



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS - MOSTAGANEM

Faculté des Sciences Exactes et de l'Informatique
Département de Mathématiques et d'Informatique
Filière : Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES
Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique
Option : **Systemes d'Information Géographique**

THEME :

Reconnaissance faciale par un modèle neuro-génétique

Etudiant(e)s : **Benali Adel**

Belmokadem Nawal

Encadrant : M. Besnassi

Année Universitaire 2015/2016

Résumé

Au cours de ces dernières années, on observe un intérêt croissant autour de la biométrie. La reconnaissance faciale en tant qu'une technologie biométrique de base, a pris une part de plus en plus importante dans le domaine de la recherche, du fait de son caractère non intrusif et sans contact. Mais malgré les nombreuses approches et méthodes qui ont été proposées pour résoudre le problème de reconnaissance du visage humains, il demeure un problème extrêmement difficile, ceci est dû au fait que le visage de personnes différentes a généralement la même forme et varie du fait des conditions d'éclairage, de la variation de pose, et des expressions faciales. De nos jours les systèmes de vérification d'identité apparaissent être un vecteur intéressant à exploiter, vu la multitude des applications qui leurs font appel contrôle d'accès aux sites sensibles, télésurveillance...etc. Le travail effectué dans le cadre de ce mémoire porte sur l'identification automatique de visages avec deux méthodes de reconnaissance faciale en utilisant l'analyse en composantes principales (ACP) et local binary pattern (LBP). Les résultats, obtenue ont montré que LBP donne nettement des meilleurs résultats par rapport à l'ACP. Pour validé ce travail nous avons testé ces techniques sur des images de la base de donnée ORL.

Mots-clés : Reconnaissance de visages, Biométrie, ACP, LBP, MLP, AG.

Abstract :

In recent years, There has been a rowing interest around biometrics. Facial recognition, as a biometric technology, has played an increasingly important role in the field of research, because of its non-intrusive and contactless. However, despite of the many approaches and methods that have been proposed to solve the problem of human face recognition, it remains an extremely difficult problem. This is due to the fact that different people faces have generally the same shape and vary due to the lighting conditions, variation of pose , and facial expressions. Nowadays, identity verification systems appears to be an interesting domain to exploit, given the multitude of applications that utilize their controlling access to sensitive sites, remote monitoring ... etc.

The work done as part of this thesis is focused on identifying automatic face with two methods for face recognition principal component analysis(PCA) and local binary pattern(LBP). The results, of LBP compared with the PCA, provide a significant improvement in performance. For the validation of this work, we tested this technique images of the database ORL.

Keywords : Face recognition, Biometrics, PCA, LBP, MLP,AG.

Sommaire

Table des figures.....	î
Liste des tableaux.....	ïï
Liste d'abréviation.....	ïïï
Introduction générale	01
<u>Chapitre I : la reconnaissance faciale</u>	
I.1 Introduction	03
I.2 La Biométrie	03
I.2.1 Les technologies biométriques	03
I.3 Systèmes biométriques	06
I.4 Architecture d'un système biométrique	08
I.4.1 Module d'apprentissage	09
I.4.2 Module de reconnaissance	09
I.4.3 Module d'adaptation	09
I.5 Mesure de la performance d'un système biométrique	09
I.6 Domaines d'application des systèmes biométriques	10
I.7 La Reconnaissance faciale	11
I.7.1 Systèmes de reconnaissance faciale	11
➤ L'acquisition d'image	12
➤ Prétraitements	12
• Normalisation	12
• Égalisation d'histogramme	13
• Filtrage	13
➤ Extraction de paramètres	14
➤ Apprentissage	14
➤ La décision	14
I.8. Méthodes de reconnaissances faciales	14
I.8.1. prétraitement de visage par ACP	14
I.8.2. prétraitement de visage par Local Binary Pattern (LBP)	16
I.9 Principales difficultés de la reconnaissance de visages	18
I.9.1 Changement d'illumination	18
I.9.2 Variation de pose	18
I.9.3 Expressions faciales	19
I.9.4 Présence ou absence des composants structurels	19
I.9.5 Les vrais jumeaux	19
I.10 Conclusion	20
<u>Chapitre II :réseau de neurone & algorithme génétique</u>	
II.1.Introduction	21
II.2 Les réseaux de neurones	21

Sommaire

II.2.1. Historique :	21
II.3.Le neurone biologique	21
➤ Le corps cellulaire	22
➤ Les dendrites	22
➤ L'axone	22
➤ Les synapses	22
II.4.Le neurone formel	22
II.5.Types d'apprentissage des réseaux de neurones	24
➤ L'apprentissage supervisé	24
➤ L'apprentissage non-supervisé	24
➤ Apprentissage par renforcement	24
II.6. Les différents types de réseaux de neurones	24
II.7.Perceptron multicouche (MLP)	25
II.7.1. L'apprentissage de Perceptron multicouche	25
II.7.2. Algorithme de retro-propagation	26
II.8 Domaine d'application des réseaux de neurones :	30
II.9 Les algorithmes génétiques	30
II.10 Principe d'Algorithmes Génétique	30
II.12 Codage d'individus	31
II.13 Les éléments d'un algorithme génétiques	32
➤ L'individu	32
➤ La population	33
➤ La génération d'une population	33
➤ La qualité (fitness)	33
➤ Sélection	33
➤ Croisements	34
➤ Mutations	34
II.14 Les algorithmes génétiques en pratique	34
II.15 L'hybridation entre les réseaux de neurone et l'algorithme génétique	35
II.15.1 Évolution de réseaux de neurones	35
II.15.2 Evaluation d'un réseau de neurones	35
II.16 Conclusion	36
<i>CHAPITRE III Résultats Expérimentaux</i>	
III.1 Introduction	37
III.2 Environnement matériel et logiciel	37
III.2.1. Ressources utilisées	37
III 3 Matlab R2014a	37
III.5. Résultats des tests appliqués sur la base de donnée ORL	38
a- Résultat par réseaux de neurone	38

Sommaire

III.5.1a. Résultats des tests en niveaux de gris	38
III.5.2a. Résultats des tests par ACP sur niveaux de gris	39
III.5.3a Résultats des tests par LBP sur niveau de gris	40
b-Résultat par algorithme génétique	41
III.5.1b. Résultats des tests en niveaux de gris	
III.5.2b. Résultats des tests par ACP sur niveau de gris	42
III.5.3b. Résultats des tests sur par LBP sur niveau de gris	43
III.7 La matrice de confusion et indicateurs associés	44
III.8 Conclusion	45
Conclusion Générale	46

INTRODUCTION GENERALE

Depuis longtemps, ce qui intéresse l'être humain c'est son sécurité dans les différents domaines .la vérification et l'identification des individus sont l'un des moyens permettant d'assurer cette sécurité. L'être humain peut distinguer quotidiennement grâce à son système visuel à identifier les personnes de façon automatique, bien que le processus mais en jeu soit complexe.

L'homme a mis en place des moyens de vérification d'identité qui sont liés, soit à ce que possède une personne telle qu'une carte d'identité ou un passeport, soit à ce que peut reconnaître cette personne, c'est le cas de mot de passe ou un code PIN. Néanmoins ces éléments peuvent être oubliés, volés ou falsifiés. Pour contourner ces limitations, un autre moyen de sécurité a été développé qui permet d'utiliser non pas l'information qui possède ou connaît, mais une information propre à cette personne. Cette nouvelle façon de d'identification des individus c'est la biométrie. Différentes technologies ont été développées telle que : les empreintes digitale, l'iris, la voix, la main et le visage etc. Ce dernier constitue l'objectif principal de notre recherche.

Dans un système de reconnaissance de visage, ce dernier est soumis à un éclairage très varié en contraste et luminosité, un arrière-plan. Cette forme à trois dimensions, lorsqu'elle s'inscrit sur une surface à deux dimensions, comme c'est le cas d'une image, peut donner lieu à des variations importantes. Le visage n'est pas rigide, il peut subir une grande variété de changements dus à l'expression faciale, l'âge, les coupes des cheveux, à l'usage de produits cosmétiques ...etc.

Dans notre travail nous avons opté pour deux techniques d'extraction des caractéristiques de l'image de visage :

La première méthode est l'analyse en composante principale. L'ACP est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension.

La seconde méthode est la technique LBP (local Binary Pattern), c'est une méthode mathématique dont son principe consiste à caractériser la texture d'une image par calcul du code LBP pour tous les pixels d'image ensuite calcule l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale.

Parmi les différentes techniques utilisées pour améliorer la reconnaissance faciale sont les réseaux de neurones et. L'intérêt principal des réseaux de neurones étant leurs capacités d'apprentissage et de généralisation.

Le but de notre travail est l'identification des personnes, cette dernière est l'une des composantes les plus essentielles pour les applications d'interaction intelligente qui concerne les technologies de perception visant à l'amélioration des interactions homme –machine Il s'agit aussi d'un système d'authentification

d'identité par analyse du visage, cette dernière a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci soit identifié.

Afin de décrire le travail effectué, cette recherche comporte les trois principaux chapitres organisés comme suit :

1. La première partie du premier chapitre donne un aperçu sur la biométrie et ses technologies. La deuxième partie du chapitre représente la reconnaissance faciale, les définitions et les concepts de base et les techniques utilisées pour le système de reconnaissance faciale.
2. Dans le deuxième chapitre la première partie nous étudions les réseaux de neurones et particulièrement le perceptron multicouche (MLP) et leur algorithme de rétro-propagation et les différents types d'apprentissage, la deuxième partie nous donne le principe général de l'algorithme génétique et l'hybridation entre eux.
3. Dans le troisième chapitre, Nous présentons les résultats expérimentaux obtenus par chaque méthode et analysons leurs performances, suivi d'une discussion avec interprétation des résultats.

Enfin, la conclusion générale résumera les résultats obtenus par les différentes approches et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Liste d'abréviation

AG : Algorithme Génétique

ACP : Analyse en Composantes Principale.

LBP : Local Binary Pattern

MLP : Multi Layer Perceptron

FRR : False Reject Rate

TFR : le taux de faux rejet

TFA: le taux de fausse acceptation.

Table des figures

Figure 1 : Le processus de reconnaissance par empreinte digitale .	04
Figure 2 : Géométrie de la main.	04
Figure 3 : L'iris.	04
Figure 4 : la rétine.	05
Figure 5 : La voix.	05
Figure 6 : Reconnaissance de visage .	06
Figure 7 : Principaux modules d'un système biométrique et différents modes de fonctionnement.	07
Figure.8 : Architecture d'un système de reconnaissance biométrique .	08
Figure.9 : Illustration du FRR et du FAR	10
Figure.10 : Systèmes de reconnaissance faciale .	12
Figure.11 : Exemple de normalisation d'une image	13
Figure.12 : Exemple d'égaliseur d'histogramme	13
Figure.13 : Exemple d'un filtre médian	14
Figure.14 : Processus d'identification	15
Figure.15 : Opérateur LBP	16
Figure.16 : (a) : Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP_{u2}	17
Figure.17 : Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP .	18
Figure.18 : Exemple de variation d'éclairage .	18
Figure.19 : Exemples de variation de poses	19
Figure.20 : Exemples de variation d'expressions	19
Figure.21 : Schéma d'un neurone biologique	22
Figure 22 : schéma d'un neurone formel	23
Figure.23 : Architecture du perceptron multicouche	25
Figure 24 : Exemple d'un réseau de neurones de type MLP	27
Figure 25 : Théorie de l'évolution	30
Figure.26 : principe d'algorithme génétique	31
Figure 27 : Individu codé en binaire	33
Figure 28 : schémas de sélection par roulette	33
Figure 29 : Exemple d'un croisement	34
Figure 30 : Apprentissage de réseaux de neurones par algorithme génétique	35
Figure.31 : Exemples d'images de visages de la base ORL	38

I.1 Introduction

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années [1]. L'apparition de l'ordinateur et sa capacité à traiter et à stocker les données ont permis la création des systèmes biométriques informatisés. Nous introduirons dans ce chapitre quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous donnerons le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils utilisés pour mesurer leurs performances. Nous insisterons surtout sur la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques biométriques, car elle constitue l'objectif de ce thème.

