

Université KASDI MERBAH Ouargla
Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'Informatique et Technologie de l'Information



Domaine : Mathématique et Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Réseaux Convergence et Sécurité(RCS)

Présenté par : MAHBOUB Mansoura & SENOUCI Siham

Thème :

EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES POUR RECONNAISSANCE
AUTOMATIQUE DE VISAGE

Soutenu publiquement

Le : 01/07/2017

Devant le jury :

MR M.Mezati

MA Président

UKM Ouargla

MR Med Kamel BENKADDOUR

MA Encadreur

UKM Ouargla

Mme N.Maaraf

MA Examineur

UKM Ouargla

Année : 2016/2017

Dédicaces Mansoura

Je dédie ce mémoire :

*À mes très chers parents et Mon grand-père et Mes oncles
pour leur soutien et encouragement durant toutes mes
années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi et à
ma famille.*

*À tous mes professeurs et enseignants que j'ai eu durant
tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes
études.*

À tous mes amis(es).

*À toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de
loin.*

Dédicaces Siham

Je dédie ce modeste travail :

*À mes très chers **parents** pour leurs soutient durant toute ma vie d'études, Ce travail n'est que le fruit de vos efforts.*

*À tous mes **professeurs et enseignants** que j'ai eu durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.*

À tous mes amis(es)

*À mes frères **Noureddine, tarekzize**, je leur souhaite une bonne continuation.*

*À tous mes sœurs, **Atika, meriem, latifa, chérifa, Amina, chaima**, nous demandons à l'unique créateur*

de les faire goûter

par sa grandeur aux bonheurs du paradis et de sa clémence

Remerciements

*Nos remerciements et nos profondes gratitudees vont à notre promoteur Monsieur **BENKADDOUR Mohammed Kamel** pour son encadrement, son suivi et ses conseils tout au long de cette période.*

Je remercie également, tous les enseignants qui m'ont enseigné tout au long de mon parcours universitaire.

J'exprime ma reconnaissance à mes collègues qui m'ont encouragé et m'ont aidé dès le début de ce travail.

Nous tenons aussi à remercier mesdames et messieurs les membres du jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de notre mémoire.

Que toute personne ayant œuvré de près ou de loin à la réalisation de ce projet par une quelconque forme de contribution, trouve ici le témoignage de notre plus profonde reconnaissance.

Sommaire

Table des matières

Introduction Générale :	II
Chapitre I: Biométrie & systèmes de reconnaissance de facial	
1. Introduction :	2
2. La biométrie:	2
2.1. Définition :	2
2.2. Les Systèmes biométriques et leurs modes de fonctionnements :	3
2.3. Les différentes techniques de la biométrie et leurs modalités:	4
2.4. Evaluation des performances des Systèmes biométriques :	10
2.5. Les Avantages et Les limites de la biométrie :	11
2.6. Application système biométrique :	11
3. La reconnaissance de visages :	11
4. Comment Ça Fonctionne :	12
5. Motivation (pourquoi la reconnaissance de visages ?):	12
6. Les classes des techniques de reconnaissance de visages :	12
7. Systèmes de reconnaissance de visage :	13
8. Principales Difficultés De La Reconnaissance De Visages :	16
9. Avantages et inconvénients de la Reconnaissance De Visages :	16
10. CONCLUSION :	17
Chapitre II: Etats de l'art de technique de reconnaissance visage	
1. Introduction :	20
2. Analyse en Composantes Principales (ACP) :	20
3. L'analyse Discriminante Linéaire (LDA) :	21
4. Les réseaux de neurones (RNA) :	22
5. Machine à Vecteurs de Support (SVM) :	23
6. Modèle de Markov caché (HMM):	24
7. Les Modèles Actifs d'Apparence (AAM):	25
8. Local Binary Pattern (LBP) :	26
9. Weber Local Descriptor(WLD) :	27
10. Les bases de données de visage :	28
11. Conclusion :	31
Chapitre III: Extraction les caractéristiques et classification neuronale	
1. Introduction :	33
2. Méthodes d'extraction de caractéristiques :	34
2.1. Reconnaissance de visage Eigenface :	34
2.1.1. Présentation de la méthode Eigenface :	34
2.1.2. Principales étapes des techniques d'eigenfaces :	38
2.1.3. Organigramme de la phase d'apprentissage d'ACP :	39

2.1.4.	Mesures de Distance :	40
2.2.	Reconnaissance de visage par Local Binary Pattern (LBP) :	43
2.2.1.	Présentation :	43
2.2.2.	LBP pour la reconnaissance de visages :	44
2.2.3.	Dernières avancées : Travail de Tan et Triggs :	45
2.2.4.	La méthode de préparation de l'image :	46
2.2.5.	La métrique utilisée pour comparer deux histogrammes :	47
3.	Méthodes de classification :	48
3.1.	Reconnaissance de visage par Réseau de Neurones :	48
3.1.1.	Présentation :	48
3.1.2.	Généralité sur les Réseaux de neurones Artificiels :	49
3.1.3.	Perceptron Multi-Couche (Multi-Layer perceptron MLP) :	50
4.	Conclusion :	52

Chapitre IV: Expérimentations, Résultats et discussions

1.	Introduction :	54
2.	Base de données utilisé :	54
2.1.	La base de données ORL(Olivetti Research Laboratory) :	54
2.2	La base de données FEI :	57
3.	Expérimentations :	57
3.1.	Système de reconnaissance faciale basé sur ACP : <i>Expérimentation et résultats</i> :	59
3.2.	Système de reconnaissance faciale basé sur LBP : <i>Expérimentation et résultats</i> :	61
3.3.	Système de reconnaissance faciale basé sur Neurones Artificiel : <i>Expérimentation et résultats</i> :	63
3.4.	Système de reconnaissance faciale basé sur Neuro-ACP : <i>Expérimentation et résultats</i> :	63
4.	Discussions :	64
4.1	Principe du système de reconnaissance:	64
4.2	Présentation de l'application :	64
5.	Résultats :	70
6.	Conclusions :	71
	<i>Conclusion générale</i>	VI
	<i>Bibliographie</i> :.....	IX

Liste des Figures

Chapitre I: Biométrie & systèmes de reconnaissance de facial

Figure I.1: La Classification De La Biométrie [6].....	2
Figure I.2 : Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes [6].....	4
Figure I.3: Architecture d'un système biométrique [5].....	4
Figure I.4 : Différentes modalités biométriques [21]	5
Figure I.5: L'ADN [5]	6
Figure I.6: Le processus de reconnaissance par empreinte digitale [6].....	6
Figure I.7 : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main [6].	7
Figure I.8: Photo de rétine [6].	7
Figure I.9: Photo d'iris [6].	7
Figure I.10: Etapes de la reconnaissance par l'iris [5].....	8
Figure I.11: Photo de visage [21].	8
Figure I.12: La dynamique de la frappe au clavier [5].	9
Figure I.13: Capture d'une signature [6].	9
Figure I.14: La reconnaissance de la démarche	9
Figure I.15: Illustration du FRR et du FAR [6].	10
Figure I.16: Applications biométriques.....	11
Figure I.17: le principe des méthodes globales [6].	13
Figure I.18: Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale. [6] ...	13
Figure I.19: Système de reconnaissance. [6].....	14
Figure I.20: Exemple de variation d'éclairage. [6]	16
Figure I.21: Exemples de variation de poses. [6]	16
Figure I.22: Exemples de variation d'expressions [6].....	16
Figure I.23: Exemples de vrais jumeaux.	16

Chapitre II: Etats de l'art de technique de reconnaissance visage

Figure II.1: a) Exemple d'images utilisées dans l'ensemble d'apprentissage, b) Visage moyen	21
Figure II.2: les projections ACP et LDA d'un ensemble de données. [6]	22
Figure II.3: Réseau de neurones multicouches (Perceptron Multicouche PMC ; en anglais Mutilayer Perceptron MLP). [1].....	23
Figure II.4: Exemple de deux classes linéairement séparables. L'hyperplan déterminé par la SMV, maximisant la marge, permet de séparer les deux classes de manière optimale. [2].....	24
Figure II.5: les 5 états du HMM (de haut en bas). [2].....	25
Figure II.6: Processus de reconnaissance de visages basé sur les Modèles Actifs d'Apparence. [11]	25
Figure II.7: Opérateur LBP. [6]	26
Figure II.8:(a): Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP. [6]	26
Figure II.9: Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP [6].	27
Figure II.10: Illustration du calcul du descripteur WLD [3].	28
Figure II.11 : Exemples d'images de visages de la base ORL. [6]	30
Figure II.12: Exemples d'images de visages de la base FEI. [2]	30

Chapitre III: Extraction les caractéristiques et classification neuronale

Figure III.1: Phase d'apprentissage d'un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale. [15]	35
Figure III.2: visage moyen [12]	35
Figure III.3: Les visages propres obtenus par notre système de reconnaissance de visage. [18].	37
Figure III.4: Organigramme de la phase d'apprentissage d'ACP [24].	39
Figure III.5: Phase de reconnaissance d'un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale. [15].....	40

Figure III.6: Représentation d'une sphère. (a) avec la distance Euclidienne. (b) avec la distance City-Block. [15].....	41
Figure III.7: Les deux vecteurs m et n dans l'espace de Mahalanobis [15].	42
Figure III.8: Exemple de calcul d'un histogramme de LBP sur une image de visage [14].	44
Figure III.9: Un exemple de l'opérateur LTP [16].	46
Figure III.10: Illustration de l'application de la méthode de correction d'illumination proposée par Tan et Triggs [14].....	47
Figure III.11: A gauche : Exemple de matrice binaire de distribution des patterns. A droite : Matrice de distances correspondante [14].	48
Figure III.12: Représentation schématique d'un neurone biologique [25].	49
Figure III.13: Représentation d'un neurone mathématique. Les variables x_i désignent les entrées, la sortie est notées j , le biais b_j et les poids synaptiques sont désignés par ω_j, i	50
Figure III.14: Architecture du perceptron multicouche [24].	51

Chapitre IV: Expérimentations, Résultats et discussions

Figure IV.1 : Base de données ORL [18].	54
Figure IV.2: Exemple de changements d'orientations du visage [18].	55
Figure IV.3: Exemple de changements d'éclairage [18].	55
Figure IV.4: Exemple de changements d'échelle [18].	55
Figure IV.5: Exemple de changements des expressions faciales [18].	55
Figure IV.6: Exemple de port de lunettes [18].	56
Figure IV.7: Exemple de changements de coiffure et de port de barbe [18].	56
Figure IV.8: Exemple d'individus de différents âges races et sexes [18].	56
Figure IV.9: Exemples d'images de visages de la base FEI [6].	57
Figure IV.10: Schéma global du système de reconnaissance de visages.	58
Figure IV.11: Architecture générale de notre système de reconnaissance de visages.....	58
Figure IV.12: visages de la base ORL normaliser et leurs visage moyen.....	59
Figure IV.13: Tracé des valeurs propres.	59
Figure IV.14: Eigen faces.....	60
Figure IV.15: Représentation de Taux de reconnaissance.....	61
Figure IV.16: l'opérateur LBP basique. Les entourages (8,1), (16,2), (8,2) sont Représentés.	62
Figure IV.17: Représentation de Taux de reconnaissance d'algorithme LBP.....	62
Figure IV.18: Représentation de Taux de reconnaissance pour méthode Neurones Artificiel.....	63
Figure IV.19: Représentation de Taux de reconnaissance pour méthode Neuro-ACP.....	64
Figure IV.20: Interface graphique de notre application.	65
Figure IV.21: sélection la base de donnée.	65
Figure IV.22: L'interface graphique de reconnaissance faciale.....	66
Figure IV.23: interface ACP.	66
Figure IV.24: Eigen faces.....	67
Figure IV.25: Le visage moyen.....	67
Figure IV.26: Tracé du diagramme le des vecteurs propres.....	67
Figure IV.27: interface LBP.....	68
Figure IV.28: local binary pattern.	68
Figure IV.29: Histogram	68
Figure IV.30: message fin training.....	69
Figure IV.31: chois de chemine d'image test.	69
Figure IV.32: l'affichage d'image de test.	70
Figure IV.33: fin étape de test.	70
Figure IV.34: Représentation de Taux de reconnaissance pour comparaison entre les algorithmes..	71

Liste des Tableaux

Chapitre I: Biométrie & systèmes de reconnaissance de facial

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients de la reconnaissance de visages. [4]..... 17

Chapitre II: Etats de l'art de technique de reconnaissance visage

Tableau II.1 : Principales caractéristiques des bases de visages[11] 29

Chapitre IV: Expérimentations, Résultats et discussions

Tableau IV.1 :Taux de reconnaissance (%) obtenus pour différentes galeries de la base ORL..... 60

Tableau IV.2 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant LBP. 62

TableauIV.3 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant Neurones Artificiel..... 63

Tableau IV.4 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant Neuro-ACP. 63

Tableau IV.5: Tableau de comparaison entre les algorithmes..... 70

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale :

Dans un monde où la sécurité des individus est devenue un souci majeur, le besoin de se protéger augmente jour après jour. En effet, vu le développement permanent et important de la société dans tous ces aspects, les outils de surveillance et de contrôle classique à savoir ceux relatifs à la méthode basée sur la connaissance tel que le mot de passe ou bien basée sur la possession des badges, les pièces d'identités, clés, ... s'avèrent inefficaces.

En effet, ces différents laissez-passer peuvent être perdus ou même volés. Dans le cas du mot de passe, celui-ci peut facilement être oublié par son utilisateur ou bien deviné par une autre personne. De plus ces mots de passes sont souvent archivés dans un bureau par l'organisation, or ceci est une faille certaine dans le système de sécurité.

Pour pallier à ces différents problèmes d'inefficacité et de non sécurité, l'homme a fait référence à une nouvelle technique de reconnaissance qui a fait son apparition et ne cesse de croître depuis 1997 : il s'agit des contrôles d'accès par les systèmes biométriques.

La biométrie est en effet une alternative aux deux précédents modes d'identification (connaissance, possession). Elle consiste à identifier une personne à partir de ses caractéristiques physiques ou comportementales. Le visage, les empreintes digitales, l'iris, sont des exemples de caractéristiques physiques. La voix, l'écriture, le rythme de frappe sur un clavier, etc. sont des caractéristiques comportementales. L'avantage principal de cette technique est que ces caractéristiques sont propres à chaque individu et ne souffrent donc pas des faiblesses des méthodes basées sur une connaissance ou une possession. En effet, un attribut physique ou comportemental ne peut être oublié ou perdu et sont très difficiles à deviner, voler et dupliquer.

Si autrefois, ces méthodes étaient surtout utilisées par les services de sécurité telle que la police, aujourd'hui un individu a besoin d'être identifié dans une multitude de contextes essentiellement ceux dont la sécurité est nécessaire. Pour cela, différentes techniques d'authentifications basées sur les caractéristiques physiques de l'utilisateur ont été développées exemple : lorsque nous utilisons notre carte bancaire, ceci a donné lieu à la naissance de plusieurs produits que l'on peut trouver sur le marché.

La reconnaissance des visages fait partie du domaine de la reconnaissance des formes. Le but de la reconnaissance des formes est de classer des objets d'intérêt dans un certain nombre de catégories ou de classes et de concevoir des systèmes informatiques capables d'égaliser les êtres humains dans ce domaine, Le visage offre un potentiel plus important que la plupart des autres biométries. En effet, le visage est facilement accessible.

Le visage est une source riche d'informations sur le comportement humain. La capacité pour l'identification des visages est très importante dans notre vie sociale, particulièrement pour se rappeler et estimer les émotions des personnes que nous rencontrons. Nous pouvons identifier des milliers de visages appris durant toute notre vie, et identifier les visages familiers d'un coup d'œil même après des années de séparation, même dans des conditions défavorables. Les humains peuvent identifier et interpréter des visages et des expressions faciales dans une scène avec peu ou pas d'effort.

Introduction Générale

Cette compétence est tout à fait robuste, en dépit de grandes variations des caractéristiques faciales (modèle de cheveux, lunettes, ...etc.) et des états de scène autour d'un visage. Au fil du temps, grâce à la puissance croissante de l'informatique.

Le présent travail porte sur le domaine de la biométrie et la reconnaissance des visages en particulier. L'outil choisi à cette fin est les réseaux de neurones, à savoir les réseaux MLP (Multi-Layer Perceptron) ou PMC (Perceptron Multi-Couche) qui sont utilisés comme outil de classification et de décision. A titre de comparaison d'autres techniques classiques comme les visages propres et l'ACP (Analyse en Composante Principale), LBP (local Binary Pattern) seront implémentées.

Une caractéristique des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre (par exemple à reconnaître une lettre, un son, un visage...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ. La plupart des réseaux de neurones apprennent par l'exemple (de la même manière qu'un enfant apprend à reconnaître un chien à partir d'exemples de chiens qu'il a vu). Ils ont donc une capacité à classer, généraliser, à mémoriser et aussi à oublier. Un réseau de neurones reconnaîtra d'autant plus facilement un objet qu'il l'aura "vu" souvent.

Par leur capacité d'apprentissage, les réseaux de neurones sont susceptibles d'améliorer le taux de reconnaissance et d'identification de visages. Plusieurs architectures seront testées à savoir, des classifieurs mono-réseau avec comme entrées des données des images brutes, ou des ACP, et des LBP.

Ce mémoire traite un sujet portant sur l'authentification du visage. Un système d'authentification a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci se soit identifié. Il ne s'agit donc pas d'un système d'identification qui lui se charge de découvrir l'identité a priori inconnue d'un individu.

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de visage. Dans notre travail nous avons opté pour deux techniques d'extraction des caractéristiques de l'image de visage et une méthode de classification :

- La première méthode est Eigen face qui se base sur une 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 calculer l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale.
- La troisième méthode de classification neuronale par MLP (multicouche), ce réseau de neurones est entraîné dans la phase d'apprentissage par la technique: algorithme de rétro propagation, Par la suite le taux de réussite est calculé pour chaque méthode.

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de quatre chapitres principaux.

Dans le premier chapitre, nous donnerons des notions générales sur la biométrie et les systèmes de reconnaissance d'individus. Dans le second, nous exposerons les différents systèmes de reconnaissance de visages, ainsi que l'état de l'art des approches utilisées à leurs



Introduction Générale

réalisations. Ensuite, dans le troisième chapitre, nous parlerons sur les méthodes utilisés dans notre application comme (ACP, LBP est utilisé pour l'extraction de caractéristiques et le réseau multicouche (MLP) est utilisé pour l'étape de classification), suivie de la partie conception du système dans le quatrième chapitre. Et enfin, on présentera les tests et les résultats obtenus après l'évaluation de notre système.

Chapitre I:
Biométrie & systèmes de reconnaissance de facial

1. Introduction :

L'identification biométrique des personnes est un service en pleine croissance. Il est très utilisé dans beaucoup de domaines pas seulement dans les environnements militaires ou du police, mais aussi dans beaucoup d'applications civiles, à titre d'exemple le contrôle d'accès aux systèmes de transactions financière (banques, trésorerie,...etc.).

Les systèmes traditionnels de sécurité sont basés sur une connaissance (mot de passe, code PIN ...), mais ces systèmes sont moins fiables pour beaucoup d'environnements à cause de leur inhabilité commune à différencier entre un individu réellement autorisé et un fraudeur.

La solution à ces problèmes a été trouvée dans les technologies d'authentification basées sur la biométrie.

2. La Biométrie :

2.1. Définition :

Le terme de **biométrie** est originaire d'une contraction des deux anciens termes grecs : « bios » qui signifie : la vie et « metrie » qui se traduit par : mesure

La biométrie est la science d'établir l'identité d'une personne basée sur les attributs physique (empreintes digitales, visage, géométrie de la main, iris, rétine....) ou comportementaux (démarche, signature, ...) liés à un individu.

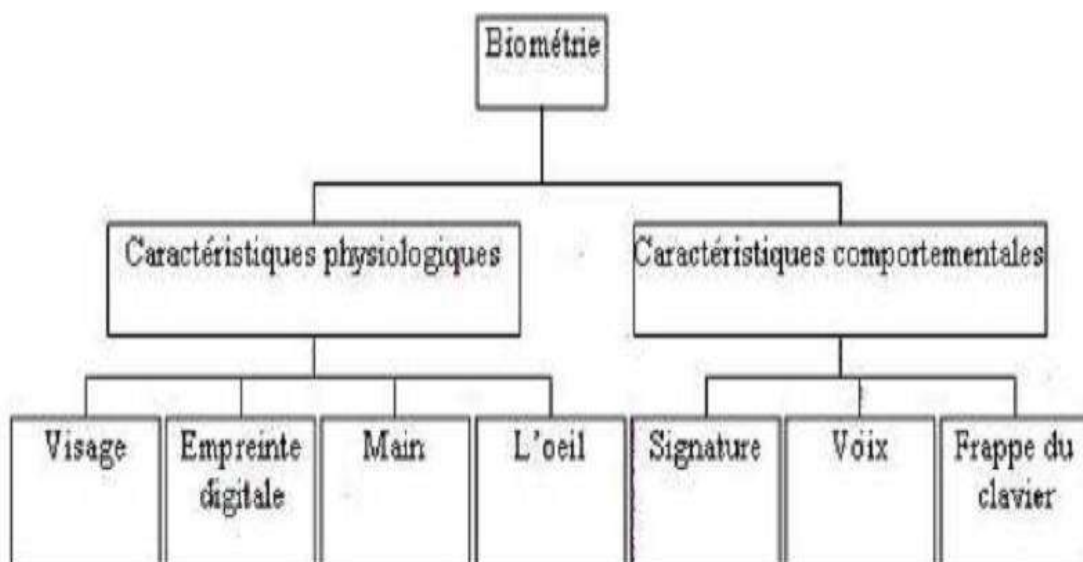


Figure I.1: La Classification De La Biométrie [6].

2.2. Les Systèmes biométriques et leurs modes de fonctionnements :

Tout système biométrique peut fonctionner en mode d'enrôlement ou en mode de vérification ou bien en mode d'identification [6]:

- ✓ **Le mode d'enrôlement** est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier [6].
- ✓ **Le mode de vérification ou authentification** est une comparaison "1 à 1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante : *«Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer?»*[6].
- ✓ **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. En d'autres termes, il répond à des questions du type : *«Qui suis-je ? »* [6].

En général un système biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à un individu : physique ou comportementale. Il est basé sur l'analyse de données liées à l'individu qui peuvent être classées en trois grandes catégories : analyse basée sur la morphologie, analyse de traces biologiques, l'analyse comportementale [5].

Il peut être représenté par quatre modules principaux :

2.2.1 Le module de capture :est responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu (cela peut être un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de sécurité, etc.) [5].

2.2.2 Le module d'extraction de caractéristiques : prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait seulement l'information pertinente afin de former une nouvelle représentation des données. Généralement, cette nouvelle représentation est censée être unique pour chaque personne et relativement invariante aux variations intra-classes [5].

2.2.3 Le module de correspondance : compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude (ou de divergence) entre les deux [5].

2.2.4 Le module de décision : vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s) [5].

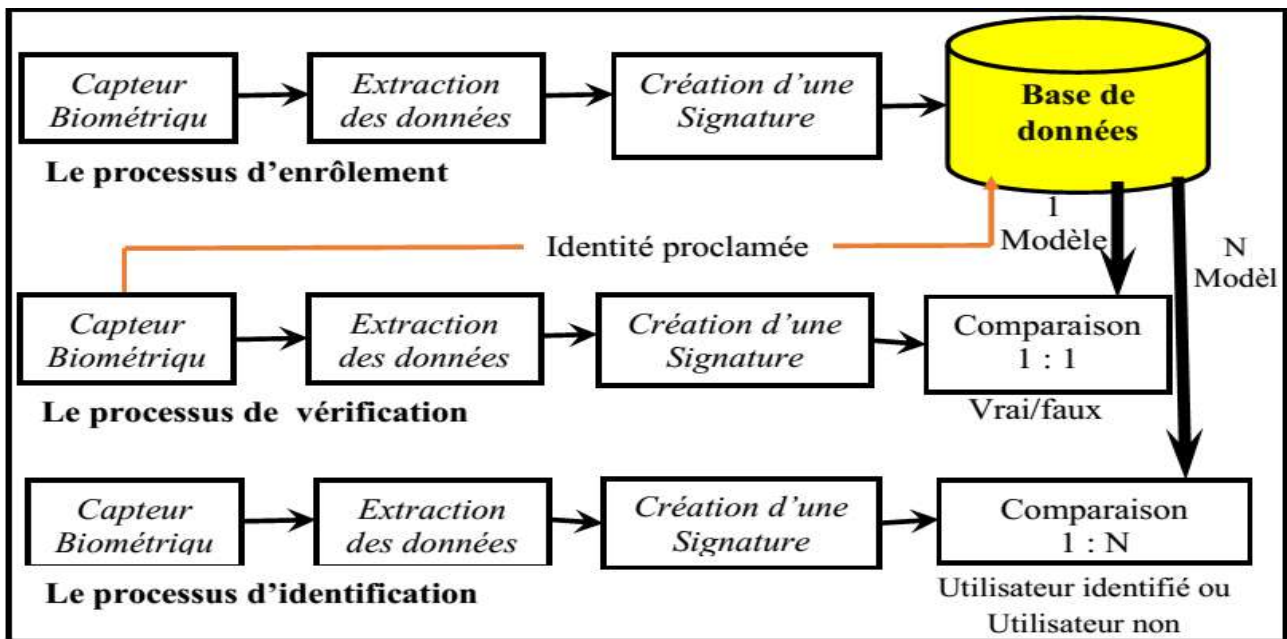


Figure I.2 : Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes [6].

