

573

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**



Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Electronique
Spécialité : Systèmes Electroniques

Reconnaissance biométrique par modalité de visage

Présenté par :
Dorbani Youcef

Kechiti Abdelmoumen

Sous la direction de :

Dr .Doghmane Hakim

Juin 2015

REMERCIEMENTS

Nous tenons tout d'abord à remercier dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce travail et qui nous aide et nous donne le courage durant ces longue années d'étude.

Nous remercions, notre encadreur Mr : doghmane, pour sa confiance, sa disponibilité et son soutien continuel. Qu'il trouve ici l'expression de ma gratitude pour ses précieux conseils et toute l'aide qu'il nous a procuré durant l'élaboration de ce travail. Nous tenons à le remercier bien vivement pour son encadrement, son encouragement et aussi pour ses contributions à l'amélioration judicieuse de la qualité de ce mémoire.

Nous remercions vivement les membres de jury d'avoir accepté de juger notre travail de mémoire

Nous n'oublions pas non plus de remercier toutes les personnes que nous avons pu rencontrer et avec lesquelles nous avons pu échanger.

Un grand merci à nos parents et à toutes nos familles pour leurs soutiens indéfectibles.

Dédicace

À TOUS CEUX QUE J'AIME

À TOUS CEUX QUI M'AIMENT

ET SURTOUT À TOUS CEUX QUI LE MÉRITENT

Table de matière

INTRODUCTION GENERALE	01
CHAPITRE 1 : LA BIOMETRIE	
1.1 Introduction	03
1.2 Définition de la biométrie	03
1.3 Techniques biométriques	03
1.3.1 La biométrie morphologique	03
1.3.1.1 Empreintes digitales	04
1.3.1.2 La forme de la main	04
1.3.1.3 Forme du visage	05
1.3.1.4 Balayage de la rétine	05
1.3.1.5 Reconnaissance de l'iris	05
1.3.2 La biométrie comportementale.....	06
1.3.2.1 Reconnaissance de la voix.....	06
1.3.2.2 Reconnaissance de signature.....	07
1.3.2.3 Dynamique de frappe au clavier	07
1.4 La comparaison entre les différentes techniques	08
1.5 Conception d'un système biométrique	08
1.6 Applications de la biométrie.....	09
1.7 Pourquoi choisir le visage ?	09
1.8 Reconnaissance faciale.....	11
1.8.1 Système de reconnaissance de visages.....	11
1.8.2 Principe d'un système de reconnaissance de visages.....	12
1.8.2.1 Acquisition de l'image.....	12
1.8.2.2 Prés traitements.....	12
1.8.2.3 Détection et localisation	12
1.8.2.4 Paramétrisation	13
1.8.2.5 Apprentissage.....	13
1.8.2.6 Décision.....	13
1.8.3 Les classes des techniques de reconnaissance de visage	13
1.8.3.1 Méthodes locales	13
1.8.3.2 Méthodes globales.....	14
1.8.3.3 Méthodes hybrides	17
1.9 Principales difficultés de la reconnaissance faciale.....	17
1.9.1 Changement d'illumination	18
1.9.2 Variation de poses	18
1.9.3 Expressions faciales	19
1.9.4 Présence ou absence des composants structurels.....	19

1.9.5 Occultations partielles	19
1.10 Performances d'un système de reconnaissances de visage	20
1.10.1 Performance d'un système d'identification.....	20
1.10.2 Performance d'un système de vérification	20
1.11 Conclusion	23

CHAPITRE 2 : L'ETAT DE L'ART DE LA RECONNAISSANCE DE VISAGE

2.1 Introduction	23
2.2 Analyse en composantes principales (PCA).....	23
2.3 L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	27
2.4 Local Binary Pattern (LBP).....	29
2.4.1 Présentation	29
2.4.2 LBP pour la reconnaissance de visages.....	31
2.5 Filtrage de Gabor	32
2.5.1 Introduction.....	32
2.5.2 Définition	32
2.5.3 Extraction des caractéristiques.....	33
2.6 La quantification de la phase locale (Local Phase Quantization (LPQ))	34
2.7 Conclusion.....	36

CHAPITRE 3 : RESULTATS ET DISCUSSIONS

3.1 Introduction	37
3.2 Les bases de données de visage.....	37
3.2.1 La base ORL.....	37
3.2.2 Protocole d'évaluation.....	38
3.3 L'évaluation des méthodes de reconnaissance faciale	39
3.3.1 L'ondelette de Gabor et les méthodes de réduction.....	39
3.3.2 Local binary pattern (LBP)	42
3.3.3 Local Phase Quantization (LPQ).....	43
3.4 Conclusions	44

CONCLUSION GENERALE	46
---------------------------	----

BIBLIOGRAPHIE	47
---------------------	----

Table des figures

1.1	Empreinte digitale	04
1.2	La main humaine.....	04
1.3	Forme d'un visage.....	05
1.4	La rétine	05
1.5	Iris	06
1.6	Signal de parole.....	06
1.7	La signature numérique.....	07
1.8	Dynamique de frappe au clavier	07
1.9	Schéma de fonctionnement d'un système biométrique	10
1.10	Schéma général d'un système de reconnaissance de visages	12
1.11	Exemple de variation d'éclairage (base de données Yale extended).....	18
1.12	Exemple de variation de poses (base de données ORL).....	18
1.13	Exemple de variation d'expressions faciale pose (base de données Yale)...	19
1.14	La distribution du taux de vraisemblances	21
1.15	La courbe ROC	21
2.1	Visage moyen	24
2.2	Quelques visages propres	26
2.3	Comparaison entre les projections de trois classes sur les axes principaux construits par PCA et par LDA.....	28
2.4	Opérateur LBP	29
2.5	Ensemble de voisinage de LBP pour différents (P, R).....	30
2.6	Primitives texture différente détectées par le LBP	30
2.7	Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP	31
2.8	Filtre de Gabor. (a) : Partie réelle. (b) : Partie imaginaire.....	33
2.9	Filtre de Gabor à 4 niveaux de résolution et selon 4 orientations. (a) : Partie réelle. (b) : Partie imaginaire	33
3.1	Exemples d'images de visages de la base ORL	38

3.2	L'influence du nombre de réduction sur PCA et Gabor_PCA.....	40
3.3	L'influence du nombre de réduction sur LDA et Gabor_PCA.....	40
3.4	Variation du taux de reconnaissance (LPQ) en fonction de la largeur de la fenêtre rectangulaire	43

Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre différentes modalités biométriques	08
3.1	La variation de taux de reconnaissance en fonction des nombres d'image de la base d'apprentissage	41
3.2	La variation de taux de reconnaissance de LBP en fonction de la taille de régions.....	42
3.3	La variation de taux de reconnaissance de LBP en fonction de nombre d'image de la base d'apprentissage	42
3.4	La variation de taux de reconnaissance de LPQ en fonction de nombre d'image de la base d'apprentissage	44
3.5	Comparaison entre les techniques utilisées	44

Introduction générale

De plus en plus, notre société éprouve le besoin de se contrôler, que ce soit pour garantir la sécurité des gens dans les lieux publics ou pour éviter le détournement ou le vol d'informations sensibles. Il n'est pas rare qu'une personne ait à retenir plus d'une dizaine de codes d'accès tant dans son quotidien que dans son milieu professionnel et c'est souvent considéré comme frustrant par l'utilisateur. Il existe plusieurs façons de prouver son identité, mais deux grands modes se dégagent. L'identification par laquelle on cherchera à savoir si la personne est bien monsieur X en vérifiant par rapport à un mot de passe ou des clés qui se compose de chiffres ou de lettres. Mais, dans ces derniers temps avec l'avancement de la technologie ces mots de passe sont devenus facilement falsifiables et peut être oubliés ou volés [1].

Afin de répondre à ces besoins liés à la sécurité, La biométrie se présente comme une technologie potentiellement puissante. En effet, les différents moyens biométriques visent à utiliser des caractéristiques comportementales et/ou physiologiques spécifiques à chaque personne. Empreintes digitales, numérisation de l'iris ou géométrie de la main, plusieurs de ces mesures ont été techniquement prouvées et commercialisées. Cependant, ils exigent, généralement, la coopération des utilisateurs et présentent ce caractère contraignant en obligeant les personnes à se plier aux exigences techniques du procédé [2]. A la différence de ces modalités biométriques, la reconnaissance faciale ne nécessite pas théoriquement la coopération des usagers. Elle apparaît donc comme une alternative très intéressante, à condition cependant qu'un taux de reconnaissance suffisant soit garanti. Ce caractère non invasif a été la raison majeure de l'intérêt grandissant de la reconnaissance faciale, de la part d'organisations de recherche publiques et privées.

Dans ce travail, on s'intéresse à la reconnaissance de visage, tout en utilisant la base de données ORL pour tester les méthodes présentées dans ce mémoire. A cet effet, le mémoire est organisé en trois chapitres :

Dans le premier chapitre de ce manuscrit, nous présenterons des généralités sur la biométrie, ensuite son utilité dans la vie quotidienne pour les différentes modalités qui existent dans la littérature.