I.2 La Biométrie

Une des définitions de la biométrie est donnée par Roethenbaugh [1] : « La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité ». Mais aucune modalité biométrique n'est en elle-même fiable à 100 %. Il existe des problèmes, liés aux dispositifs de capture des données, à l'utilisateur lui-même ou au conditionnement lors de la capture, dans lesquelles une modalité quelconque peut s'avérer défaillante. Parmi les principales modalités biométriques physiologiques et comportementales. » [2]. En effet, un attribut physique ou comportemental ne peut être oublié ou perdu. En général, ils sont très difficiles à « deviner » ou à « voler » ainsi qu'à « dupliquer » [3].

- **Biométries physiologiques**

Ce type est basé sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, de la forme du visage, de la rétine, de l'ADN et de l'iris de l'œil.

- **Biométries comportementales**

Ce type se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.

I.2.1 Les technologies biométriques

a- Les empreintes digitales : Une empreinte digitale est constituée d'un ensemble de lignes localement parallèles formant un motif unique pour chaque individu. On distingue les stries (ou crêtes, ce sont les lignes en contact avec une surface au toucher) et les sillons (ce sont les creux entre deux stries). Les stries contiennent en leur centre un ensemble de pores régulièrement espacés. Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les centres et les deltas) et locaux (les minuties). Les centres correspondent à des lieux de

convergence des stries tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence. L'acquisition des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique, capacitif ou à ultrasons [2].

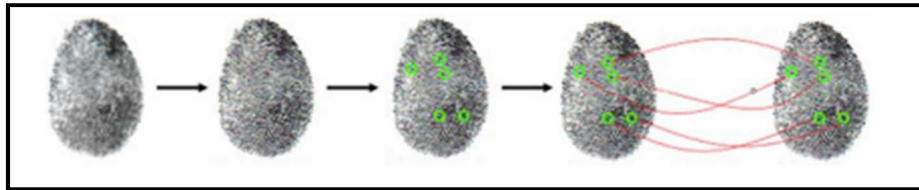


Figure 1 Le processus de reconnaissance par empreinte digitale [2].

- b- Géométrie de la main :** Il consiste à mesurer plusieurs caractéristiques de la main (jusqu'à 90) telle que la forme de la main, longueur et largeur des doigts, formes des articulations, longueurs inter articulations, La technologie associée à cela est principalement de l'imagerie infrarouge [5].

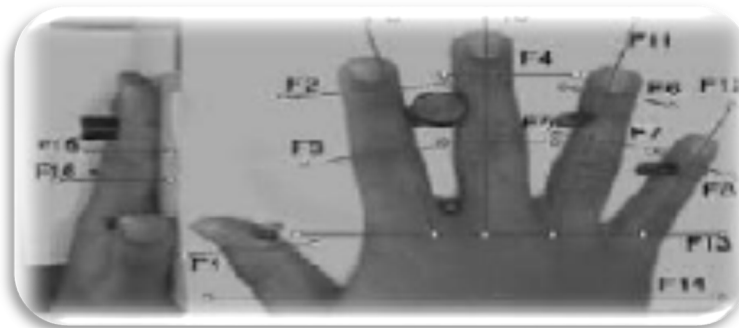


Figure 2 : Géométrie de la main

- c- L'iris :** L'iris est l'anneau de couleur entourant la pupille de l'œil et gère la quantité de lumière qui pénètre à l'intérieur du globe oculaire. La texture des tissus de l'iris est très distinctive et diffère même dans le cas de vrais jumeaux [3].



Figure 3 : L'iris

- d- La rétine :** Il a été montré que chaque œil possède en sa rétine un arrangement unique des vaisseaux sanguins. La technique basée sur la rétine utilise la texture de ces vaisseaux. L'identification consiste à éclairer le fond de l'œil par un faisceau lumineux de faible intensité [6].

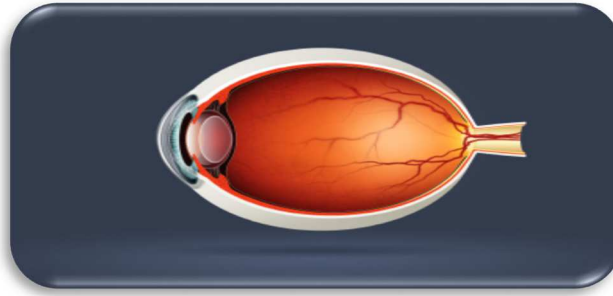


Figure 4 : la rétine

- e- **La voix :** la reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe. Un téléphone ou un microphone peut être utilisé comme dispositif d'acquisition ce qui rend cette technologie relativement économique et facilement réalisable, cependant elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond ou la maladie ou l'état émotionnel de la personne [7].



Figure 5 : La voix

- f- **Le visage :** Il s'agit de capter la forme du visage d'un individu et d'en extraire certaines informations jugées évidentes pour l'authentification. Les données biométriques qui sont obtenues sont par la suite comparées au fichier référence. Au début des années 1970, la reconnaissance par le visage était principalement basée sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme, etc. Depuis les années 1990, les différentes technologies utilisées exploitent toutes les découvertes effectuées dans le domaine du traitement d'image et de l'analyse de données. [8]

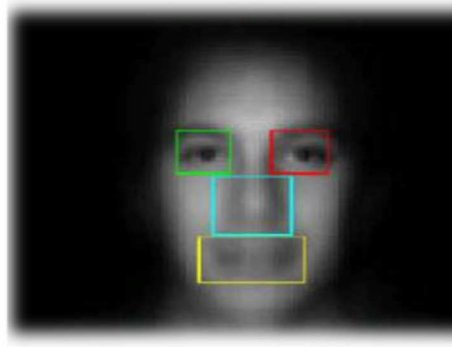


Figure 6 Reconnaissance de visage [8].

I.3 Systèmes biométriques

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu [2]. Selon le contexte d'application, un système biométrique peut fonctionner en mode de vérification ou bien en mode d'identification mais précédant ces deux modes, il effectue toujours en premier une phase d'enrôlement :

- **L'enrôlement** est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numériques, et enfin stockées dans la base de données.
- **Le mode de vérification** ou authentification est une comparaison "un à un", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec le modèle biométrique de cette personne stocké dans la base de données du système. La vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce.
- **Le mode d'identification** est une comparaison « 1 à N », dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne [5].

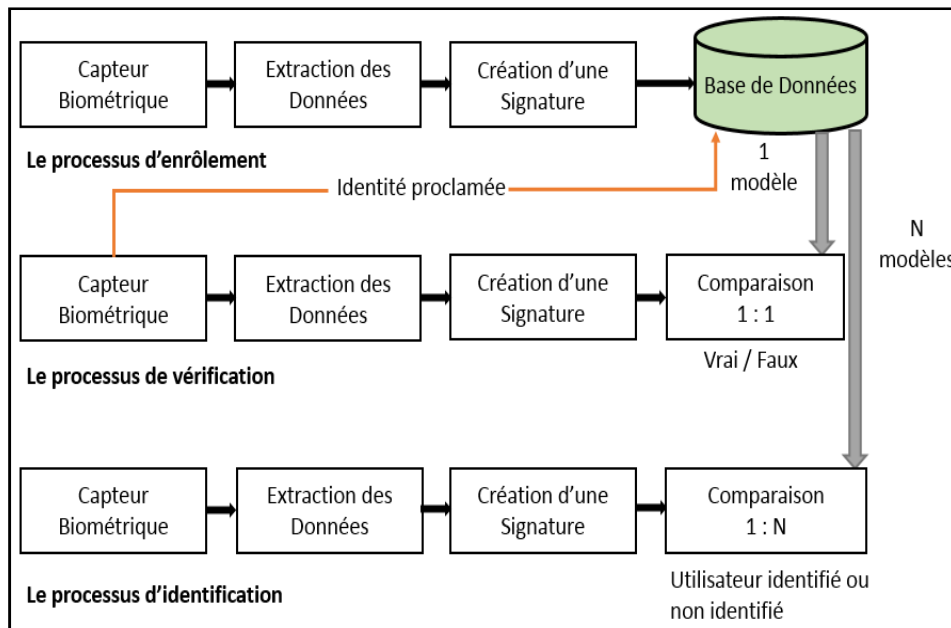


Figure 7 : Principaux modules d'un système biométrique et différents modes de fonctionnement [5].

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés sur la Figure 7. Leur fonctionnement peut être résumé comme suit :

- **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).
- **Module base de données** : stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.
- **Le module d'inscription ou d'enregistrement** : est responsable de l'inscription des individus dans la base de données du système biométrique. Pendant la phase d'inscription, la caractéristique biométrique d'un individu est d'abord scannée

par un lecteur biométrique pour produire une représentation numérique de la caractéristique. La capture de données pendant le processus d'inscription peut être ou non pas être dirigée par un humain selon l'application. Un contrôle de qualité est généralement exécuté pour garantir que l'échantillon acquis peut être sûrement traité par les étapes successives.

Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années. L'apparition de l'ordinateur et sa capacité à traiter et à stocker les données ont permis la création des systèmes biométriques informatisés. Il existe plusieurs caractéristiques physiques uniques pour un individu, ce qui explique la diversité des systèmes appliquant la biométrie [5].

I.4 Architecture d'un système biométrique

Il existe toujours deux modules dans un système biométrique : le module d'apprentissage et celui de reconnaissance [3], [6]. Le troisième module (facultatif) 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. Avec la possibilité de réévaluer le modèle après chaque utilisation grâce au module d'adaptation [7].

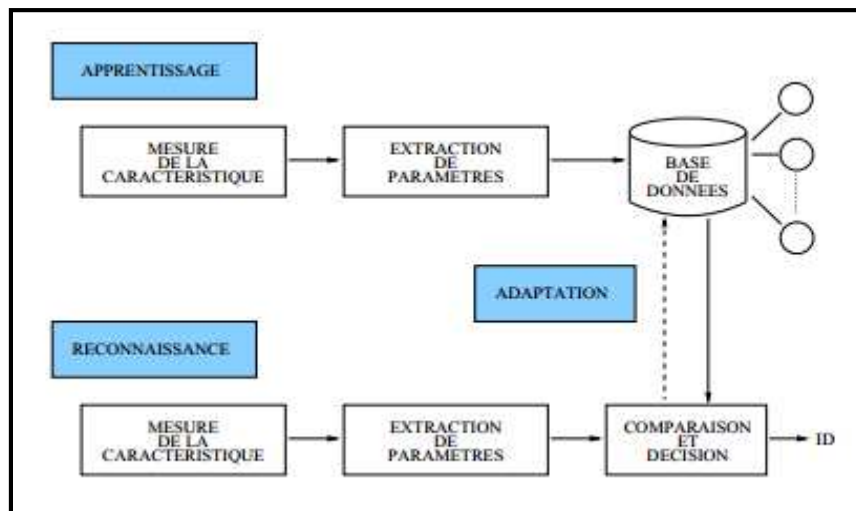


Figure 8 : Architecture d'un système de reconnaissance biométrique [7].

I.4.1 Module d'apprentissage

Au cours de l'apprentissage, la caractéristique biométrique est tout d'abord mesurée grâce à un capteur ; on parle d'acquisition ou de capture. En général, cette capture n'est pas directement stockée et des transformations lui sont appliquées. En effet, le signal contient des informations inutiles à la reconnaissance et seuls les paramètres pertinents sont extraits. Le modèle est une représentation compacte du signal qui permet de faciliter la phase de reconnaissance, mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker.

I.4.2 Module de reconnaissance

Au cours de la reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de paramètres est extrait comme lors de l'apprentissage. Le capteur utilisé doit avoir des propriétés aussi proches que possibles de celui 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 [8].

En mode identification, le système doit deviner l'identité de la personne. Il répond donc à une question de type : "Qui suis-je ?". Dans ce mode, le système compare le signal mesuré avec les différents modèles contenus dans la base de données (problème de type 1 : n).