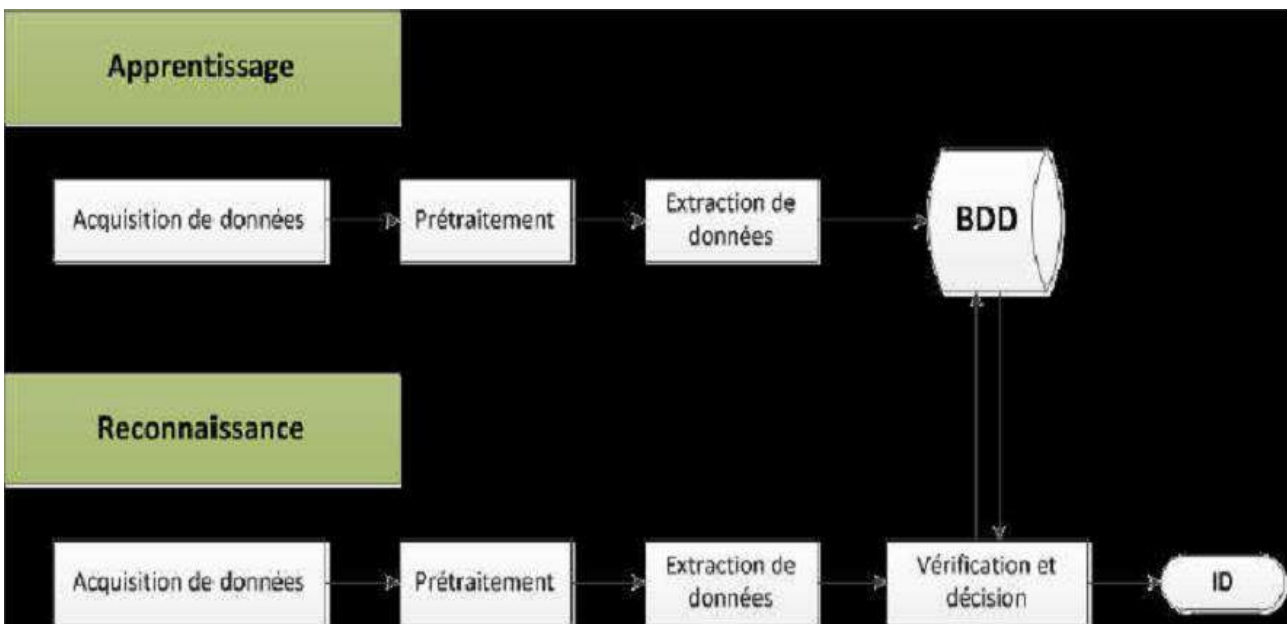


Figure I.3: Architecture d'un système biométrique [5].

2.3. Les différentes techniques de la biométrie et leurs modalités:

Les techniques biométriques se divisent en deux groupes selon la coopération ou non de l'individu [5] :

2.3.1. Techniques intrusives : Ces techniques requièrent un contact physique avec l'individu pour l'identifier, tel que les empreintes digitales, la rétine, l'iris ou la forme de la main. Leur usage est généralement mal accepté [5].

2.3.2. 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 directe avec l'utilisateur (visage, démarche,...) [5].

On peut classer les techniques biométriques en trois catégories :

1-Celles basées sur l'analyse de traces biologiques : ce type de biométrie se fait à l'aide de l'ADN d'une personne, de son sang, ou de sa salive... [5].

2-Celles basées sur l'analyse comportementale : se base 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 [5].

3-Celles basées sur l'analyse morphologique : est basée sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance de la forme du visage, de la forme de la main, des empreintes digitales, de la rétine et de l'iris de l'œil [5].



Figure I.4 : Différentes modalités biométriques [21]

Il y a un certain nombre d'autres critères qui devraient être considérés, y compris :

- **La performance**, qui se réfère à la précision de la reconnaissance et de la vitesse possible ainsi que les ressources nécessaires pour obtenir cette précision de la reconnaissance et de la vitesse désirées. La performance se réfère également au fonctionnement et aux facteurs environnementaux qui influent sur la précision et la vitesse [5].
- **L'Acceptabilité**, qui indique la mesure dans laquelle les gens sont prêts à accepter l'utilisation notamment d'un identifiant biométrique (caractéristique) dans leur vie quotidienne [5].
- **Le contournement**, ce qui reflète la façon dont le système peut facilement être dupé en utilisant des méthodes frauduleuses [5].

Les technologies les plus fréquemment utilisées sont les suivantes :

2.4.1. Analyses biologiques :

- **L'odeur corporelle** : Chaque personne dégage une odeur qui lui est particulière. Les systèmes biométriques qui exploitent cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour ensuite les transformer en données comparatives [5].
- **L'A.D.N. (Support matériel de l'hérédité)**:Présent dans les cellules du corps, il est spécifique d'un individu à un autre et permet de l'identifier de manière certaine à partir d'un simple fragment de peau, d'une trace de sang ou d'une goutte de salive [5].

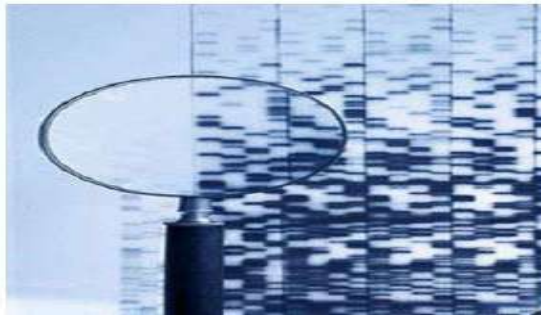


Figure I.5: L'ADN [5]

- **La reconnaissance de la thermographie faciale** :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. [5]

2.4.2. Analyses morphologiques :

- **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. [6]

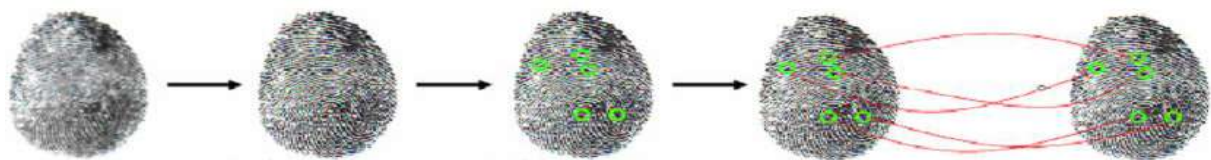


Figure I.6:Le processus de reconnaissance par empreinte digitale [6].

- **La Géométrie de la main** : jusqu'à 90 caractéristiques de la main sont mesurées (forme de la main et des articulations, longueur et largeur des doigts, longueur inter articulations...). Le taux d'erreurs dans la reconnaissance est assez élevé, en particulier pour des personnes appartenant à une même famille en raison d'une forte ressemblance. De plus, la forme de la main évolue beaucoup avec l'âge [6].



Figure I.7 : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main [6].

- **La rétine** : Cette technique se base sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont uniques pour chaque personne. L'utilisateur doit placer son œil face à un orifice de capture situé sur le dispositif d'acquisition. Un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Cette technique requiert une collaboration étroite de la part de l'utilisateur, car il doit placer son œil extrêmement près de la caméra. [6]

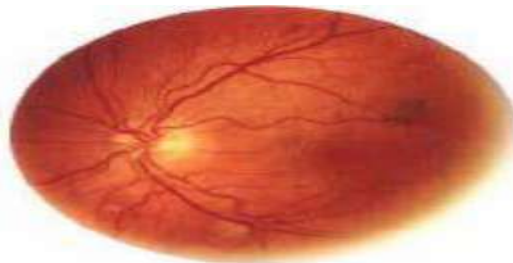


Figure I.8: Photo de rétine [6].

- **L'iris** : L'iris est une technique extrêmement fiable car il contient une infinité de points caractéristiques (ensemble fractal), la fraude étant néanmoins possible en utilisant des lentilles. L'acquisition de l'iris est effectuée au moyen d'une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l'utilisateur car l'œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct. [6]

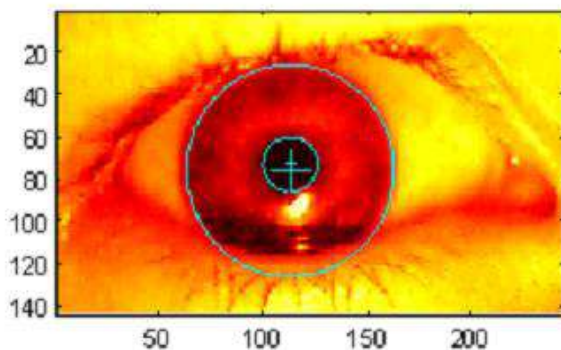


Figure I.9: Photo d'iris [6].

Un système de reconnaissance d'iris est composé de plusieurs modules :

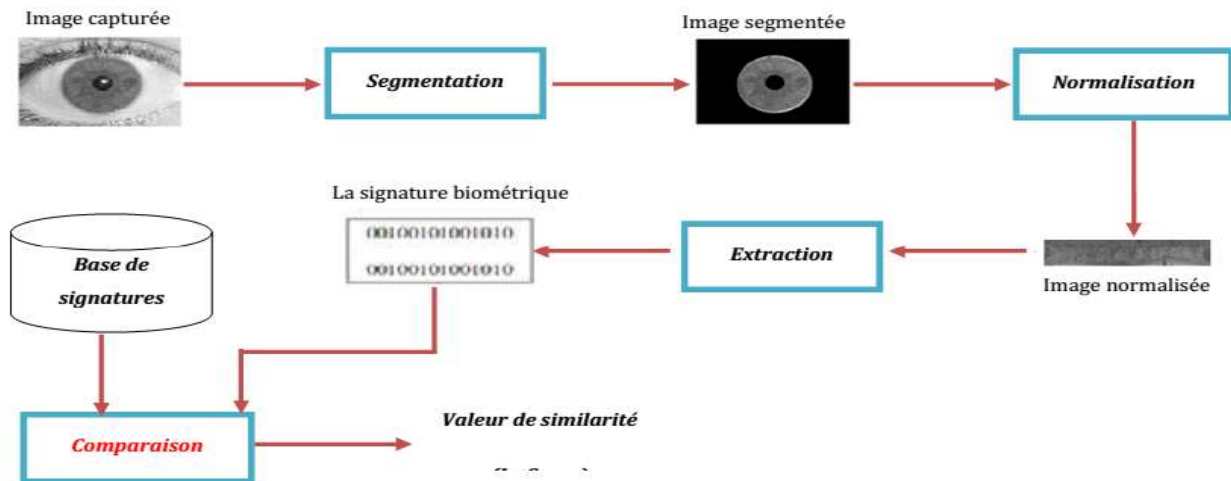


Figure I.10:Étapes de la reconnaissance par l'iris [5].

- **Le visage** : La reconnaissance du visage au moyen des technologies est probablement la technique la plus utilisée pour reconnaître l'identité d'une personne. Le système fonctionne en comparant une image captée en deux dimensions à une autre déjà enregistrée dans le système. [10]

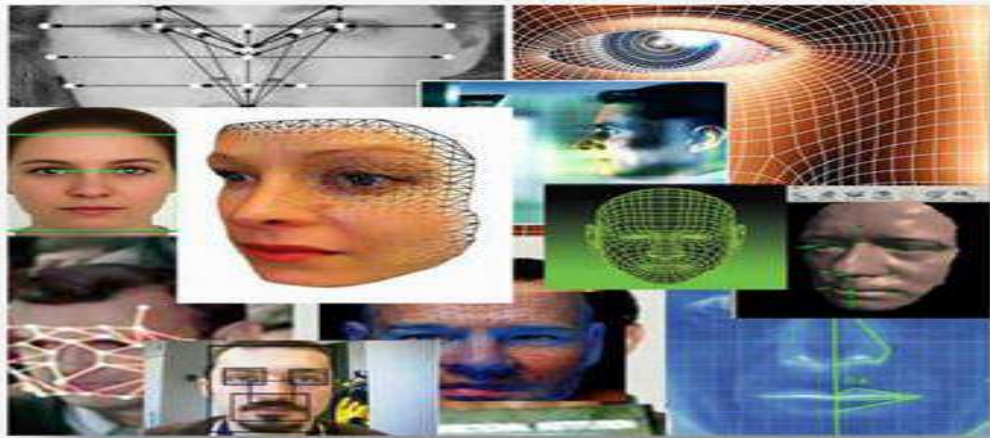


Figure I.11:Photo de visage [21].

- **La dynamique de frappe au clavier** : Un système basé sur la dynamique de frappe au clavier 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). Cette mesure est capturée environ mille fois par seconde. La séquence de frappe est prédéterminée sous la forme d'un mot de passe. Initialement l'utilisateur doit composer son mot de passe à quelques reprises afin que soit constitué un gabarit de référence. [5]

Ce dispositif biométrique est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données [6].

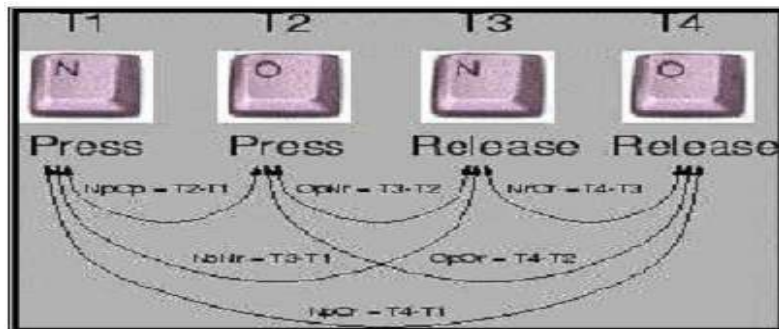


Figure I.12: La dynamique de la frappe au clavier [5].

2.4.3. Analyse comportementale :

- **La dynamique du tracé de la signature** : Il s'agit d'une analyse comportementale où différents éléments (mesure de la vitesse, ordre d'écriture, pression exercée, accélération...) sont mesurés lors de la signature. [6]



Figure. I.13: Capture d'une signature [6].

- **La reconnaissance de la démarche** : Il s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger (vitesse, accélération, mouvements du corps...), en analysant des séquences d'images. Mais des vêtements amples, par exemple, peuvent compromettre une bonne identification. [5]



Figure I.14: La reconnaissance de la démarche.

2.5. Évaluation des performances des Systèmes biométriques :

Les principaux critères pour évaluer les performances des systèmes biométriques sont :

2.5.1 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 [6].

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

Telle que FA le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime [6].

2.5.2 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 [6].

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

Telle que FA correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne [6].

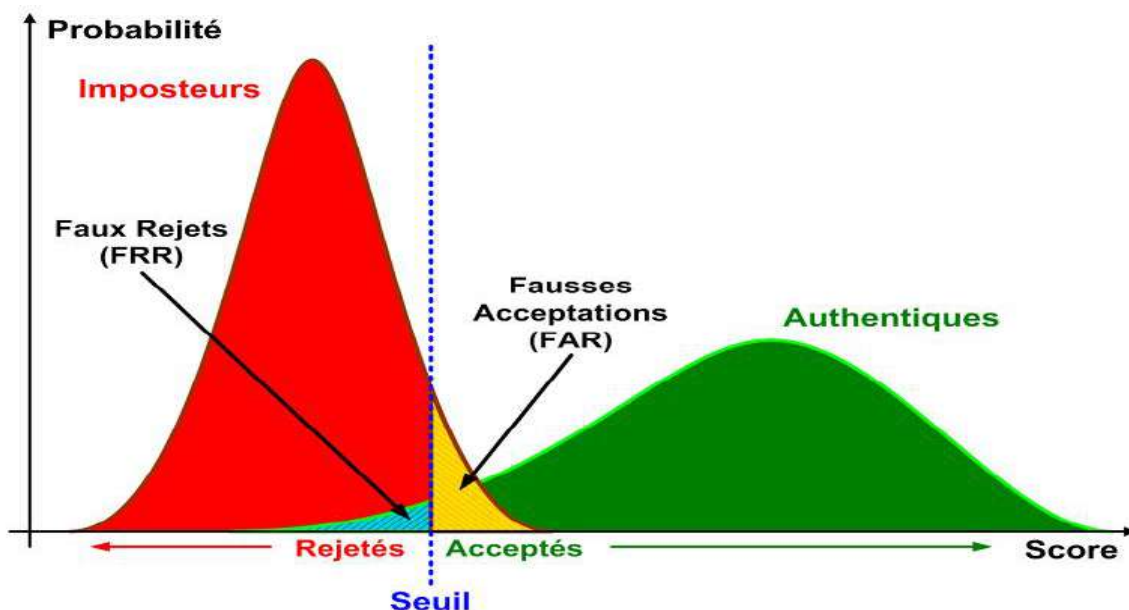


Figure I.15: Illustration du FRR et du FAR [6].

2.5.3 Le taux d'égale erreur

 (“Equal Error Rate” ou **EER**) :

Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure 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 [6].

2.6. Les Avantages et Les limites de la biométrie :

2.6.1. Les Avantages:

- Suppression des mots de passe, suppression des clés.
- Rehaussement de l'intégrité des informations et la sécurité.
- Accélération des services.

2.6.2. Les limite:

Les méthodes ne sont en effet pas toujours fiables à 100%.

2.7. Application système biométrique :

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

-**Applications commerciales**: telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance.[6]

-**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.[6]

-**Applications légales** : telles que l'identification de corps, la recherche criminelle l'identification de terroriste, etc.[6]



Figure I.16: Applications biométriques.

3. La reconnaissance de visages :

Les systèmes de reconnaissance du visage reposent sur des algorithmes d'analyse de l'image, pouvant identifier les personnes qui y sont associées. Ces programmes créent une image du visage, en mesurant ses caractéristiques. Ils en produisent ensuite un fichier individuel, dénommé "Template ou signature". Les Template sont alors comparées avec toutes les images existantes au niveau de la base de données, en ressortant un score de similitude.

on peut classifier les systèmes de reconnaissance du visage en deux grandes catégories selon la source de capture de l'image : reconnaissance du visage dans une séquence vidéo ou

bien à partir d'images fixes. Dans ce dernier cas, on peut aussi différencier les systèmes basés sur des images 3D de ceux utilisant des images 2D. [6]

4. Comment Ça Fonctionne :

La reconnaissance faciale se fait en deux étapes : premièrement il y a la prise d'une photographie du visage, et deuxièmes il y a la mise en évidence des caractéristiques individuelles propres au visage.

Bien entendu ces caractéristique doivent être le moins variables possible il s'agit donc d'exclure la zone capillaire de l'analyse (puisque nous changeons de coiffure), et été retenir les zones du visage qui ne changent pas, telles que le haut des joues et les coins de la bouche.

5. Motivation (pourquoi la reconnaissance de visages ?):

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel mais aussi à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer:

- La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
- Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système. [6]

6. Les classes des techniques de reconnaissance de visages :

6.1. Méthodes globales :

Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler. [6]

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

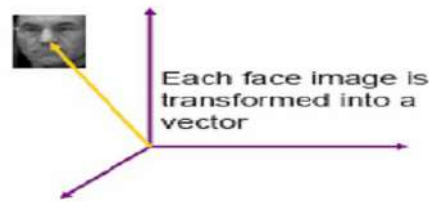


Figure I.17: le principe des méthodes globales [6].

6.2. Méthodes locale :

Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements.

Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme: filtres de Gabor, Dynamics Link architecture, HMM... [6]

6.3. Méthodes hybrides :

Les méthodes hybrides sont des approches qui combinent les caractéristiques holistiques et locales afin d'améliorer les performances de la reconnaissance de visages. En effet, les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés tout à fait différentes. On peut espérer pouvoir exploiter leur complémentarité pour améliorer la classification.

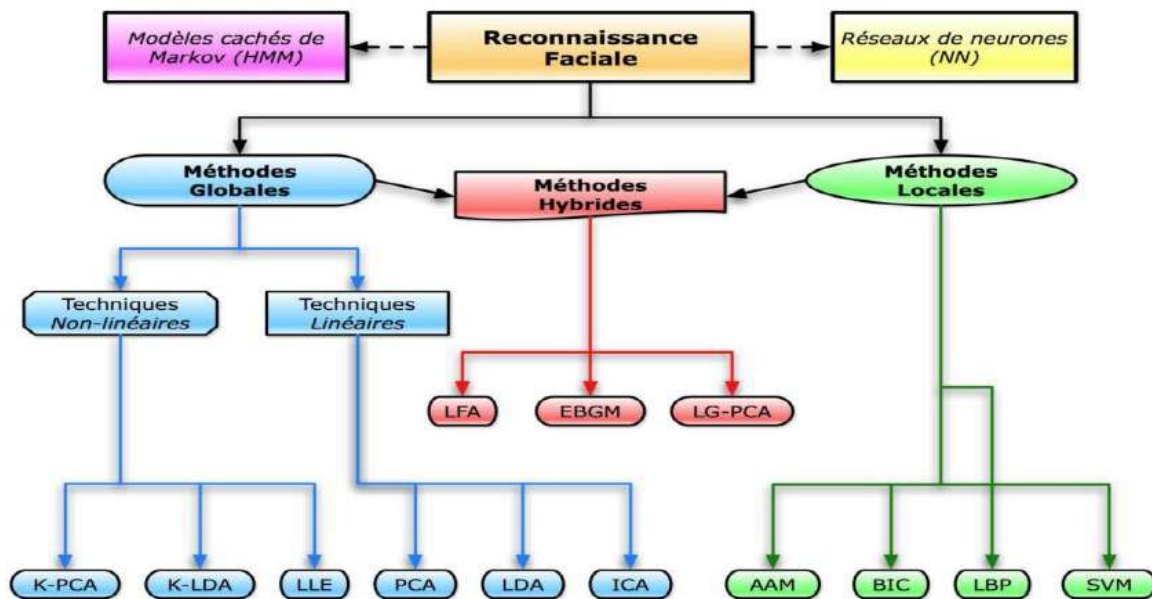


Figure I.18: Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale. [6]

7. Systèmes de reconnaissance de visage :

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 : [6]

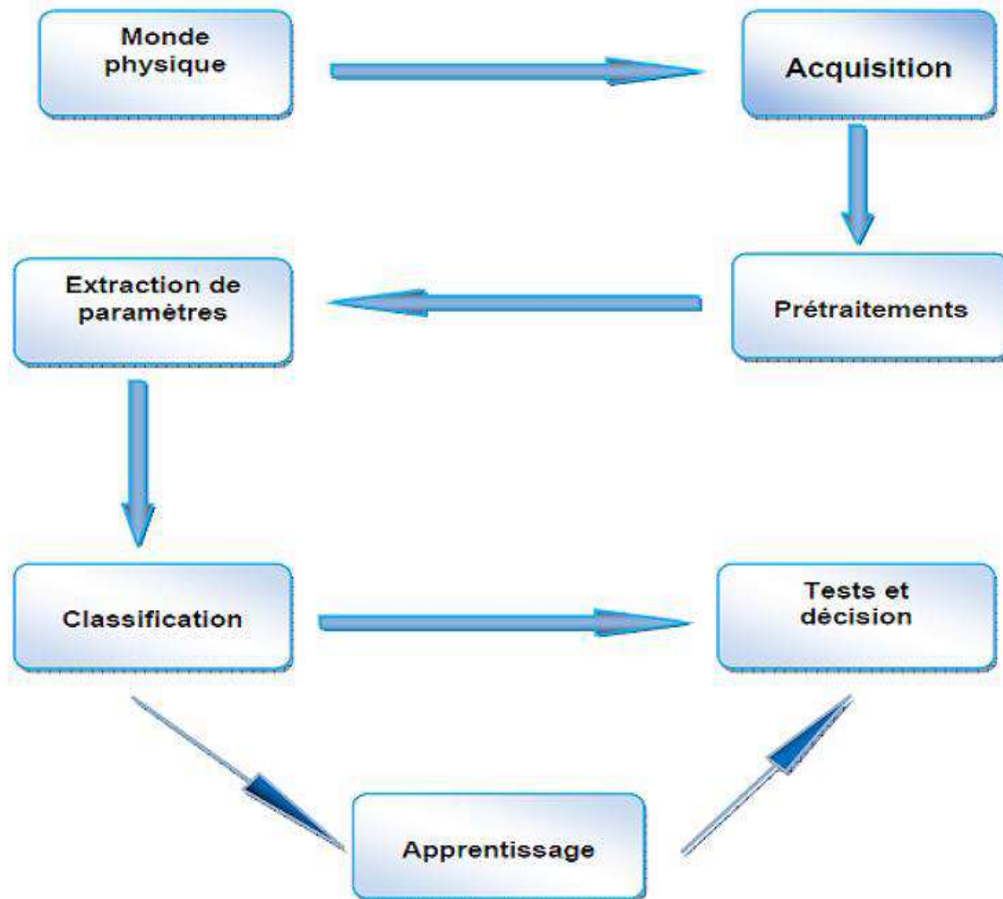


Figure I.19: Système de reconnaissance. [6]

Donc pour être identifié, l'image d'une personne dans un système de reconnaissance de visages suit les étapes suivantes [6] :

7.1. Le monde physique (L'extérieur) :

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.[6]

7.2. 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 en 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.