Le chapitre 2 présentera un état de l'art sur les quelques techniques de la reconnaissance faciale connues dans la littérature.

Pour le chapitre 3 est réservé à la description des résultats de quelques méthodes décrites dans le chapitre 2.

Le manuscrit se terminera par une conclusion générale.

Chapitre 1

La biométrie

1. Introduction :

Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie constitue une solution efficace, simple et surtout pas chère, qui assure de bonnes performances. Et parmi toutes les technologies biométriques qui existent, la reconnaissance de visages est l'une des technologies la plus utilisée et la plus adaptée. Dans ce chapitre, on introduit la biométrie et ses diverses technologies puis, on explique les classes et les principes de la reconnaissance de visages.

2. Définition de la biométrie :

Au sens large, le mot biométrie se compose du préfixe bio, qui veut dire (vie) en grec et du suffixe métrie, qui veut dire (mesure) [3]. Il s'agit donc d'effectuer des mesures sur du vivant. Par ailleurs, ce terme désigne aussi une discipline décrivant les méthodes statistiques et mathématiques, visant l'analyse de données issues des sciences biologiques.

3. Techniques biométriques :

Les systèmes biométriques sont généralement classés en deux grandes catégories : la biométrie morphologique ou physiologique et la biométrie comportementale [4].

3.1. La biométrie morphologique :

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

3.1.1. Empreintes digitales :

Il existe deux principaux types de systèmes de capture des empreintes digitales : optique et capacitive. Une technologie plus récente a recourt aux ultrasons. Il existe aussi des systèmes de reconnaissance des empreintes digitales appelés « Automatic Fingerprint Identification System » (AFIS).



Figure (1.1) : Empreinte digitale

La technologie optique nécessite que l'utilisateur place un ou plusieurs doigts sur une vitre, à travers laquelle l'image recherchée est mise sous éclairage et capturée par une caméra, alors que la technologie capacitive effectue l'analyse du champ électrique de l'empreinte digitale pour déterminer sa composition. A l'aide de l'un de ces mécanismes, plusieurs caractéristiques uniques à chaque individu que sont les boucles, les tourbillons, les lignes et les verticilles (cercle concentrique au centre d'un doigt) des empreintes sont localisées, situées les unes par rapport aux autres et enregistrées. Les caractéristiques retenues s'appellent minuties et généralement une quarantaine sont extraites.

3.1.2. La forme de la main :

L'utilisateur place sa main sur un gabarit. Le tout est éclairé par une lumière infrarouge et l'image résultante est captée par une caméra digitale. Près d'une centaine de caractéristiques sont extraits de l'image et converties en données stockées en mémoire. Ces données concernent la longueur, la largeur et l'épaisseur de la main, de même que la forme des articulations et longueur inter-articulations.



Figure (1.2) : La main humaine

3.1.3. Forme du visage :

L'image du visage est captée par une caméra. Le sujet peut se présenter volontairement devant celle-ci ou encore, son image peut être capturée à son insu.

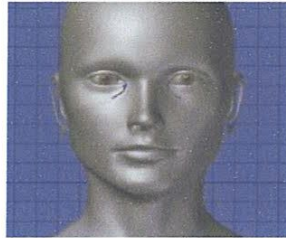


Figure (1.3) : Forme d'un visage

Selon la technique utilisée, le système extrait des caractéristiques du visage qui sont conservées dans une base de données.

3.1.4. Balayage de la rétine :

L'utilisateur doit placer son œil à quelques centimètres d'un orifice de capture situé sur le lecteur de la rétine. Il ne doit pas bouger et 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.

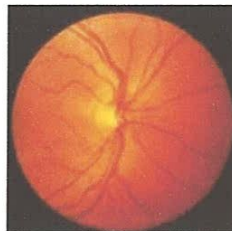


Figure (1.4) : La rétine

3.1.5. Reconnaissance de l'iris :

La partie visible de l'iris comporte de nombreuses caractéristiques physiques différentes. Ce sont celles-ci qui sont recherchées lorsqu'une personne utilise ce type de système biométrique. L'image de l'iris d'une personne est lue par un appareil qui contient une caméra infrarouge ou ordinaire, lorsque la personne se place à une distance qui n'excède pas 40 centimètres de l'appareil. Environ 250 caractéristiques sont alors capturées.



Figure (1.5) : Iris

3.2. La biométrie comportementale:

La biométrie comportementale, quant à elle, se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix et sa façon de taper sur un clavier.

3.2.1. Reconnaissance de la voix :

Initialement, une table de référence de la voix d'une personne doit être construite. Pour ce faire, celle-ci doit lire une série de phrases ou de mots à plusieurs reprises. Plusieurs caractéristiques de la voix sont alors extraites comme le débit, la force (pitch), la dynamique et la forme des ondes produites. Un individu ne parle pas toujours de la même manière, ce qui nécessite l'application d'une méthode permettant d'éliminer certaines de ces variations. Ces caractéristiques formant une empreinte unique sont ensuite traitées par un algorithme et conservées pour comparaison ultérieure. Il existe cinq principales méthodes de traitement de la voix : dépendante du sujet, indépendante du sujet, discours discontinu, discours continu et discours naturel.

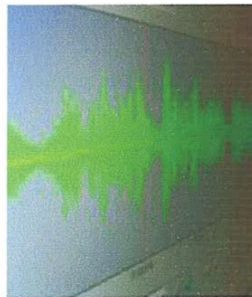


Figure (1.6) : Signal de parole

3.2.2. Reconnaissance de signature :

Les systèmes de reconnaissance de l'écriture analysent les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé. L'utilisateur de cette technologie signe généralement avec un stylo électronique sur une tablette graphique. Ces données sont enregistrées pour comparaison ultérieure. Certains systèmes ne font qu'enregistrer l'image statique de la signature pour comparaison.



Figure (1.7) : La signature numérique

3.2.3. 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.



Figure (1.8) : Dynamique de frappe au clavier

4. La comparaison entre les différentes techniques :

La comparaison entre les différentes biométries permet de choisir une technologie en fonction des contraintes liées à l'application. En effet, chaque caractéristique (ou modalité) biométrique a ses forces et ses faiblesses, et faire correspondre un système biométrique spécifique à une application dépend du mode opérationnel de l'application et des caractéristiques biométriques choisies [5].

<i>Techniques</i>	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
Empreinte digital	Coût, ergonomie moyenne, facilité de mise en place, taille du capteur	fiabilité des appareils de mesure, acceptabilité moyenne, possibilité d'attaques (rémanence de l'empreinte...)
forme de la main	Très ergonomique, bonne Acceptabilité	Système encombrant, coût, perturbation possible par des blessures et l'authentification des membres d'une même famille, permanence des données
Visage 2D	Coût, peu encombrant, bonne acceptabilité	Jumeaux, psychologie, déguisement, vulnérabilité aux attaques
Rétine	Fiabilité, pérennité	Coût, acceptabilité faible, installation difficile
Iris	Fiabilité	Acceptabilité très faible, contrainte d'éclairage
Voix	Fiabilité	Vulnérable aux attaques
Signature	Ergonomie	Dépendant de l'état émotionnel de la personne, fiabilité
Frappe au clavier	Ergonomie	Dépendant de l'état physique de la personne

Tableau (1.1) : Comparaison entre différentes modalités biométriques

D'après, la littérature le tableau précédent récapitule la comparaison entre les différentes modalités en termes d'avantages et inconvénients.

5. Conception d'un système biométrique :

Une question importante dans la conception d'un système biométrique est de déterminer la façon dont un individu est reconnu. En fonction du contexte de

l'application, un système biométrique peut être soit un système de vérification, soit un système d'identification [5]:

Un système de vérification vérifie l'identité d'une personne en comparant la signature biométrique extraite avec son propre modèle biométrique préenregistré dans le système. Il effectue une comparaison un à un (on note généralement 1:1) pour déterminer si l'identité revendiquée par l'individu est vraie. Un système d'authentification accepte ou rejette la demande d'un utilisateur.

Un système d'identification reconnaît un individu par une recherche sur l'ensemble de la base des modèles. Il effectue une comparaison un à plusieurs (on note généralement 1:N) pour établir l'identité de l'individu. Dans un système d'identification, l'utilisateur ne revendique pas une identité mais pose plutôt la question : **qui suis-je ?** Ainsi, le système doit établir l'identité d'un individu ou inférer que le sujet n'est pas enregistré dans la base de données du système.

Les schémas d'un système de vérification et d'identification sont illustrés dans la figure (1.9); le processus d'enrôlement, qui est commun à ces deux tâches est également illustré. Le module d'enrôlement correspond à l'enregistrement biométrique des individus dans la base de données du système. Pendant la phase d'enrôlement, la caractéristique biométrique d'un individu est capturée par un lecteur biométrique pour produire une représentation numérique.