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 celui-ci doit vérifier que l'identité de l'individu est bien celle proposée. Il suffit donc de comparer le signal avec un seul des modèles présents dans la base de données (problème de type 1 :1).

I.4.3 Module d'adaptation

Pendant la phase d'apprentissage, le système 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 après chaque utilisation [7].

I.5 Mesure de la performance d'un système biométrique

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux.

1. Le premier critère s'appelle le taux de faux rejet ("False Reject Rate" ou FRR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$TFR = \frac{\text{nombre des clients rejetés}(FR)}{\text{nombre total d'accès de clients}}$$

Telle que FR Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime.

2. Le deuxième critère est le taux de fausse acceptation ("False Accept Rate" ou FAR). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$TFA = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}(FA)}{\text{nombre total d'accés imposteurs}}$$

Telle que FA correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne.

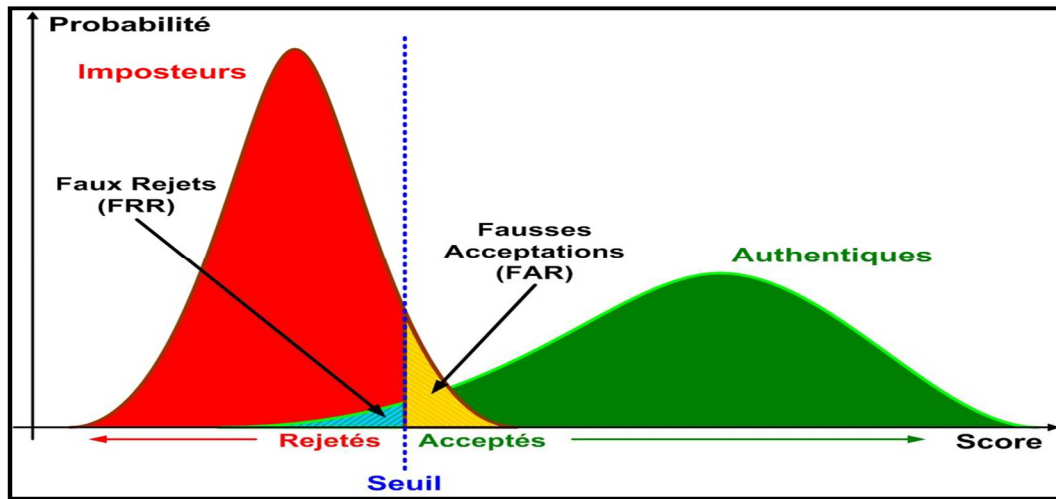


Figure 9 : Illustration du FRR et du FAR [7].

3. Le troisième critère est connu sous le nom de taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations [7].

I.6 Domaines d'application des systèmes biométriques

La biométrie est appliquée dans plusieurs domaines nécessitant une sécurité, tels que les contrôles d'accès physique et virtuel et l'authentification de transactions. Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux [4] :

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

I.7 La Reconnaissance faciale

La reconnaissance de visages est une tâche que les humains effectuent naturellement et aisément dans leurs vies quotidiennes [9]. Par définition, le

Le système visuel est l'ensemble des organes participant à la réception visuelle, de la rétine aux différentes parties du cortex visuel. Son rôle est de percevoir et d'interpréter les deux images en deux dimensions acquises par nos yeux, mais également l'image en trois dimensions de la scène reconstruite en intégrant des connaissances a priori [10].

Du fait du développement d'ordinateurs puissants ainsi que la reconnaissance de visages peut s'appliquer dans plusieurs domaines différents, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia, le système de contrôle de frontières, . . . etc. Ainsi, la reconnaissance faciale est devenue un des thèmes de recherche les plus actifs dans le domaine de la vision par ordinateur, de la reconnaissance des formes, et de la compréhension d'images.

Le problème de la reconnaissance de visages peut être formulé comme suit : étant données une ou plusieurs images d'un visage, la tâche est de trouver ou de vérifier l'identité d'une personne par comparaison de son visage à l'ensemble des images de visage stockées dans une base de données [9].

I.7.1 Systèmes de reconnaissance faciale

Le système de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage ainsi extraites pour créer une signature numérique qu'il stocke dans une base de données. Ainsi, à chaque visage de la base est associée une signature unique qui caractérise la personne correspondante.

La reconnaissance d'un visage requête est obtenue par l'extraction de la signature requête correspondante et sa mise en correspondance avec la signature la plus proche dans la base de données. La reconnaissance dépend du mode de comparaison utilisé : vérification ou identification. On peut représenter les systèmes de reconnaissance par la figure suivant :

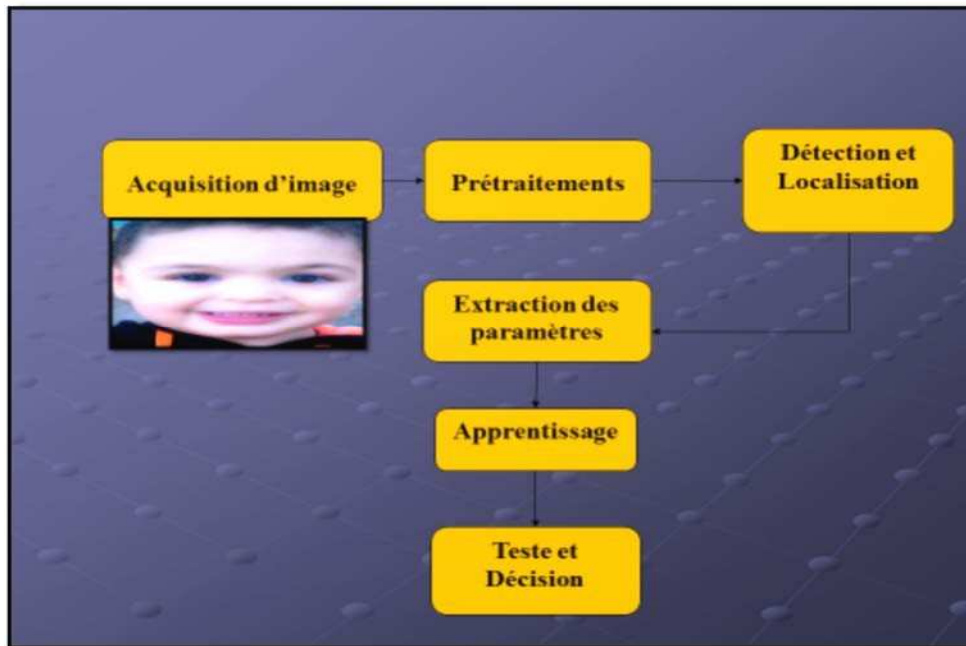


Figure 10. Systèmes de reconnaissance faciale.

➤ L'Acquisition de l'image

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système [11].

➤ Prétraitements

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe [13].

• Normalisation

La normalisation permet d'assurer l'homogénéité des données. La photo-normalisation s'applique à une seule image. Alors que la normalisation s'applique à un groupe d'images, pour chaque composante, nous retirons la moyenne de cette composante pour toutes les images et nous divisons par dérivé standard [13].

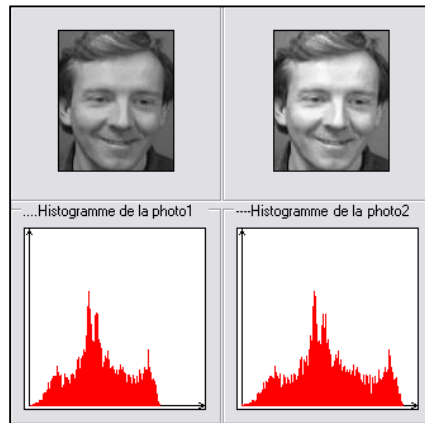


Figure 11 : Exemple de normalisation d'une image

- **Égalisation d'histogramme :**

En traitement d'images, l'égalisation d'histogramme est une méthode d'ajustement du contraste d'une image numérique qui utilise l'histogramme. Elle consiste à appliquer une transformation sur chaque pixel de l'image, et donc d'obtenir une nouvelle image à partir d'une opération indépendante sur chacun des pixels. Cette transformation est construite à partir de l'histogramme cumulé de l'image de départ on peut calculer l'histogramme d'une image comme suite [13].

1. Calcul de l'histogramme $h(k)$ avec $k \in [0 ; 255]$

2. Histogramme cumulé : $C(k) = \sum_{i=1}^k (h(i))$

3. Transformation des niveaux de gris de l'image : $I' = \frac{C(I(x; y)) * 255}{N}$

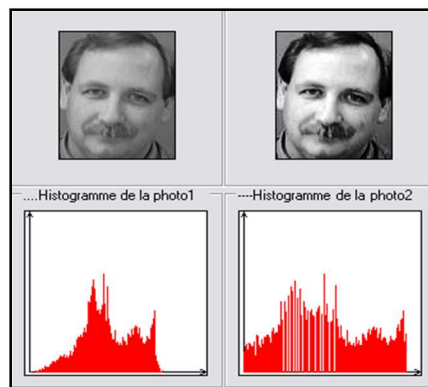


Figure 12 : Exemple d'égaliseur d'histogramme

- **Filtrage**

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage. Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données. [13] ce filtre n'affecte pas les composantes de basse

fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs. [13]

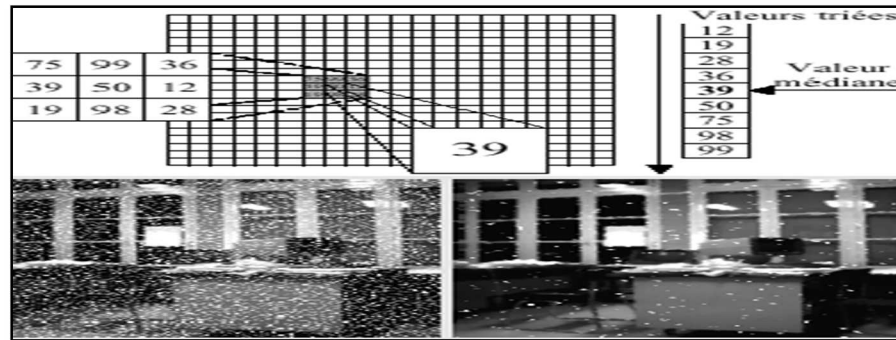


Figure 13 : Exemple d'un filtre médian

➤ Extraction de paramètres

En plus de la classification, l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes [12].

➤ Apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, 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.

➤ La décision

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

I.8 Méthodes de reconnaissances faciales

I.8.1 prétraitement de visage par ACP

L'algorithme ACP, PCA en anglais (Principal Component Analysis) et aussi connu sous le nom d'Eigenfaces puisqu'il utilise des vecteurs propres et des valeurs propres. (Respectivement Eigenvectors et Eigenvalues en anglais). Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues et utilise l'algèbre linéaire. Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il est sensible aux problèmes d'éclairages [14], de pose et d'expression faciale. Il est à la base de nombreux algorithmes globaux actuels.

L'idée principale consiste à exprimer les M images d'apprentissage selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage.