7.3. Les 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 filtrage. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe. [6]

7.4. L'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. [6]

7.5. La classification (Modélisation) :

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités. [6]

7.6. L'apprentissage :

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, 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. [6]

7.7. 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). [6]

8. Principales Difficultés De La Reconnaissance De Visages :

- ✓ **Changement d'illumination** : Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. [6]



Figure I.20: Exemple de variation d'éclairage. [6]

- ✓ **Variation de pose** : La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. [6]



Figure I.21: Exemples de variation de poses. [6]

- ✓ **Expressions faciales** : L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. [6]



Figure I.22: Exemples de variation d'expressions [6]

- ✓ **Les vrais jumeaux** : Il est peu probable que la vérification automatique de visage, ne pourra jamais détecter les différences très subtiles qui existent entre les jumeaux. [6]



Figure I.23: Exemples de vrais jumeaux.

9. Avantages et inconvénients de la Reconnaissance De Visages :

Le tableau suivant présente les principaux avantages et inconvénients de la reconnaissance de biométrie du visage.

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none">-Bien accepté par le public.-Aucune action de l'utilisateur (peu intrusive).-Pas de contact physique.-Technique peu coûteuse.	<ul style="list-style-type: none">-Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...)-Difficultés de différencier de vrais jumeaux.-Sensible aux changements. (barbe, moustache, lunette, piercing, chirurgie...)

Tableau.I.1 : Avantages et inconvénients de la reconnaissance de visages. [4]

10. CONCLUSION :

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue Les Systèmes biométriques et leurs modes de fonctionnements. Ensuite, nous avons présenté dans un premier temps Les différentes techniques de la biométrie et leurs modalités: pour se focaliser, dans un deuxième temps, sur la reconnaissance de visages.

Ces dernières années, de nombreuses approches pour la reconnaissance automatique de visages ont été proposées, Elles peuvent être regroupées en deux types d'approches principales. Les approches globales pour lesquelles les caractéristiques sont extraites directement de l'image du visage en entier, et les approches locales basées sur l'extraction de traits locaux du visage, tel que les yeux, le nez ou la bouche. Nous avons décrit également leurs avantages et leurs inconvénients puis dégager les problèmes liés à leur application dans un environnement réel.

Chapitre II :

Etats de l'art de technique de reconnaissance visage

1. Introduction :

Bien qu'il existe de nombreux algorithmes de reconnaissance du visage qui fonctionnent bien dans des environnements contraints. Divers changements au niveau des images présentent un grand défi face à un système de reconnaissance qui doit être robuste en ce qui concerne les grandes variabilités des images du visage comme les expressions faciales, la pose du visage et l'éclairage. Pour faire face à ce problème, il est important de choisir une représentation appropriée des images du visage. Cette représentation doit être compacte et significative. [6]

Le but de ce chapitre est de donner un panorama des méthodes les plus significatives en reconnaissance de visages. [6]

2. Analyse en Composantes Principales (ACP) :

Une des techniques les plus utilisées dans la reconnaissance de visage est l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Une méthode très populaire, basée sur la technique des « Eigen face » introduite en 1991 par de MA. Türk et AP.Pentland au MIT Media Lab. Il est aussi connu sous le nom d'Eigen aces car il utilise des vecteurs propres et des valeurs propres (respectivement Eigenvectors et Eigen values en anglais).

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages, qui peuvent être approximativement reconstruites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard. Ces poids sont obtenus en projetant l'image dans un espace de visage engendré par les visages propres (Eigen aces). Ainsi au lieu de stocker une vectrice image de taille Résolution R , on stocke un vecteur de taille $N \leq$ nombre d'image d'apprentissage $M \ll R$. Dans l'approche ACP, la normalisation d'éclairage est toujours indispensable. Les visages propres sont des images de la même taille que les images d'apprentissage et qui montrent des visages ayant un aspect fantomatique. Mathématiquement, elles sont les composantes principales de la distribution des visages, ou les vecteurs propres (Eigenvectors) de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visage. Chaque image de visage de l'ensemble d'apprentissage peut être exactement représentée en termes de combinaison linéaire des Eigen faces et du visage moyen.

Le nombre possible d'Eigen faces est égal au nombre d'images de visage dans l'ensemble d'apprentissage. Néanmoins les visages peuvent être approximés, en utilisant seulement les meilleurs Eigen faces (ayant les plus larges valeurs propres qui représentent en fait, la plupart de variance dans l'ensemble d'images de visage) qui définissent le "Lôw Dimensional Space", permettant ainsi de diminuer les calculs. Dans le cas où on ne prend que les N ($N < M$) grandes valeurs propres (Eigen values) et les vecteurs propres qui leurs sont associés, on réduit encore plus la mémoire de stockage et le temps de calcul, mais on réduit aussi les performances dû à la négligence d'une partie de l'information.

C'est pour cela qu'on a pris dans notre application $N = M$, bénéficiant à la fois d'une réduction de l'espace ($R \leq M$) acceptable, et aussi en ayant la totalité de l'information, garantissant ainsi les performances optimales.

Une variante de l'ACP, plus utilisée dans la communauté du traitement du signal est connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loève. L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant, l'ACP n'est pas optimisé pour la séparabilité (discrimination) de classe. Une alternative qui est l'analyse discriminante linéaire LDA tient compte de ceci [2].

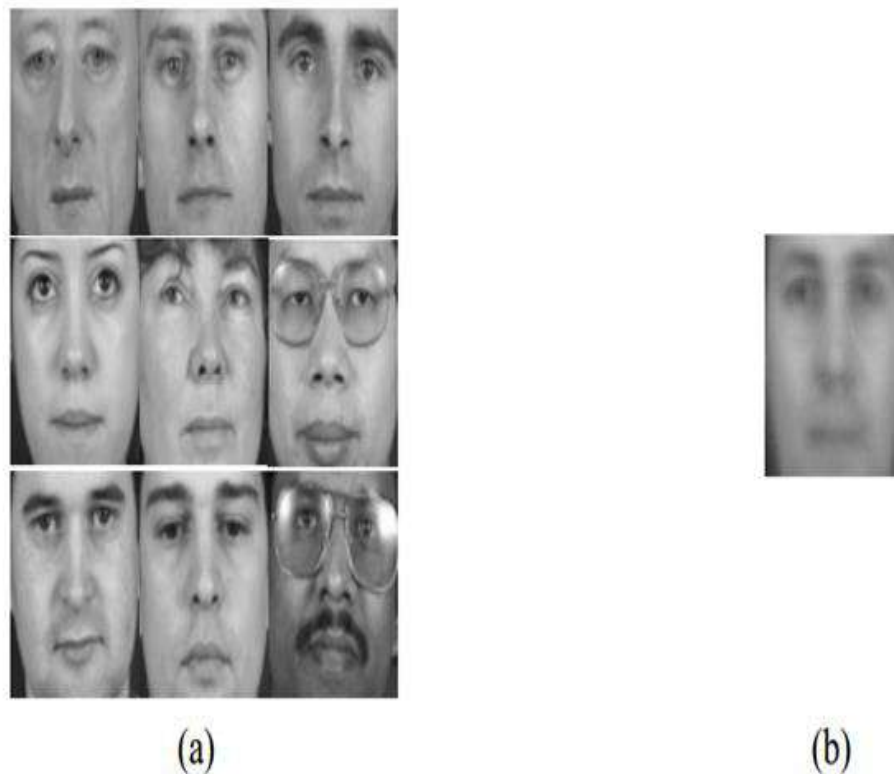


Figure II.1: a) Exemple d'images utilisées dans l'ensemble d'apprentissage, b) Visage moyen.

3. L'analyse Discriminante Linéaire (LDA) :

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al. De la Yale University (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de Fisher faces. L'analyse discriminante linéaire(LDA) et les discriminants linéaires de Fisher (FLD) relatifs, sont utilisés pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement. Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques avant la classification postérieure.

LDA est étroitement lié à l'ACP (PCA en anglais), du fait que tous les deux recherchent des combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données. LDA essaye explicitement de modéliser la différence entre les classes des données. PCA quant à elle, ne tient pas compte des différences entre les classes.

Chaque visage, qui se compose d'un grand nombre de Pixel, est réduit à un plus petit ensemble de combinaisons linéaires avant la classification

Chacune des nouvelles dimensions est une combinaison linéaire des valeurs de pixel, qui forment un template. Les combinaisons linéaires obtenues en utilisant FLD s'appellent les Fisher faces, en analogie avec les Eigen faces. LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. [2]

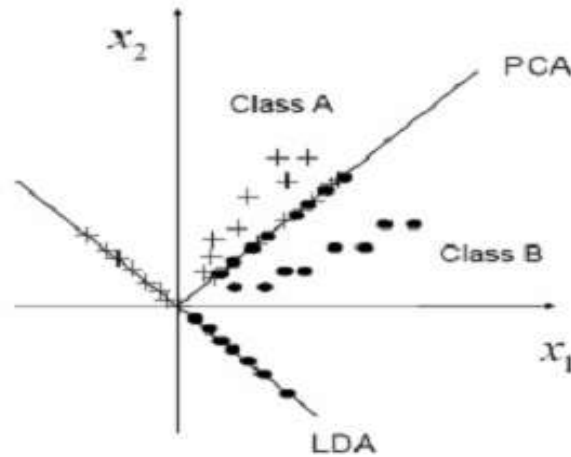


Figure II.2: les projections ACP et LDA d'un ensemble de données. [6]

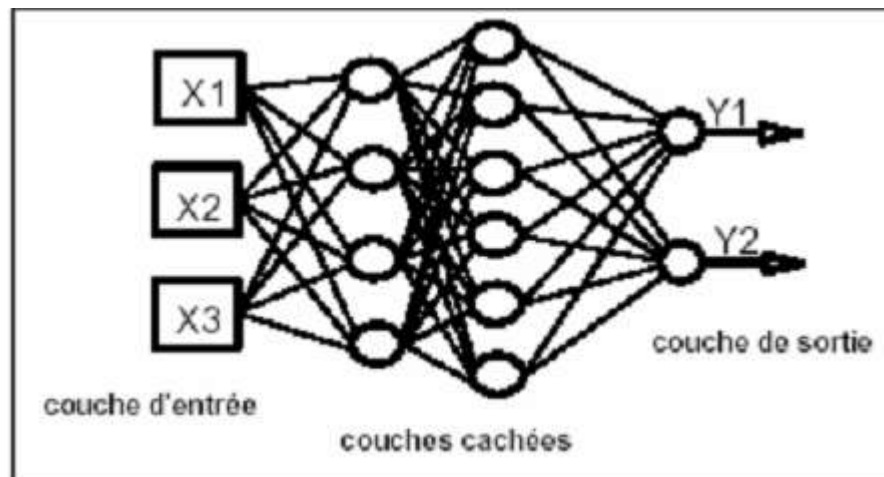
LDA est plutôt connue pour sa maximisation de l'éparpillement d'interclasse "the between-class scatter" et sa réduction au minimum de l'éparpillement d'intra-classe "the within-class scatter", qui se manifeste par le groupement des vecteurs de poids de la même classe (faible distance entre ces vecteurs), et par la séparation des vecteurs de poids de classes différentes (grande distance entre ces vecteurs). [2]

4. Les réseaux de neurones (RNA) :

Le neurone formel, introduit par J.Mc.Culloch et W.Pitts dans les années quarante, constitue la base de l'architecture des RNA.

Le réseau de neurones est utilisé ici pour apprendre les informations contenues dans les moments de Zernike, respectivement les coefficients Eigen faces, et leurs relations avec le contour du visage. Il est à noter ici, qu'on ne fait aucune supposition sur la forme probable du visage recherché de même qu'on ne fait subir à l'image aucun prétraitement [1].

1. Organisation du réseau : Un réseau de neurones est composé d'un ensemble de neurones formels interconnectés entre eux donnant naissance à des réseaux à structures variées. Pour notre application, nous avons utilisé la structure en couches successives (Multi-layer Perceptron : MLP). Une telle structure (figure II.3) diffuse l'information de la couche d'entrée, composée par les neurones formels recevant les informations primitives, vers la couche de sortie, qui contient les neurones finaux transmettant les informations de sortie traitées par la totalité du réseau, tout en traversant une ou plusieurs couches intermédiaires, dites couches cachées. Le réseau ainsi établi est un système non linéaire qui associe, aux vecteurs caractéristiques d'entrée, le contour du visage de la couche de sortie. [1]



FigureII.3: Réseau de neurones multicouches (Perceptron Multicouche PMC ; en anglais Multilayer Perceptron MLP). [1]

Le réseau de neurones développé utilise une fonction de seuillage sigmoïdale et une rétro-propagation du gradient pour optimiser sa phase d'apprentissage. La rétro-propagation consiste à rétro-propager l'erreur commise par un neurone à ses synapses et aux neurones qui y sont reliés. Pour les réseaux de neurones, on utilise habituellement la rétro-propagation du gradient de l'erreur, qui consiste à corriger les erreurs selon l'importance des éléments qui ont justement participé à la réalisation de ces erreurs : les poids synaptiques qui contribuent à engendrer une erreur importante se verront modifiés de manière plus significative que les poids qui ont engendré une erreur marginale.[1]

5. Machine à Vecteurs de Support (SVM) :

C'est une technique qui a été proposée par V.Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,... etc.)

Une machine à vecteurs de support est une technique de discrimination, c'est une méthode d'apprentissage supervisé utilisée pour la classification et la régression. Elle consiste à séparer deux ou plusieurs ensembles de points par un hyperplan. Selon les cas et la configuration des points, la performance de la machine à vecteurs de support peut être supérieure à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mixture gaussienne.

L'idée originale des SVMs est basée sur l'utilisation de fonctions noyau (kernel), qui permettent une séparation optimale des points du plan en différentes catégories. La méthode fait appel à un ensemble de données d'apprentissage, qui permet d'établir un hyperplan séparant au mieux les points. [2]

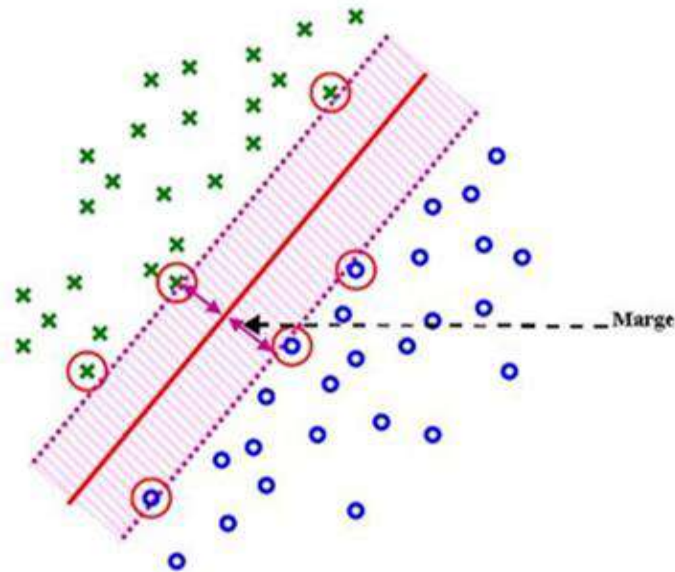


Figure II.4: Exemple de deux classes linéairement séparables. L'hyperplan déterminé par la SMV, maximisant la marge, permet de séparer les deux classes de manière optimale. [2]

6. Modèle de Markov caché (HMM):

Les modèles de Markov cachés HMMs sont massivement utilisés en reconnaissance de formes, en intelligence artificielle ou encore en traitement automatique du langage naturel. Les HMMs sont généralement employés pour la modélisation statistique de séries de vecteur de temps non stationnaire. En considérant l'information du visage comme étant une séquence variable dans le temps, le HMM peut être appliqué à la reconnaissance de visages. Les caractéristiques faciales les plus significatives d'une image de visage frontale, à savoir les cheveux, le front, les yeux, le nez et la bouche, se présentent dans un ordre naturel de haut en bas, même dans le cas où il y'a des petites rotations. En se basant sur cette observation, l'image d'un visage peut être modélisée en utilisant un HMM unidimensionnel en assignant à chacune de ces régions un état. Le HMM classifie une caractéristique par la propriété de la chaîne de Markov. Une séquence des valeurs des pixels forme une chaîne de Markov, si la probabilité que le système à l'instant $n+1$ soit à l'état x_{n+1} dépend uniquement de la probabilité que le système à l'instant n soit à l'état x_n .

Dans une chaîne de Markov, la transition d'un état à un autre est probabiliste ce qui donne une distribution de probabilité de l'ensemble des sorties de chaque état. Ce résultat est employé pour faire la comparaison entre deux visages. [2]

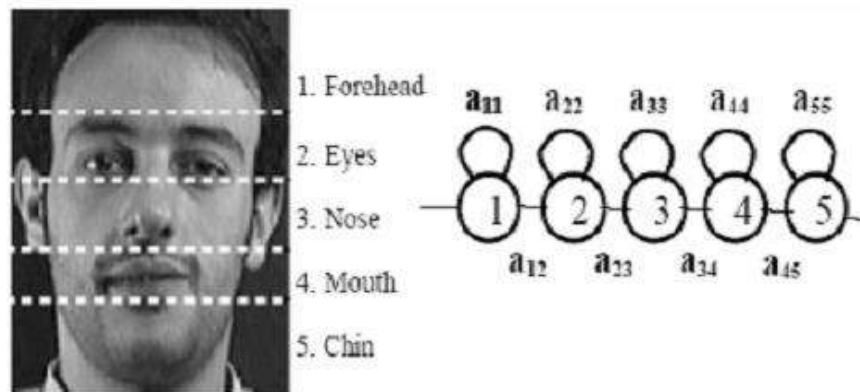


Figure II.5: les 5 états du HMM (de haut en bas). [2]

Pour une image de visage d'une personne donnée de l'ensemble d'apprentissage, le but de l'étape d'apprentissage est d'optimiser les paramètres pour mieux décrire l'observation.

La reconnaissance est effectuée en assortissant l'image de test contre chaque modèle d'apprentissage (chaque HMM représente une personne différente). Et dans la fin de cette procédure, l'image est convertie en une séquence d'observation et la probabilité est calculée pour chaque modèle enregistré.

Le modèle avec la probabilité la plus élevée indique l'identité de la personne inconnue. L'approche HMM à des performances de reconnaissance satisfaisantes, cependant il nécessite des calculs intenses ce qui augmente les temps d'exécution. [2]

7. Les Modèles Actifs d'Apparence (AAM):

Les modèles actifs d'apparence (AAM) permettent de prendre en compte l'information de texture, en plus de celle de forme. Ils cherchent à minimiser la différence entre l'image originale et une image synthétique, construite à partir de la forme moyenne, de la texture moyenne et d'un vecteur de paramètres. Ils se basent sur l'ACP pour représenter conjointement les variations de forme et de texture présentes dans un ensemble d'apprentissage. le « Modèle Actif d'Apparence » présente un outil d'extraction des caractéristiques (signatures) représentant, à la fois, la forme et la texture des visages. [6]

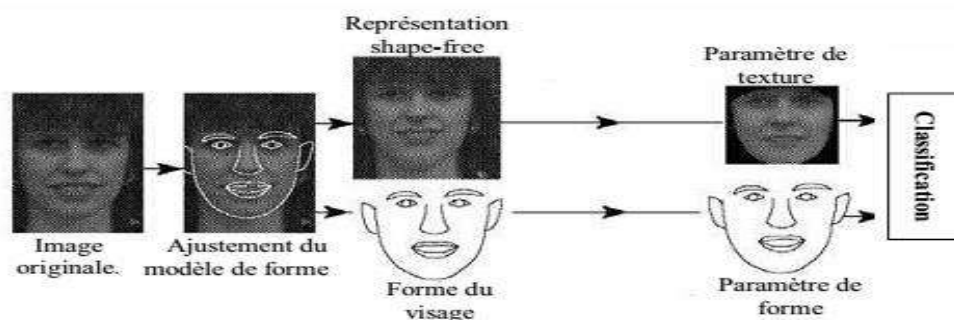


Figure II.6: Processus de reconnaissance de visages basé sur les Modèles Actifs d'Apparence. [11]

8. Local Binary Pattern (LBP) :

L'opérateur LBP a été proposé initialement par Ojala et al [7]. dans le but de caractériser la texture d'une image, Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à seuiliser ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant. [6]

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. 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 a niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255. [6]

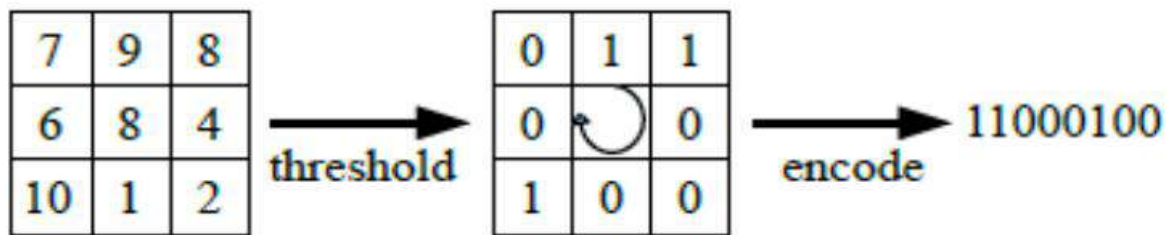


Figure II.7: Opérateur LBP. [6]

Dans ce cas, un cercle de rayon R autour de 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. [6]

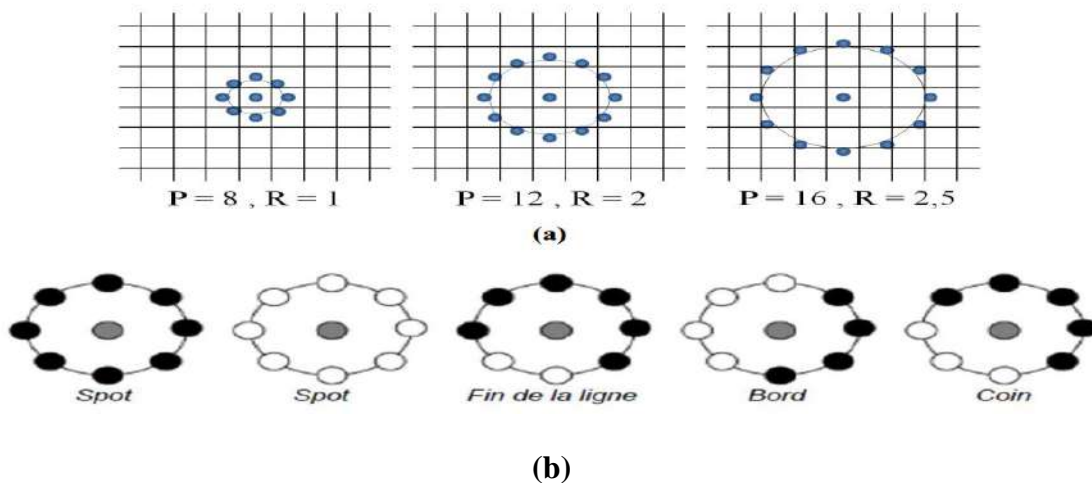


Figure II.8:(a): Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP. [6]

8.1. La reconnaissance de visages par LBP:

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 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. 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, tous les codes LBPs non-uniformes sont étiquetés avec une étiquette unique, alors que chacun des codes uniformes est regroupé dans un histogramme unique. [6]

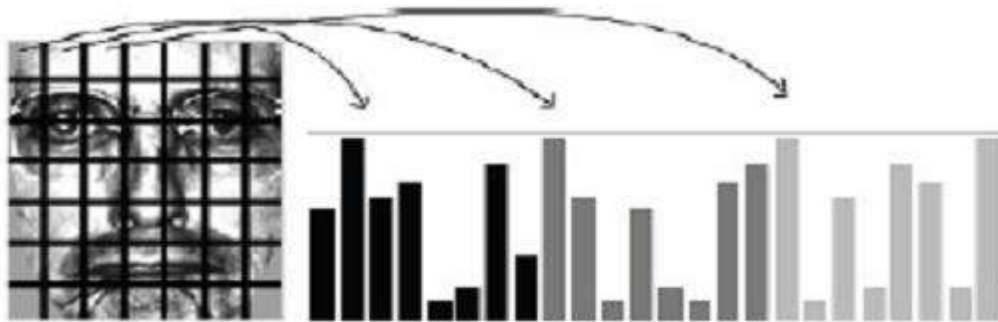


Figure II.9: Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP [6].

