com/le-fonctionnement/le-reseau-de-neurones-artificiel/les-neurones-biologiques-et-artificiels/>
- [97] : « Les Réseaux des Neurones Artificiels »
<http://thesis.univ-biskra.dz/1558/7/chapitre3.pdf>

[98] : Introduction générale aux réseaux de neurones artificiels (En ligne) (consulté le 27.07.2019)

<https://slideplayer.fr/slide/471910/>

[99] : « Modélisation avec les réseaux de neurones d'un canal UWB dans un environnement minier souterrain » Thème de MINAKALAKH, Université du QUÉBEC, Canada, 2013.

http://depositum.uqat.ca/554/1/Mina_Kalakh.pdf

[100] : « Exploration de différentes architectures de réseaux de neurones pour la prédiction de la glace atmosphérique sur les conducteurs des réseaux électriques » Thème ERIC LAROUCHE, Université du QUÉBEC, Canada, 2002.

<https://constellation.uqac.ca/854/1/13869546.pdf>

[101] : « Les Réseaux de Neurones Artificiels » Thèse de Y. Djeriri, Université de Sidi-Bel-Abbès, Algérie, 2017.

https://www.researchgate.net/publication/319939107_Les_Reseaux_de_Neurones_Artificiels

[102] : « Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données » Thème de Kadous Djamila, Université ABOU-BAKR BELKAID de Tlemcen, Algérie, 2012.

<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/1248/1/Utilisation-des-reseaux-de-neurones-comme-outil.pdf>

[103] : « RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS APPLIQUÉS À LA MÉTHODE ÉLECTROMAGNÉTIQUE TRANSITOIRE InfiniTEM » Thème El Mahdi BRAKNI, Université du Québec, Canada, 2011.

<http://depositum.uqat.ca/32/1/elmahdibrakni.pdf>

[104] : « APPRENTISSAGE À PARTIR D'EXEMPLES » Par François Denis et Rémi Gilleron. (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

<http://www.grappa.univ-lille3.fr/polys/apprentissage/index.html>

[105] : « Les réseaux de neurones seaux de neurones artificiels » Par Andrei Doncescu. (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

http://conf.laas.fr/ignotus/archives/Doncescu_reseaux_neurones.pdf

[106] : reussirlem1info.files.wordpress.com. (En ligne) (consulté le 29.07.2019).

<https://reussirlem1info.files.wordpress.com/2012/05/mc-chapitre-6-rbf.pdf>

[107] : « Réseaux de neurones récurrents pour le traitement automatique de la parole » Thèse de M. Gregory Gelly, Université Paris-Saclay, France, 2017.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01615475/document>

[108] : « Réseaux de neurones récurrents à fonctions de base radiales : RRFR » Par Ryad Zemouri, Daniel Racoceanu, Nouredine Zerhouni, Revue d'Intelligence Artificielle. Volume X- n°X/2002, Laboratoire d'Automatique de Besançon, France, 2002.

https://www.researchgate.net/publication/242934586_Reseaux_de_neurones_recurrents_a_fonctions_de_base_radiales_RRFR_Application_au_pronostic

[109] : « Réalisation d'un réseau de neurones "SOM" sur une architecture matérielle adaptable et extensible à base de réseaux sur puce "NoC" » Thèse de Mehdi Abadi, Doctorat de l'Université de Lorraine en cotutelle avec l'Université du Centre (Sousse, Tunisie), 2018.

<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01868313/document>

[110] : « Reconnaissance et stabilité d'une mémoire épisodique influencée par les émotions artificielles pour un robot autonome » Thème de Francis LECONTE, Sherbrooke (Québec), Canada, 2014.

https://savoirs.usherbrooke.ca/bitstream/handle/11143/5953/Leconte_Francis_MScA_2014.pdf?sequence=1&isAllowed=y

[111] : « Les réseaux de Neurones » Par Arrouy William. (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

<http://william.arrouy.free.fr/neural/neu8.html>

[112] : « Modélisation et synthèse de voix chantée à partir de descripteurs visuels extraits d'images échographiques et optiques des articulateurs » Thèse de Mme Aurore Jaumard-Hakoun, Université Pierre et Marie Curie, France, 2016.