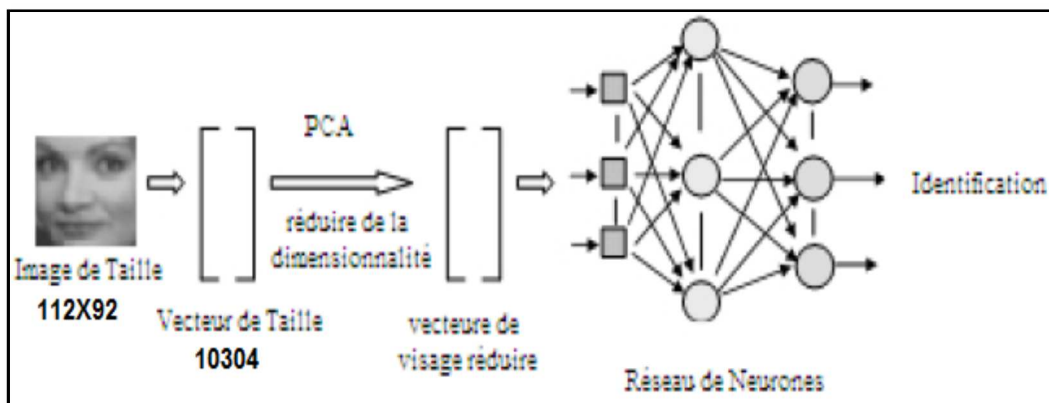


Figure 14 : Processus d'identification

- **Principales étapes de la techniques d'ACP**

L'apprentissage des visages propres s'effectue selon les étapes suivantes :

- 1) Collecte des M images faciales et construction de la matrice T de taille M , par concaténation des colonnes des images faciales. Prétraitement des images collectées.
- 2) Calcul du visage moyen en sommant les colonnes de la matrice T et en divisant le vecteur résultant par le nombre d'image d'entrée (M).
- 3) Soustraction du visage moyen de la matrice T pour obtenir la matrice A ; où chaque élément représente la variance des valeurs d'intensité de chaque pixel.
- 4) Calcul de la matrice C' , $C' = ATA$.
- 5) Calcul des vecteurs propres de C' et les triés dans un ordre descendant selon les valeurs propres associées.

- 6) Calcul des vecteurs propres de la matrice de covariance C et obtention des visages propres en multipliant les vecteurs propres de C' par la matrice A.
- 7) Choix des K meilleur valeurs propres et les vecteurs propres associés.
- 8) Détermination du poids des images d'entrée en projetant chaque image dans l'espace visage.
- 9) Chaque visage est maintenant représenté par un vecteur qui est utilisé pour reconstruire les images. Après on sauvegarde le visage moyen, les Eigenfaces et la matrices de projection (de poids) des images.

Les neuf étapes décrites transformeront une base de données d'images faciales en un ensemble de projections dans l'espace visage (face space).

I.8.2 prétraitement de visage par Local Binary Pattern (LBP)

L'opérateur LBP a été proposé initialement par Ojala et al. Dans le but de Caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à seuiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant.

Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (Figure 15). Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

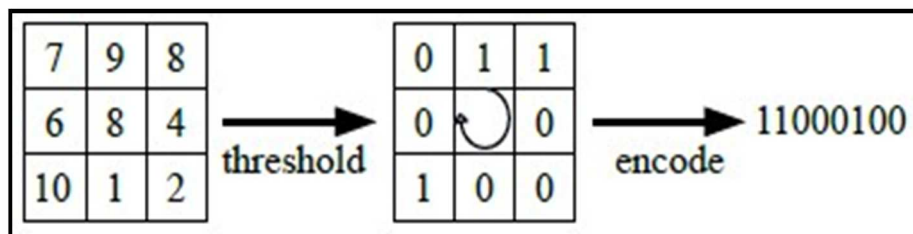


Figure 15 : Opérateur LBP.

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille déférente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central et Les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R, une interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. La **Figure 16** (a), illustre trois voisinages pour des valeurs de R et P différentes.

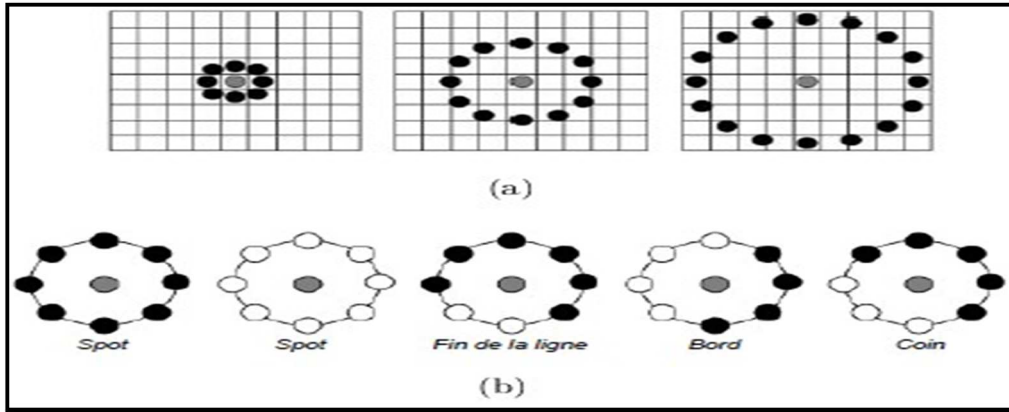


Figure 16 : (a) : Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP_{u2}

Soient g_c le niveau de gris du pixel central, g_p ($P = 1 \dots P$) les niveaux de gris de ses voisins. L'indice LBP du pixel courant est calculé comme suite :

$$LBPP, R(xc, yc) = \sum S(gp, gc)2^{P-1}$$

Où

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

Où (x_c, y_c) sont les coordonnées du pixel courant, $LBPP, R$ est le code LBP pour le rayon R et le nombre de voisins P. L'opérateur LBP obtenu avec $P = 8$ et $R = 1$ ($LBP_{8,1}$) est très proche de l'opérateur LBP d'origine. La principale différence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire) [14].

- **LBP pour la reconnaissance de visages**

Une fois le code LBP calculé pour tous les pixels de l'image, on calcule l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale. En réalité, afin d'incorporer plus d'informations spatiales au vecteur représentant le visage, on divise tout d'abord l'image codée par l'opérateur LBP en petites régions et l'histogramme est construit pour chaque région. Finalement, on concatène tous les histogrammes des régions afin de former un grand histogramme représentant l'image des caractéristiques faciales (voir Figure.17). L'efficacité du code LBP comme indice facial s'explique par le fait que le LBP permet de caractériser les détails d'un visage. Quand seules les LBPs uniformes sont utilisés, toutes les codes LBPs non-uniformes sont étiquetés avec une étiquette unique, alors que chacun des codes uniformes est regroupé dans un histogramme unique. Par exemple, quand

$P = 8$, nous avons 58 codes uniformes mais l'histogramme est de dimension 59. De même manière $P = 6$ produit un histogramme de dimension 33.

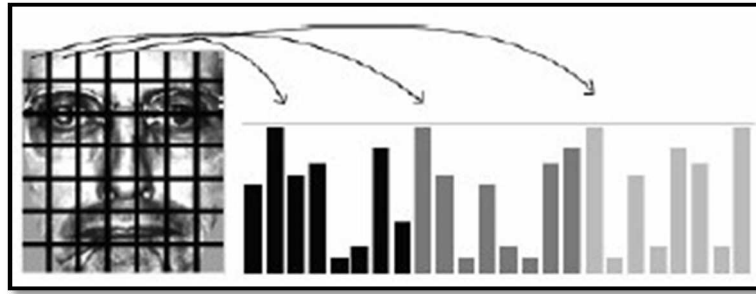


Figure 17 : Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP [15]

Etant donnés deux histogrammes de LBP H^1 , H^2 de deux visages, l'étape suivante est d'utiliser une métrique pour calculer la similarité entre ces deux histogrammes. En testant les trois métriques χ^2 , Histogram intersection et Log-likelihood statistic, Ahonen et al. [15] ont observé que la première métrique permet d'obtenir les meilleurs résultats :

$$\chi^2(H^1, H^2) = \sum \left(\frac{(H_i^1 - H_i^2)^2}{H_i^1 + H_i^2} \right)$$

I.9 Principales difficultés de la reconnaissance de visages

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste.

Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous.

I.9.1 Changement d'illumination

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



Figure 18 : Exemple de variation d'éclairage.

I.9.2 Variation de pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible.



Figure 19 : Exemples de variation de poses.

I.9.3 Expressions faciales

La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.



Figure 20 : Exemples de variation d'expressions [12].

I.9.4 Présence ou absence des composants structurels

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance.

I.9.5 Les vrais jumeaux

Qui ont le même indicatif d'ADN, peuvent tromper les personnes qui ne les connaissent pas (les personnes familières avec les jumeaux ont reçu une grande quantité d'information sur ces derniers et sont donc beaucoup plus qualifiées à distinguer les jumeaux.). Il est peu probable que la vérification automatique de visage, ne pourra jamais détecter les différences très subtiles qui existent entre les jumeaux [12].

I.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de leurs performances. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Enfin, nous avons mis en évidence à la reconnaissance de visages et leur système et différentes méthodes de reconnaissance faciale, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans ce mémoire. Les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage sont détaillées dans le chapitre suivant.

II.1. Introduction

Depuis plusieurs années, les réseaux de neurones artificiels, et particulièrement les perceptrons multicouches, se sont montrés très efficaces dans le domaine de la reconnaissance statistique de forme. Nous allons maintenant voir la méthode de modélisation neuronale appliquée à l'identification de personnes, le but étant "simplement" de déterminer l'identité de la personne à partir d'une image de visage. Les réseaux de neurones artificiels sont capables d'apprendre l'association entrée/sortie, du fait de cette capacité, ils vont donc être utilisés pour résoudre ce type de problème. On utilise de type de réseaux : réseaux multicouches (MLP) [16]. Cette dernière elle est piéger par des optima locaux. C'est l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée, pour résoudre cette problème, nous allons étudier une expérience sur cette problème par les algorithmes génétiques notre objective est de trouver un optima global.

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisements, mutations, sélections, etc... Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires [17].

II.2. Les Réseaux de neurones

II.2.1. Historique

En 1943, Warren McCulloch et Walter Pitts ont proposé un des premiers modèles de neurone artificiel, qui deviendra la base des réseaux de neurones artificiels. Ce modèle de neurone (également appelé neurone de McCulloch-Pitts) utilise la sommation des intrants pesés (weighted inputs) comme intrant « net » X (intrant direct de la fonction du neurone) et comme fonction d'activation, la fonction de signe (comparé avec le seuil θ).

En 1860, Charles Darwin publie son livre intitulé L'origine des espèces au moyen de la sélection naturelle ou la lutte pour l'existence dans la nature. Dans ce livre, Darwin rejete l'existence «de systèmes naturels figés », déjà adaptés pour toujours à toutes les conditions extérieures, et expose sa théorie de l'évolution des espèces : sous l'influence des contraintes extérieurs, les êtres vivants se sont graduellement adaptés à leur milieu naturel au travers de processus de reproductions [17].

II.3. Le neurone biologique

Le système nerveux compte plus de 1000 milliards de neurones connectés entre eux. Ces neurones ne sont pas tous identiques, mais leur forme et certaines de leurs caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. Il est aussi important de savoir que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau [20].

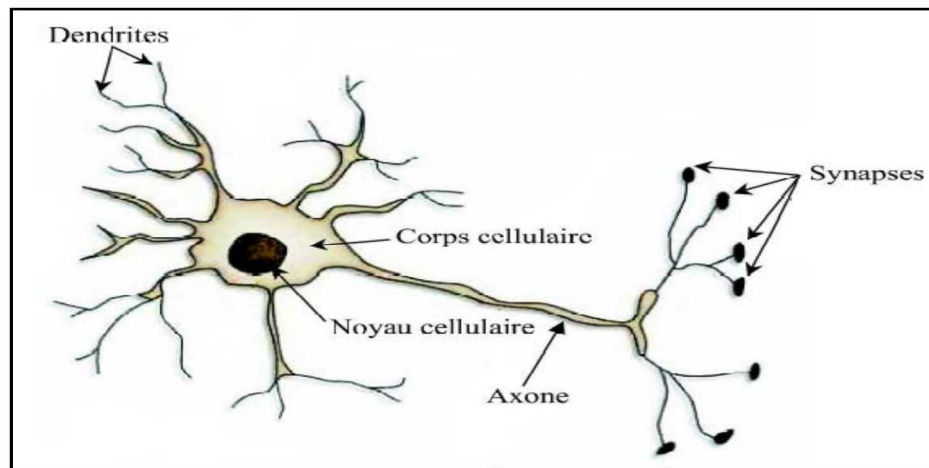


Figure.11 : Schéma d'un neurone biologique

➤ Le corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire, qu'il soit de forme sphérique ou bien pyramidale, contient également les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns (1 micron = 1000 nanomètres (nm)).