6. Applications de la biométrie :

L'authentification par biométrie est appliquée dans plusieurs domaines nécessitant un accès contrôlé tel que celui des applications bancaires, les endroits hautement sécurisés comme les sièges du gouvernement, l'armée, service de sécurité, ...etc. Quant à l'identification, elle est souvent utilisée par la police, les services d'immigration et les aéroports. On la retrouve aussi dans les applications civiles où l'authentification de cartes crédit, de permis de conduire et des passeports et de plus en plus courante.

7. Pourquoi choisir le visage ?

La reconnaissance faciale est la technique la plus populaire et acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle, et par

rapport aux autres méthodes, la reconnaissance de visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris par exemple où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image biométrique sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipement spécial coûteux). Malgré que certains disent que la reconnaissance faciale

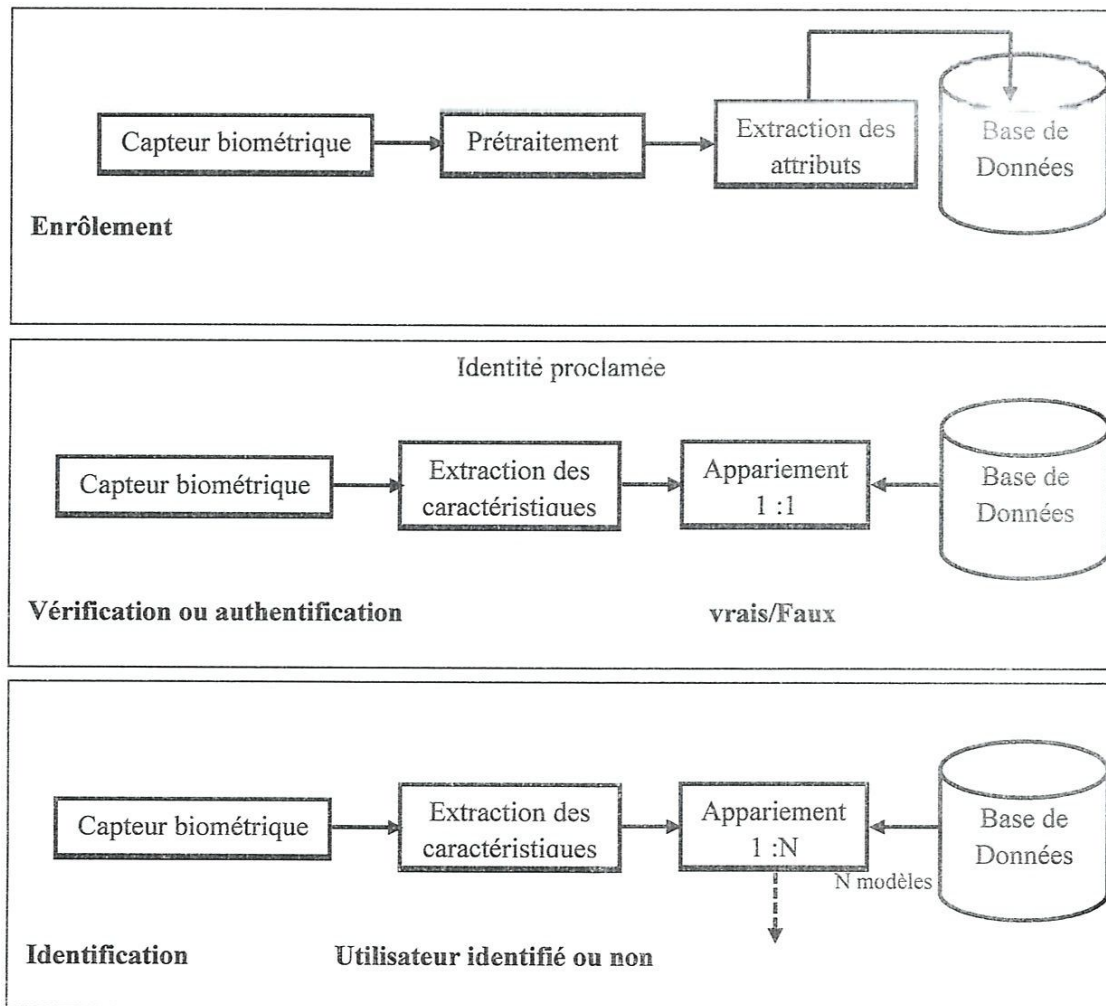


Figure (1.9) : Schéma de fonctionnement d'un système biométrique

est une biométrie relativement peu sûre, sur le fait que le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques, comme la variation de l'éclairage, le changement de la position du visage, la présence ou l'absence de

lunettes et autres ; mais au cours de ces dernières années plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues, telle que la détection du visage, la normalisation de l'éclairage, ...etc. Sans oublier le développement considérable des technologies des caméras numériques, ce qui néglige l'effet de ces problèmes.

8. Reconnaissance faciale :

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle; et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipements spéciaux et coûteux). Malgré que certains disent que la reconnaissance de visages est une biométrie relativement peu sûre, sur le fait que le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques, comme la variation de l'éclairage, le changement de la position du visage, la présence ou l'absence de lunettes et autres; mais, au cours de ces dernières années plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues, telle que la détection du visage, la normalisation de l'éclairage, etc. Sans oublier le développement considérable des technologies des caméras numériques, ce qui néglige l'effet de ces problèmes [6].

8.1. Système de reconnaissance faciale :

Un système de reconnaissance de visages est un système d'identification ou de vérification d'individus, qui permet de vérifier si une personne appartient à la base de données du système, et de l'identifier si c'est le cas [7].

8.2. Principe d'un système de reconnaissance faciale :

On peut représenter le système de reconnaissance de visages par le diagramme de la figure (1.10).

Comme l'indique la figure ci-dessous, un système de reconnaissance de visages passe par plusieurs étapes qui sont :

8.2.1. Acquisition de l'image :

C'est l'opération qui permet d'extraire du monde réel une représentation bidimensionnelle pour des objets en 3D, cette opération peut être statique (Appareil

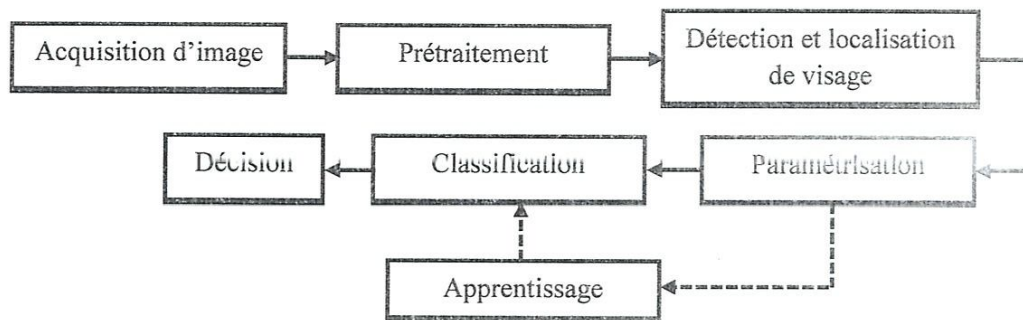


Figure (1.10) : Schéma général d'un système de reconnaissance de visages

Photo, Scanner...etc.) ou dynamique (Caméra, Webcam...etc.), dans ce cas on aura une séquence vidéo. A ce niveau on aura une image brute.

8.2.2. Prés traitements :

Les données brutes issues des capteurs sont les représentations initiales des données à partir desquelles des traitements permettent de construire celles qui seront utilisées pour la reconnaissance. L'image brute peut être affectée par différents facteurs causant ainsi sa détérioration, elle peut être bruitée, c'est-à-dire contenir des informations parasites à cause des dispositifs optiques ou électroniques. Pour pallier à ces problèmes, il existe plusieurs méthodes de traitement et d'amélioration des images, telle que : la normalisation, l'égalisation de l'histogramme, ...etc.

8.2.3. Détection et localisation :

Les systèmes de reconnaissance de visages sont complexes. La difficulté réside notamment dans la partie détection automatique du visage qui est très importante dans un système de reconnaissance. Ce qui rend la détection de visages dans une image très difficile, c'est surtout la complexité du décor, les variations de poses, les conditions de lumières généralement inconnues, ...etc. Il existe plusieurs

méthodes qui peuvent être appliquées à la détection automatique des visages. Il faut détecter la présence d'un visage dans l'image, ensuite le localiser en vue d'extraire les traits pour le caractériser et le différencier des autres.

8.2.4. Paramétrisation:

Dans cette étape on extrait de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase de décision. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes. Ces informations seront ensuite classées, en d'autres termes, affectés à la classe la plus proche de telle sorte que les individus ayant des similarités sont regroupés dans la même classe.

8.2.5. Apprentissage :

L'apprentissage consiste à mémoriser les modèles calculées dans la phase analyse pour les individus connus. Un modèle est une représentation compacte des images qui permet de faciliter la phase de reconnaissance mais aussi de diminuer la quantité de données à stocker en quelque sorte l'apprentissage est la mémoire du système.