[113] : « Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels » Thème de Mr Mokri Mohammed Zakaria, Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, Algérie, 2017.

<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/12235/1/Classification-des-images-avec-les-reseaux-de-neurones.pdf>

[114] : « Principe de base des réseaux de neurones artificiels et apprentissage » Par Dr Khadir Mohamed Tarek, Université Badji Mokhtar ANNABA, Algérie.

https://www.academia.edu/30653629/Principe_de_base_des_reseaux_de_neurones_artificiels_et_apprentissage

[115] : « Prédiction Des Résistances Mécaniques Des Bétons à Base Des Ciments Composés En Utilisant Les Réseaux Neurones Artificiels » Thème de BENDAOUY YUCEF, Université de Constantine, Algérie, 2014.

<https://bu.umc.edu.dz/theses/gcivil/BEN6585.pdf>

[116] : « Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme » Par Claude Touzet, France.

<https://hal-amu.archives-ouvertes.fr/hal-01338010/document>

[117] : « Les réseaux de neurones » Par G. DREYFUS École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris (ESPCI), Mécanique Industrielle et Matériaux, n°51 (septembre 1998), Paris, France.

https://www.neurones.espci.fr/Articles_PS/GAMI.pdf

[118] : « Reconnaissance de visage par réseau de neurones » thème de BENTAMOU Abdelouahid et NOUR-SAID Hamza, Université Mohammed V, Rabat, Maroc, 2015.

https://www.academia.edu/11458778/Reconnaissance_de_visage_par_r%C3%A9seau_de_neurones

[119] : « Réseaux de neurones artificiels » (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

<https://rosemees.com/reseau-de-neurones-artificiels-definition/>

[120] : « Réseau de Neurones Artificiels pour la classification des fontes Arabes et la distinction entre la langue Arabe et les langues Latines » Thème de Jean-Luc Bloechle, Université de Fribourg, Suisse, 2003.

http://jean-luc.bloechle.ch/pub/Bloechle_Unifr_Master.pdf

[121] : « Introduction aux Réseaux de Neurones » Par Sylvain Barthélémy, Juin 2000 (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

<http://www.sylbarth.com/nn.php>

[122] : « Réseaux de Neurones » (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

<http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/reseaux-de-neurones-automatisees/reseaux-de-neurones-automatisees.htm#.XQgSYYgzZPY>

[123] : « Une approche hybride pour la segmentation d'images Application aux images médicales » thèse de Nassima Mezhoud, Université de Mentouri, Constantine, Algérie, 2012.

<https://bu.umc.edu.dz/theses/informatique/MEZ6197.pdf>

[124] : « Réseaux de neurones et psychométrie » par Benoît Virole, France, 2001.

<https://virole.pagesperso-orange.fr/RNECPA.PDF>

[125] : « L'analyse discriminante et le perceptron multicouche » Par OTMANI Imene, Université Mentouri, Constantine, Algérie, 2011.

<https://bu.umc.edu.dz/theses/math/OTM5995.pdf>

[126] : « Les réseaux de neurones : pourquoi et pour quoi faire ? »

<https://www.eyrolles.com/Chapitres/9782212110197/chap01.pdf>

[127] : « Transformé en ondelettes 1D » Par Ch. Dossal, 2008.

<https://fr.scribd.com/document/117266007/Ondellettes>

[128] : « Reconnaissance de visages par réseaux d'ondelette de Gabor » Thèse de Ahmed CHAARI, Université de Lille 1, France, 2009.