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 X^2 , Histogram intersection et Log-likelihood statistique, Ahonen et al. [8] ont observé que la première métrique permet d'obtenir les meilleurs résultats. [6]

9. Weber Local Description(WLD) :

C'est une loi psychologique. Il indique que le changement d'un stimulus (comme l'éclairage, le son) que nous venons de constater est un rapport constant du stimulus original. Un être humain le reconnaîtra comme un bruit de fond plutôt qu'un signal valide, lorsque le changement est inférieur à ce rapport constant du stimulus original. La composante d'excitation différentielle du descripteur local Weber proposé (WLD) est calculée pour un pixel donné. C'est le rapport entre Les deux termes: premièrement, l'intensité du pixel actuel; Le second est les différences d'intensité relative d'un pixel courant par rapport à ses régions voisines (par exemple, 3 X3). Nous essayons d'extraire le point saillant local Motifs dans l'image d'entrée, avec le composant d'excitation différentielle. En plus de cela, l'orientation du gradient de pixel actuel est également calculée. Pour chaque pixel de l'image d'entrée, nous calculons deux Composants de la caractéristique WLD qui sont l'excitation différentielle(ξ) et l'orientation du gradient(θ). [25]

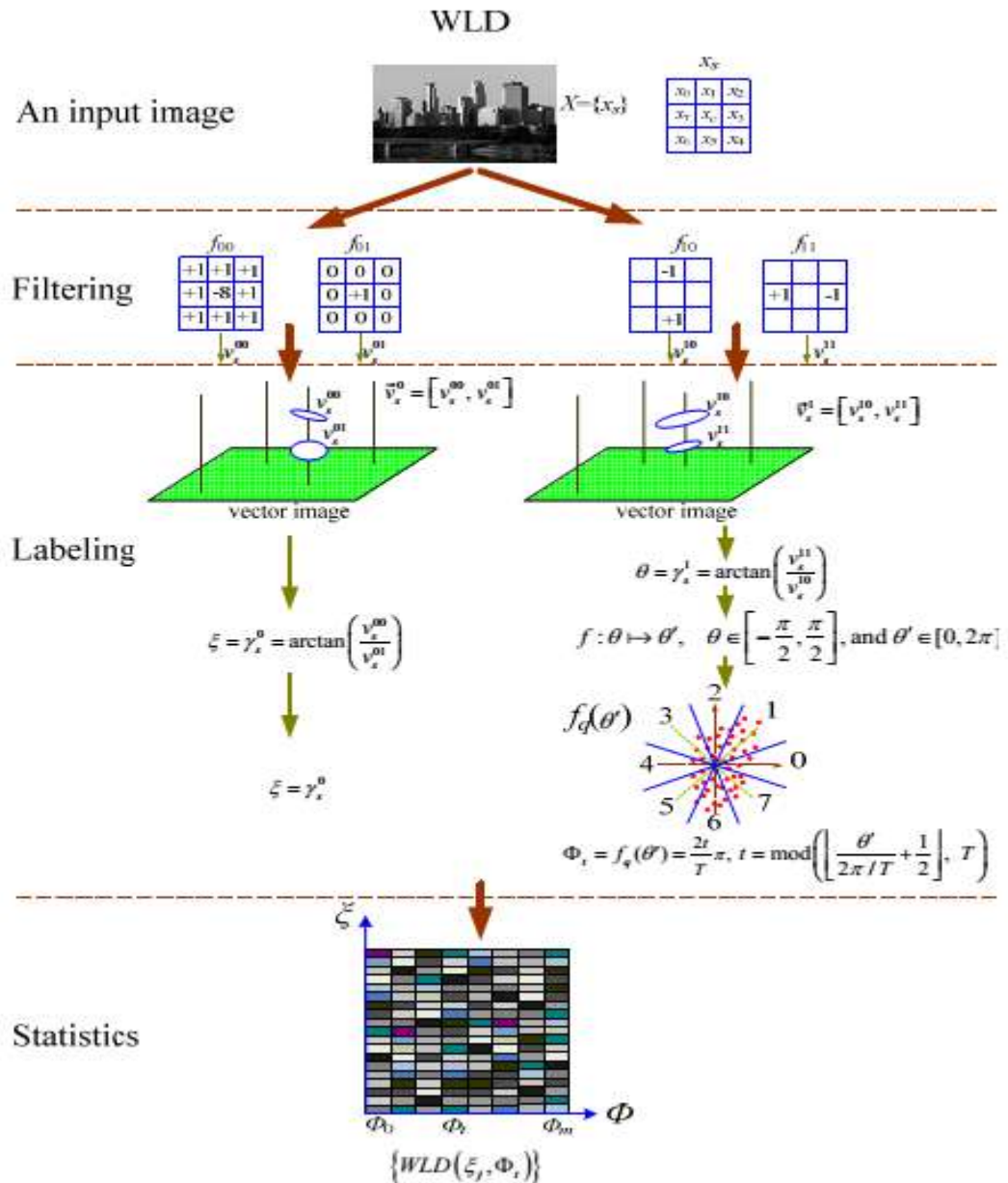


Figure II.10: Illustration du calcul du descripteur WLD [3].

10. Les bases de données de visage :

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des Systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance, chacune d'elle a été construite avec des conditions d'acquisition d'images de visages diverse (changements d'illumination, de pose, d'expressions faciales) ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu. [6]

Base de données	Nombre de personnes	Pose	Illumination	Facial Expression	Temps	Données 3D
AR	116	1	4	4	2	non
BANCA	208	1	++	1	12	non
CAS-PEAL	66-1040	21	9-15	6	2	non
CMU Hyper	54	1	4	1	1-5	non
CMU PIE	68	13	43	3	1	non
Equinox IR	91	1	3	3	1	non
FERET	1199	9-20	2	2	2	non
Havard RL	10	1	77-84	1	1	non
KFDB	1000	7	16	5	1	non
MIT	15	3	3	1	1	non
MPI	200	3	3	1	1	oui
NDHID	300	1	3	2	10/13	oui
NIST MID	1573	2	1	--	1	non
ORL	10	1	--	--	--	non
UMIST	20	--	1	--	1	non
U.Texas	284	--	1	--	1	non
U.Oulu	125	1	16	1	1	non
XM2VTS	295	--	1	--	4	oui
Yale	15	1	3	6	1	non
Yale B	10	9	64	1	1	non

Tableau.II.1 : Principales caractéristiques des bases de visages.

Le tableau contient le nombre de personnes enregistré, le nombre de vues sous des poses et conditions d'illumination différentes, ainsi que le nombre de sessions au cours desquelles des vues d'une même personne ont pu être collectées. Les cas où l'un des éléments n'a pas été mesuré, ou était non contrôlé durant la prise de vue, est noté "--". [11]

10.1. ORL (Olivetti Research Laboratory):

Les données utilisées pour réaliser les tests sur notre système proviennent de la base ORL [9]. Cette base a été collectée entre avril 1992 et avril 1994 par le laboratoire AT&T de L'université de Cambridge. La base contient 40 personnes, chacune étant enregistrée sous 10 vues différentes (figure 34). Les images sont de taille 112×92 pixels en format JPG et BMP (portable format de gris). Pour quelques sujets, les images ont été collectées à des dates différentes, avec des variations dans les conditions d'éclairage, les expressions faciales (expression neutre, sourire et yeux fermés) et des

occultations partielles par les lunettes. Toutes les images ont été collectées sur un fond foncé. Les poses de la tête présentent quelques variations en profondeur par rapport à la pose frontale. [6]



Figure II.11 : Exemples d'images de visages de la base ORL. [6]

10.2. FEI :

La base de données de visage de FEI est une base de données brésilienne de visage qui contient un ensemble d'images de visage prises entre juin 2005 et mars 2006 au laboratoire d'intelligence artificielle de FEI dans São Bernardo do Campo, São Paulo, Brésil. Elle contient des images de visage de 200 personnes, avec 14 images pour chacune d'entre elles, un total de 2800 images. Toutes les images sont en couleur et prises sur un fond blanc homogène en position frontale avec divers angles de pose de chaque personne, s'étendant du profil aux vues frontales. La variation d'éclairage est de 10% et la résolution de l'image est de 640x480 Pixel. [2]

Le nombre de sujet masculins et féminin sont exactement identique et égale à 100. La Figure 35 montre quelques exemples des variations d'image de la base de données de visage de FEI. [2]



Figure II.12: Exemples d'images de visages de la base FEI. [2]

10.3. La base IV² [IV2] :

La base de données IV² a été développée dans le cadre du programme national Techno Vision, cofinancé par les ministères de la recherche et de la défense, lancé en 2004. Cette base contient des données intéressantes pour évaluer différents types d'algorithmes, notamment sur : la vérification par l'iris, par le visage 2D et 3D et par l'analyse de visages parlants, les approches multimodales telles que iris/visage ou voix/visage, etc. La campagne d'acquisition a commencé en août 2005. La base IV² comporte 482 identifiants, correspondant à 365 personnes,

dont 268 personnes enregistrées sur une session, 77 enregistrées sur 2 sessions, et 20 enregistrées sur 3 sessions. Un ensemble de 52 sujets disjoint de la base précédente, a été défini pour la phase de développement. L'avantage d'IV² par rapport aux autres bases est qu'elle contient plus d'informations sur chaque individu : 5 Expressions faciales, 5 poses, avec variation des conditions d'éclairage. D'autre part, chaque visage a été acquis avec plusieurs capteurs : un caméscope numérique de haute résolution pour l'acquisition du visage parlant, une Webcam pour une deuxième acquisition du visage parlant, 4 caméras matricielles CCD couleurs pour obtenir des informations de face et de profil permettre la reconstruction de ce visage en 3D, et enfin un scanner laser pour le visage 3D et caméra infrarouge pour les iris. [11]

10.4. Séparation des bases de données :

Afin de développer une application de reconnaissance de visage, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester les techniques et déterminer leurs performances, mais Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitative. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps pour effectuer l'apprentissage.

Dans les séries de test que nous avons effectué la base a été scindée de la façon suivante :

- *Images apprentissages* : Les 6 premières images servent pour la phase d'apprentissage.
- *Images Tests* : Les 4 dernières images de chaque individu nous ont servies pour la réalisation des différents tests.

Le but est d'évaluer le taux de reconnaissance de différents algorithmes présenté, en suivant un protocole de test basé sur la mesure de taux de reconnaissance [6].

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{nombre d'image de teste reconnues}}{\text{nombre totale des images de teste}}$$

11. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales techniques de reconnaissance de visages, Ce chapitre n'a pas pour finalité de décrire tous les algorithmes de reconnaissance faciale mais nous sommes contents de présenter les algorithmes une nette évolution dans le domaine de cette biométrie, permettant ainsi une véritable amélioration des performances.

Chapitre III :

Extraction Les caractéristiques et classification neuronale

1. Introduction :

Dans cette étude, nous présentons une évaluation de l'utilisation de diverses méthodes de reconnaissance de visage. Comme les techniques d'extraction de caractéristiques, nous avons opté pour l'utilisation de la techniques LBP (Local Binary Pattern) et la méthode Eigen faces qui est basé sur l'analyse en composantes principales (ACP). Après la génération de vecteurs de caractéristiques, la classifications par les méthodes le plus proche voisin et Multi Layer Perceptron ou multi couche perceptron (MLP) sont utilisés pour l'étape de classification.

Comme une étude spéciale de la reconnaissance des formes, reconnaissance de visage a eu des effets cruciaux dans la vie quotidienne en particulier pour des raisons de sécurité. La tâche de reconnaissance de visage est activement utilisé dans les aéroports, les entrées des employés, des systèmes de détection criminelles, etc. Pour cette tâche, les approches basées sur réseau neuronal, et Eigen faces ont été proposées et testées. La plupart de ces méthodes ont au large de commerce de tels besoins en matériel, le temps de mettre à jour la base de données d'image, le temps pour l'extraction de caractéristiques, le temps de réponse.

En général, les méthodes de reconnaissance des visages sont composées d'un extracteur de caractéristiques (comme ACP, LBP,...etc.) pour réduire la taille de l'entrée et un classificateur comme les réseaux de neurones, Multi Couche Perceptron, classificateurs de la plus proche distance, pour trouver les caractéristiques qui sont les plus susceptibles d'être regardé. Dans cette étude, nous avons choisi LBP (Local Binary Pattern) et la méthode Eigen faces qui est basé sur l'analyse en composantes principales (ACP) comme principales techniques de réduction des données et extraction de caractéristiques. ACP est une méthode étudiée depuis longtemps et efficace pour extraire des ensembles de fonctionnalités en créant un espace de caractéristiques. ACP a également faible en temps de calcul qui est un avantage important. D'autre part, parce que d'être une méthode d'extraction de caractéristiques linéaire, l'ACP est inefficace surtout lorsque les non-linéarités sont présentes dans les relations sous-jacentes.

LBP est de comparer le niveau de luminance d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Cela rend donc compte d'une information relative à des motifs réguliers dans l'image, autrement dit une texture. Selon l'échelle du voisinage utilisé, certaines zones d'intérêt tel des coins ou des bords peuvent être détectées par ce descripteur.

Dans la première partie, nous décrivons en détail notre technique d'extraction de caractéristiques et réduction de dimension des données, la deuxième partie nous présentons l'approche de reconnaissance basée sur les réseaux de neurones.

2. Méthodes d'extraction de caractéristiques :

2.1. Reconnaissance de visage Eigen face :

2.1.1. Présentation de la méthode Eigen face :

La méthode de reconnaissance faciale Eigen faces emploie la technique de l'analyse en composante principale, qui marque une différence notable avec les méthodes plus classiques, appelées méthodes locales, qui se basent sur les particularités du visage analysé, et dont les défauts résident dans son manque de précision, ainsi que sa sensibilité aux informations qui ne sont pas pertinentes. La méthode que nous avons utilisé est qualifiée de globale, puisque l'ensemble du visage est alors analysé. Notre technique de reconnaissance va donc utiliser la méthode d'analyse en composantes principales (également dite ACP). De manière simple, nous visons la diminution de la dimension de l'espace dans lequel nous allons travailler, et nous pourrions alors simplifier les données à notre disposition et leur interprétation [12].

L'idée principale d'ACP 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. Nous voulons extraire l'information caractéristique d'une image de visage, pour l'encoder aussi efficacement que possible afin de la comparer à une base de données de modèles encodés de manière similaire. En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage [12].

Nous allons chercher à trouver les visages propres ; tout d'abord, nous devons prendre un nombre M de visages d'apprentissage. Chacune de ces images, qui sont en pratique des matrices $N \times N$ sont alors transformées en une unique vectrice colonne de longueur N^2 .

Matrice $N \times N$ initiale :

$$\begin{pmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{1i} \dots & \alpha_{1N} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \alpha_{2i} \dots & \alpha_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \alpha_{N1} & \alpha_{N2} & \alpha_{Ni} \dots & \alpha_{NN} \end{pmatrix}$$

Transformée en :

$$\begin{pmatrix} \alpha_{11} \\ \vdots \\ \alpha_{N1} \\ \alpha_{1N} \\ \vdots \\ \alpha_{NN} \end{pmatrix}$$

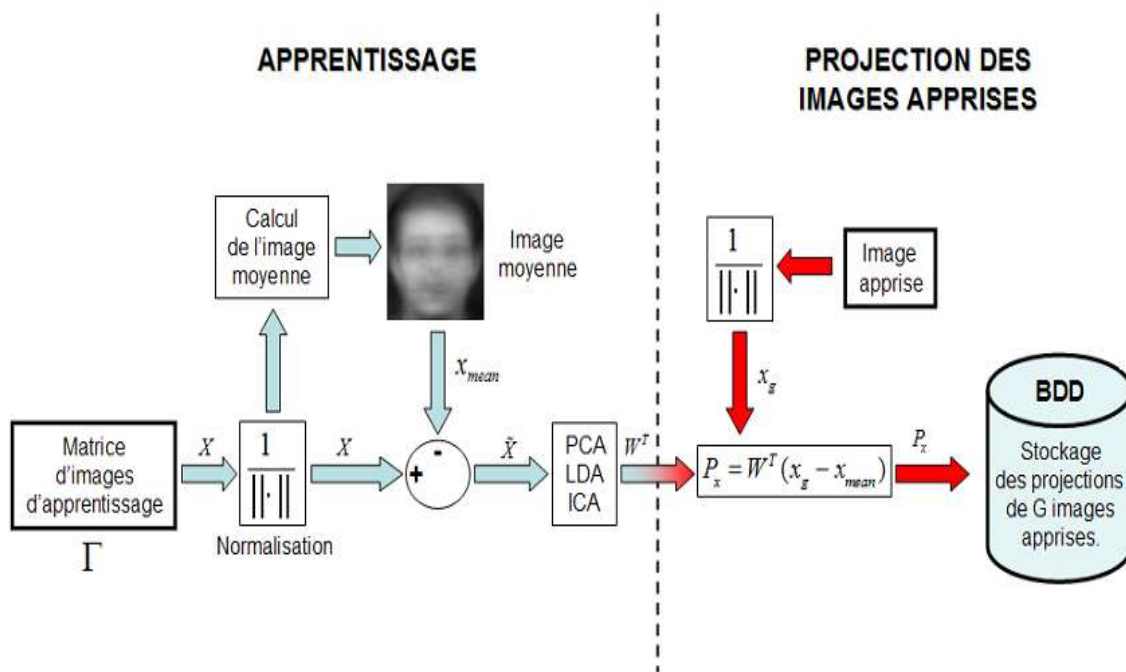


Figure III.1: Phase d'apprentissage d'un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale. [15]

Nous devons par la suite déterminer le visage moyen, déduit des M visages d'apprentissages.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \dots\dots\dots (III.1)$$

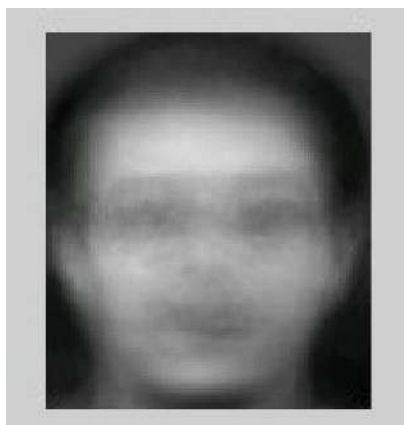


Figure III.2: visage moyen [12]

Ce visage moyen va servir dans l'analyse d'images, on soustrait en effet ce visage moyen aux visages d'apprentissages, ce qui nous laisse alors les informations propres à ce visage, nous récupérons alors dans ϕ_i uniquement les informations qui sont particulières à ce visage d'apprentissage [12].

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \dots\dots\dots (III.2)$$

Où ϕ_i représente le i^{eme} visage auquel on a soustrait le visage moyen. A présent, nous devons calculer la matrice de covariance D. Elle correspond à

$$D = QQ^T \dots\dots\dots (III.3)$$

Avec $Q = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M]$

Nous devrions calculer les vecteurs propres d_i de la matrice D. Mais cela représente pour nous N^2 vecteurs propres de dimension N^2 chacun.

C'est à présent que nous allons réduire l'information en limitant les composantes avec lesquelles nous travaillerons, en accord avec le principe de l'analyse en composantes principales. Nous allons donc considérer la matrice $E = Q^T Q$, dont nous trouverons les vecteurs propres e_i . Cette matrice est de taille $M \times M$ ce qui nous simplifiera donc les choses étant donné que nous aurons M vecteurs propres de taille M chacun. Le passage de la matrice D à la matrice E n'est pas anodin, nous utilisons en effet le fait que les vecteurs propres de ces deux matrices sont liés de manière assez proche. En effet, nous avons comme relation [12],

$$E e_i = Q^T Q e_i = \lambda_i e_i \dots\dots\dots (III.4)$$

Avec λ_i la valeur propre associée au vecteur propre e_i .

En multipliant cette équation par la matrice Q, il vient

$$Q E e_i = Q Q^T Q e_i \dots\dots\dots (III.5)$$

Nous voyons alors apparaître la matrice D

$$Q E e_i = D Q e_i = \lambda_i Q e_i \dots\dots\dots (III.6)$$

Nous en déduisons donc qu'avec e_i vecteur propre de la matrice E associé à la valeur propre λ_i , nous avons par conséquent $Q e_i$ est un vecteur propre de la matrice D associé à la même valeur propre λ_i . Ainsi, nous avons d_i vecteur propre de D, avec

$$d_i = Q e_i \dots\dots\dots (III.7)$$

Ce sont les valeurs propres qui leur sont associées qui nous permettent ensuite de classer les vecteurs propres en fonction de leur capacité à caractériser les variations entre les images. Lorsque l'on les visualise (ces vecteurs sont à l'origine des matrices de taille $N \times N$), les visages propres sont ce que l'on pourrait appeler des images aux airs fantomatiques. Mais gardons à l'esprit que ce sont les vecteurs propres de la matrice de covariance des images d'apprentissage des visages. (Figure III.3). [12]

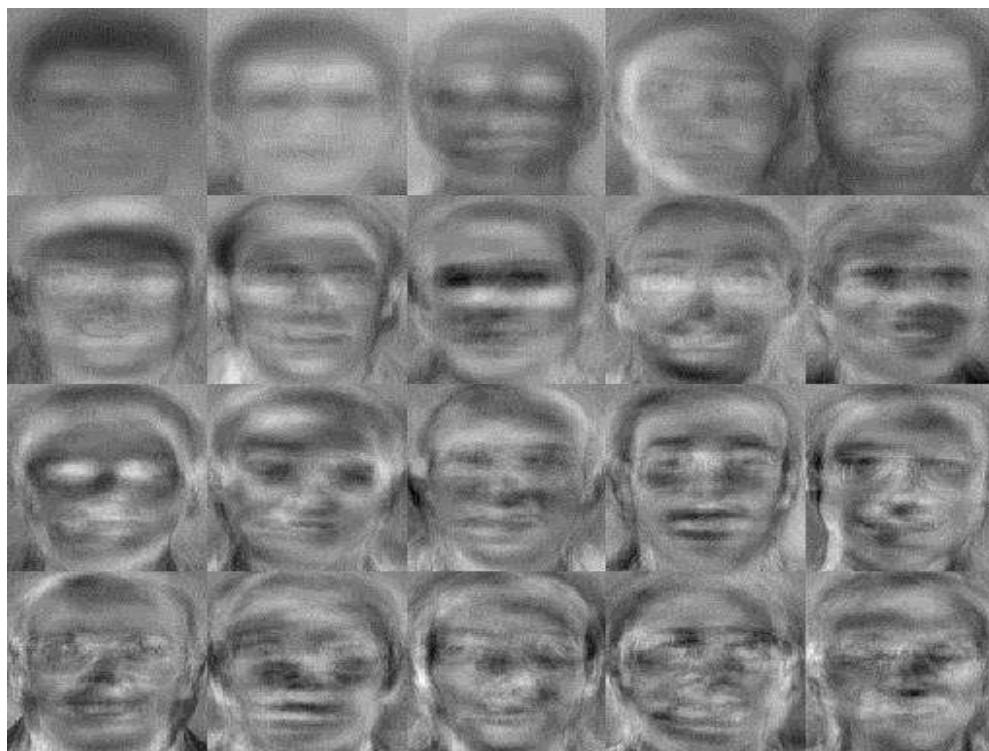


Figure III.3:Les visages propres de reconnaissance de visage. [18].

Les M vecteurs propres que nous avons alors obtenus nous permettrons donc d’approximer au mieux les visages d’apprentissage en utilisant les visages propres de plus grande importance. L’avantage de réduire le nombre de visages propres est d’une part de nécessiter de moins d’espace mémoire, mais aussi de réduire les calculs, leur temps d’exécution ; cependant nous perdons sans aucun doute de l’information et donc l’information moins précise, mais les résultats ne s’en verront pas vraiment modifiés, étant donné que nous ne nous donnons qu’une mission d’identification. Nous ne cherchons pas à reconstruire le visage du sujet à partir de nos visages propres, mais seulement à le reconnaître. Parmi les M vecteurs propres trouvés, nous allons seulement conserver un nombre L, qui seront les plus significatifs. Nous allons trouver maintenant le poids associé à chacun des visages propres. Les images servant à l’apprentissage, auquel on a enlevé l’image moyenne, sont en fait une combinaison linéaire des visages propres [12].

$$\phi_i = \sum_{i=1}^L P_i d_i \dots\dots\dots (III.8)$$

Pour trouver le poids associé, nous faisons pour chacune des coordonnées correspondant à un visage d’apprentissage

$$P_i = d_i^T \phi_i \dots\dots\dots (III.9)$$

Ce qui nous permet d’obtenir pour chacun des M visages d’apprentissages un vecteur π_i où i représente le i^{eme} visage, et qui nous informe sur le coefficient appliqué à chacun des visages propres.

$$\pi_i = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_L \end{pmatrix}$$

Passons à présent au travail à effectuer pour la reconnaissance d'un visage d'un sujet. Une fois l'image prise, l'image (vecteur colonne Γ) obtenue est soustraite à l'image moyenne

$$\Psi: \quad \phi = \Gamma \Psi \dots\dots\dots (\text{III.10})$$

Puis nous trouvons les coordonnées de cette image dans l'espace réduit des faces propres

$$P_i = d_i^T \phi_i \dots\dots\dots (\text{III.11})$$

Ce qui nous donne au final :

$$\Pi_i = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_L \end{pmatrix}$$

Il nous faut maintenant interpréter la projection de l'image à analyser pour identifier le sujet. Pour cela nous allons utiliser une mesure de distance particulière, la distance de Mahalanobis. L'intérêt de cette distance réside dans le fait qu'elle va accorder un poids moins important aux composantes bruitées, et qu'elle permet de séparer efficacement les axes pour lesquels l'information peut être mieux classifiée. Elle est définie par [12] :

$$d(a, b) = \sqrt{(a - b)^T Q^{-1} (a - b)} \dots\dots\dots (\text{III.12})$$

Avec Q covariance des variables.

$$\text{Nous cherchons donc : } m = \min \|\Pi - \Pi_i\| \dots\dots\dots (\text{III.13})$$

Puis, nous comparons la valeur de m trouvée à une valeur seuil, qui aurait dû être déterminée à partir d'essai sur des images choisies aléatoirement, puis en comparant ces valeurs aux valeurs obtenues avec des visages d'apprentissage, et déterminer si oui ou non l'image analysée correspond à un visage présent dans la base de données. Le choix de ce seuil dépend de trop nombreuses conditions (prise de vue des images, niveau de précision souhaité pour la reconnaissance, etc..). [12]

2.1.2. Principales étapes des techniques d'Eigen faces :

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

- 1) Collecte des M images faciales et construction de la matrice N 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 N et en divisant le vecteur résultant par le nombre d'image d'entrée (M).
- 3) Soustraction du visage moyen de la matrice N pour obtenir la matrice ϕ_i ; où chaque élément représente la variance des valeurs d'intensité de chaque pixel.
- 4) Calcul de la matrice D, $D=Q^T Q$.