8.2.6. Décision :

La décision est la partie du système où on tranche sur l'appartenance d'un individu à l'ensemble des visages ou pas, et si oui quelle est son identité. Donc la décision c'est l'aboutissement du processus. On peut le valoriser par le taux de reconnaissance (fiabilité) qui est déterminé par le taux de justesse de la décision [8].

8.3. Les classes des techniques de reconnaissance de visage :

8.3.1. Méthodes locales :

Ce sont des méthodes géométriques, on les appelle aussi les méthodes à traits, à Caractéristique locales, ou analytiques. L'analyse du visage humain est donnée par la description individuelle de ses parties et de leurs relations. Ce modèle correspond à la manière avec laquelle l'être humain perçoit le visage, c'est-à-dire, à nos notions de traits de visage et de parties comme les yeux, le nez, la bouche, ...etc. la plus part des travaux réalisés se sont concentrés sur l'extraction des traits à partir d'une image du

visage et sur la définition d'un modèle adéquat pour représenter ce visage. Un certain nombre de stratégies automatiques et semi-automatique ont modélisé et classé les visages sur la base de distances normalisées et angles entres point caractéristique. La stratégie est qualifiée d'automatique ou non selon que la phase d'extraction des points est faite par l'ordinateur ou qu'elle est assistée par un opérateur. Cette phase constitue l'étape clé du processus, car la performance du système entier dépend de la précision avec laquelle les informations utiles sont extraites.

L'avantage de ces méthodes réside dans la prise en compte de la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître, en exploitant les résultats de la recherche en neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain. La difficulté éprouvée lors de la considération de plusieurs vue du visage, ainsi que la manque de précision dans la phase (extraction) des points, constituent leur inconvénient majeur. En plus ces techniques sont facilement affectées par l'information non pertinente. Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme : Local Binary Pattern (LBP), Pure Geometry Methods, Dynamic Link Architecture, ...etc. [9].

8.3.2. 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 (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, ...etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

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

Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui

nous intéresse (dans notre cas, les visages) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Par exemple, considérons une petite image de 64×64 , en niveaux de gris codés sur 8 bits (donc de 0 à 255). Cette dernière possède 4096 pixels qui peuvent exprimer un grand nombre de classes de formes, comme des arbres, des maisons ou encore des visages. Cependant, parmi les $256^{4096} > 10^{9864}$ "configurations" possibles, seulement une petite quantité peut correspondre à des visages. Ainsi, la représentation de l'image originale est très redondante et la dimensionnalité de cette représentation pourrait être grandement réduite si l'on se concentre uniquement sur les formes qui nous intéressent. L'utilisation de techniques de modélisation de sous-espace a fait avancer la technologie de reconnaissance faciale de manière significative.

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

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

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

La technique linéaire la plus connue et sans aucun doute l'*Analyse en Composantes Principales* (abrégé PCA en anglais), également appelée transformée de Karhunen-Loeve. Le PCA fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains. En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces. Cependant, le PCA classique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image.

Pour ne pas perdre les informations de voisinage lors du passage de l'image en vecteur, une méthode PCA bidimensionnelle (2-D PCA) a été étudiée. Cette méthode prend en entrée des images et non plus des vecteurs.

Il existe d'autres techniques également construites à partir de décompositions linéaires comme l'*analyse discriminante linéaire* (abrégé LDA en anglais) ou encore l'*analyse en composantes indépendantes* (abrégé ICA en anglais). Tandis que la méthode PCA construit un sous-espace pour représenter de manière "optimale" (mathématiquement parlant) seulement "l'objet" visage, le LDA construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes, elle (LDA) permet donc d'effectuer une véritable séparation de classes. Des études comparatives montrent que les méthodes basées sur le LDA donnent généralement de meilleurs résultats que les méthodes basées sur le PCA.

L'algorithme ICA, quant à lui, est une généralisation de l'algorithme PCA avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. L'algorithme ICA est basé sur le concept intuitif de contraste et permet d'éliminer la redondance statistique des données de départ. Ce dernier a été rendu célèbre notamment avec l'expérience de la «cocktail party» qui met en avant la résolution d'un problème de séparation (dé corrélation) de sources audio. Bartlett et al [10] ont fourni deux architectures différentes pour l'ICA : une première architecture (ICA I) qui construit une base d'images statistiquement indépendantes et une deuxième architecture (ICA II) qui fournit une représentation en code factoriel des données.

Bien que ces méthodes globales linéaires basées sur l'apparence évitent l'instabilité des toutes premières méthodes géométriques qui ont été mises au point, elles ne sont pas assez précises pour décrire les subtilités des variétés (géométriques) présentes dans l'espace de l'image originale. Ceci est dû à leurs limitations à gérer la non-linéarité en reconnaissance faciale : les déformations de variétés non linéaires peuvent être lissées et les concavités peuvent être remplies, causant des conséquences défavorables.

Afin de pouvoir traiter ce problème de non-linéarité en reconnaissance faciale, de telles méthodes linéaires ont été étendues à des techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau («kernel») comme le Kernel PCA et le Kernel LDA.

Ici, une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques (feature space) est effectuée ; les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples, de même que les subtilités des variétés qui sont préservées. Bien que les méthodes basées sur le noyau peuvent atteindre une bonne performance sur les données d'entraînement, il ne peut pas en être de même pour de nouvelles données en raison de leur plus grande flexibilité ; contrairement aux méthodes linéaires.

8.3.3. Méthodes hybrides :

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales.

L'analyse de caractéristiques locales et les caractéristiques extraites par ondelettes de Gabor et la méthode Elastic Bunch Graph Matching sont des algorithmes hybrides typiques. Plus récemment, l'algorithme Log_Gabor PCA effectue une convolution avec des ondelettes de Gabor orientées autour de certains points caractéristiques du visage afin de créer des vecteurs contenant la localisation et la valeur d'amplitudes énergétiques locales ; ces vecteurs sont ensuite envoyés dans un algorithme PCA afin de réduire la dimension des données [12].

9. Principales difficultés de la reconnaissance faciale :

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

9.1. *Changement d'illumination :*

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue (voir Figure (1.11)). Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste un domaine de recherche ouvert.



Figure (1.11) : Exemple de variation d'éclairage (base de données Yale extended)

9.2. *Variation de poses :*

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose (voir Figure (1.12)) est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale.

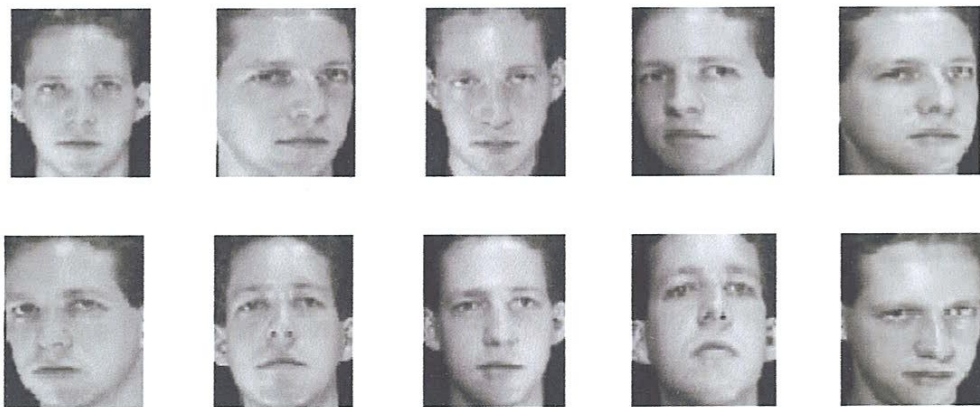


Figure (1.12) : Exemple de variation de poses (base de données ORL)

9.3. Expressions faciales :

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (voir Figure (1.13)). La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.



Figure (1.13) : Exemple de variation d'expressions faciale pose (base de données Yale)

9.4. Présence ou absence des composants structurels :

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

9.5. Occultations partielles :

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe... Dans le contexte de la biométrie, les systèmes proposés doivent être non intrusifs c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés. Gross et al [11] ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Ils ont utilisé la base de données AR [12]. Leurs résultats

expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles.

10. Performances d'un système de reconnaissances de visage :

Les performances d'un système de reconnaissance dépendent de plusieurs facteurs qui interviennent à plusieurs niveaux et qui peuvent limiter le degré de précision. Cependant, il serait judicieux de s'intéresser à ces facteurs avant de mesurer la performance d'un système de reconnaissance. Nous citons ici les principaux facteurs:

- L'environnement au moment de l'acquisition.
- Les différentes positions des capteurs.
- La qualité des capteurs.
- La mauvaise interaction entre l'utilisateur et les capteurs.