<https://ori-nuxeo.univ-lille1.fr/nuxeo/site/esupversions/fc2a548d-2ec6-4150-9b70-23a58023de69>

[129] : wikipedia.org (En ligne) (consulté le 20.09.2019)

https://fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A9seau_de_neurones_r%C3%A9currents

[130] : datasciencetoday.net (En ligne) (consulté le 20.09.2019)

<http://datasciencetoday.net/index.php/fr/machine-learning/148-reseaux-neuronaux-recurrents-et-lstm>

[131] : La police scientifique (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://la-police-scientifique.webnode.fr/les-empreintes-digitales/>

[132] : Crypto Québec (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://crypto.quebec/les-chiens-de-garde-57-les-robots-nettoyants-et-le-plan-de-votre-maison-la-dose-et-du-maquillage-pour-battre-la-reconnaissance-faciale/>

[133] : Scan-r (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<http://scanr.unblog.fr/les-differents-lecteurs/la-morphologie-de-la-main/>

[134] : psafe.com (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://www.psafe.com/en/blog/facial-recognition-security-android-smartphone/>

[135] : santé sur le net (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://www.sante-sur-le-net.com/maladies/ophtalmologie/decollement-de-retine/>

[136] : Zalix Biométrie (en ligne) (consulté le 13.09.2019)

<http://www.zalix.fr/catalogue/signature-manuscrite/solution-de-signature-sur-tablette-identi-sign/signature-biometrique-identi-sign.62.html>

[137] : tecmundo.com (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://www.tecmundo.com.br/biometria/115056-tecnologia-futuro-novo-sistema-biometrico-usa-labios-password.htm>

[138] : L'express.fr (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

https://www.lexpress.fr/actualite/sciences/affaires-criminelles-le-test-adn-n-est-decidement-pas-infaillible_750875.html

[139] : Flir (En ligne) (consulté le 13.09.2019)

<https://www.flir.quebec/discover/security/commercial/flir-cameras-catch-shoplifters-red-handed2/>

[140] : 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.

[141]: «Theoretical concepts of biometric security system and profile of study area»
https://shodhganga.inflibnet.ac.in/bitstream/10603/130747/8/08_chapter%202.pdf

[142] : synetis.com (En ligne) (consulté le 13.09.2019).
<https://www.synetis.com/biometrie-la-fin-du-badge/>

[143] : « Contribution à l'analyse et la caractérisation de l'écriture manuscrite » thèse de Chawki Djeddi, Université de Tébessa, Algérie, 2014.
https://www.researchgate.net/figure/Courbe-ROC-pour-un-systeme-de-verification-de-scripteurs_fig6_280979425

[144] : semanticscholar.org (En ligne) (consulté le 14.09.2019).
<https://www.semanticscholar.org/paper/Constrained-Stochastic-Gradient-Descent%3A-The-Good-Roy-Harandi/9eca48c71010a52634dd013d60a24085b41975b1>

[145] : researchgate.net (En ligne) (consulté le 14.09.2019).
https://www.researchgate.net/figure/Intra-class-variation-associated-with-an-individuals-face-image-Due-to-change-in-pose_fig5_50315614

[146] : paperswithcode.com (En ligne) (consulté le 14.09.2019).
<https://paperswithcode.com/task/facial-expression-recognition>

[147] : researchgate.net (En ligne) (consulté le 14.09.2019).
https://www.researchgate.net/figure/Exemples-docclusion-du-visage-Image-recueillie-a-partir-dInternet_fig5_291345615

[148] : «Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching» Par Laurenz Wiskott, Jean-Marc Fellous, Norbert Krüger, et Christoph von der Malsburg , IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 19, NO. 7, JULY 1997.