- 5) Calcul des vecteurs propres de d_i et les triés dans un ordre descendant selon les valeurs propres associées.
- 6) Calcul des vecteurs propres de la matrice de covariance D et obtention des visages propres en multipliant les vecteurs propres de e_i par la matrice E .
- 7) Choix des λ_i 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 Eigen faces 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).

L'étape de reconnaissance peut être résumée comme suit :

- ❖ Prétraitement de l'image d'entrée et soustraction du visage moyen.
- ❖ Détermination du poids de l'image d'entrée par la projection de celle-ci dans l'espace visage en multipliant le vecteur résultant de l'étape (1) par les Eigen faces de la base de données.
- ❖ Comparaison des résultats obtenus en utilisant des métriques telles que la distance Euclidienne.

2.1.3. Organigramme de la phase d'apprentissage d'ACP :

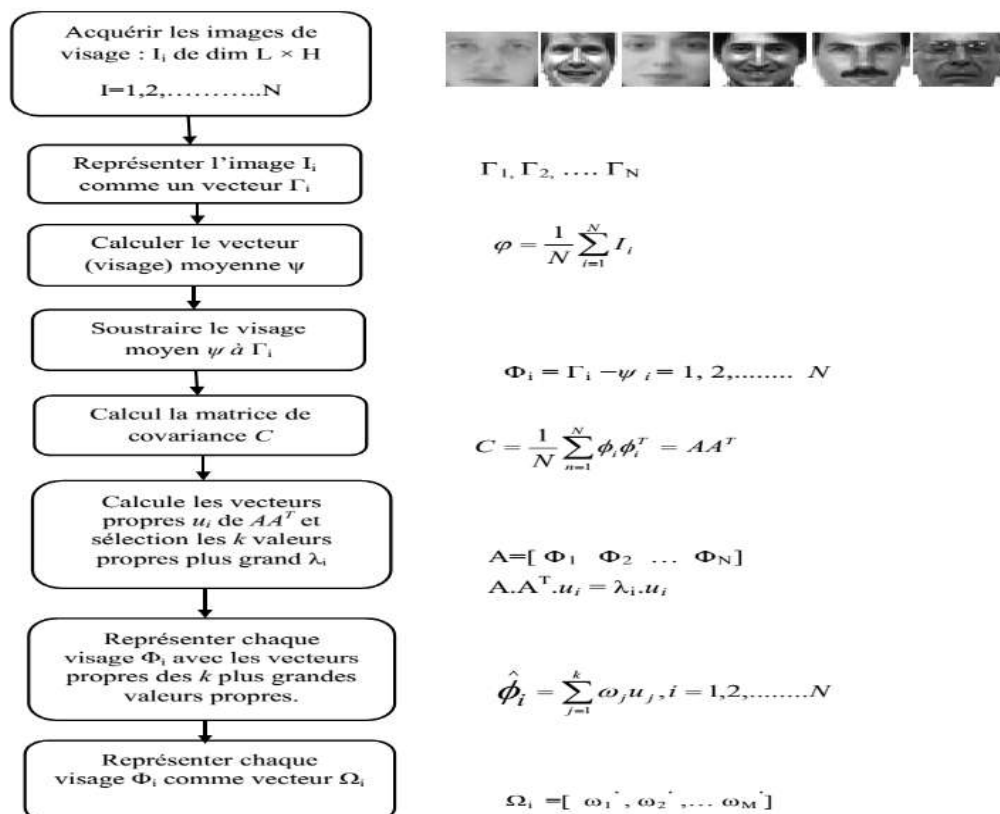


Figure III.4: Organigramme de la phase d'apprentissage d'ACP [23].

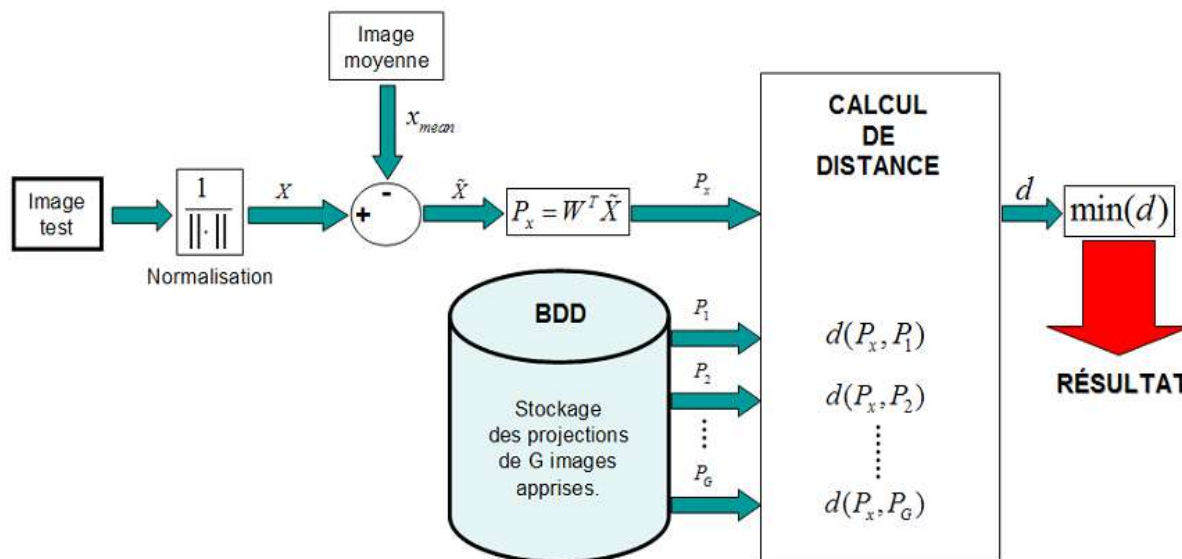


Figure III.5: Phase de reconnaissance d’un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale. [15]

2.1.4. Mesures de Distance :

Lorsqu’on souhaite comparer deux vecteurs de caractéristiques issus du module d’extraction de caractéristiques d’un système biométrique, on peut soit effectuer une mesure de similarité (ressemblance), soit une mesure de distance (divergence) [6].

Nous allons voir deux types de mesures de distance vectorielle [Beveridge, 2003]. La première catégorie de distances est constituée de distances Euclidiennes et sont définies à partir de la distance de *Minkowski* d’ordre p dans un espace euclidien R^N (N déterminant la dimension de l’espace euclidien). Considérons deux vecteurs $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, la distance de *Minkowski* d’ordre p notée L_p est définie par [15]:

$$L_p = (\sum_{i=1}^n (|x_i - y_i|^p))^{1/p} \dots \dots \dots \text{(III.14)}$$

C’est à partir de cette formule générique que vont être définies des distances couramment utilisées dans les algorithmes de reconnaissance du visage [15].

Pour $p = 1$, on obtient la distance City-Block (ou distance de Manhattan) L_1 [15]:

$$L_1(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \dots \dots \dots \text{(III.15)}$$

Pour $p = 2$, on obtient la distance euclidienne L_2 :

$$L_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \dots \dots \dots \text{(III.16)}$$

Les objets peuvent alors apparaître de façons très différentes selon la mesure de distance choisie. L’illustration qui suit montre le cas d’une sphère [15].

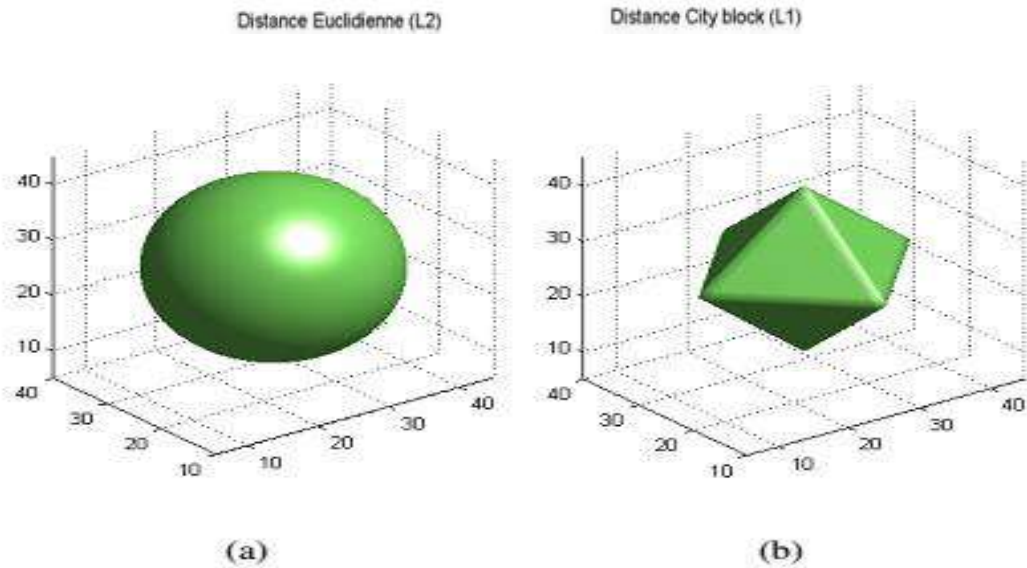


Figure III.6: Représentation d’une sphère. (a) avec la distance Euclidienne. (b) avec la distance City-Block. [15]

La seconde catégorie regroupe des distances non-Euclidiennes.

1. Distances dans l’Espace de Mahalanobis :

A- De l’espace des images à l’espace de Mahalanobis :

Nous avons parlé d’un type de distance non-Euclidienne, nous allons la détailler ici :

Nous allons passer de l’espace usuel des images I_m à un espace que l’on appelle l’espace de Mahalanobis \mathcal{E}_{Mah} [15].

Nous venons de voir, qu’en sortie de l’algorithme PCA, nous obtenons des vecteurs propres associés à des valeurs propres (représentant la variance selon chaque dimension). Ces vecteurs propres définissent une rotation vers un espace dont la covariance entre les différentes dimensions est nulle. L’espace de Mahalanobis est un espace où la variance selon chaque dimension est égale à 1. On l’obtient à partir de l’espace des images I_m en divisant chaque vecteur propre par son écart-type correspondant. Soit u et v deux vecteurs propres de I_m , issus de l’algorithme PCA, et m et n deux vecteurs de \mathcal{E}_{Mah} . Soit λ_i les valeurs propres associées aux vecteurs u et v , et σ_i l’écart-type, alors on définit $\lambda_i = \sigma_i^2$. Les vecteurs u et v sont reliés aux vecteurs m et n à partir des relations suivantes [15]:

$$m_i = \frac{u_i}{\sigma_i} = \frac{u_i}{\sqrt{\lambda_i}} \text{ et } n_i = \frac{v_i}{\sigma_i} = \frac{v_i}{\sqrt{\lambda_i}} \dots \dots \dots \text{(III.17)}$$

B- Mahalanobis L1 (MahL1) :

Cette distance est exactement la même que la distance City-Block sauf que les vecteurs sont projetés dans l’espace de Mahalanobis. Ainsi, pour des vecteurs propres u et v de projections respectives m et n sur l’espace de

Mahalanobis, la distance Mahalanobis L_1 est définie par [6]:

$$Mah_{L_1}(u, v) = \sum_{i=1}^N |m_i - n_i| \dots \dots \dots \text{(III.18)}$$

C- Mahalanobis L2 (MahL2) :

Cette distance est identique à la distance euclidienne à part qu'elle est calculée dans l'espace de Mahalanobis. Ainsi, pour des vecteurs propres u et v de projections respectives m et n sur l'espace de Mahalanobis, la distance Mahalanobis L₂ est dénie

$$\text{par [6]: } Mah_{L_2}(u, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |m_i - n_i|^2} \dots \dots \dots \text{(III.19)}$$

Par défaut, lorsqu'on parle de distance de Mahalanobis, c'est à cette distance que l'on doit se référer [6].

2. Cosinus de Mahalanobis (MahCosine) :

Il s'agit tout simplement du cosinus de l'angle entre les vecteurs u et v, une fois qu'ils ont été projetés sur E_v et normalisés par des estimateurs de la variance [15].

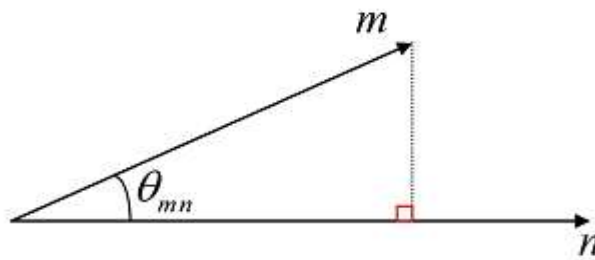


Figure III.7: Les deux vecteurs m et n dans l'espace de Mahalanobis [15].

Nous avons donc par définition :

$$S_{Mahcosine}(u, v) = \cos(\theta_{mn}) \dots \dots \dots \text{(III.20)}$$

De plus, on peut écrire :

$$\cos(\theta_{mn}) = \frac{|m||n|\cos(\theta_{mn})}{|m||n|} \dots \dots \dots \text{(III.21)}$$

D'où la formule finale de la mesure de similarité MahCosine :

$$S_{Mahcosine}(u, v) = \frac{mn}{|m||n|}, D_{Mahcosine}(u, v) = S_{Mahcosine}(u, v) \dots \dots \dots \text{(III.22)}$$

Ou D_{Mahcosine}(u, v) est la mesure de distance équivalente. On peut enfin noter qu'il s'agit principalement de la covariance entre les vecteurs dans l'espace de Mahalanobis [6].

3. Choix de la distance de similarité :

Dans la communauté de la reconnaissance des formes, le choix d'une distance de similarité est souvent expliqué et argumenté par rapport à l'espace d'attributs et aux points de données utilisés.

Nous avons remarqué entre autre, avec les mêmes vecteurs attributs Eigen faces, que la distance Euclidienne fournit de meilleurs résultats d'identification des individus qu'avec la distance de Manhattan. Ces performances nous ont poussés à utiliser la distance Euclidienne dans ce dernier processus [6].

2.2. Reconnaissance de visage par Local Binary Pattern (LBP) :

2.2.1. Présentation :

L'idée principale d'LBP est d'exprimer les opérateurs décrit de chaque pixel par la valeur relative des niveaux de gris des 8 pixels voisins (voir la Figure II.7). Si la valeur du niveau de gris du pixel voisin est supérieure ou égale à celle du pixel central, on lui attribue la valeur de 1, sinon 0. Les valeurs binaires associées aux voisins sont alors lues de façon séquentielle, dans le sens horaire depuis un point de référence, pour former une suite binaire qui est utilisée pour caractériser la texture locale. Le descripteur LBP original a été étendu par la suite à différentes tailles de voisinage et différents rayons pour intégrer des changements d'échelle.

Le voisinage local d'un pixel est défini comme un ensemble de points régulièrement espacés sur un cercle centré sur le pixel donné (voir la Figure II.8). On adopte la notation $LBP_{(P,R)}$ pour dénoter les LBP construits pour un rayon R et un voisinage de taille P . En faisant varier la valeur du rayon R , les LBP de différentes échelles sont ainsi obtenus. Le paramètre de voisinage P règle la résolution d'échantillonnage, et donc la taille du code final [13].

Soient g_c le niveau de gris du pixel central, $g_p (P = 1 \dots P)$ les niveaux de gris de ses voisins. Formellement, le code $LBP_{(P,R)}$ est calculé de la manière suivante :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \dots \dots \dots \text{(III.23)}$$

$$\text{Où } S(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \dots \dots \dots \text{(III.24)}$$

Où (x_c, y_c) sont les coordonnées du pixel courant, $LBP_{(P,R)}$ 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 déférence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire).

Ensuite ne sont gardés que les patterns 'uniformes' ne présentant au plus que deux transitions 1-0 ou 0-1 lorsqu'ils sont regardés comme des cercles. Ainsi 00110000 et 10000001 sont uniformes tandis que 10010001 et 11011101 ne le sont pas. En pratique, la conversion d'un pattern non uniforme donne le résultat 0. On se rend compte ainsi que 90% des patterns (8; 1) appartiennent à la catégorie des uniformes.

Cette extension permet l'interpréter les LBPs en termes de coins et arrêtes inclinées et sera revue à la section [13].

La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins.

La position du pixel voisin est calculée par l'Equation. Dans le cas où cette position ne tombe pas exactement sur un pixel, la valeur du voisin est estimée par une interpolation bilinéaire, permettant ainsi différentes valeurs de rayons et différents nombres de points N voisins [14].

$$(x_{N_i}, y_{N_i}) = \left(x_N + R \cos \left(\frac{i}{P} \times 2\pi \right), y_N - R \sin \left(\frac{i}{P} \times 2\pi \right) \right) \dots \dots \dots \text{(III.25)}$$

Dans la pratique, l'Equation $LBP_{P,R}$ indique que les signes des différences dans un voisinage sont interprétés comme une valeur binaire de P bits, résultant en 2^P valeurs distinctes possibles pour le motif binaire.

En raison de sa simplicité, sa rapidité de calcul, et de son pouvoir discriminant, le LBP a été utilisé pour résoudre différents problèmes d'analyse de textures et de visages comme la détection de visages et la reconnaissance de visages. Plusieurs extensions du principe original du descripteur LBP sont ainsi traduites comme les LBP uniformes, les LTP (*Local Ternary Patterns*) ou les LBP spatio-temporels (*Volume Local Binary Pattern, VLBP*) [14].

2.2.2. LBP pour la reconnaissance de visages :

L'application des LBP à la reconnaissance de visages a été introduite par Ahonen et al. La procédure consiste à utiliser les LBP pour construire plusieurs descriptions locales du visage, et à les combiner en une description globale. La démarche a été motivée par le fait que les méthodes basées sur les caractéristiques locales et/ou hybrides semblent être plus robustes aux variations de poses ou d'éclairage que les méthodes holistiques. L'image de visage est divisée en régions locales (généralement à l'aide d'une grille) et les descripteurs LBP sont extraits de chaque région de manière indépendante. Pour chaque région, un histogramme est calculé en accumulant des cellules chacun des codes LBP extraits. Tous les histogrammes sont ensuite concaténés pour construire un histogramme final qui encode les relations d'apparence et spatiales entre les régions du visage, et qui donne une représentation globale tout en gardant une description locale de chaque région. (La Figure III.8) montre un exemple de calcul des LBP pour représenter un visage 2D. Dans leurs expérimentations, Ahonen et al. ont comparé les LBP à d'autres approches comme EBGM (Elastic Bunch Graph Matching) et Eigen Faces. Les résultats montrent que la méthode basée sur les LBP est invariante aux changements d'expressions et qu'elle est plus robuste aux changements d'éclairage que les autres méthodes [14].

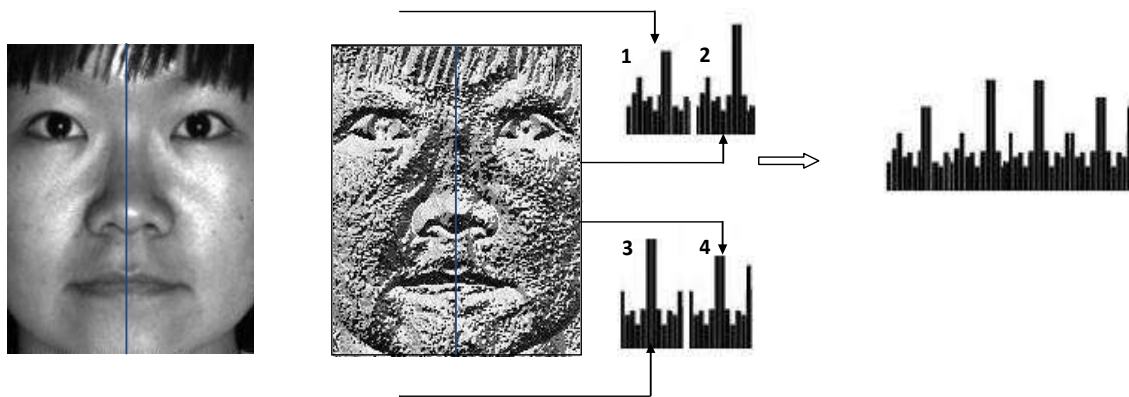


Figure III.8: Exemple de calcul d'un histogramme de LBP sur une image de visage [14].

Les LBP possèdent plusieurs propriétés qui favorisent leur utilisation pour la description du visage comme :

- la taille du vecteur caractéristique est compacte. Pour un voisinage $V = 8$ et un rayon $R = 1$, seulement 256 codes sont utilisés pour représenter la texture d'une image ;
- son principe est simple tout en offrant un pouvoir discriminant très élevé ;
- les caractéristiques sont très rapides à calculer et ne nécessitent pas beaucoup de paramètres à régler ;
- le code LBP est invariant aux changements linéaires d'éclairage. Ceci est dû à la tolérance aux variations monotones des niveaux de gris. Par conséquent, aucune normalisation de l'éclairage n'est nécessaire – sous l'hypothèse que le changement d'éclairage est linéaire [14].

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 X^2 , Histogramme intersection et Log-likelihood statistic, Ahonen et al. ont observé que la première métrique permet d'obtenir les meilleurs résultats [6]:

$$X^2(H^1, H^2) = \sum_i \frac{(H_i^1 - H_i^2)^2}{H_i^1 + H_i^2} \dots \dots \dots \text{(III.26)}$$

2.2.3. Dernières avancées : Travail de Tan et Triggs :

Leur travail [16] fait suite à celui d'Ahonen et al. Il propose 3 nouveaux concepts qui permettent d'améliorer significativement les performances (plus de 40% sur la data base FRGC-104 selon leur publication). Ces trois concepts sont les Local Ternary Patterns (LTP), une méthode de prétraitement de l'image et enfin une méthode de mesure de distance pour la comparaison d'échantillons au format LBP ou LTP. Ces concepts sont détaillés ci-dessous [14].

1- Les Local Ternary Patterns :

Il s'agit de la généralisation des local binary patterns' au système ternaire. Elle a été proposée par Tan et Triggs [16] comme solution au problème de sensibilité qu'éprouve le LBP face au bruit aléatoire et celui de quantification. Le principe est le suivant : alors que les LBP appliquaient un seuil égal à la valeur du pixel central, la conversion en Local Ternary Patterns (LTP) attribue à la valeur 0 aux pixels dont la valeur se trouve dans un voisinage de la valeur du pixel central, 1 à ceux dont la valeur est au-delà de ce voisinage et -1 à ceux dont la valeur est en dessous. La formulation mathématique est la suivante pour un pixel périphérique d'un entourage à convertir, la valeur du

pixel central et le voisinage [17]:

$$S(u, i_c, t) = \begin{cases} 1 & \text{si } u \geq i_c + t \\ 0 & \text{si } |u - i_c| < t \\ -1 & \text{si } u \leq i_c - t \end{cases} \dots\dots\dots \text{(III.27)}$$

Comme fait pour l'opérateur LBP basique, une illustration de l'opérateur LTP basique est faite à la figure III.9

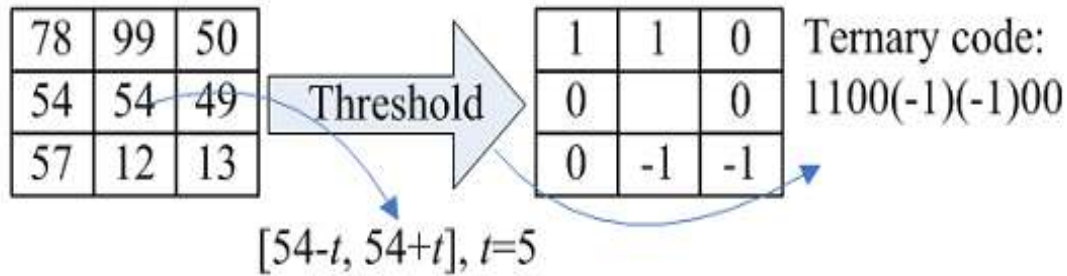


Figure III.9: Un exemple de l'opérateur LTP [16].

Ensuite, ce code ternaire peut être transformé soit en un nombre réel soit en code binaire pour passer à la phase suivante. Dans le premier cas on pourrait utiliser un code de valeurs 3n similaire au code binaire 2n. Tan et Triggs ont quant à eux divisé le code ternaire en deux codes binaires traités séparément et rassemblés ensuite lors de la phase de comparaison. Cette méthode a l'avantage de garder le système simple d'élimination des patterns non-uniformes [17].

2.2.4. La méthode de préparation de l'image :

Celle-ci s'effectue en trois étapes :

1. Correction Gamma. L'idée de base est que comme l'image réfléchi par un visage est le produit de la lumière qui l'atteint par la réflexion de la surface, une variation de la réflexion représentant un trait discriminatif aura une influence relative à l'illumination qu'elle subit, introduisant par la même un biais. La solution proposée est d'appliquer l'opérateur logarithmique par lequel ce produit deviendra une somme. Ainsi, pour une illumination locale uniforme, un saut de réflexion x provoquera la même incrémentation sur l'image réfléchi quelle que soit la valeur de l'illumination de départ. Néanmoins, selon Tan et al. un logarithme a tendance à trop amplifier le bruit dans les zones sombres. Pour cette raison, un exposant compris dans l'intervalle [0, 0.5] est utilisé à la place du logarithme. Ainsi la première étape se décrit par la relation mathématique:

$$I'(i, j) = I(i, j)^\gamma \dots\dots\dots \text{(III.28)}$$

Où I (i, j) est l'intensité du pixel de coordonnées (i, j) de l'image d'entrée et I' l'image issue de cette première étape de prétraitement.