10.1. Performance d'un système d'identification

Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système. L'erreur commise par ce type de système est d'attribuer à l'individu présenté une identité autre que la sienne. Les performances de ces systèmes sont mesurées à l'aide du taux d'identification correcte : [13]

$$TIC = \frac{\text{Nombre de tests correspondant à une identification correcte}}{\text{Le nombre total de tests}} \quad (1.1)$$

10.2. Performance d'un système de vérification :

Un système de vérification ne peut donner, lors d'une comparaison entre deux échantillons qu'un résultat sous forme de probabilité de coïncidence ou score (S), ce score est comparé à un seuil de décision (T) que l'on détermine grâce à de nombreux tests; Si S est supérieur à T le sujet en question est accepté et dans le cas contraire le sujet est considéré comme imposteur. Dans ce cas, deux types d'erreurs peuvent être commis:

- ***Faux Rejets FR (False-Rejection)*** : correspond au cas où le système rejette un client légitime.

- **Fausse Acceptation FA (False-Acceptance)** : correspond au cas où le système accepte un imposteur.

La fiabilité d'un système de reconnaissance biométrique est caractérisée par deux valeurs statistiques :

- **Le Taux de Faux Rejets (FRR)**: il exprime le pourcentage d'utilisateurs légitimes rejetés.

$$FRR = \frac{\text{Nombre de FR}}{\text{Le nombre de clients}} \quad (1.2)$$

- **Le Taux de Fausses Acceptations (FAR)** : il exprime le pourcentage d'imposteurs acceptés.

$$FAR = \frac{\text{Nombre de FA}}{\text{Le nombre d'imposteurs}} \quad (1.3)$$

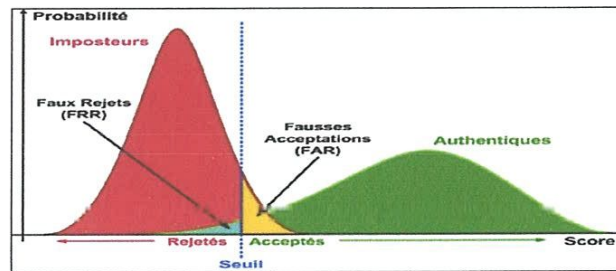


Figure (1.14) : La distribution du taux de vraisemblances

On peut représenter graphiquement les performances d'un système de reconnaissance du visage à l'aide de la courbe **ROC** (Receiver Operating Characteristic). Les **FRR** sont donnés en fonction des **FAR** pour les différentes valeurs du seuil Θ .

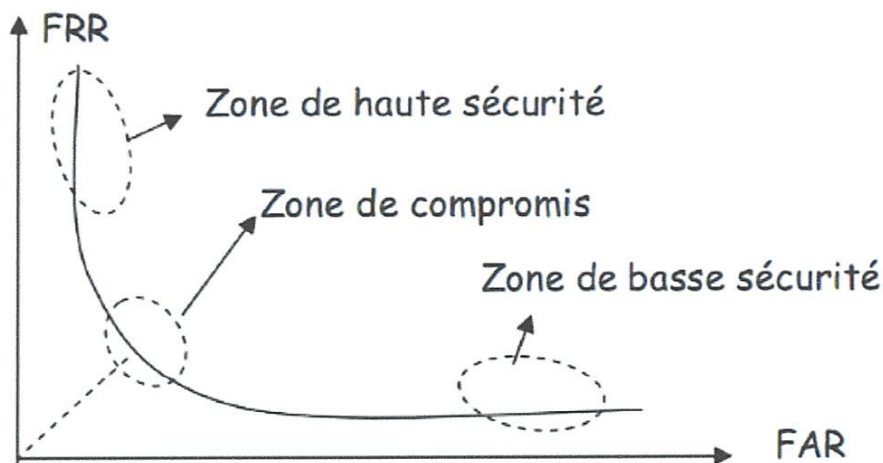


Figure (1.15) : La courbe ROC

Il existe d'autres critères statistiques pour mesurer les performances d'un système biométrique :

- L'**EER** (Equal Error Rate): Il correspond à l'intersection de la courbe **ROC** avec la première bissectrice : $FAR = FRR$.
- Le **HTER** (Half TotalError Rate): Il représente la moyenne de **FAR** et **FRR** donc :

$$HTER = \frac{FAR + FRR}{2} \quad (1.4)$$

- Le **TER** (Total Error Rate): représente le taux d'erreur total

$$TER = \frac{\text{Nombre de clients rejetés} + \text{nombre d'imposteurs acceptés}}{\text{Nombre total d'accès}} \quad (1.5)$$

11 .Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, notamment l'invariance à l'illumination, pose et expressions faciales. Enfin, nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques et la mesure de leurs performances.

Chapitre 2

L'état de l'art de la reconnaissance de visages

1. Introduction :

Dans ce chapitre, on introduit et on explique les algorithmes classiques de reconnaissance de visage, notamment : PCA, LDA, LBP, LPQ et GABOR...etc.

2. Analyse en composantes principales (ACP) :

L'algorithme ACP est né des travaux de M.A. Turk et A.P. Pentland au MIT Media Lab, en 1991 [14]. Il est aussi connu sous le nom d'Eigenfaces car il est basé sur l'utilisation des vecteurs et les valeurs propres de la matrice de covariance de la base d'apprentissage. Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues et utilise l'algèbre linéaire. Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il reste sensible aux problèmes d'éclairage, de pose et d'expression faciale. L'analyse en composante principale est une technique très connue que l'on utilise lorsque l'objectif est de :

- Décorréliser les données observées
- Réduire la dimension d'espace

Le principe consiste à projeter les données sur des axes optimaux qui maximisent leur variance dans une direction précise, appelés composantes principales, ces axes ne sont que les vecteurs propres de la matrice de covariance des observations. L'idée principale consiste à exprimer les M images d'apprentissage selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus

appropriée à la reconnaissance du visage. 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 [15].

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 un vecteur colonne de longueur N^2 .

Soit l'image Λ qu'est une matrice de taille $N \times N$ tel que :

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

Transformée en vecteur Γ de $N^2 \times 1$:

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

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

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \tag{2.1}$$

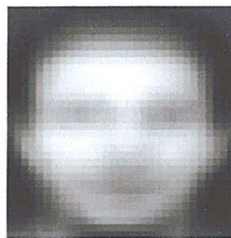


Figure (2.1) : Visage moyen

Ce visage moyen va servir dans l'analyse d'images, on soustrait de ce visage moyen les visages d'apprentissages, ce qui nous permet de récupérer uniquement les informations qui sont particulières au visage d'apprentissage.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \tag{2.2}$$

Où Φ_i représente le $i^{\text{ème}}$ visage auquel on a soustrait le visage moyen. A présent, nous devons calculer la matrice de covariance D. Elle correspond à :

$$D = QQ^T \quad (2.3)$$

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.

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 de la matrice E. Cette matrice est de taille $M \times M$ ce qui nous simplifiera donc les choses. Etant donné que nous aurons M vecteurs propres de taille M pour la matrice E. 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 :

$$Ee_i = Q^T Q e_i = \lambda_i e_i \quad (2.4)$$

Avec λ_i sont les valeurs propres associées au vecteur propre e_i .

En multipliant cette équation par la matrice Q, il vient :

$$Q E e_i = Q Q^T Q e_i \quad (2.5)$$

Nous voyons alors apparaître la matrice D :

$$Q E e_i = D Q e_i = \lambda_i Q e_i \quad (2.6)$$

Nous en déduisons donc qu'avec e_i vecteurs propres de la matrice E associée aux valeurs propres λ_i , nous avons par conséquent $Q \cdot e_i$ qui sont les vecteurs propres de la matrice D associée aux mêmes valeurs propres λ_i . Ainsi, nous avons d_i vecteurs propres de D, avec

$$d_i = Q e_i \quad (2.7)$$

Les valeurs propres qui sont associées aux vecteurs propres nous permettent ensuite de classer ces vecteurs 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 (Figure 2.2).

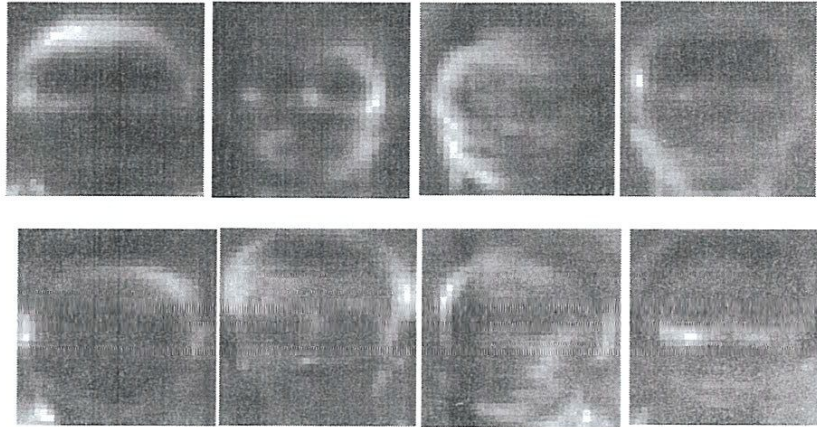


Figure (2.2) : Quelques visages propres

Les M vecteurs propres que nous avons 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; cependant nous perdons sans aucun doute de l'information. 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 combinaison linéaire des visages propres.

$$\Phi_i = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^L p_i d_i \quad (2.8)$$

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

$$p_i = d_i^T \Phi_i \quad (2.9)$$

Ce qui nous permet d'obtenir pour chacun des M visages d'apprentissages un vecteur Π_i où i représente le $i^{\text{ème}}$ visage, et qui nous informe sur le coefficient appliqué à chacun des visages propres.

$$\Pi_i = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_L \end{pmatrix}$$

3. L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) :

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al [16], de la Yale University (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de Fisherfaces. 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.