[149] : Wavelet (En ligne) (consulté le 14.09.2019)
<https://en.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

[150] : « Analyses multiéchelle et multifractale d'images météorologiques : Application à la détection de zones précipitantes » thèse de Jacopo Grazzini, Université de Marne-la-Vallée, France, 2003.
https://www.researchgate.net/publication/324602709_Analyses_multiéchelle_et_multifractale_d'images_meteorologiques_Application_a_la_detection_de_zones_precipitantes

[151] : « Ondelettes de Daubechies » Par Michel Bonnet

<http://oscfract.free.fr/sitewebA/xondeldebauch.html>

[152] : «Diagnostics of Direct Current machine based on analysis of acoustic signals with the use of Symlet wavelet transform and modified classifier based on words» Thème de Adam Glowacz ,Université de Cracovie, Pologne, 2014.

https://www.researchgate.net/publication/271518333_Diagnostics_of_Direct_Current_machine_based_on_analysis_of_acoustic_signals_with_the_use_of_symlet_wavelet_transform_and_modified_classifier_based_on_words

[153] : Wikipedia.org (En ligne) (consulté le 14.09.2019)

<https://en.wikipedia.org/wiki/Coiflet>

[154] : « Étude d'une nouvelle forme d'onde multiporteuses à PAPR réduit » Thème de Marwa Chafli, Université de Dresde, Allemagne, 2016.

https://www.researchgate.net/publication/310831043_Etude_d'une_nouvelle_forme_d'onde_multiporteuses_a_PAPR_reduit

[155] : « Tensor based generalization of monogenic wavelets for coherent multiscale local phase analysis of color images» Par Raphaël Soulard et Philippe Carré, publié au IEEE International Conference on Acoustics, speech and signal processing (ICASSP), 2012.

<https://www.semanticscholar.org/paper/Tensor-based-generalization-of-monogenic-wavelets-Soulard-Carr%C3%A9/0a913eb6f1e50739eb6d851a149a4c0c64d38c24>

[156] : “Analyse d’images et détection de contour » Par Mohamed Naouai, Université de Tunis, 2010. (En ligne) (consulté le 14.09.2019).

<https://slideplayer.fr/slide/1296291/>

[157] : « Caractérisation de la gonarthrose sur radiographie X par analyse de la texture de l’os trabéculaire » Thème de Thomas Janvier, Université d’Orleans, France, 2016.

https://www.researchgate.net/publication/317302559_Caracterisation_de_la_gonarthrose_sur_radiographie_X_par_analyse_de_la_texture_de_l'os_trabeculaire

[158] : l’mTech, L’actualité scientifique et technologique de l’IMT. (En ligne) (consulté le 14.09.2019)

<https://blogrecherche.wp.imt.fr/2018/12/19/bruit-virtuel-reel/comparaison-bruit-debruitage/>

[159] : wikipedia.org (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

https://fr.wikipedia.org/wiki/Fichier:Neurone_-_comment%C3%A9.svg

[160] : « Réseaux de neurones artificiels » Par Oussama Werfelli. (En ligne) (Consulté le 21.09.2019).

<https://fr.slideshare.net/OussamaWerfelli/rseaux-de-neurones-artificiels>

[161] : « Etude des effets des algorithmes d'apprentissage et des fonctions de transfert sur la performance des modèles statistiques neuronaux : Application dans le domaine météorologique » Par Hicham El Badaoui, Abdelaziz Abdallaoui, Samira Chabaa, International Journal of Engineering Research and Development, Volume 9, Issue 6 (December 2013), PP. 15-26, Maroc.

https://www.researchgate.net/publication/303785834_Etude_des_effets_des_algorithmes_d'apprentissage_et_des_fonctions_de_transfert_sur_la_performance_des_modeles_statistiques_neuronaux_Application_dans_le_domaine_meteorologique

[162] : wikipedia.org (En ligne) (consulté le 15.09.2019).

https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche

[163] : « Détection et localisation d'objets en 2d par imagerie micro-ondes. Application à la détection du cancer du sein » Thème de Miraoui Abdelfettah, Meriah Sidi Mohammed et Lotfi Merad, Université de Mascara et Tlemcen, Algérie, 2018.

https://www.researchgate.net/publication/332786778_detection_et_localisation_d'objets_en_2d_par_imagerie_micro-ondes_application_a_la_detection_du_cancer_du_sein

[164] : « Réseaux de neurones et approximation de fonction » (En ligne) (consulté le 21.09.2019).