2. Filtrage par différence de Gaussiennes. Il s'agit de l'implémentation d'un passe bande pour supprimer les basses fréquences contenant les effets non désirables des ombres et les hautes fréquences contenant l'aliasing et le bruit.

3. Egalisation des contrastes. Celle-ci s'effectue en trois étapes sur la région délimitant le visage.

$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x,y)}{(\text{mean}(|x',y'|^a))^{1/a}} \dots\dots\dots \text{(III.29)}$$

$$I(x, y) \leftarrow \frac{I(x,y)}{(\text{mean}(\min(T,|I(x',y')|)^a))^{1/a}} \dots\dots\dots \text{(III.30)}$$

$$I(x, y) \leftarrow T \text{tanh}\left(\frac{I(x,y)}{T}\right) \dots\dots\dots \text{(III.31)}$$

Où T est utilisé dans l'étape deux pour tronquer les grandes valeurs, a est un exposant inférieur à 1 réduisant l'effet des grandes valeurs. L'étape trois limite l'espace de l'image à l'intervalle [-T, T]. Effectuer cette méthode sur une zone présentant plusieurs visages ne donnera pas le même résultat que l'application sur chacun des visages séparément. Par conséquent, si une étape de masquage doit être effectuée, il faut qu'elle le soit avant cette étape d'égalisation des contrastes. L'application de cette méthode à un même visage soumis à différentes conditions d'illumination est illustrée à la (Figure III.10) [6].



Figure III.10: Illustration de l'application de la méthode de correction d'illumination proposée par Tan et Triggs [6].

2.2.5. La métrique utilisée pour comparer deux histogrammes :

La mesure de distance proposée par Tan et Triggs prend intrinsèquement compte de l'organisation spatiale des LTP distribués sur l'entièreté de l'image. Ici plus question d'histogramme non plus. Soit deux images à comparer Y et. Pour chaque LTP (aussi nombreux que le nombre de pixels) de , la méthode va regarder parmi les LTPs de même valeur de Y celui qui est le plus proche et utiliser la distance qui les sépare pour incrémenter proportionnellement la distance globale.

Concrètement, pour chaque valeur k possible de LTP, une matrice binaire b_x^k représentant la distribution des patterns l dans Y est créée. Ensuite, les matrices de distances d_x^k sont compilées tel que l'élément (i, j) de d_x^k représente la distance entre (i, j) et la position du plus proche pixel de Y dont la valeur est l. L'exemple d'une matrice b_x^k et de sa matrice d_x^k associée est présenté à la (Figure III.11).

Finalement le calcul de la distance entre deux images X et Y se fait comme suit :

$$D(X, Y) = \sum_{\text{pixels}(i,j) \text{ of } Y} \omega(d_x^{kY(i,j)}(i, j)) \dots\dots\dots \text{(III.32)}$$

où $\omega(d)$ est une fonction (à choisir) qui associe à une distance de pixel la pénalité correspondante. Tan et Triggs proposent la gaussienne $\omega(d) = \exp^{-(d/\sigma)^2/2}$ et la troncation linéaire $\omega(d) = \min(d, T)$ et disent que leurs performances sont similaires [6].

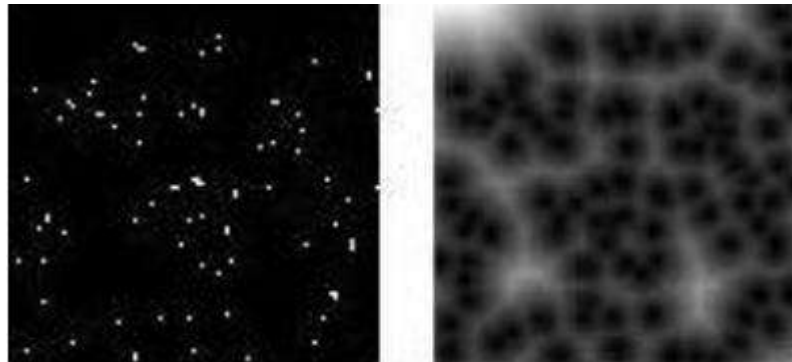


Figure III.11: A gauche : Exemple de matrice binaire de distribution des patterns. A droite : Matrice de distances correspondante [6].

3. Méthodes de classification :

3.1. Reconnaissance de visage par Réseau de Neurones :

3.1.1. Présentation :

Les réseaux de neurones artificiels ou RNA sont des assemblages fortement connectés d'unités de calcul. Chacune des unités de calcul est un neurone formel qui est une formulation mathématique ou un modèle très simplifié d'un neurone biologique. Les RNA ont de très grandes capacités de mémorisation et de généralisation.

On classe généralement les réseaux de neurones en deux catégories: les réseaux faiblement connectés à couches que l'on appelle des réseaux « feedforward » ou réseaux directs et les réseaux fortement connectés que l'on appelle des réseaux récurrents. Dans ces deux configurations, on retrouve des connexions totales ou partielles entre les couches. Les réseaux de neurones peuvent être utilisés tant pour la classification, la compression de données ou dans le contrôle de systèmes complexes en automatisme. Cette approche repose essentiellement sur la notion d'apprentissage qui est depuis de nombreuses années au cœur des recherches en intelligence artificielle. L'idée est d'identifier à partir d'exemples un visage (ici une personne). De manière plus formelle, l'apprentissage du réseau a pour but l'extraction des informations pertinentes à l'identification. [20]

Il y a deux grands classes de Réseau de Neurones:

- RN dont l'apprentissage est supervisé:

Une méthode d'apprentissage supervisé est une méthode qui utilise directement la connaissance d'un expert et essaye de reproduire ces connaissances [22].

- RN dont l'apprentissage est non supervisé :

Une méthode d'apprentissage non supervisé est une méthode qui essaye de dériver des généralisations à partir des données, de segmenter l'espace de données. [22]

3.1.2. Généralité sur les Réseaux de neurones Artificiels

1- Neurone biologique au modèle mathématique :

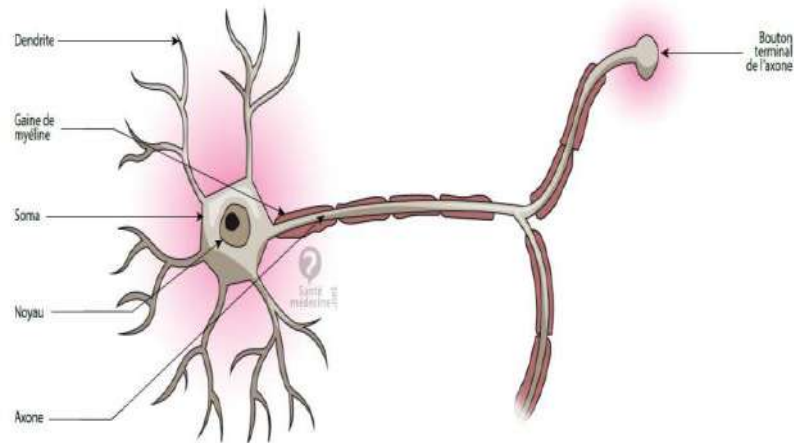


Figure III.12: Représentation schématique d'un neurone biologique [24]

Par analogie avec la biologie, un neurone artificiel Figure(III.12).Reçoit l'information provenant des entrées $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ par l'intermédiaire des connexions dont on affecte à chacune d'elles un poids ω (en anglais weights) pondérant l'information reçue, appelée aussi poids synaptique. Il fonctionne en deux étapes [23]:

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

$$v_i = b_j + \sum_{i=1}^n w_{j,i} x_i \dots \dots \dots \text{(III.33)}$$

Où $\omega_{j,i}$ désigne le poids de la connexion liant le neurone j à l'entrée i , et b_j est un terme constant appelé *biais* qui peut être considéré comme le poids d'une entrée x_0 égale à 1. Ainsi, la relation III.33 s'écrit plus simplement :

$$v_j = \sum_{i=0}^n w_{j,i} x_i \dots \dots \dots \text{(III.34)}$$

- Dans la deuxième phase, une fonction de transfert g appelée également *fonction d'activation* calcule la valeur de l'état interne s_j du neurone j à partir de la valeur du potentiel v_i . Cette valeur désignera la sortie du neurone :

$$s_j = g(v_i) = g(\sum_{i=0}^n w_{j,i} x_i) \dots \dots \dots \text{(III.35)}$$

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

$$s_j = g(x_i, w_{j,i}) = g_{w_{j,i}}(x_i) \quad i = (1, 2, \dots, n) \dots \dots \dots \text{(III.36)}$$

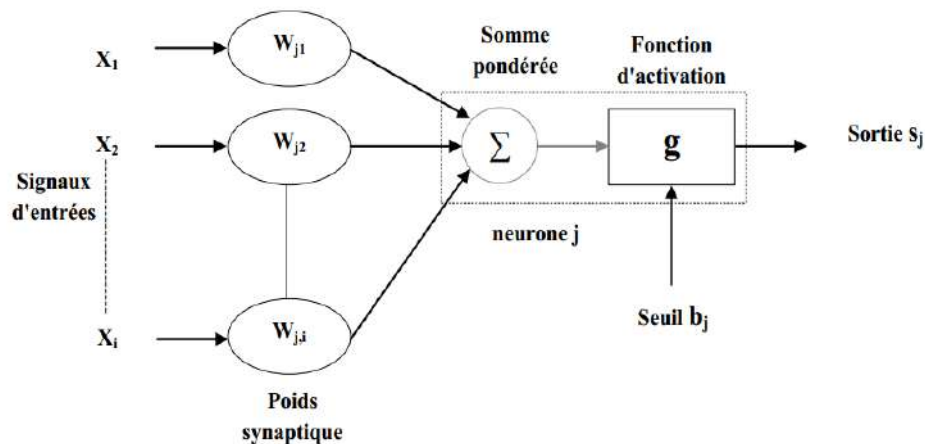


Figure III.13: Représentation d'un neurone mathématique. Les variables x_i désignent les entrées, la sortie est notée s_j , le biais b_j et les poids synaptiques sont désignés par $\omega_{j,i}$

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

- ♣ la fonction sigmoïde ;
- ♣ fonction gaussienne;
- ♣ fonction à seuil (fonction échelon) ;
- ♣ fonctions linéaires par parties.

Depuis plusieurs années, les réseaux de neurones artificiels, et particulièrement les perceptrons multicouches, se sont montrés très efficaces dans le domaine de la reconnaissance de forme.

Dans ce qui suit nous allons 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). [23]

3.1.3. Perceptron Multicouche (Multi-Layer perceptron MLP)

MLP est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau de type feedforward. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système, Les premiers réseaux de neurones n'étaient pas capable de résoudre des problèmes non linéaires.

Le réseau de neurones utilisé lors de ce travail, est un réseau multicouche utilisant un algorithme de rétro-propagation pour l'apprentissage, il possède une seule couche cachée, le nombre d'entrée N dépend directement de la taille de l'image. Afin de réduire le temps d'apprentissage du réseau on procède à une réduction de la taille des images de visage de toute la base (taille de l'image de la base ORL utilisée 92×112 à une dimension $\sim 32 \times 30$). Dans cette approche le réseau recevra en entrée les 960 valeurs réelles qui correspondent aux 960-pixels de l'image d'input (la taille de l'image $\sim 32 \times 30$).

1- Perceptron multicouche :

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 multi couche '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. [23]

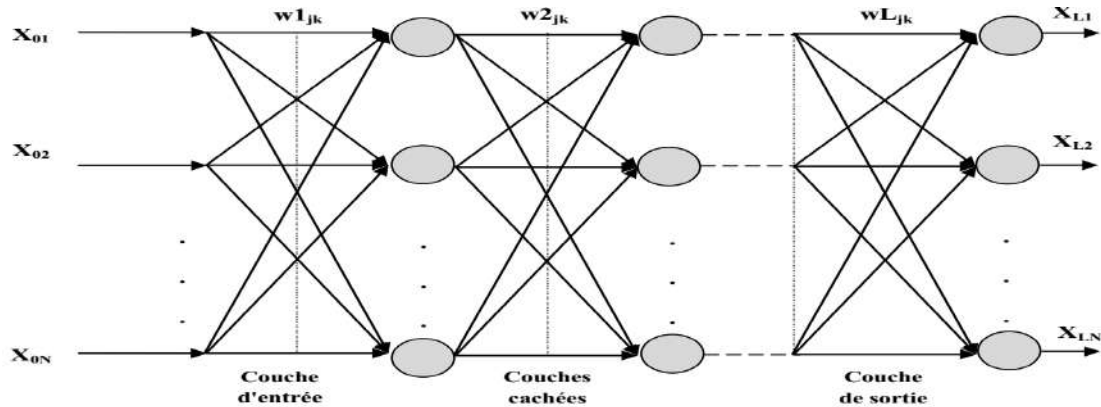


Figure III.14: Architecture du perceptron multicouche [23].

Le réseau MLP contient N_0 entrées, $L - 1$ couche cachées de N_i neurones chacune ($1 < i < L - 1$) et une couche de sortie contenant N_L neurones. L'indice de la couche est i , X_{ik} est la sortie du neurone k de la couche i , w_{ijk} est le poids reliant la sortie X_{i-1j} au neurone k de la couche i , N_i est le nombre de neurones dans la couche i . Avec ces notions, la sortie X_{ik} du neurone (i, k) sera donnée par [23] :

$$y_{ik} = \sum_{j=1}^{N(i-1)} w_{ijk} x_{i-1j} + b_{ik} X_{ik} = f(y_{ik}) \dots \dots \dots \text{(III.37)}$$

2- Apprentissage du perceptron multicouche :

Pour la couche de sortie, on peut appliquer l'apprentissage du perceptron, mais comment modifier les poids pour les connexions qui ne sont pas en relation avec un neurone de sortie? Le problème est l'obtention d'une estimation de la valeur désirée pour chaque neurone de la couche cachée. Ils utilisent pour modifier leurs poids, un algorithme de rétro-propagation du gradient (back-propagation). Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique.

3- Réseau de rétro-propagation :

Le réseau de rétro-propagation est un réseau à plusieurs couches constitué au minimum de trois couches (Figure III.14), une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées. 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 [23].

4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté le processus général de reconnaissance de visage, et les différentes méthodes de reconnaissance utilisés lors de ce travail. Nous avons présenté une étude détaillée avec trois méthodes :(l'analyse en composante principale ACP connue sous le nom «d' Eigen face » et la deuxième technique est basée sur l'utilisation du descripteur LBP) pour l'extraction de caractéristiques et MLP pour la classification.

Chapitre IV :
Expérimentations, Résultats et discussions

1. Introduction :

Pour évaluer l'efficacité des méthodes décrites dans la chapitre III, nous avons opté pour une validation sur des bases de données standard « ORL » et « FEI ». Notre travail consiste à concevoir un système d'identification biométrique de personnes par reconnaissance faciale se basant sur une analyse en composante principale et calcul de la valeur LBP qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension, multi couche perceptron (MLP) sont utilisés pour l'étape de classification. Plusieurs étapes sont nécessaires, l'étape d'extraction des caractéristiques est la plus importante car les performances du système en dépendent (résultats et robustesse, un temps de latence acceptable pour des applications « temps réel »). Nous évaluerons dans ce chapitre les résultats obtenus sur les bases de données ORL et FEI sous différentes conditions et attributs des méthodes.

2. Base de données utilisé :

2.1. La base de données ORL (Olivetti Research Laboratory):

Conçu par AT&T laboratoires de l'université de Cambridge en Angleterre, la base de données ORL[19] (Olivetti Research Laboratory) est une base de données de référence pour les systèmes de reconnaissances automatique des visages. En effet tous les systèmes de reconnaissances de visages trouvés dans la littérature ont été testés par rapport à l'ORL, cette popularité est dû aux nombre de contraintes imposer par cette base car la plus part des changements possibles et prévisibles du visage ont été pris en compte, comme par exemple : le changement de coiffure, la barbe, les lunettes, les changements dans les expressions faciales, etc. Ainsi que les conditions d'acquisition telles que : le changement d'illumination et le changement d'échelle dû à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu.

La base de données ORL est constituée de 40 individus, chaque individu possède 10 poses, donc la base contient 400 images. Les poses ont étaient prises sur des intervalles de temps différents pouvant aller jusqu'à trois mois. L'extraction des visages à partir des images a été faite manuellement. Nous présenterons dans ce qui suit les figures montrant les spécificités de la base de données de référence ORL [18].



Figure IV.1 : Base de données ORL [18].

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



Figure.IV.2: Exemple de changements d'orientations du visage [18].

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



Figure IV.3: Exemple de changements d'éclairage [18].

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



Figure IV.4: Exemple de changements d'échelle [18].

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



Figure.IV.5: Exemple de changements des expressions faciales [18].

La Base ORL prend en compte le fait qu'un individu peut porter ou ne pas porter des lunettes.

Cet exemple en est l'illustration :

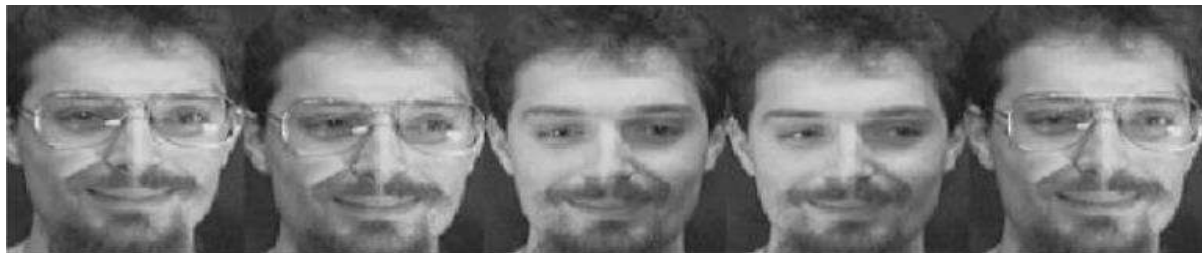


Figure IV.6: Exemple de port de lunettes [18].

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



Figure IV.7: Exemple de changements de coiffure et de port de barbe [18].

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



Figure IV.8: Exemple d'individus de différents âges races et sexes [18].

2.2 La base de données FEI :

La base de données de visage de FEI est une base de données brésilienne de visage qui contient un ensemble d'images de visage prises entre juin 2005 et mars 2006 au laboratoire d'intelligence artificielle de FEI dans São Bernardo do Campo, São Paulo, Brésil. Elle contient des images de visage de 200 personnes, avec 14 images pour chacune d'entre elles, un total de 2800 images. Toutes les images sont en couleur et prises sur un fond blanc homogène en position frontale avec divers angles de pose de chaque personne, s'étendant du profil aux vues frontales. La variation d'éclairage est de 10% et la résolution de l'image est de 640x480 Pixel [6]

La Figure IV.9 montre quelques exemples des variations d'image de la base de données de visage de FEI.



Figure IV.9: Exemples d'images de visages de la base FEI [6].

3. Expérimentations :

La structure générale du système de reconnaissance de visages comporte deux phases :

- **La phase d'apprentissage** : Comme son nom l'indique, c'est la phase où le système apprend la personne à partir d'une ou plusieurs images, elle s'effectue en deux étapes :

Pour chaque personne:

- Extraire les paramètres pertinents des images de son visage en utilisant la LBP et ACP.
- Estimer la distribution de ces paramètres en utilisant MLP.

A la fin de cette étape, on aura pour chaque personne un modèle unique qui la caractérise.

- **La phase de décision** : Elle comporte deux modes :

- ✓ **L'identification** : Elle consiste à identifier une personne à partir de celles qui se trouvent dans la base de données.
- ✓ **La vérification** : Elle consiste à vérifier si l'image de la personne à vérifier correspond au modèle proclamé par cette même personne qui est déjà enregistrée dans la base de données.

- **La phase de tests** : c'est la phase où on calcule les taux d'identification, FA, FR et les seuils de vérification pour l'évaluation de notre système.

Remarque : L'architecture du système est illustrée dans la (figure IV.11) et bien détaillée par la suite.

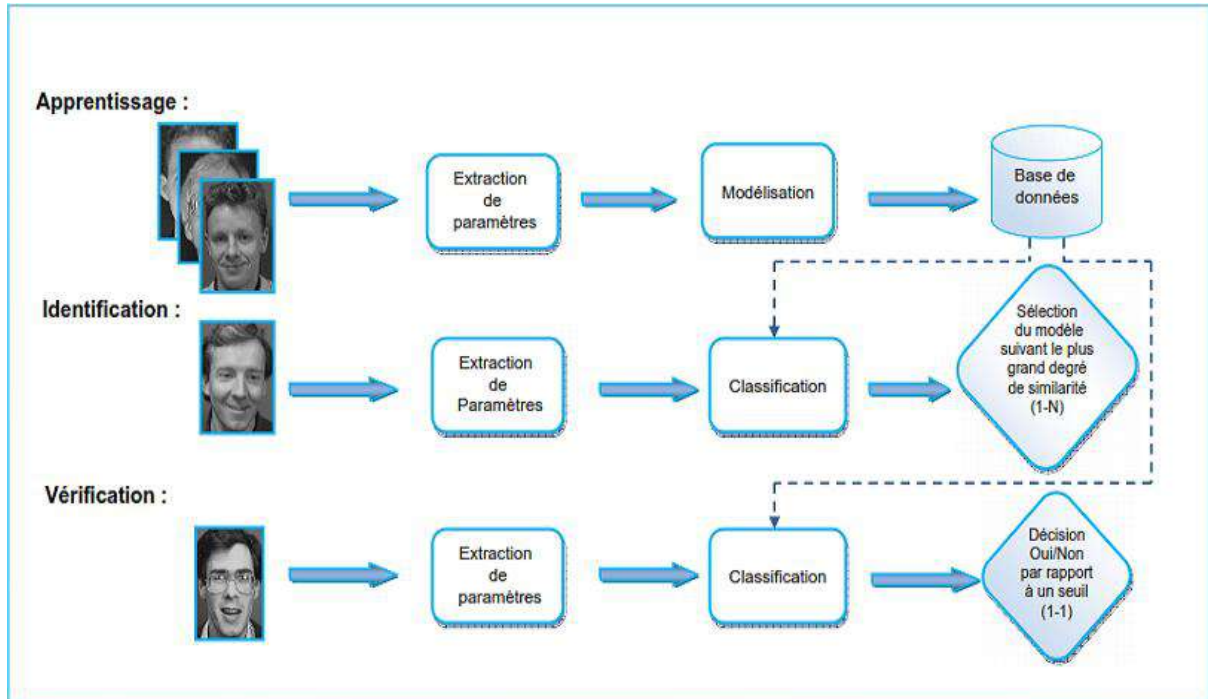


Figure IV.10: Schéma global du système de reconnaissance de visages.

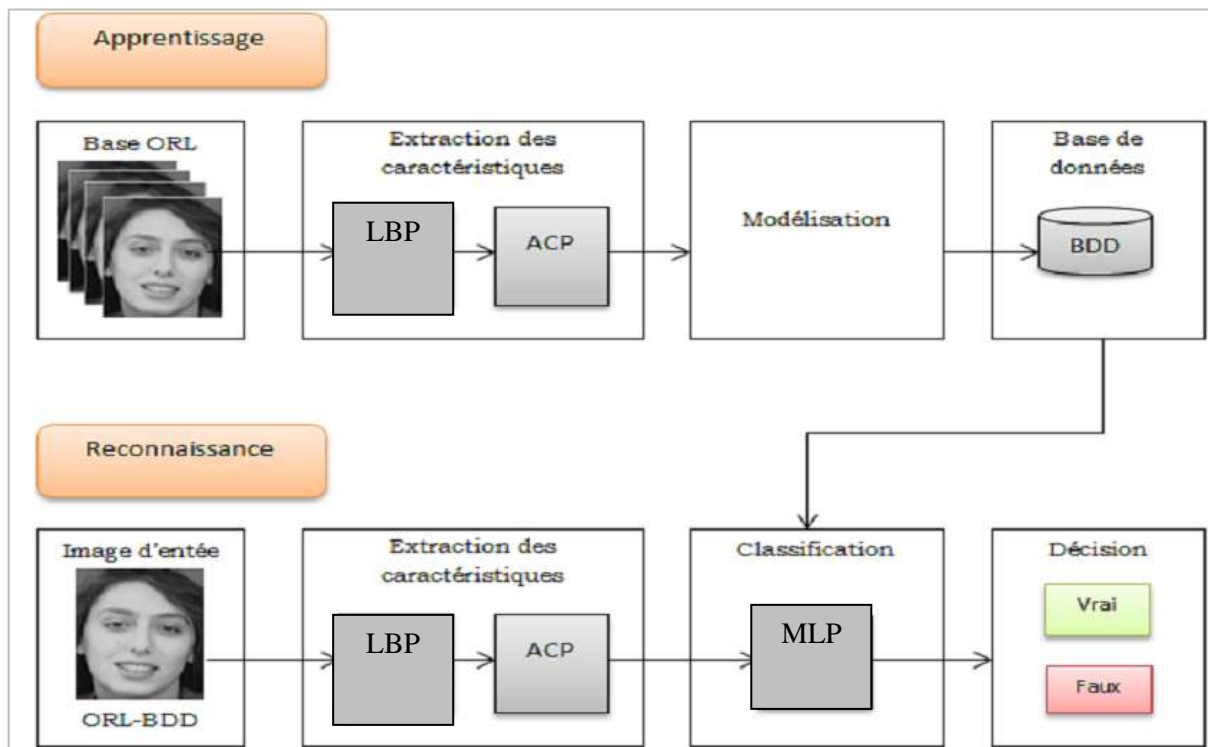
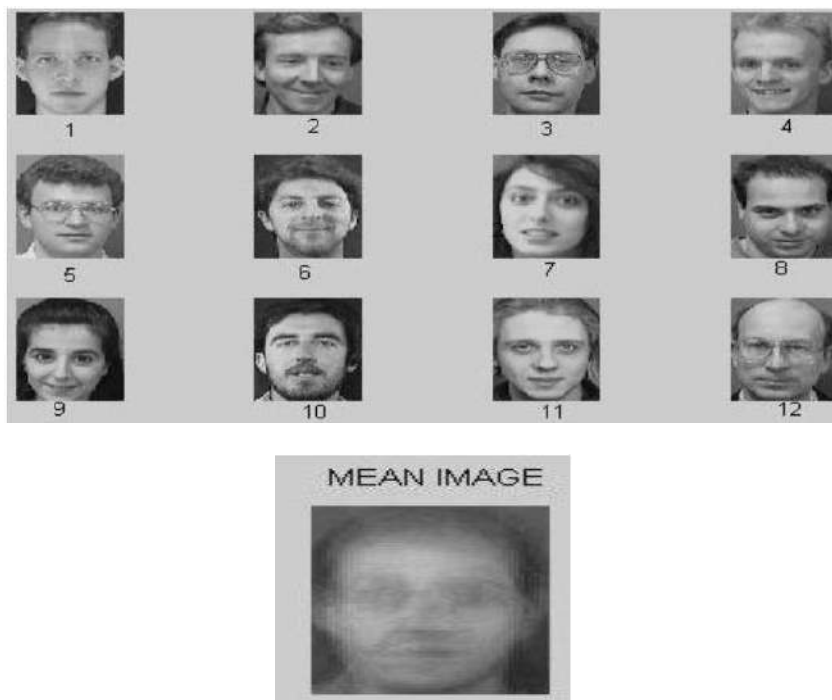


Figure IV.11 : Architecture générale de notre système de reconnaissance de visages.