La méthode LDA est étroitement liée à la PCA, du fait que toutes les deux recherchent des combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données. La LDA essaye explicitement de modéliser la différence entre les classes des données. La PCA quant à elle, ne tient pas de compte les différences entre les classes. La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. La figure (2.3) représente un exemple de classification de trois nuages de points. L'axe principal de la LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les trois classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des trois classes par rapport à la projection sur l'axe principal calculé par PCA[17]. Tout comme dans le PCA, on rassemble les images de la base d'apprentissage dans une grande matrice d'images Γ_i , où chaque colonne représente une image, puis on calcule l'image moyenne Ψ . Ensuite, pour chaque classe C_i , on calcule l'image moyenne Ψ_{C_i} :

$$\Psi_{C_i} = \frac{1}{q_i} \sum_{k=0}^{q_i} \Gamma_k \quad (2.10)$$

Avec q_i , le nombre d'images dans la classe C_i .

Chaque image Γ_i de chaque classe C_i est ensuite recentrée par rapport à la moyenne.

On obtient alors une nouvelle image Φ_i :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi_{C_i} \quad (2.11)$$

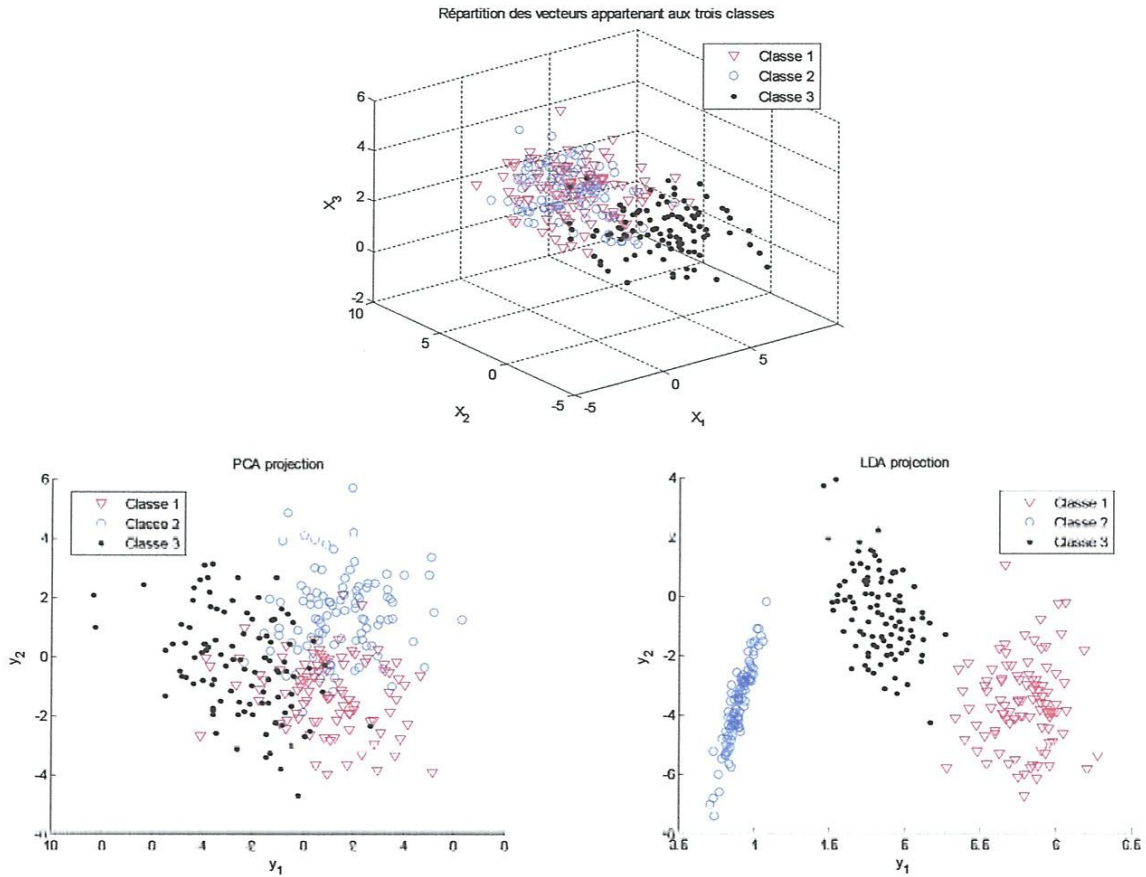


Figure (2.3) : Comparaison entre les projections de trois classes sur les axes principaux construits par PCA et par LDA

Vient ensuite le calcul de nos différentes matrices de dispersion. On notera C le nombre total de classes (le nombre d'individus), q_i le nombre d'images dans la classe C_i et M le nombre total d'images.

- La Matrice de Dispersion Intra-Classe S_w :

$$S_w = \sum_{i=1}^C \sum_{\Gamma_k \in C_i} (\Gamma_k - \Psi_{C_i})(\Gamma_k - \Psi_{C_i})^T \quad (2.12)$$

- La Matrice de Dispersion Inter-Classe S_b :

$$S_b = \sum_{i=1}^C q_i (\Psi_{C_i} - \Psi)(\Psi_{C_i} - \Psi)^T \quad (2.13)$$

- La Matrice de Dispersion Totale S_T :

$$S_T = \sum_{i=1}^M (\Gamma_k - \Psi)(\Gamma_k - \Psi)^T \quad (2.14)$$

L'objectif consiste à trouver les vecteurs optimaux w_i qui maximisent la dispersion interclasses et qui minimisent la dispersion intra-classe. Mathématiquement, cela peut être obtenu en maximisant le critère suivant :

$$W_{opt} = Arg Max \left(\frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \right) \quad (2.15)$$

2.4. Local Binary Pattern (LBP):

2.4.1. Presentation:

L'opérateur LBP a été proposé initialement par Ojala et al [18], dont le but est de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à seuiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant. Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure au seuil (voir figure 2.4). Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

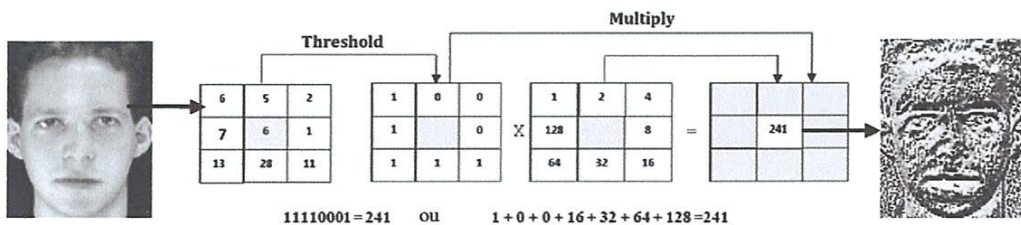


Figure (2.4) : Opérateur LBP

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de différente taille. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central. Les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R, une interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. [19] (figure2.5).

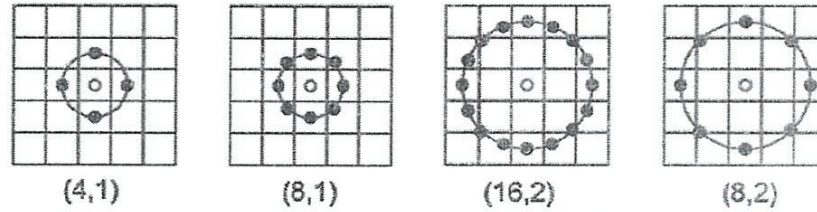


Figure (2.5) : Ensemble de voisinage de LBP pour différents (P,R)

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

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p - g_c) 2^{p-1} \quad (2.16)$$

Où: $S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$

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

Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté LBP^{u2} à deux avantages. Le premier est le gain en mémoire et en temps calcul. Le deuxième est que LBP^{u2} permet de détecter uniquement les textures locales importantes, comme les spots, les fins de ligne, les bords et les coins (figure 2.6). En effet, Ojala et al [20] ont montré que les descripteurs LBP uniformes contiennent plus de 90% de l'information d'une image.



Figure (2.6): Primitives texture différente détectées par le LBP

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.

4.2. LBP pour la reconnaissance de visages :

Une fois le code LBP calculé pour tous les pixels de l'image, on calcule l'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale. En réalité, afin d'incorporer plus d'informations spatiales au vecteur représentant le visage, on divise tout d'abord l'image codée par l'opérateur LBP en petites régions et l'histogramme est construit pour chaque région. Finalement, on concatène tous les histogrammes des régions afin de former un grand histogramme représentant l'image des caractéristiques faciales (voir figure 2.7).