➤ Les dendrites

Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment comme une sorte de vaste arborescence. Les signaux qui sont envoyés aux neurones sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de microns de longueur.

➤ L'axone

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité, où il se connecte aux dendrites des autres neurones. La taille de l'axone, elle, peut varier de seulement quelques millimètres à plusieurs mètres.

➤ Les synapses

Une synapse est une jonction entre deux neurones, et plus généralement entre l'axone d'un neurone et en dendrite d'un autre neurone (mais il peut aussi exister des synapses axo-axonales, par exemple. Cela signifie que la synapse se trouve non pas entre un axone et une dendrite, mais bien entre deux axones [20]).

II.4. Le neurone formel

Est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Le neurone formel possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui correspondent respectivement aux dendrites et au cône d'émergence du neurone biologique (point de départ de l'axone). Les actions excitatrices et inhibitrices des

synapses sont représentées, la plupart du temps, par des coefficients numériques (les poids synaptiques) associés aux entrées. Les valeurs numériques de ces coefficients sont ajustées dans une phase d'apprentissage. Dans sa version la plus simple, un neurone formel calcule la somme pondérée des entrées reçues, puis applique à cette valeur une fonction d'activation, généralement non linéaire. La valeur finale obtenue est la sortie du neurone. Le neurone formel est l'unité élémentaire des réseaux de neurones artificiels dans lesquels il est associé à ses semblables pour calculer des fonctions arbitrairement complexes, utilisées pour diverses applications en artificielle. Mathématiquement, le neurone formel est une fonction à plusieurs variables et à valeurs réelles[21].

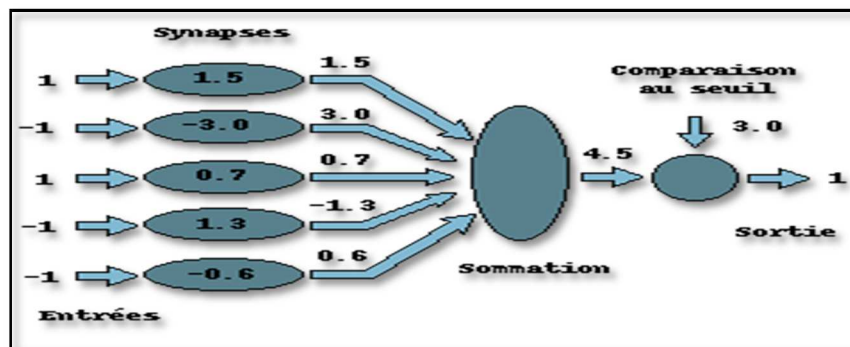


Figure.12 : schéma d'un neurone formel

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même « valeur » (les connexions entre les neurones étant plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération). De plus, les 1 et les -1 en entrée sont là pour figurer une synapse excitatrice ou inhibitrice [21].

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante :

Pour un nombre compris entre ($j = 1$) et un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_n), pondérées par les poids synaptiques (w_1, \dots, w_n), et la comparer à son seuil téta. Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0. D'où la

formule (avec f = fonction seuil) :
$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta\right)$$

Neurone biologique	Neurone formel	Représentation symbolique
Soma	Neurone	/
Dendrite	Intrant (<i>Input</i>)	x_i , X (intranet net)
Axone	Extrant (<i>Output</i>)	Y
Synapse	Poids	W_i

Tableau 1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel

II.5. Type d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. On distingue trois grandes classes d'algorithmes d'apprentissage : apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé, et apprentissage par renforcement. [21].

➤ **L'apprentissage supervisé**

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée.

➤ **L'apprentissage non-supervisé**

Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues.

➤ **Apprentissage par renforcement**

Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur. Le réseau va donc tendre à maximiser un index de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement.

Le système sait si la réponse qu'il fournit est correcte ou pas, mais ne connaît pas la bonne réponse [21].

II.6. Les différents types de réseaux de neurones :

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée. Elles sont exprimées sous forme de règle. Dans le cas de réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée. Elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie de la première couche est reliée aux entrées, ensuite chaque couche est reliée à la couche précédente. C'est la dernière couche

qui produit la sortie du MLP. Les sorties des autres couches ne sont pas visibles à l'extérieur du réseau, et elles sont appelées pour cette raison couche cachée [20,21].

II.7. Perceptron multicouche (MLP)

Les réseaux multicouches sont actuellement les plus employés. Plusieurs couches de traitement leur permettent de réaliser des associations non linéaires entre l'entrée et la sortie. Le perceptron à niveaux multiples (perceptron multicouche 'PMC' ou 'MLP' en anglais) est une extension du perceptron qui a une ou plusieurs sous-couches cachées entre ses couches d'entrée et de sortie [22].

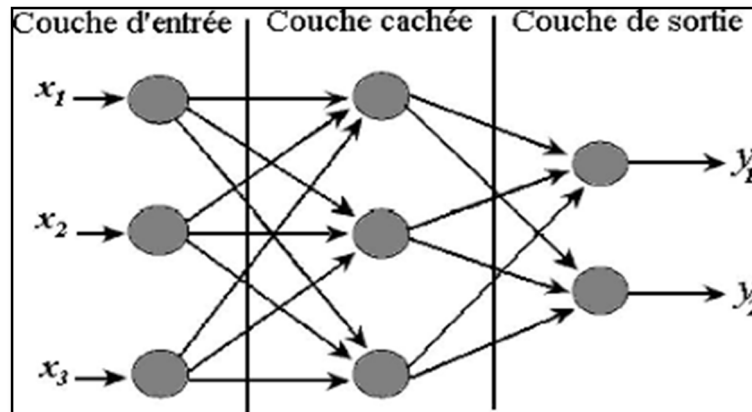


Figure.13 : Architecture du perceptron multicouche [22].

Chaque couche contient un ou plusieurs neurones. Cela dépend du nombre de données qu'on désire faire apprendre au réseau, et du nombre de sortie qu'on désire avoir. Il n'existe pas une méthode bien précise pour déterminer le nombre de neurones dans la couche cachée, car il dépend de la complexité du problème.

Chaque neurone de chaque couche possède une liaison avec tous les neurones de la couche suivante. Ce qui diffère par rapport au perceptron, c'est la fonction d'activation d'un neurone. Dans le perceptron, un seuil détermine l'état de la sortie, alors que pour un neurone d'un réseau multicouche, on utilise une fonction continue et dérivable, le plus souvent la fonction sigmoïde dont l'équation est : $F(net) = 1 / (1 + e^{-net})$ où net représente la valeur d'activation d'une cellule.

Cette fonction, de par sa forme, permet d'avoir en entrée et en sortie des valeurs continues comprises entre 0 et 1. [20,21]

II.7.1. L'apprentissage de Perceptron multicouche :

Avant de pouvoir être utilisé, le réseau doit pouvoir déterminer la valeur des poids (w) de chacune de ses connexions. Cette valeur est déterminée durant la phase d'apprentissage en utilisant la règle de rétro propagation du gradient. Cette règle permet de déterminer les valeurs des poids dans toutes les couches du réseau en fonction de l'erreur entre la valeur obtenue et la valeur désirée, donc le but de l'apprentissage est de minimiser cette erreur. On définit une erreur totale E qui permettra de stopper l'apprentissage.

II.7.2. Algorithme de retro-propagation

C'est un algorithme supervisé dont l'objectif est d'ajuster les poids du réseau MLP de façon à minimiser une fonction de coût différentiable, telle que l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie désirée :

Pour applique cet algorithme on passe par les étapes suivantes :

Etape 1 : (aller)

1. Présenter un exemple au réseau : On présente un exemple X_p en entrée et la valeur désirée en sortie.
2. Initialiser les poids : On attribue à chaque poids une valeur aléatoire.
3. Propager les signaux d'activation des entrées vers les sorties : On calcul les sorties de la première couche qui deviennent les entrées de la couche suivante, puis on fait de même jusqu'à la dernière couche.

$$\text{-calculer : } net_{pj} = \sum_k w_{kj} O_{pk} - \theta_j ;$$

net : les poids et les biais

$$\text{-calculer : } O_{pj} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pj})} ;$$

la fonction d'activation.

$$\text{-calculer: } net_{pi} = \sum_j w_{ji} O_{pj} - \theta_i ;$$

$$\text{-calculer: } O_{pi} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pi})}$$

$$\text{-calculer : l'erreur } E = 1/2 \sum (d_i - O_i)^2$$

4. Comparer avec les sorties désirées et rétro propager l'erreur des couches de sortie.

Etape 2 : (Le retour)

5. Modifier les biais en calculant $\Delta \theta_i = -\eta \delta_i$ ($\eta = 1$) (pour simplifier le calcul)

$$\text{- calculer le nouveau biais } \theta_i = \theta_i + \Delta \theta_i$$

6. Modifier les poids à l'aide de la formule suivante :

$$\text{-calculer } \Delta w_{ji} = \eta \delta_i O_j \quad \text{Où } \delta_i = (d_i - O_i) O_i (1 - O_i)$$

$$\text{En Suite on calcule le nouveau poids : } w_{ji}^1 = w_{ji}^0 + \Delta w_{ji}$$

$$\text{- calculer } \Delta w_{kj} = \eta \delta_j O_k \quad \text{pour les poids entre la couche d'entrée et de cachée}$$

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_i (\delta_i w_{ji}) \quad \text{*calculer: } w_{kj}^1 = w_{kj}^0 + \Delta w_{kj}$$

$$\text{- Modifier les biais du couche cachée en calculant } \Delta \theta_j = -\eta \delta_j \quad (\eta = 1)$$

$$\text{- calculer le nouveau biais } \theta_j^1 = \theta_j^0 + \Delta \theta_j$$

7. Recommencer. [22]

$$net_2 = 0.1 \times 0.645656 + 0.3 \times 0.710950 - 0.1 = 0.177851$$

$$net_3 = 0.2 \times 0.645656 + 0.1 \times 0.710950 - 0.1 = 0.100226$$

$$O_{pi} = \frac{1}{1 + \exp(-net_{pi})} \quad \text{On supprime p, on obtient } O_i$$

$$O_1 = 0.553176 ; O_2 = 0.544346 ; O_3 = 0.525036$$

$$\text{-calculer } E_p : \quad \text{On supprime p, on obtient E.} \quad E = 1/2 \sum (d_i - O_i)^2$$

$$E = 1/2 [(0.4 - 0.553176)^2 + (0.5 - 0.544346)^2 + (0.6 - 0.525036)^2] = 0.015525$$

Etape2 : Le retour

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_i O_j \quad \eta = 1 \text{ (pour simplifier le calcul)} \quad \delta_i = (d_i - O_i) O_i (1 - O_i)$$

$$\delta_1 = (0.4 - 0.553176) 0.553176 (1 - 0.553176) = -0.037861 ;$$

$$\delta_2 = (0.5 - 0.544346) 0.544346 (1 - 0.544346) = -0.010999 ;$$

$$\delta_3 = (0.6 - 0.525036) 0.525036 (1 - 0.525036) = 0.018694 ;$$

D'où Δw_{ji} :

$$\Delta w_{11} = 0.645656 (-0.037861) = -0.024445 ;$$

$$\Delta w_{21} = 0.710950 (-0.037861) = -0.026917 ;$$

$$\Delta w_{12} = 0.645656 (-0.010999) = -0.007102 ;$$

$$\Delta w_{22} = 0.710950 (-0.010999) = -0.007820 ;$$

$$\Delta w_{13} = 0.645656 (0.018694) = 0.012070 ;$$

$$\Delta w_{23} = 0.710950 (0.018694) = 0.013290 ;$$

-calculer $w_{ji}^1 = w_{ji}^0 + \Delta w_{ji}$

$$w_{11} = 0.2 - 0.024445 = 0.175555 ;$$

$$w_{21} = 0.4 - 0.026917 = 0.373083 ;$$

$$w_{12} = 0.1 - 0.007102 = 0.092898 ;$$

$$w_{22} = 0.3 - 0.007820 = 0.29218 ;$$

$$w_{31} = 0.2 + 0.012070 = 0.21207 ;$$

$$w_{32} = 0.1 + 0.013290 = 0.11329 ;$$

- calculer $\Delta \theta_i = -\eta \delta_i \quad (\eta = 1)$

$$\Delta \theta_1 = 0.037861 ;$$

$$\Delta \theta_2 = 0.010999 ;$$

$$\Delta \theta_3 = 0.018674 ;$$

- calculer $\theta_i^1 = \theta_i^0 + \Delta \theta_i$

$$\theta_1^1 = 0.2 + 0.037861 = 0.237861 ; \quad \theta_2^1 = 0.1 + 0.010999 = 0.110999 ; \quad \theta_3^1 = 0.1 - 0.018674 = 0.081306 ;$$