3.1. Système de reconnaissance faciale basé sur ACP : *Expérimentation et résultats* :

Une étape de prétraitement est d'abord réalisée afin de rendre homogène les images à comparer. Ce prétraitement est effectué à la fois sur les images de la base de données d'apprentissage et sur l'image de question. Cela permet de convertir toutes les images dans un format identique pour assurer l'homogénéité des données.

Après avoir rassemblé les visages dans une unique matrice, nous obtenons une matrice regroupant tous les visages, On calcule ensuite le visage moyen de toutes ses images collectées. Cette image peut être vue comme le centre de gravité de toutes les matrices. On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne. L'image moyenne est alors soustraite de chaque image de la base de données.



FigureIV.12: visages de la base ORL normaliser et leurs visage moyen.

La figure ci-dessous (Figure IV.13) illustre la croissance des valeurs propres de la matrice de covariance des images de la base de visages ORL.

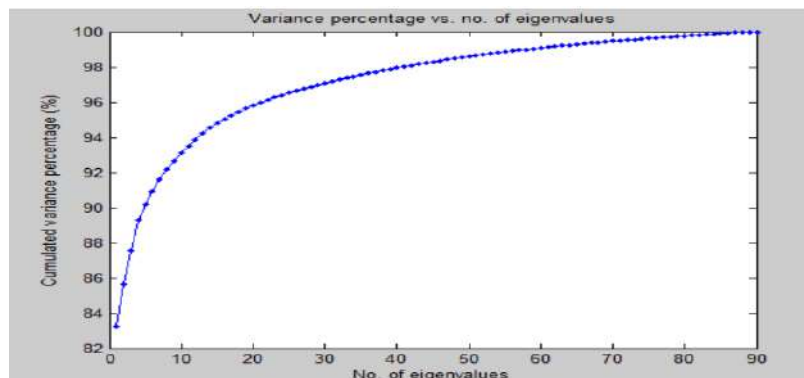


Figure IV.13: Tracé des valeurs propres.

Le nombre possible d'Eigen faces (Figure IV.14) est égal au nombre d'images de visage de l'ensemble de la base d'apprentissage. Néanmoins les visages peuvent être approximés, en utilisant seulement les meilleurs Eigen faces (ayant les plus larges valeurs propres qui représentent en fait, la plupart de variance dans l'ensemble d'images de visage), permettant ainsi de diminuer les calculs.

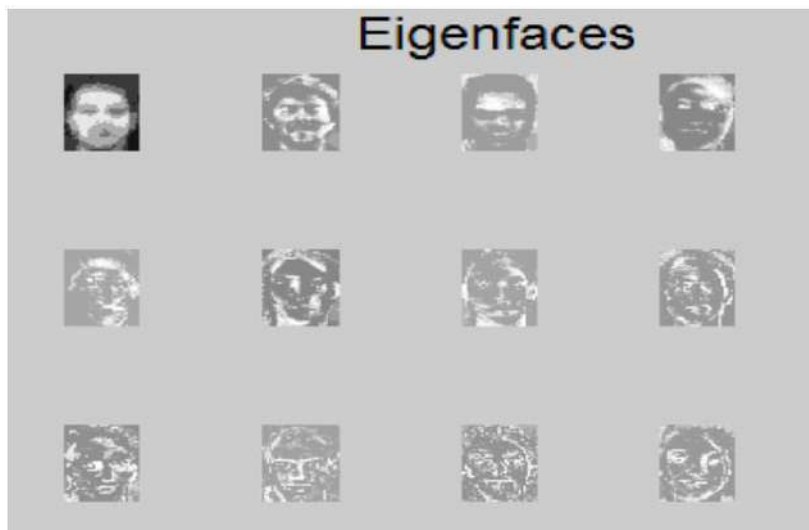


Figure IV.14: Eigen faces.

Après le calcul des vecteurs propres (Eigen faces), l'étape de classification est la phase dans laquelle le système de reconnaissance de visages assigne un visage test à une classe parmi celles de la base d'apprentissage selon un certain critère bien choisi. Dans notre cas on a utilisé la distance euclidienne.

La première expérience consiste à prendre plusieurs galeries de la base ORL, chacune de ces galeries présente des variations dues aux changements d'illumination, de pose, expression faciale ou la présence de composants structurels telle que le port des lunettes, ensuite on calcule le taux de reconnaissance (%) de chacune comme illustré dans le Tableau suivant.

	Nombre d'images d'entraînement	Nombre d'images de test	Taux de Reconnaissance
galerie 1	60	40	87,5%
galerie 2	80	60	85%
galerie 3	100	70	91,42%

Tableau IV.1. Taux de reconnaissance (%) obtenus pour différentes galeries de la base ORL

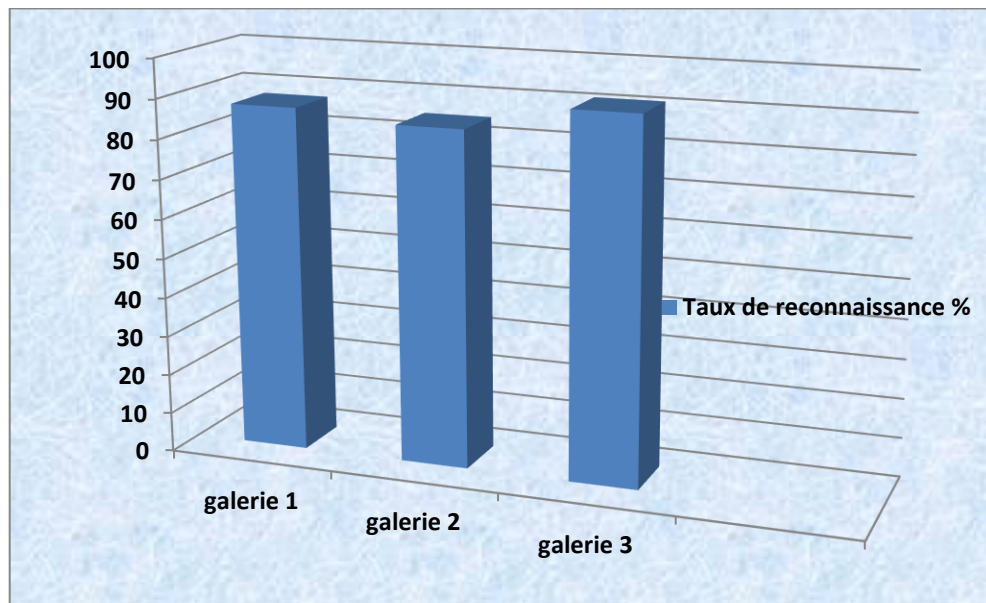


Figure IV.15: Représentation de Taux de reconnaissance d'algorithme ACP.

3.2. Système de reconnaissance faciale basé sur LBP : *Expérimentation et résultats* :

La méthode de reconnaissance faciale LBP (Local Binary Patterns) consiste à visualiser la valeur d'un pixel (moyenne des trois composantes RGB) par rapport aux pixels voisins. Pour commencer, l'image est divisée en groupe de pixels. Chaque groupe de pixels correspond à une matrice carrée contenant les valeurs des pixels. Puis, le pixel placé au centre de la matrice est choisi comme valeur de référence. Ensuite, toutes les valeurs de la matrice sont remplacées soit par 0, soit par 1 en fonction de leur valeur. Nous attribuons la valeur 0 si la valeur du pixel est inférieure à la valeur du pixel de référence, 1 sinon. Après cette opération, chaque pixel du groupe est pondéré avec un poids plus ou moins fort (le pixel en haut à gauche a le poids le plus faible, tandis que le pixel en bas à droite a le poids le plus fort). Ainsi, nous obtenons un nombre binaire qui donne une certaine valeur en base 10. Tous les groupes de l'image sont soumis à ce processus pour finalement obtenir un histogramme de l'image. Enfin, il ne reste plus qu'à faire la différence entre deux histogrammes pour comparer deux images.

L'opérateur LBP basique prend comme entrée un carré de 9 pixels et a pour sortie un nombre binaire 8 bits. La motivation qui nous a poussée à utiliser cet opérateur est qu'un visage peut être vu comme un assemblage de micro-patterns dont la description par LBP est à la fois bonne, robuste face aux variations de gris et rapide à générer. Cet opérateur simple a été étendu pour rester fiable à différentes échelles.

Ainsi, P points décrivent le nombre binaire et ceux-ci sont distribués le long d'un cercle de rayon R . Cet entourage sera noté $(P;R)$. Comme ces P points ne tombent pas nécessairement au centre d'un pixel de l'image, leurs valeurs sont obtenues par interpolation bilinéaire. Ceci est illustré dans la Figure IV.16

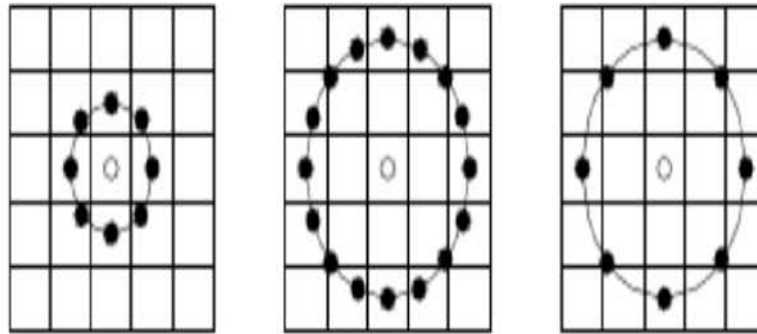


Figure IV.16: l'opérateur LBP basique. Les entourages (8,1), (16,2), (8,2) sont Représentés.

(P, R)	(8,1)	(8,2)	(16,1)	(16,2)
Taux de reconnaissance	77%	83%	82%	84,28%

TableauIV.2 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant LBP.

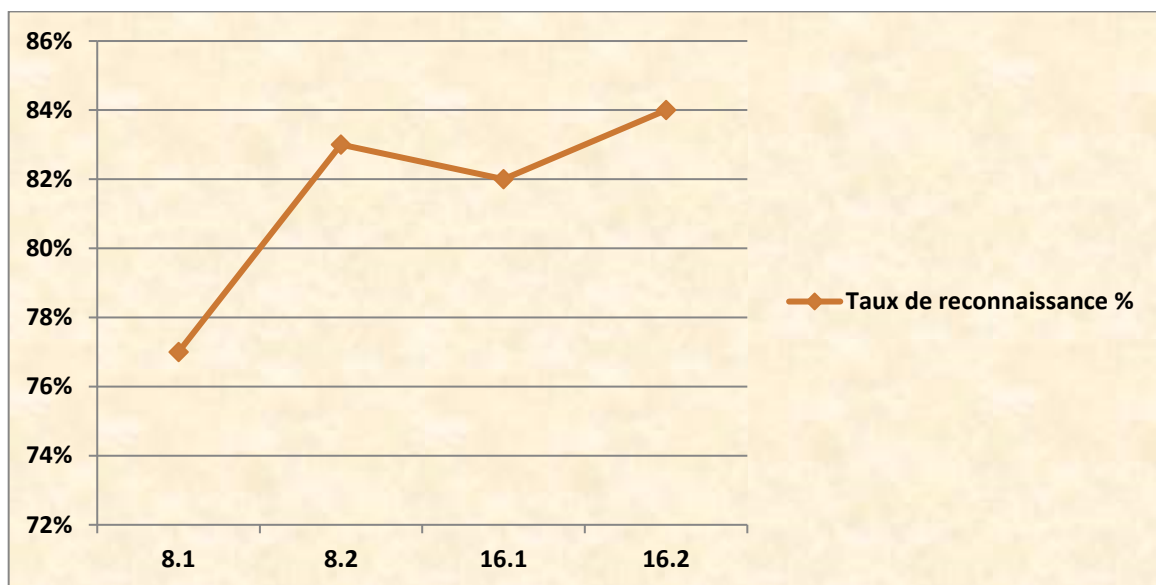


Figure IV.17:Représentation de Taux de reconnaissance d'algorithme LBP.

Dans cette partie, nous avons expérimenté la méthode de reconnaissance de visage basé sur les descripteurs LBP. Cette expérience consistait à observer les taux de reconnaissance en fonction du nombre d'images présentes dans la base de données et les différentes valeurs du couple (P, R) et de comparer le pourcentage de réussite. Cela pour voir la robustesse de la méthode, c'est-à-dire si elle marchait également pour des cas particuliers.

3.3. Système de reconnaissance faciale basé sur Neurones Artificiel :

Expérimentation et résultats :

	Nombre de neurones dans les couches cachées	Nombre d'itérations (NI)	Taux de reconnaissance
Trainidx	300	600	45%
	600	10000	58%
Trainscg	300	600	73%
	600	10000	65%
Traincgb	300	600	76%
	600	10000	64%

TableauIV.3 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant Neurones Artificiel.

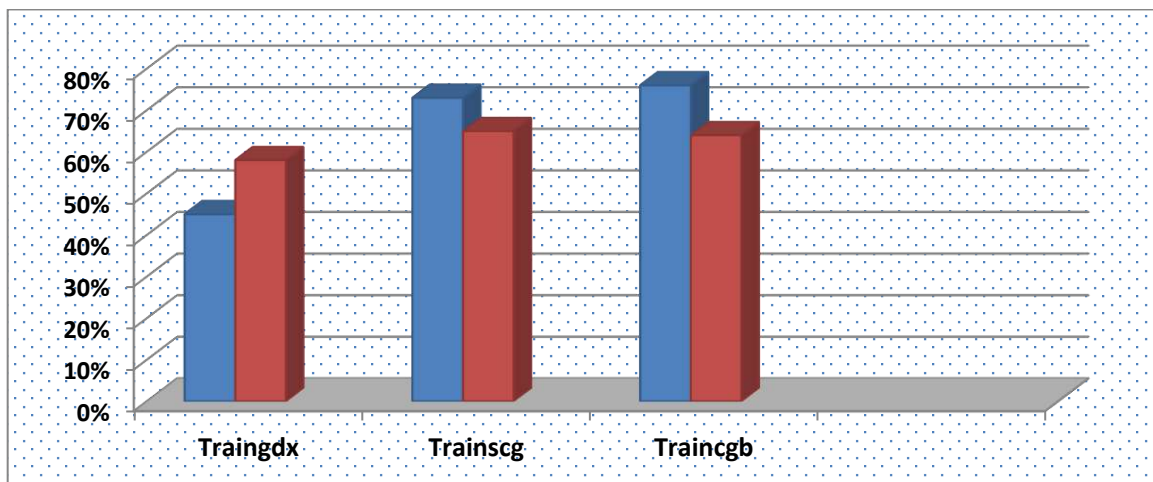


Figure IV.18: Représentation de Taux de reconnaissance pour méthode Neurones Artificiel.

Afin de vérifier la capacité d'apprentissage du réseau, nous avons utilisé une base d'entraînement de 100 vecteurs. Le réseau à trois couches utilisant l'algorithme de «Powell-Beale Restarts» reste le mieux placé en réalisant un taux de reconnaissance de 76%. À partir des résultats du tableau IV.3, nous constatons que l'algorithme d'apprentissage (tarincgb) réalise dans la majorité des cas un taux de reconnaissance supérieur à celui des autres méthodes, avec un nombre de couche 300 et un nombre d'itérations 600.

3.4. Système de reconnaissance faciale basé sur Neuro-ACP : *Expérimentation et résultats :*

	Nombre de neurones dans les couches cachées	Nombre d'itérations (NI)	Taux de reconnaissance
Trainidx	600	200	67%
Trainscg	600	200	89%
Traincgb	600	200	93%

Tableau IV.4 : Taux de reconnaissance (%) obtenus en utilisant Neuro-ACP.

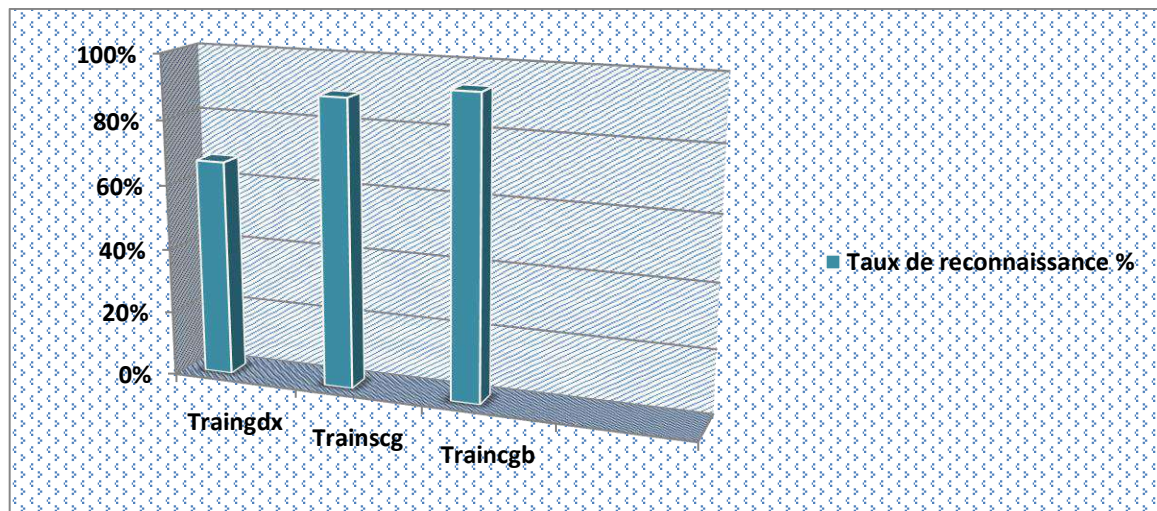


Figure IV.19: Représentation de Taux de reconnaissance pour méthode Neuro-ACP.

Le tableau IV.4 montre les taux de reconnaissances, avec 600 neurones dans la couche cachées et un nombre d'itérations 200 et une fonction d'activation 'tarincgb', on remarque que la performance qui utilise la technique neuro-ACP, les meilleurs résultats de reconnaissance ont été obtenus, le système a enregistré un taux d'identification de 93%, sur la base orl.

4. Discussions :

4.1 Principe du système de reconnaissance:

On peut définir notre système et son rôle en deux parties:

- Mode vérification
- Mode identification

1- Mode vérification

Ce mode consiste à comparer une image à une autre stocké dans la base de données.

- Importer une image de la base de test.
- Importer une l'image de la base de donnée d'apprentissage.
- Effectuer une reconnaissance.

2- Mode identification

Dans cette phase on compare une image avec toutes les images de la base de données d'apprentissage.

- Importer une image de la base de test.
- Comparer cette image avec ceux stocké dans la base de données

4.2 Présentation de l'application :

On présente dans cette section les différents aspects de notre système de reconnaissance

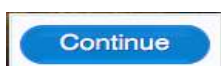
1- Interface de Présentation du projet :

C'est une interface destinée aux utilisateurs, elle est simple et permet d'illustrer les principaux processus du système de reconnaissance (identification, visage moyen, reconstruction de l'image, visage propre). Ces opérations sont effectuées sur les bases de données (ORL et FEI) décrites dans ce chapitre.



Figure IV.20: Interface graphique de notre application.

L'Interface de Présentation contient deux boutons :



Pour démarrer le programme.



Pour quitter le programme.

Pour lancer le programme on sélectionne la base de données :



Figure IV.21: sélection la base de donnée.

Le système regroupe deux menus ou chaque menu représente deux phases : ORL data base et FEI data base.



Figure IV.22: L'interface graphique de reconnaissance faciale.

La 2ième interface si pour (ORL ou FEI data base) est construite en 4 menus :

1. L'interface de PCA Algorithme.
2. L'interface de LBP Algorithme.
3. L'interface de Réseaux de neurone Algorithme.
4. L'interface de Hybrid (regroupe deux menus ou chaque menu représente deux phases :(Neuro-ACP).

2- L'interface PCA Algorithme de reconnaissance faciale :

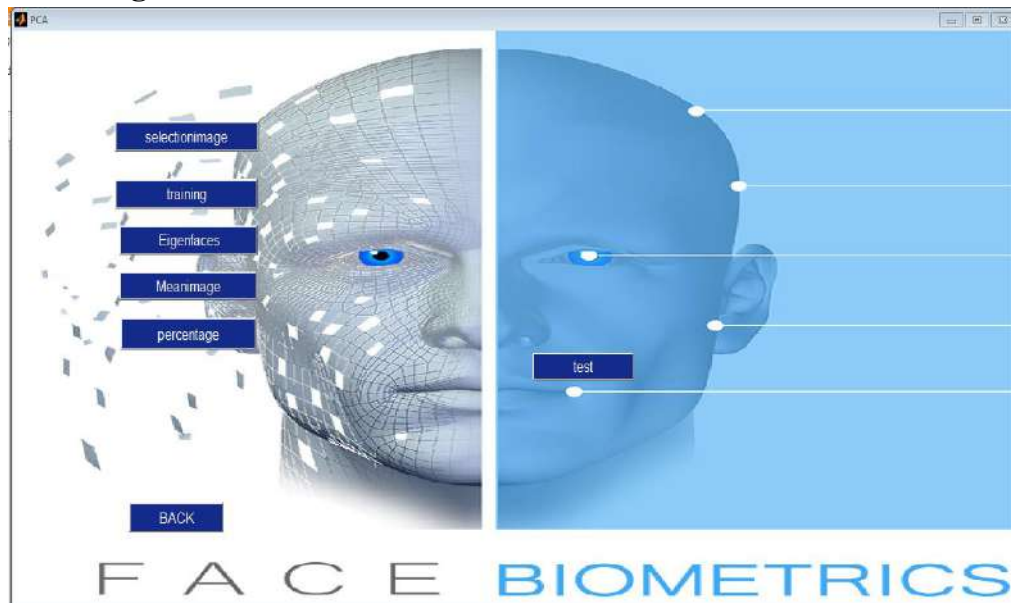


Figure IV.23: interface ACP.

L'interface PCA Algorithme contient 6 boutons:

A- Le bouton « Eigen faces »: Dans ce cas le programme calcule les vecteurs propre pour chaque image et afficher les Eigen faces.

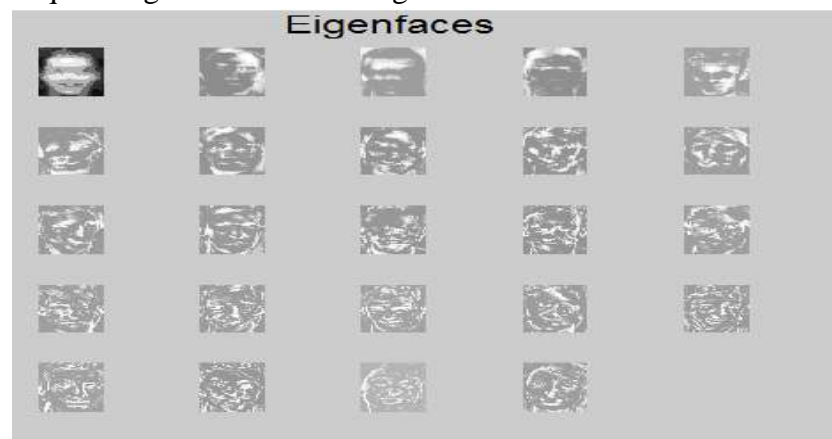


Figure IV.24: Eigen faces.

B- le boutons « Mean image » : après la normalisation des visages de la base de donnees notre programme calcule le visage moyenne ensuite représente ce dernier dans l'axe d'affichage.



Figure IV.25: Le visage moyen.

c- le boutons « diagramme of eigenvectors » : donne le diagramme de traçage des valeurs propre.