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 seuls les codes LBP uniformes sont utilisés, tous les codes LBP non-uniformes sont étiquetés avec une étiquette unique, alors que chacun des codes uniformes est regroupé dans un histogramme unique. Par exemple, quand $P = 8$, nous avons 58 codes uniformes mais l'histogramme est de dimension 59. De même manière lorsque $P = 6$, on aura un histogramme de dimension 33.

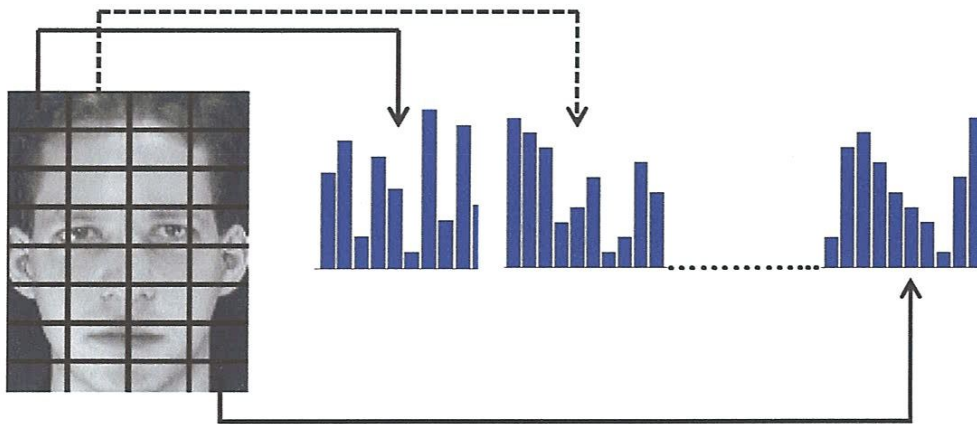


Figure (2.7): Représentation d'un visage par les histogrammes du code LBP

5. Ondelette de Gabor :

5.1. Introduction :

Dans le domaine de la reconnaissance des formes, l'analyse par l'ondelette de Gabor s'est avérée particulièrement appropriée pour la représentation et la discrimination de la texture. Les caractéristiques directement extraites par le banc de filtre de Gabor, à partir des images de pixels, ont été largement utilisées dans l'identification d'empreintes digitales, la segmentation de la texture, et particulièrement dans l'identification de l'iris et également employées pour l'identification de visage [21].

5.2. Définition :

L'ondelette de Gabor, défini par Dennis Gabor, est largement utilisée en traitement d'images car les ondelettes de Gabor présente deux propriétés intéressantes : la localisation fréquentielle et la sélection en orientation. Les représentations en fréquence et en orientation du filtre de Gabor s'apparentent à celles du système visuel humain.

L'ondelette de Gabor est connu comme un moyen d'analyse espace-fréquence très robuste. Cette spécificité a fait que l'ondelette de Gabor un moyen puissant d'analyse de texture. Les filtres de Gabor analysent la texture d'un objet suivant différentes résolutions et différents angles.

Un noyau du filtre de Gabor est la modulation d'une onde complexe sinusoïdale avec une enveloppe gaussienne. Une ondelette de Gabor généralement utilisée dans la reconnaissance faciale est définie comme suit :

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{ik_{u,v}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (2.17)$$

Où $z=(x,y)$ est le point de coordonnées (x,y) Dans le plan image. Les paramètres u et v définissent l'orientation et la fréquence des noyaux de Gabor.

$\|\cdot\|$ est l'opérateur norme et σ est l'écart-type de l'enveloppe gaussienne.

L'intérêt d'utilisation de filtres de Gabor pour l'extraction de caractéristiques de visage est qu'on peut capturer les informations dans des orientations et échelles différentes.

5.3. Extraction des caractéristiques :

La représentation de Gabor d'une image de visage est obtenue par la convolution de l'image avec la famille des filtres de Gabor, définie par :

$$G_{u,v}(z) = I(z) * \Psi_{u,v}(z) \quad (2.18)$$

$G_{u,v}(z)$ est le résultat de la convolution de l'image $I(z)$ par le banc du filtre de Gabor $\Psi_{u,v}(z)$ au point $z=(x,y)$.

Comme on peut le remarquer dans (figure 2.8), les filtres de Gabor ont une forme complexe qu'il est possible d'exploiter. En effet, étant en quadrature de phase, il est important d'utiliser les informations données par la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients de Gabor.

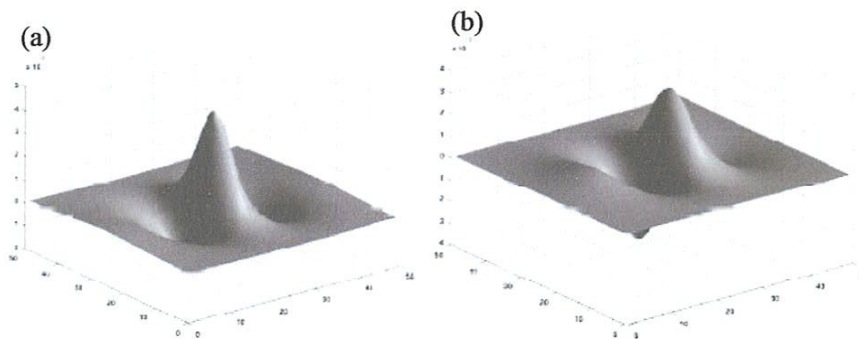


Figure (2.8) : Filtre de Gabor. (a) : Partie réelle. (b) : Partie imaginaire

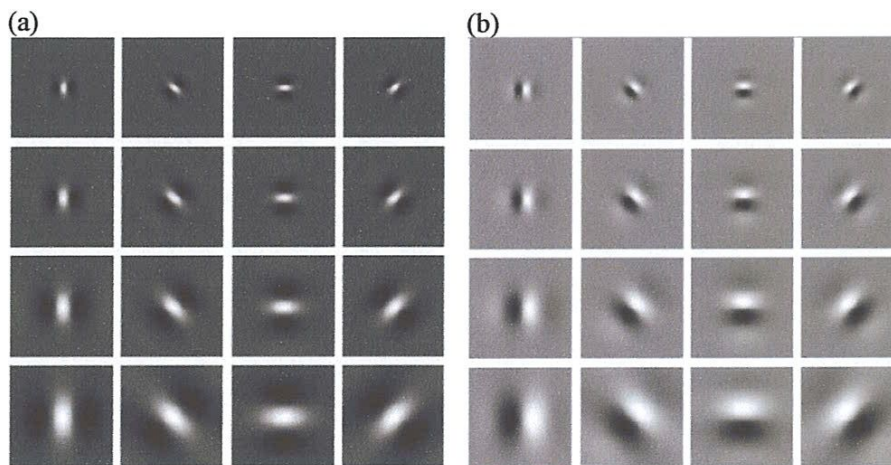


Figure (2.9) : Filtre de Gabor à 4 niveaux de résolution et selon 4 orientations. (a) : Partie réelle.
(b) : Partie imaginaire

Oppenheim [21] a démontré que la phase des analyses multi-résolutions est plus informative que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination.

L'amplitude et la phase seront notées respectivement par :

$$|G_{u,v}(z)| = \sqrt{[Re(G_{u,v}(z))]^2 + [Im(G_{u,v}(z))]^2} \quad (2.19)$$

$$Et : \quad Arg(G_{u,v}(z)) = Arc\ tan\left(\frac{Im(G_{u,v}(z))}{Re(G_{u,v}(z))}\right) \quad (2.20)$$

6. La quantification de la phase locale (Local Phase Quantization(LPQ)) :

La quantification de la phase locale est un autre descripteur important pour l'analyse de l'information de texture fondée sur l'invariance de flou du spectre de Phase. L'information insensible au flou est extrait par calcul localement du spectre de la phase à partir de la transformée de Fourier 2D à court terme (STFT) pour chaque position de pixel de l'image sur une fenêtre rectangulaire.

Le descripteur de texture *LPQ* a été introduit pour la première fois par Ojansivu et al [22]. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artéfacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (en anglais point spread function PSF) présentant une symétrie centrale.

Etant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques. Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences f choisies. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits puis, de la même façon que pour le descripteur *LBP*, un histogramme est formé et est utilisé comme descripteur de texture. Le flou spatialement invariant d'une image originale $f(x)$ se réside dans une image floue observée $g(x)$, exprimée par :

$$g(x) = f(x) * h(x) \quad (2.21)$$

Où : $x=(x,y)^t$ est les coordonnées spatiales, $h(x)$ est la fonction d'étalement

* : est l'opérateur de convolution.

L'équation précédente correspond à la relation suivante dans le domaine de Fourier :

$$G(u) = F(u) \cdot H(u) \quad (2.22)$$

Avec $F(u)$, $H(u)$ et $G(u)$ sont les transformées de Fourier 2D de $f(x)$, $h(x)$ et $g(x)$ respectivement.