- calculer $\Delta w_{kj} = \eta \delta_j O_k$

En calculant $\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_i (\delta_i w_{ji})$ tell que $i = 1$ jusqu'a 3.

on obtient les résultats suivants : $\delta_1 = -0.000809 ; \quad \delta_2 = -0.003119 ;$

$$\Delta w_{11} = -0.001618 ; \quad \Delta w_{21} = -0.002427 ; \quad \Delta w_{31} = -0.000809 ;$$

$$\Delta w_{12} = -0.006238 ; \quad \Delta w_{22} = -0.009357 ; \quad \Delta w_{32} = -0.003119 ;$$

-calculer $w_{kj}^1 = w_{kj}^0 + \Delta w_{kj}$:

$$w_{11} = 0.098382 ; \quad w_{21} = 0.097573 ;$$

$$w_{12} = 0.193762 ; \quad w_{22} = 0.090643 ;$$

$$w_{31} = 0.199191 ; \quad w_{32} = 0.396881 ;$$

- calculer $\Delta \theta_j = -\eta \delta_j$ on obtient les résultats suivants :

$$\Delta \theta_1 = 0.000809 ; \quad \Delta \theta_2 = 0.003119 ;$$

- calculer $\theta_j^1 = \theta_j^0 + \Delta \theta_j$

$$\theta_1^1 = 0.100809 ; \quad \theta_2^1 = 0.203119 ;$$

On commence ici la 2^{ème} boucle de calcul :

-calculer $net_j^1 = \sum_k w_{kj}^1 O_k - \theta_j$;

$$net_1^1 = 0.587865 ; \quad net_2^1 = 0.853215 ;$$

-calculer $O_j^1 = \frac{1}{1 + \exp(-net_j^1)}$

$$O_1^1 = \frac{1}{1 + \exp(-0.587865)} = 0.642875 ; \quad O_2^1 = \frac{1}{1 + \exp(-0.853215)} = 0.701241 ;$$

-calculer $net_i^1 = \sum_j w_{ji}^1 O_j^1 - \theta_i^1$;

$$net_1^1 = 0.138354 ; \quad net_2^1 = 0.148877 ; \quad net_3^1 = 0.142520 ;$$

-calculer $O_i^1 = \frac{1}{1 + \exp(-net_i^1)}$

$$O_1^1 = 0.534533 ; \quad O_2^1 = 0.537151 ; \quad O_3^1 = 0.535570 ;$$

-calculer E^1 .

$$E^1 = 1/2 [(0.4 - 0.534533)^2 + (0.5 - 0.537151)^2 + (0.6 - 0.535570)] = 0.011815 ;$$

On remarque que $E^1 < E$. On continue calculer E jusqu'à $\|E^{n+1} - E\| < \epsilon$.

II.8 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes de recherche stochastique adaptatifs basés sur les idées évolutionnistes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils représentent une exploitation intelligente d'une recherche aléatoire pour résoudre des problèmes d'optimisation. Ces algorithmes ne sont en aucun cas aléatoires, ils dirigent la recherche vers la région de meilleure performance au sein de l'espace de recherche en simulant le processus naturel de l'évolution « la survie au plus fort », un des principes fixés par Charles Darwin [23].

II.9 Principe d'Algorithmes Génétique

Le principe évolutif mis en place par Darwin énonce que les individus les plus aptes à survivre (les « meilleurs ») se reproduiront plus souvent et auront plus de descendants. Ainsi, la qualité du pool génétique de la population sera augmentée, les gènes plus efficaces deviendront plus fréquents, la population s'améliore. Selon le même principe, un algorithme génétique part d'une population de solutions initiales, les fait se reproduire créant ainsi la nouvelle génération de solutions. En répétant ce cycle plusieurs fois, on obtient des populations composées de solutions meilleures.

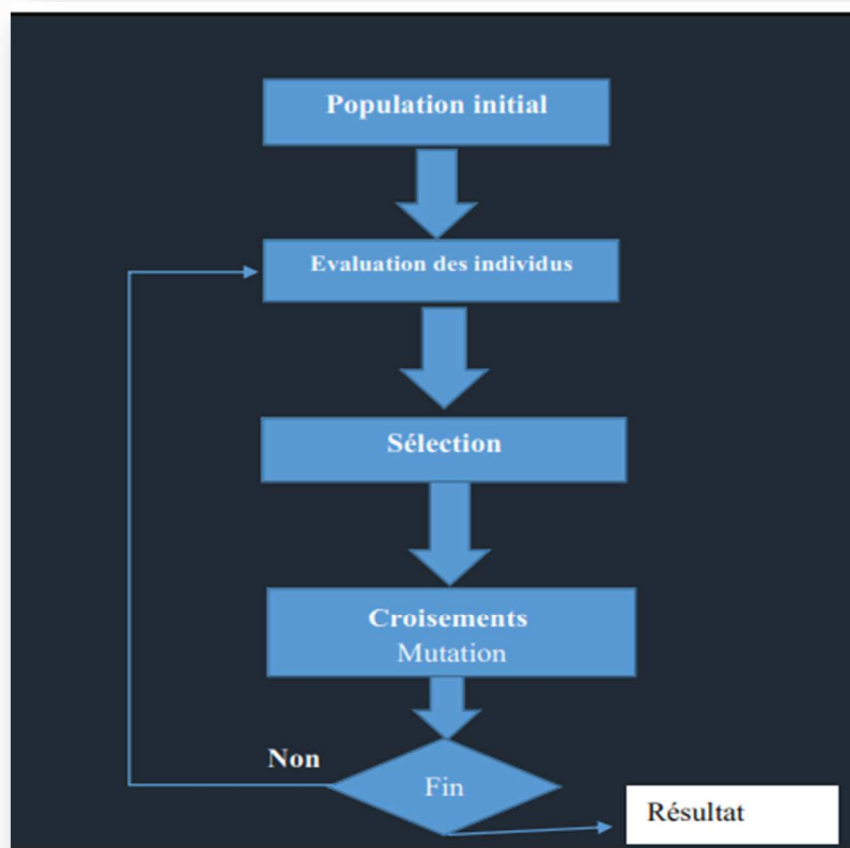


Figure.15 : principe d'algorithme génétique

II.10 Codage d'individus

Avant de passer à l'explication des différents processus génétiques, il faut tout d'abord expliquer le codage des individus. La procédure normale pour coder un algorithme génétique ayant plusieurs paramètres est de coder chaque paramètre comme une séquence de bits.

Les séquences sont ensuite tronquées l'une après l'autre pour former une grande séquence, le chromosome, qui représente le vecteur des paramètres. Chaque séquence du vecteur total représente un gène, et la valeur de chaque gène est un allèle.

Exemple : Soit un vecteur x composé de trois paramètres x_1 , x_2 , et x_3 , codés à 4 bits.

$$x_1 = 0011$$

$$x_2 = 1010$$

$$x_3 = 0100$$

La séquence totale serait la suivante : $\bar{x} = \{001110100100\}$

Un chiffre codé en binaire dans ce cas ne représente pas une valeur spécifique mais plutôt un intervalle. Par exemple, si on code des valeurs de 0 à 1 à l'aide de 5 bits, le chiffre 11111 représente l'intervalle de 31/32 à 32/32 plutôt que la valeur de 31/32 exactement.

II.10 .1 Du codage binaire au codage réel

Les premières techniques d'utilisation de l'algorithme génétique utilisaient un codage binaire pour coder les individus. Mais le codage binaire entraîne certains problèmes, et le codage réel est plus précis [3].

Il y a plusieurs raisons pour lesquelles il est préférable de coder l'algorithme génétique en nombres réels. Une raison est que le codage réel permet une plus grande marge de valeurs possibles des paramètres. Par exemple, si on code à 5 bits, il n'est possible d'obtenir que $2^5 = 32$ différentes valeurs. Si on augmente le codage à 10 bits, il n'est possible d'avoir que 1024 différentes valeurs pour les paramètres. Pour des calculs où chaque point décimal est important, ou une petite différence dans une valeur varie la performance de façon assez drastique, le codage réel a de grands avantages.

On se réfère ici à un article de M. Alden H. Wright qui fut le premier à proposer une stratégie pour coder l'algorithme génétique en nombres réels. Son travail est la base de l'algorithme utilisé ici. Les sections suivantes résument son travail.

II.11 Les éléments d'un algorithme génétiques

➤ L'individu :

Aussi appelés chromosomes, les individus correspondent aux « solutions » du problème à optimiser. Un chromosome est en fait une succession de gènes, chacun représentant une variable. Dans un algorithme génétique, ils sont généralement codés en vecteurs. Bien que le codage binaire soit le plus répandu, ce vecteur peut être de n'importe quel autre type discret dénombrable (entier, caractères, etc.) comme il peut également être de type continu (ex : nombres réels), mais dans ce cas, il faudra revoir les opérations qui manipulent le contenu des chromosomes (la fonction qui génère aléatoirement les chromosomes et les opérateurs génétiques) [24].



Figure.16 : Individu codé en binaire

➤ **La population :**

C'est l'ensemble d'individus (chromosomes) d'une même génération. Généralement, la taille de la population reste constante tout au long de l'algorithme génétique.

➤ **La génération d'une population :**

Habituellement, au départ d'un algorithme génétique, il faut créer une population d'individus. Ces individus sont générés par une fonction simple. Cette fonction affecte à chaque individu qu'elle crée une valeur aléatoire pour chacun de ses gènes. L'algorithme génétique peut également utiliser comme population de départ une population déjà créée a priori.

➤ **La qualité (fitness) :**

Le calcul de la qualité d'un individu est essentiel aux algorithmes génétiques. Cette fonction donne, en valeur numérique (habituellement réelle), la qualité d'un individu. C'est selon cette valeur numérique que sont calculées les chances de sélection de cet individu. Les algorithmes génétiques étant une technique d'optimisation, ils cherchent la qualité maximale, donc l'optimisation de la fonction de qualité. Si on cherche plutôt à minimiser une fonction, il faudra modifier de sorte que la fonction de qualité se maximise. Il serait bien entendu possible de conserver une fonction de qualité qui fonctionne à l'envers et de modifier à la place le calcul des probabilités, mais ceci rendrait l'algorithme beaucoup plus difficile à décoder pour les utilisateurs externes [24].

➤ **Sélection :**

Nous allons maintenant enrichir notre population en croisant des individus. Nous allons essayer de prendre des morceaux de solution de certains individus et d'autres morceaux d'autres individus pour créer des nouveaux individus qui, on l'espère, seront des solutions meilleures à notre problème.