<http://www.becoz.org/these/memoirehtml/ch06s04.html>

[165] : « Back Propagation Neural Network: Explained With Simple Example ». (En ligne) (consulté le 21.09.2019).

<https://www.guru99.com/backpropagation-neural-network.html>

[166] : «Control of a Shunt Active Power Filter with Neural Networks – Theory and Practical Results» papier conférence par Marcelo Gradella Villalva, à la 5eme IEEJ International Power Electronics Conference, IPEC, 2005, Niigata, Japan.

https://www.researchgate.net/publication/261176434_Control_of_a_Shunt_Active_Power_Filter_with_Neural_Networks_-_Theory_and_Practical_Results

[167] : « Réseaux de neurones à base radiale » (En ligne) (Consulté 21.09.2019).

<https://slideplayer.fr/slide/3698056/>

[168] : « Adaptive Resonance Theory » Par Naveen Kumar. (En ligne) (Consulté le 21.09.2019).

<https://www.slideshare.net/NaveenKumar11/adaptive-resonance-theory-15441260>

[169] : « Etude de la variation saisonnière des paramètres physico-chimiques des sédiments superficiels de la retenue du barrage Sidi Chahed (Meknès, Maroc) : approche par carte auto-organisatrice SOM » Par Nawal MONYR, Abdellah El Hmaidi, Abdallaoui Abdelaziz, Mohamed Berrada, Université Moulay Ismail et Laboratoire de modélisation mathématique et informatique ENSAM, Maroc, 2016.

<https://www.researchgate.net/publication/304559519> Etude de la variation saisonniere des parametres physico-chimiques des sediments superficiels de la retenue du barrage Sidi Chahed Meknes Maroc approche par carte auto-organisatrice SOM

[170] : « Application des réseaux de neurones dans le développement d'algorithmes de restauration d'images appliqués à la tomographie par émission de positrons » Par Michel Héon, Université du Québec à Montréal, Canada, 1998.

<https://www.researchgate.net/publication/245024790> application des reseaux de neurones dans le developpement d'algorithmes de restauration d'images appliques a la tomographie par emission de positrons

[171] : « Dealing with Machine Ethics in Daily Life: A View with Examples » Par Utku Köse et Alice Pavaloiu, Université de Usak, Turquie et Paris School of Business, France, dans la 5eme International Virtual Conference on Advanced Scientific Results, 2017.

<https://www.researchgate.net/publication/318931340> Dealing with Machine Ethics in Daily Life A View with Examples

[172] : « Le réseau de neurones artificiel » Par Marie-Anne Mathieu. (En ligne) (Consulté le 21.09.2019).

<https://slideplayer.fr/slide/5489483/>

[173] : analyticsvidhya.com (En ligne) (Consulté le 21.09.2019).

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/12/fundamentals-of-deep-learning-introduction-to- lstm/>

[174] : «Biomimetics Pattern Recognition and Machine Thinking» Par Clara Warner, institut de Semiconductors, CAS, China, 2004.

<https://slideplayer.com/slide/8277659/>

[175] : dreamstime.com (En ligne) (Consulté le 23.09.2019)

<https://fr.dreamstime.com/concept-reconnaissance-vocale-onde-sonore-l-imitation-ic%C3%B4ne-voix-bruit-microphone-image124088451>

[176] : « La reconnaissance de l'iris basée sur l'orientation locale du signal monogène » Thème de Magistère de LEMOUCHI Ramzi, ESI, Alger, Algérie, 2012.

<https://docplayer.fr/3398915-Ecole-doctorale-stic-sciences-et-technologies-de-l-information-et-de-la-communication-memoire.html>

[177]: « Web Search Engine-Based Representation for Arabic Tweets Categorization »
auteurs : Mohammed Bekali.et Abdelmonaime Lachkar.
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-51367-6_4