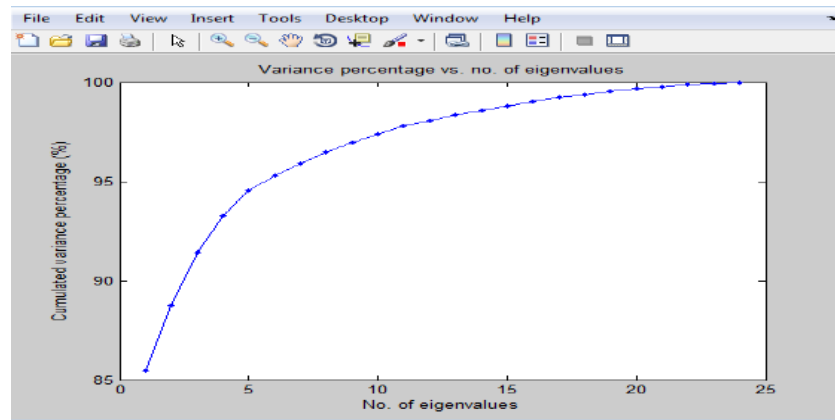


Figure IV.26: Tracé du diagramme le des vecteurs propres.

3- L'interface LBP Algorithme de reconnaissance faciale :

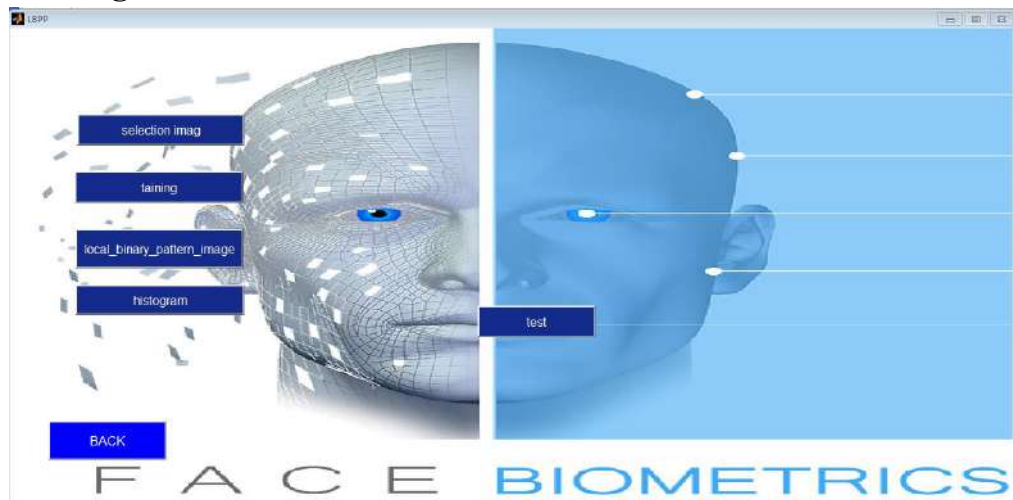


Figure IV.27: interface LBP.

L'interface LBP Algorithme contient 5 boutons:

A- les boutons « local binary pattern image » :

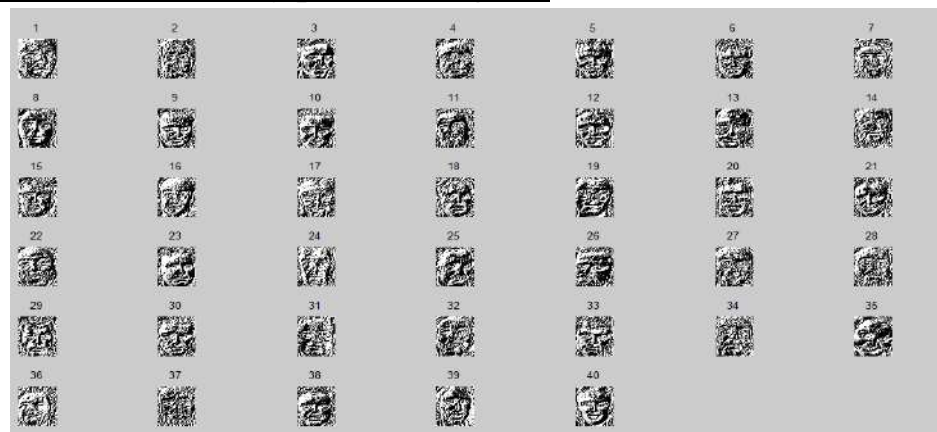


Figure IV.28: local binary pattern.

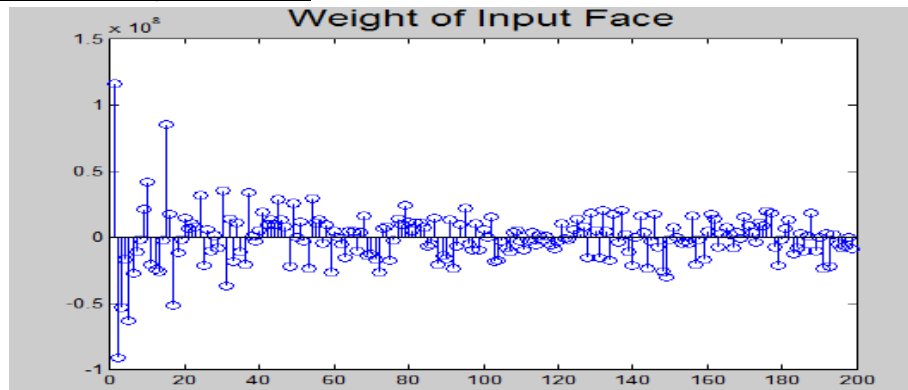
B lebutton « Histogramme »:

Figure IV.29: Histogramme de poids de visage d'entrer.

Pour effectuer les tests on choisira dans le menu la technique ACP ou LBP (ORL ou FEI) On clique sur le bouton training : dans ce cas le programme crée et sauvegarde la matrice de projection. Quand le programme est terminé on reçoit un message dans une fenêtre.



Figure IV.30: message fin training.

Après on sélectionne le bouton input image pour entrer le chemine d'image de test.

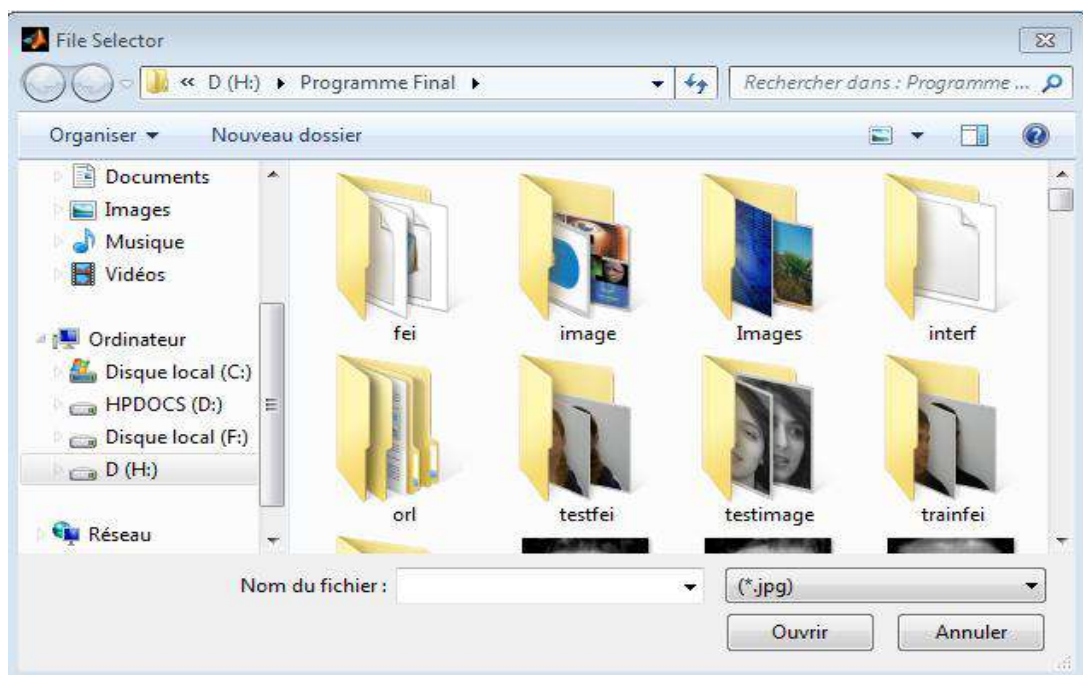


Figure IV.31: choix de chemine d'image test.

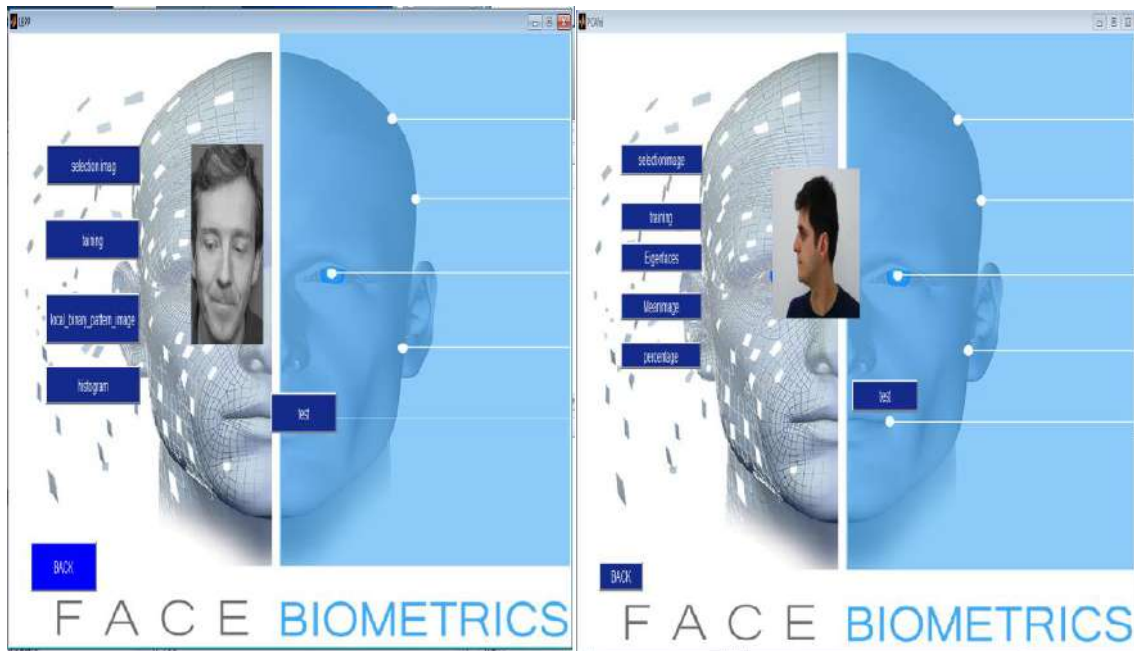


Figure IV.32: l’affichage d’image de test.

Après le bouton Testing permet de visualiser le visage reconnue par le système.



Figure IV.33: fin étape de test.

5. Résultats :

Tableau de comparaison entre les algorithmes :

	ACP	LBP	RNA	NEURO-ACP
Base de données ORL	91,42%	84.28%	76%	93%
Base de données FEI	82 .43%	69%	70.29%	73%

Tableau IV.5: Tableau de comparaison entre les algorithmes.

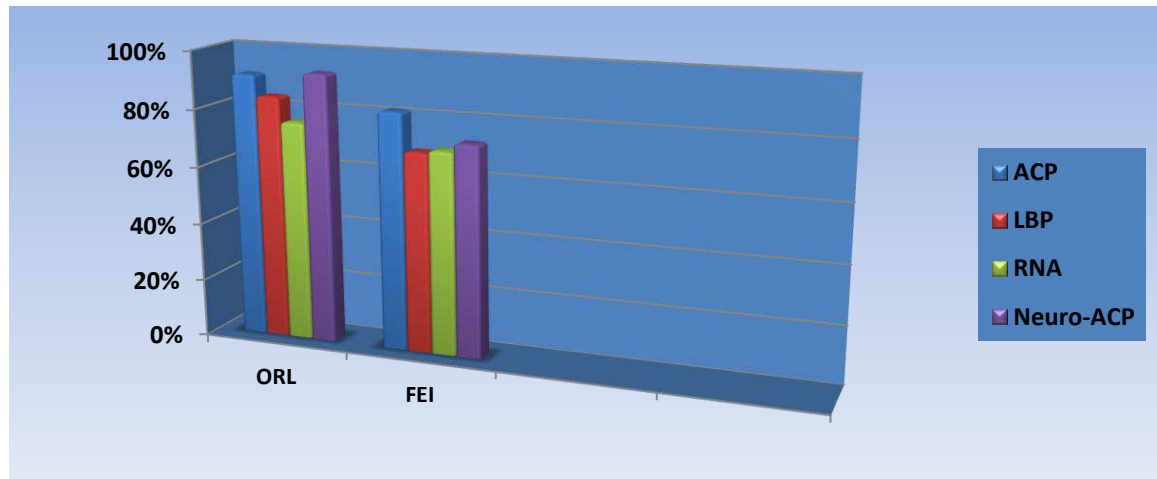


Figure IV.34: Représentation de Taux de reconnaissance pour comparaison entre les algorithmes.

6. Conclusions :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une application de reconnaissance faciale basée sur les algorithmes ACP et LBP, est basé sur une approche hybride pour l'extraction de caractéristiques avec une classification neuronale appliquée sur deux bases de données de visages ORL et FEI. Prouvent sa supériorité vis-à-vis de (l'ACP et Le perceptron multicouches) en termes de taux d'identification et de temps de calcul, en phase de reconnaissance et phase d'apprentissage.

Conclusion générale

Conclusion générale

Conclusion générale

La biométrie est un domaine à la fois passionnant et complexe. Elle tente, par des outils mathématiques souvent très évolués, de faire la distinction entre des individus, nous obligeant à travailler dans un contexte de très grande diversité. Cette diversité se retrouve également dans le nombre considérable d'algorithmes qui ont été proposés en reconnaissance faciale.

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au problème de reconnaissance faciale. Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant Trois méthodes parmi les méthodes la plus utilisé dans ce domaine la première méthode, nous avons utilisé deux approches statistiques, la PCA (Analyse en Composante Principale) et LBP (local Binary Pattern) pour réduire la dimensionnalité des images. Durant les tests, nous avons constaté que ces méthodes produisent des résultats acceptables, mais n'atteignent pas une précision suffisante. Pour améliorer les performances du système d'identifications, nous avons étudié l'utilisation des réseaux de neurones de type MLP (Multi-Layer Perceptron) ou PMC (Perceptron Multicouche). Les essais ont montré aussi que l'algorithme de rétro propagation nécessite une très longue période d'entraînement. La discrimination représente l'étape finale de la reconnaissance.

Nous avons introduit une approche hybride de reconnaissance mettant en œuvre une classification neuronale et l'analyse en composante principale pour réduire la taille des identités avec lesquelles sont appariés les visages requêtes, L'utilisation conjointe de différentes approches a permet d'améliorer les performances, tant au niveau de la précision qu'au niveau de la vitesse d'exécution.

Dans notre travail nous avons étudié l'identification (reconnaissance) de l'identité employant des images faciales. Plusieurs techniques de reconnaissance de visage ont été testées sur des bases de données standard de visage ORL& FEI.

En fin de compte, on peut dire que la reconnaissance des visages est un problème difficile mais motivant, et il reste encore des travaux de recherche qui devraient être effectués dans ce secteur. Au cours de ces dix dernières années, la reconnaissance des visages a suscité l'attention des chercheurs en biométrie, en reconnaissance des formes, en vision par ordinateur, et la communauté des psycho-cogniticiens. Cet intérêt commun, pour la technologie de reconnaissance des visages, est motivé, premièrement par la capacité remarquable de la reconnaissance des personnes, et deuxièmement par l'attention accrue consacrée aux applications de sécurité.

En guise de perspectives, dans un premier temps une extension de ce travail peut être envisager par l'étude et la réalisation d'un système de détection et de localisation du visage avec des performances assez hautes , une autre consiste à appliquer ce système sur d'autres bases de visages présentant de fortes variations dans l'éclairage et de la pose, ainsi que d'envisager la possibilité d'employer une approche basée sur les éléments locaux du visage. Ensuite, un des grands challenges serait de pouvoir mieux maîtriser les variations d'environnement, qui perturbent encore trop les systèmes de reconnaissance, Les dernières avancées de la technologie de capture 3D des images de visage ont permis de mettre en place des systèmes de reconnaissance assez robustes par rapport à la 2D pour y remédier à ce genre de problèmes.

Conclusion générale

Si la biométrie est un enjeu important au niveau économique, la recherche, en particulier dans le domaine de la reconnaissance Des visages offre encore un champ d'investigations très ouvert.

Bibliographie

Bibliographie

Bibliographie :

- [1] « Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée ». Préparer par Anis CHAARI. Octobre 2009 au laboratoire IBISC. Pour obtenir le diplôme du doctorat Spécialités Sciences pour l'ingénieur et Informatique. Page 39-40
- [2] « Détection et identification de personne par méthode biométrique ». BOUDJELLAL Sofiane. Mémoire de Magister en Electronique ; Option : Télédétection université de Ouargla. Page 29-30, 37-39,55
- [3] «WLD: A Robust Local Image Descriptor». IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, 2009, TPAMI-2008-09-0620. Page 3
- [4] «Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie». Préparer par : DJEDI Sara. Juin 2012. Mémoire de Fin d'Etudes En vue de l'obtention du diplôme: MASTER, Option : Télécommunication université de Ouargla.
- [5] «Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individus». BENCHENNANE Ibtissam, Année 2015/2016. THÈSE de Doctorat en Sciences. Page 6-8, 12,16, 37
- [6] «Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage». Préparer par: BETTAHAR Abdessettar, SABER Fathi. Publiquement le : 15 / 06 / 2014; Mémoire MASTER ACADEMIQUE, Spécialité : Informatique Fondamentale. University d'Ouargla. Page 4-5, 7-9, 12-21, 23, 31, 40-43, 47-51
- [7] «Multi resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns». T.Ojala, M.Pietikainen, and T.Maenpaa. IEEE Trans. PAMI, 24 (7):971_987, 2002. Page
- [8] « Face recognition with local binary patterns »T. Ahonen, A.Hadid, and M.Pietikainen. In ECCV, 2004; pages 469_481.
- [9] http://web.mit.edu/emeyers/www/face_databases.html#orl (consulté le 03 /05/2014).
- [10] «Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec: sécurité et vie privée». Julie M. Gauthier Avril, 2014.
- [11] «Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D». Préparé par SOUHILA GUERFI ABABSA, octobre 2008, Docteur de l'Université Evry Val d'Essonne Spécialité: Sciences de l'Ingénieur. Page 54, 67, 69
- [12] «Mise au point d'une application de reconnaissance faciale». Préparer par : Khefif Bouchra, Novembre 2013 Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen Département d'Informatique Option : Réseaux et systèmes distribués (R.S.D.), page 18-23.
- [13] «Reconnaissance et suivi de visages et implémentation en robotique temps-réel». Réalisé par : Mathieu Van Wambeke, Année 2009-2010. Université Catholique de Louvain Ecole Polytechnique de Louvain ; en vue de l'obtention du diplôme de Master Ingénieur Civil en Génie Biomédical.
- [14] «Reconnaissance Bimodale de Visages par Fusion de Caractéristiques Visuelles et de Profondeur». Réalisé par Amel AISSAOUI. Publiquement le 23 Juin 2014 . Docteur de l'Université des Sciences et Technologies de Lille (Discipline : Informatique). Page 48-49

Bibliographie

- [15] «Revue-des-Algorithmes-PCA-LDA-et-EBGM-utilisés-en-reconnaissance-2D-du-visage-pour-la-biométrie».MajecSCTIC-2006.Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), Département d'Electronique.
- [16] « Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions. In Analysis and Modelling of Faces and Gestures». Xiaoyang Tan and Bill Triggs. volume 4778 of LNCS. Springer, October 2007.
- [17] «Détection et suivi de visages en temps Réel sur Flux Vidéo». Par Mohammed khammari ; Année 2015/2016. Université Badji Mokhtar-Annaba ; diplôme De doctorat troisième cycle LMD.
- [18] «Amélioration de la reconnaissance par le visage». Préparer par : Mr. GHALI Ahmed, Année 2014-2015.UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN MOHAMED BOUDIAF Département d'Informatique ; diplôme de magister.
- [19] «ORL Database of Faces» (1994).<http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>.
- [20] «Amélioration de la reconnaissance par le visage». Préparer par : Mr. GHALI Ahmed. Année 2014-2015, Pour l'obtention du diplôme de magister Filière : Informatique Option: Simulation et Intelligence Artificielle. Page 18
- [21] «Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes». Préparer par : Talib Hichem BETAOUAF. En Novembre 2011, MEMOIRE Pour l'obtention du diplôme de : Magister en Informatique Option « Intelligence Artificielle et Aide à la Décision ».
- [22] «Réseaux neuronaux Perceptron Multicouche». Jerzy Korczak, LSIIT, ULP email : jjk@dpt-info.u-strasbg.fr<http://lsiit.u-strasbg.fr/afd> .
- [23] «Identification des Visages Humains par Réseaux de Neurones». Présenté Par LEMMOUCHI Mansoura Ingénieur, En2012/2013. Pour l'obtention du diplôme de Magister En Electronique OPTION : Traitement du signal département d'Electronique - Université de Batna . Page 37, 49-51, 58
- [24] «Application de réseaux de neurones artificiels à l'identification biométrique». Préparer par: SADAOUI Fethia & HAMANI Zineb. Année 2014 / 2015 Mémoire MASTER PROFSSIONNALE Filière : Informatique Spécialité : Réseaux Convergence et Sécurité. Page 47
- [25] «Dynamic Texture Feature Extraction Using Weber Local Descriptor»; Preparer par D.G.Agrawal, Pranoti M.Jangale, March 2014 ; Department of Electronics and Communication Engineering, North Maharashtra University, Maharashtra-19..



Résumé—La reconnaissance automatique de personnes a reçu beaucoup d'attention au cours des dernières années en raison de ses nombreuses applications dans différents domaines tels que l'application de la loi, les applications de sécurité ou l'indexation vidéo...etc. La reconnaissance faciale est une technique importante et très difficile à cause de la multitude des paramètres qu'il faut prendre en compte (variation de posture, éclairage, style de coiffure, port de lunettes, de barbes, de moustaches, vieillesse...).

Dans ce travail, on a présenté un système de reconnaissance de visage avec deux méthodes de reconnaissance faciale en utilisant l'analyse en composantes principales (ACP) et local binary pattern (LBP) pour l'extraction de caractéristiques avec une classification neuronale par un perceptron multicouche (MLP), basé sur un approche hybride Neuro-Acp pour la reconnaissance faciale combinant les réseaux de neurones avec l'analyse en composantes principales. Les résultats, obtenue ont montré que l'ACP donne nettement des meilleurs résultats par rapport à LBP et aussi ont montré que Neuro-Acp donne résultats très satisfaisante. Pour validé ce travail nous avons testé ces techniques sur des images frontales de les bases de données ORL et FEI.

Mots-clés: Reconnaissance de visages, Biométrie, ACP, LBP, réseaux de neurones multicouche(MLP), Neuro-ACP.

Abstract —Automatic recognition of people has received much attention during the recent years due to its many applications in different fields such as law enforcement, security applications or video indexing...etc. the recognition of human faces is a difficult area because of the multitude of parameters that must be taken into account (posture variation, lighting, hair style, glasses, beards, mustaches, old age ...).

In this work, we present a face recognition system with two methods for face recognition principal component analysis (PCA) and local binary pattern (LBP) For the extraction of characteristics with a neural classification for multilayer (MLP), based with unapproached hybrid Neural-PCA method for facial recognition combining neural networks with the principal component analysis. The results, of PCA compared with the LBP, provide a significant improvement in performance and also of Neural-PCA gives very good results. For the validation of this work, we tested this technique on frontal images of the database ORL and FEI.

Keywords: Face recognition, Biometrics, PCA, LBP, Neural Networks multilayer (MLP), Neural-PCA.

ملخص : في السنوات الأخيرة تلقى الاعتراف التلقائي الاهتمام الكثير من الناس

بسبب العديد من التطبيقات في مختلف المجالات مثل إنفاذ القانون ، والتطبيقات الأمنية أو فهرسة الفيديو ... الخ. تقنية التعرف على الوجوه هي مهمة صعبة للغاية بسبب العديد من المعايير التي تؤخذ بعين الاعتبار (تباين الموقف، والإضاءة وأسلوب الشعر، والنظارات اللحي والشوارب والشيخوخة...).

في هذا العمل قدمنا نظام التعرف على الوجه مع طريقة التعرف على الوجه باستخدام تحليل المكون الرئيسي (أسيببي) والنموذج الثنائي المحلي (الببيبي) لاستخراج ميزة مع تصنيف العصبي للمتعدد الطبقات (املبي) ، استنادا الى هجين نوروأسيببي نهج التعرف على الوجه من خلال الجمع بين الشبكات العصبية مع تحليل المكون الرئيسي ، وأظهرت النتائج أن أسيببي يعطي نتائج أفضل بالمقارنة مع الببيبي و أظهرت أيضا أن نوروأسيببي يعطي نتائج جيدة جدا. التحقق من صحة هذا العمل نحن قمنا باختبار هذه التقنيات على الصور الأمامية من قواعد البيانات "أورال" و "قأواي".

كلمات البحث : التعرف على الوجوه ، القياسات الحيوية ، تحليل المكونات الأساسية (اسيببي)، النموذج الثنائي المحلي (الببيبي)، متعدد الطبقات الشبكات العصبية (املبي)، الهجين نوروأسيببي