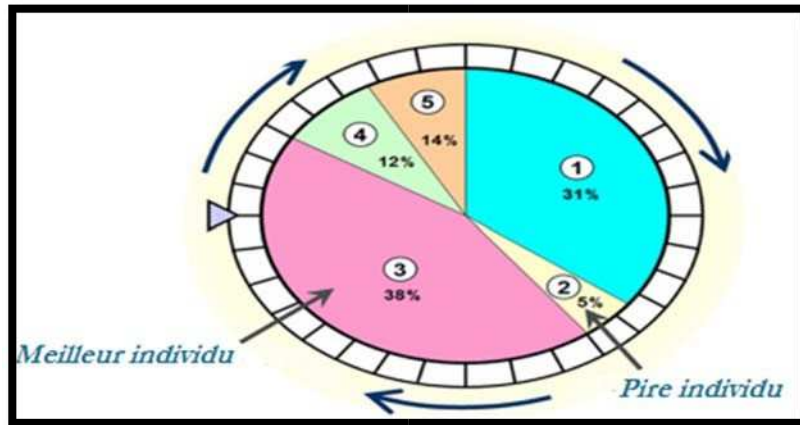


Figure.17 : schémas de sélection par roulette [24]

Il est tout à fait possible de choisir des individus au hasard et de les mélanger aléatoirement pour créer de nouveaux individus. Je vais détailler ici quelques-unes de méthodes de sélections souvent utilisées : la roulette, la sélection par rang, la sélection par tournoi et l'élitisme.

➤ **Croisement :**

Les croisements permettent de simuler des reproductions d'individus dans le but d'en créer des nouveaux. Il est tout à fait possible de faire des croisements aléatoires. Toutefois, une solution largement utilisée est d'effectuer des croisements multipoints [25].

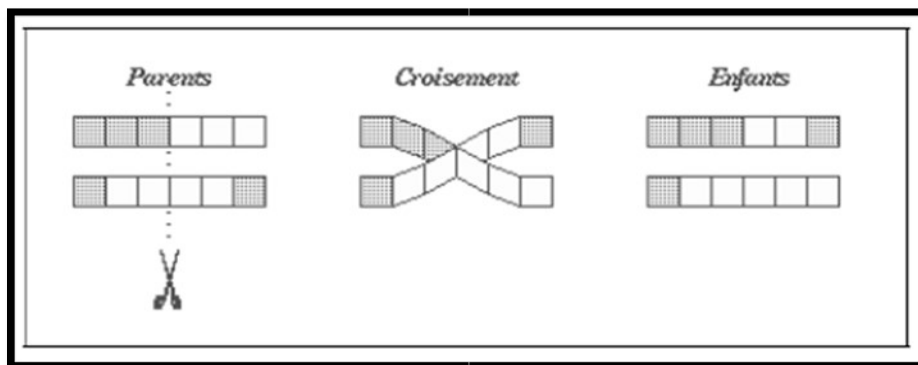


Figure.18 : Exemple d'un croisement [25]

➤ **Mutations :**

Une autre solution que le croisement pour créer de nouveaux individus est de modifier ceux déjà existants. Une fois de plus, le hasard va nous être d'une grande utilité. Il peut s'avérer efficace de modifier aléatoirement quelques individus de notre population en en modifiant un gène ou un autre. Rien ne nous dit que l'individu muté sera meilleur ou moins bon, mais il apportera des possibilités supplémentaires qui pourraient bien être utiles pour la création de bonnes solutions. De même que pour les croisements, il n'est pas recommandé de faire muter tous les individus.

Il est possible de faire muter un individu de la manière qu'il vous plaira. Une seule contrainte : l'individu muté doit être de la forme d'une solution potentielle. Généralement, on ne modifie qu'un gène pour passer d'une solution à une autre solution de forme similaire mais qui peut avoir une évaluation totalement différente [24].

II.12 Les algorithmes génétiques en pratique

Les algorithmes génétiques sont notamment appliqués dans l'optimisation de fonctions numériques difficiles, le traitement d'images, le contrôle de systèmes industriels ou encore dans l'apprentissage des réseaux de neurones. Leur utilisation s'étale aussi sur l'optimisation des réseaux (câbles, fibres optiques, mais aussi eau, gaz...), des circuits VLSI et des antennes. On peut aussi noter leur intégration dans certaines puces électroniques afin que ces dernières soient capables de se reconfigurer automatiquement en fonction de leur environnement (Evolving Hardware) [24] [25].

II.13 L'hybridation entre les réseaux de neurone et l'algorithme génétique

Le manque d'expérience relatif dans le domaine des réseaux de neurones implique une absence d'expertise humaine dans leur conception. En conséquence, un bon réseau est toujours issu d'une série d'affinages successifs, opérés jusqu'à ce qu'il satisfasse un certain nombre de critères qui eux sont définissables et mesurables par l'homme.

Un bon réseau de neurones est un réseau qui sait trouver une solution à un problème donné en un temps minimum. Les deux phases critiques pour l'obtention d'un tel réseau sont l'optimisation et l'apprentissage.

II.13.1 Évolution de réseaux de neurones :

Le processus d'évolution d'une population de réseaux de neurones obéit aux règles d'évolution des algorithmes évolutionnistes (algorithme génétique) (voir chapitre 2). On retiendra donc que les opérateurs génétiques agissent sur la représentation chromosomique et l'évaluation effectuée sur leur décryptage : le réseau de neurones lui-même (voir figure suivante).

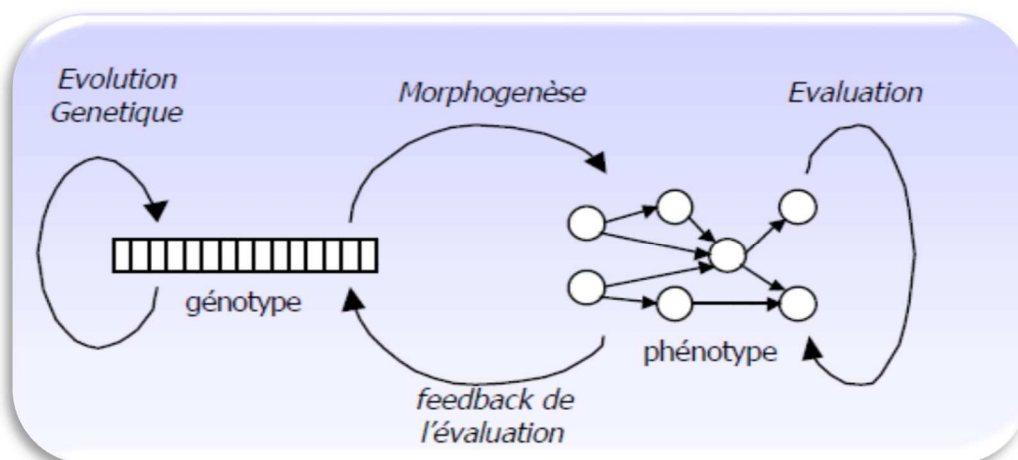


Figure 19 : Apprentissage de réseaux de neurones par algorithme génétique

II.13.2 Evaluation d'un réseau de neurones

La fonction qui doit attribuer un fitness à chaque réseau de neurones dépend directement et uniquement du problème posé. Le seul enjeu consiste à d'attribuer une meilleure note à un réseau mieux adapté au problème qu'un autre [26].

II.14 Conclusion

L'avantage fondamental des réseaux de neurones par rapport aux modèle statistiques traditionnels réside dans le fait qu'ils permettent d'automatiser la découverte des dépendances les plus importantes du point de vue de la prédiction du processus.

Les performances du réseau de neurones sont très souvent liées à son architecture. On le choix de l'architecture et aussi un problème difficile à résoudre

Les algorithmes génétiques ont pour principal avantage d'explorer l'ensemble des solutions possibles pour le problème du réseau de neurones. Ainsi, ils se font moins facilement piéger par des optima locaux que les algorithmes d'optimisation classiques, bien qu'on puisse leur reprocher d'avoir un temps d'exécution assez conséquent.

III.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à la conception et la réalisation de notre application. La première partie de ce chapitre est une présentation des détails ainsi que les approches théoriques utilisées dans le cadre de la conception de notre système de reconnaissance de visages à base sur les réseaux de neurones de type MLP. Tandis que la seconde partie c'est l'implémentation de ce système et la présentation matériel et logiciel nécessaire à son fonctionnement. On va parler sur l'ACP et LBP et son rôle durant les tests appliqués. Nous terminons notre chapitre par les différents résultats que nous avons obtenus ainsi que les diverses discussions.

III.2. Environnement matériel et logiciel

III.2.1. Ressources utilisées : Le travail s'effectue sur un micro-ordinateur portable doté

Les ressources physiques suivant :

- Processeur Intel® Core™ i5-4210U d'une fréquence de 2.40 GHz.
- Une mémoire vive d'une capacité de 6 GO DDR3.
- Une carte graphique NVIDIA GeForce 840M de capacité 3 GO.
- La capacité de disque dure 1TO(1000GO).

Et pour ce qui est côté logiciel (Soft) :

- Système d'exploitation : Windows10 Professionnel 64 bits.
- Langage de programmation : MATLAB version R2014a.

III 3. Matlab R2014a

MATLAB : est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques « traitement du signal, imagerie, etc. », d'où le choix de ce langage qui nous permettra de traiter les images avec efficacité et rapidité. MATLAB est doté d'un environnement simple et convivial et contient de nombreuses boîtes à outils (réseaux de neurones, bio-informatique, ondelettes, statistiques, etc.).

III.4. Base de donnée utilisée

La base de donnée utilisée est ORL comprend 40 individus, et avec pour chaque personne Il y a 10 images différentes de taille 112x92. On choisit, pour chaque personne, une base d'apprentissage de N images et une base de test de M images. Ces images seront prises aléatoirement parmi toutes les images disponibles. Il faut normaliser les valeurs des pixels avant de regrouper par base dans des fichiers différents grâce au programme de construction.



Figure.19 : Exemples d'images de visages de la base ORL [26]

III.5. Résultats des tests appliqués sur la base de donnée ORL

a- Résultat par réseaux de neurone

Les tableaux suivant illustrent les différents 5 tests basés sur les changements des variables suivantes : neurones cachés, le nombre des images d'apprentissage, test et le nombre d'itérations, et afficher les taux de la reconnaissance la moyenne et de leurs variances, Les résultats obtenus dans les tableaux suivants. Les valeurs des taux en pourcentage (%).

III.5.1a. Résultats des tests en niveaux de gris :

nombre de Couche caché		40		50			100		
nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4
nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	93.75	90.25	95	84.37	82.50	85	75.83	78.33	75
	91.25	92.50	95	80.62	72.50	88.12	77.08	75	75.41
	91.25	88.75	86.25	83.12	86.25	82.50	74.58	65	67.50
	92.50	92.50	88.75	78.75	86.25	88.75	74.16	67.50	70.83
	87.50	93.75	88.75	71.25	88.75	84.37	71.66	70.41	64.58
La moyenne	91	91.55	91.25	80.43	82.81	71.29	91.87	85.12	70.91
La variance	5.09	2.42	2.97	4.92	4.35	4.24	2.97	2.05	3.74
Temps d'exécution (seconds)	4.7318	3.8931	2.6931	5.9931	3.8931	4.8931	6.9399	4.993174	5.008027

Tableau 2 : résultat des différents tests en niveau de gris

A partir du tableau, ont conclu que le taux est varié selon le nombre de neurones cachés et le nombre d'images d'apprentissage et on obtient un taux optimal quand le nombre de neurones cachés est minimal et le nombre d'images d'apprentissage est maximal. Ont conclue encore que le réseau de neurone a eu l'effet sur la reconnaissance. Puisque la moyenne des taux optimal a abouti la valeur 91.87% lorsque la valeur de neurones sur la couche cachée est 100 et le nombre d'images est 8. Ainsi que le nombre d'exécution joue un rôle important, il a un effet

sur les résultats, même si les conditions sont uniques (c.-à-d. le nombre de neurones cachés et des images).

III.5.2a. Résultats des tests par ACP sur niveaux de gris

Le nombre de Couche caché		40			50			100		
Le nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4	
Le nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6	
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	85.25	80.25	93.75	76.75	86.25	68.25	62.50	75.50	77.25	
	83.75	85	90	84.37	81.25	74.50	71.66	72.50	74.58	
	88.75	90	93.75	78.12	77.50	75	67.91	70.83	60.83	
	82.50	87.50	91.25	78.12	85.25	65	68.75	71.66	72.08	
	87.50	90	95	76.87	88.60	70.12	72.50	71.67	68.33	
La moyenne	85.82	87.40	92.02	78.08	81.97	70.34	67.58	69.63	70.76	
La variance	4.63	3.44	2.68	3.11	4.59	3.67	3.13	4.78	6.13	
Temps d'exécution (seconds)	1.880014	3.201264	2.512088	2.451376	3.446498	4.413667	4.865534	3.85462	3.14879	

Tableau 3 : résultat des différents tests par ACP

On remarque que les résultats obtenus sont différents par rapport aux résultats précédents donc il est clair que la moyenne des taux est supérieur à celle qui précède tel que sa valeur est 92.02%. La valeur est augmentée sous l'effet de l'ACP mais ce que nous critique que le temps d'apprentissage est resté toujours long mais il est court para port la méthode de réseau de neurones en niveau de gris seule

III.5.3a Résultats des tests par LBP sur niveau de gris

nombre de Couche caché		40		50			100		
Le nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4
Le nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	90	93.7500	91.25	85	81.8750	79.3750	70.83	65.41	65.41
	90	93.7500	91.25	85	81.8750	79.3750	70.83	65.41	65.41
	90	93.7500	91.25	85	81.8750	79.3750	70.83	65.41	65.41
	90	93.7500	91.25	85	81.8750	79.3750	70.83	65.41	65.41
	90	93.7500	91.25	85	81.8750	79.3750	70.83	65.41	65.41
La moyenne	90	93.75	91.25	85	81.87	79.37	70.83	65.41	65.41
La variance	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps d'exécution (seconds)	2.880014	3.201264	4.512088	3.981337	3.176445	2.411967	5.863345	3.853178	2.008074

Tableau 4 : résultats des différents tests par LBP

On remarque que les résultats obtenus par LBP sont différents par rapport aux résultats précédents donc il est clair que la moyenne des taux est supérieur à celle qui précède tel que sa valeur est 93.75%. La valeur est augmentée sous l'effet de LBP. On conclure que les prétraitements des images jouent un rôle très important pour augmenter le taux d'apprentissage, Par conséquent, la meilleure preuve c'est le résultat des tests de LBP et à cause que cette dernière Il disposera à la Caractériser la texture d'une image.

b-Résultat par MLP-AG

III.5.1b. Résultats des tests en niveaux de gris

nombre de Couche caché	40			50			100		
Le nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4
Le nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	91.2500	84.37	66.6667	90	86.87	86.2500	90	92.37	88.12
	93.7500	88.12	72.9167	90	82.50	88.7500	90	92.87	82.50
	91.2500	86.87	68.3333	93.7500	88.75	88.7500	91.2500	92.62	88.75
	95	90.62	72.0833	88.7500	83.12	91.2500	88.7500	93	84.37
	93.7500	86.25	76.6667	90	85.62	86.2500	93.7500	93.62	82.50
La moyenne	91.8750	87.2460	71.2917	91.6250	85.3720	90	91	92.90	85.2480
La variance	2.9712	2.0762	4.2469	2.3750	2.3254	2.9580	5.0972	0.4213	2.6976
Temps d'exécution (seconds)	5.73187	7.993155	6.693128	8.993198	9.893157	7.893190	10.939974	12.993174	22.008027

Tableau 5 : résultat des différents tests niveaux de gris

D'après le tableau on remarque que le taux d'apprentissage est augmenté par l'apprentissage de l'algorithme génétique la valeur de la moyenne des taux est 92.90 elle est supérieure par rapport à la valeur de réseau de neurone, mais le temps d'exécution est très lent.

III.5.2b. Résultats des tests par ACP sur niveau de gris

nombre de Couche caché	40			50			100		
Le nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4
Le nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	93.7500	84.3750	86.2500	96.2500	95	85	82.5000	91	84.3750
	91.2500	80.6250	81.2500	92.5000	95	88.1250	72.5000	91.62	82.5000
	91.2500	83.1250	77.5000	88.7500	86.2500	82.5000	86.2500	91.2500	86.2500
	92.5000	78.7500	85.25	92.5000	88.7500	88.7500	86.2500	93.7500	92.5000
	87.5000	71.2500	88.60	93.7500	88.7500	84.3750	88.7500	91.2500	87.5000
La moyenne	91.2500	79.6250	81.9775	92.7500	90.7500	85.7500	83.2500	91.7740	86.6250
La variance	2.0917	4.6199	4.5975	2.4238	3.5882	2.3519	5.7337	1.0076	3.3912
Temps d'exécution (seconds)	6.53187	5.860730	7.915318	8.883198	5.893169	6.893111	4.9899758	9.693125	8.408027

Tableau 6 : résultat des différents tests par ACP

Ce qui ressort du tableau confirme que l'utilisation des prétraitements améliore les taux de reconnaissance surtout pour une base de donnée contenant des images prises sous de mauvaises condition d'illumination. Cependant le temps de calcul est plus lent.

III.5.3b. Résultats des tests par LBP sur niveau de gris

nombre de Couche caché	40			50			100		
Le nombre d'image d'apprentissage	8	6	4	8	6	4	8	6	4
Le nombre d'image de test	2	4	6	2	4	6	2	4	6
Taux de reconnaissance Pour chaque exécution	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.0	90	79.37	67.91
	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.08	90	79.37	67.91
	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.08	90	79.37	67.91
	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.08	90	79.37	67.91
	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.08	90	79.37	67.9
La moyenne	93.75	88.12	70.83	97.50	81.25	77.08	90	79.37	67.91
La variance	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps d'exécution (seconds)	6.40014	7.201264	4.512088	5.981337	3.176498	4.411967	6.863334	7.853174	8.0080875

Tableau 7 : résultats des différents tests par LBP

Pour ce qui suite dans le tableau 7, on remarque que la méthode de LBP par algorithme génétique améliore le taux de reconnaissance par rapport à celle utilisant au réseau de neurones par contre le temps d'exécution est plus long que le résultat de LBP par réseau de neurone seul.

III.6 Tableau comparaison entre les algorithmes

	Niveau de gris	Algorithme ACP	Algorithme LBP
Par réseau de neurone	91.87%	92.02%	93.75%
Par neuro-génétique	92.90%	92.7500%	97.5000%

Tableau 8 : Tableau de comparaison entre les algorithmes.

Conclusion Générale

L'objet essentiel de notre projet est donc d'utiliser les avantages du modèle neuro-génétique pour effectuer la reconnaissance

La biométrie est la science qui étudie les méthodes d'authentification des individus, ou même de chiffrement basées sur la reconnaissance de caractéristiques physiologiques de l'individu.

La reconnaissance des visages, est une technologie biométrique très en vogue, importante pour l'authentification d'un individu. Elle est très utilisée dans les applications de contrôle d'accès. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes globales, locales et hybrides de reconnaissance faciale. Nous avons utilisé une approche statistique, la ACP pour réduire la dimensionnalité des images. Durant les tests, nous avons constaté que cette méthode produit des résultats acceptables, mais n'atteint pas une précision suffisante. Pour améliorer les performances du système d'identifications, nous avons étudié l'utilisation de l'hybridation entre les réseaux de neurone de type MLP et l'algorithme génétique(AG). Les essais ont montré aussi que l'algorithme de rétro propagation nécessite une très longue période d'entraînement. Ces tests ont été réalisés sur la base de donnée ORL en respectant la condition suivante : la prise de différentes poses pour chaque personne pendant la phase d'apprentissage.

La distinction représente l'étape finale de la reconnaissance. Les résultats que nous avons obtenus sont très encourageants.

Bibliographie

- [1] G. Roethenbaugh. "An Introduction to Biometrics and General History", Biometrics Explained, Section 1, 1998..
- [2] A.Z. Aghiles, « Segmentation d'Image Appliquée en Biométrie : Cas des Images de l'Iris », Mémoire de Magister en Electronique, Faculté de Génie Electronique et de l'Informatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Soutenu le 27 Juin 2013.
- [3] S. Liu and M. Silverman, « A practical Guide to Biometric Security Technology », IEEE Computer Society, IT Pro-Security, January-February 2001.
- [4] F. Massicotte, « La Biométrie, sa Fiabilité et ses Impacts sur la Pratique de la Démocratie Libérale », Mémoire présenté comme Exigence Partielle de la Maîtrise en Sciences Politiques, Université de Québec, Montréal, Canada, Novembre 2007.
- [5] S.G. Ababsa, « Authentification d'Individus par Reconnaissance de Caractéristiques Biométriques Liées aux Visages 2D/3D », Thèse pour obtenir le titre de Docteur de l'Université Evry Val d'Essonne, Spécialité de l'Ingénieur, Université d'Evry Val d'Essonne, Soutenu le 03 Octobre 2008.
- [6] A.K .Jain, L. Hong et S. Pankanti, « Biometrics: Promising Frontiers for Emerging Identification Market », Communications d'ACM, Février 2000, pp. 91-98.
- [7] F. Perronnin et J.-L. Dugelay, « Introduction à la Biométrie : Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo », l'Institut Eurocom, Département des Communications Multimédia, Revue Traitement du Signal, Vol. 19, No. 4, 2002.
- [8] S. Boudjellal, « Détection et Identification de Personne par Méthode Biométrique », Mémoire de Magister en Electronique, Option : Télédétection, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Soutenu le 06 Juin 2012.
- [9] P.V. Doanh, « Reconnaissance de Visages en Utilisant le Descripteur POEM (Patterns of Oriented Edge Magnitudes) », Mémoire de Fin d'Etudes, Promotion 14, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1 Avril-30 Septembre 2010.
- [10] A. Chaa !m-+5ri, « Reconnaissance de Visages par Réseaux d'Ondelette de Gabor », Thèse de Doctorat, Discipline : Automatique, Génie Informatique, Traitement du Signal et des Images, Université Lille 1, France, Université Sfax, Tunisie, Soutenu le 08 Décembre 2009.
- [11] D. Saigaa, Contribution à l'authentification d'individus par la reconnaissance de visages, thèse de Doctorat d'état en automatique, Université Mohamed Khieder Biskra Algérie. Novembre 2006.

Bibliographie

- [12] H. Bredin "Vérification biométrique d'identité basée sur les visages parlants. Apport de la mesure de synchronie audiovisuelle face aux tentatives d'imposture élaborées." Juin 2007
- [13] Gonzalez, Rafael C « Digital image processing » volume2 1987.
- [14] A. BETTAHAR, F. SABER, mémoire fin d'étude, thème Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage, OUARGLA 2014
- [15] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face recognition with local binary patterns. In ECCV, pages 469_481, 2004.
- [16] M. LEMMOUCHI, mémoire fin d'étude, thème Identification des Visages Humains par Réseaux de Neurones, Université de Batna, Juin 2013
- [17]<http://sis.univ-tln.fr/~tollari/TER/AlgoGen1/node5.html>, Introduction aux algorithmes génétiques.
- [18] W.S. McCulloch and W. Pitts, Les réseaux de neurones historique, méthodes et applications, Vol. 5, 1943, pp. 115-133.
- [19] Claude Touzet, "les réseaux de neurones artificiels : introduction au connexionnisme", juillet 1992.
- [20] François Blayo et Michel Verleysen, "Les réseaux de neurones artificiels", Presses Universitaires de France, No 3042, 1^{re} édition, 1996.
- [21] Site Internet : <http://www.grappa.univ-lile3.fr/polys/apprentissage/sortie006.htm>. Consulté le 28 Janvier 2015 à 20h15.
- [22] P.D. Power, "Non linear Multilayer Perceptron Channel equalization", PHD Dissertation, Université de Paris, 2001.
- [23] Charles Darwin, 1859, théorie de la sélection naturelle, the Origin of Species
- [24] D. Bull. et Martin. « Les algorithmes génétique: Part 1, Fundamentals ", University Computing, vol. 15, n°2, p. 58-59, 1993.
- [25] J Renders, Algorithmes génétiques et réseaux de neurones. Paris : Hermès, 1995
- [26] A. Wright, Génétique Algorithmes for Real Parameter Optimization, 1991.
- [27] site web <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html> consulté le 6 mars 2016