$u = (u, v)^t$ est les coordonnées fréquentielles

L'amplitude et la phase de l'image observée dans le domaine fréquentiel peuvent s'écrire :

$$|G(u)| = |F(u)| \cdot |H(u)| \quad (2.23)$$

$$\angle G(u) = \angle F(u) + \angle H(u) \quad (2.24)$$

Si $h(x)$ est supposé être à symétrie centrale ce qui entraîne que sa transformée de Fourier $H(u)$ sera réelle, d'où sa phase est donnée par :

$$\angle H(u) = \begin{cases} 0, & H(u) \geq 0 \\ \pi, & H(u) < 0 \end{cases} \quad (2.25)$$

Alors d'après les équations (2.24) et (2.25), l'image originale et l'image observée (floue) ont la même phase pour les fréquences où $H(u)$ est positif.

La méthode LPQ est basée sur les propriétés de flou invariant. Elle utilise les informations de phase locale extraite, en utilisant STFT calculée sur une fenêtre rectangulaire N_x de taille M par M à chaque position de pixel x de l'image $f(x)$:

$$F(\mathbf{u}, \mathbf{x}) = \sum_{y \in N_x} f(x - y) e^{-2\pi i y^T \mathbf{u}} = \mathbf{w}_u^T \mathbf{f}_x \quad (2.26)$$

Où w_u est le vecteur de base de la 2-D DFT à la fréquence u , et f_x est un vecteur contenant tous les échantillons d'image M^2 de N_x . L'opérateur LPQ ne considère que les quatre vecteurs de fréquence suivants : $u_1 = [a, 0]$, $u_2 = [0, a]$, $u_3 = [a, a]$, $u_4 = [a, -a]$

Où a est assez petit pour se trouver en dessous du premier passage par zéro de $H(u)$ qui satisfait :

$$\angle G(u) = \angle F(u), \text{ pour tout } H(u) \geq 0 \quad (2.27)$$

Si, on pose :

$$\mathbf{F}_x^c = [F(u_1, \mathbf{x}), F(u_2, \mathbf{x}), F(u_3, \mathbf{x}), F(u_4, \mathbf{x})] \quad (2.28)$$

Et :

$$\mathbf{F}_x = [\text{Re}\{\mathbf{F}_x^c\}, \text{Im}\{\mathbf{F}_x^c\}]^T \quad (2.29)$$

Puis la matrice de transformation W est de 8 par M^2 :

$$\mathbf{W} = [\text{Re}\{\mathbf{w}_{u1}, \mathbf{w}_{u2}, \mathbf{w}_{u3}, \mathbf{w}_{u4}\}, \text{Im}\{\mathbf{w}_{u1}, \mathbf{w}_{u2}, \mathbf{w}_{u3}, \mathbf{w}_{u4}\}]^T \quad (2.30)$$

Et ainsi :

$$F_x = Wf_x \quad (2.31)$$

Les coefficients doivent être décorrélé avant quantification de préserver au maximum l'information. En supposant une distribution gaussienne, un blanchiment transformé peut atteindre l'indépendance :

$$G_x = V^T F_x \quad (2.32)$$

Où V est une matrice orthonormée provenant de la décomposition en valeurs singulières de la matrice de covariance du vecteur coefficient de transformée F_x .

Après le calcul de G_x pour toute la position de l'image, les vecteurs résultants sont quantifiés en utilisant la quantification scalaire suivante :

$$q_j = \begin{cases} 1, & g_j \geq 0 \\ 0, & g_j < 0 \end{cases} \quad (2.33)$$

Où g_j représente le composant $j^{\text{ième}}$ de G_x . Ces coefficients quantifiés sont représentés comme des nombres entiers compris entre 0-255 en utilisant le codage binaire :

$$b = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1} \quad (2.34)$$

Ces valeurs entières sont ensuite organisées en un vecteur de caractéristique utile pour des tâches de classification.

7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art de la reconnaissance de visage, on trouve une multitude des techniques globales, locales et hybrides qui sont utilisés dans les projets de recherche.

Chapitre 3

Résultats & Discussions

1. Introduction :

Pour évaluer l'efficacité des méthodes décrites dans le chapitre précédent, nous avons opté pour une validation sur la base de données « ORL ». Notre travail consiste à l'étude des techniques d'identification biométrique de personnes par reconnaissance faciale.

2. 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, ...etc.) ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu.

2.1. La base ORL :

Cette base a été collectée entre avril 1992 et avril 1994 par le laboratoire AT&T de L'université de Cambridge. La base contient 40 personnes, chacune étant enregistrée sous 10vues différentes (figure 4.1). 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.



Figure (3.1) : Exemples d'images de visages de la base ORL.

2.2. Protocole d'évaluation :

Afin de développer une application de reconnaissance de visage, il est nécessaire de disposer un protocole d'évaluation afin de tester les techniques et déterminer leurs performances.

Pour la base de données ORL, nous avons pris dans notre travail (3, 4,5 et 6) image par individu choisis arbitrairement pour la phase d'apprentissage et le reste d'images seront utilisées pour la phase de test. Par exemple, dans le premier cas (3 images), la base d'apprentissage contienne 120 images ou chaque image est de taille (112×92) donc la matrice d'apprentissage est de taille (10304×120), tandis que la matrice de test est de taille (10304×280).

Dans toutes les expériences réalisées dans ce manuscrit, nous avons choisi de travailler avec le classifieur K-plus proche voisin (KNN en anglais K Neighbors Nearest) et les caractéristiques extraites (sauf les cas, ou nous avons utilisé les méthodes de réduction) qui décrit les individus sont des histogrammes normalisés qui sont plus adaptés avec la distance Chi-square :

$$d_{\chi^2}(H^1, H^2) = \sum_{l=1}^N \frac{(H^1(l) - H^2(l))^2}{(H^1(l) + H^2(l))} \quad (3.1)$$

Ou : H^1, H^2 sont deux histogrammes normalisés, N représente le nombre de bins de chaque histogramme.

Pour les méthodes (PCA, LDA, Gabor+PCA, Gabor+LDA), nous avons utilisé la distance euclidienne (équation (3.2)) Pour mesurer la dissimilarité.

$$d_{\text{euc}}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (3.2)$$

Ou : x, y sont deux vecteurs de taille N .

Comme la sélection des images pour chaque choix est faite aléatoirement, l'expérience de sélection d'images est répéter 50 fois, de telle sorte que le taux

d'identification final pour chaque choix n'est autre que la moyenne des taux d'identification obtenu à partir de la sélection d'images de même choix.

3. L'évaluation des méthodes de reconnaissance faciale :

3.1. L'ondelette de Gabor et les méthodes de réduction:

Dans nos expériences, nous avons pris :

- l'ondelette de Gabor avec huit orientations et trois échelles, d'où nous avons en tout 24 filtres.
- Les amplitudes des réponses de Gabor.

En ce qui concerne, les méthodes de réduction PCA et LDA qui dépendent de deux paramètres importants :

- Nombre de réduction
- Nombre des images par individu prise dans la phase d'apprentissage

Afin, de montrer l'influence de ces paramètres deux scénarios peuvent se présenter :

Scénario 1 : On va prendre dans le premier cas trois images par personne dans la phase d'apprentissage et le reste d'images seront utilisées pour la phase de test, et en fait varier le paramètre de réduction.

Scénario 2 : Pour le deuxième cas, on fixe le paramètre de réduction, en lui donne la meilleure valeur obtenue dans le premier cas du point de vue de taux d'identification, et on fait le nombre d'images pendant la phase d'apprentissage.

Cas1 :

➤ *PCA & Gabor_PCA :*

Afin de comparer les méthodes de PCA et Gabor_PCA, on représente les courbes de ces méthodes sur la même figure (voir figure (3.2)).

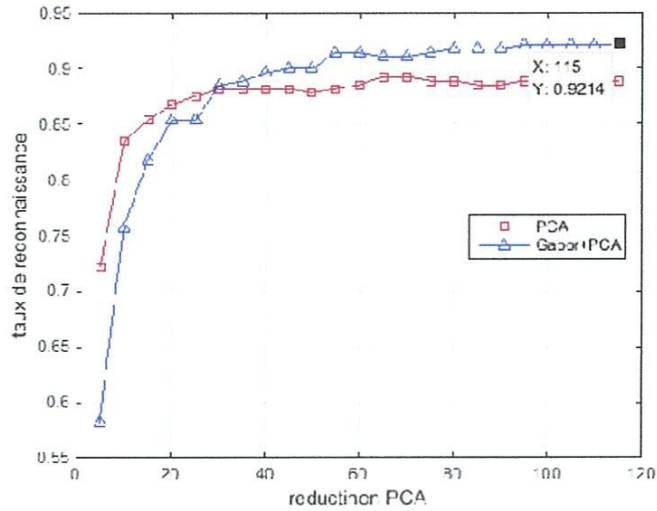


Figure (3.2) : L'influence du nombre de réduction sur PCA et Gabor_PCA

Les courbes montrent que la méthode Gabor_PCA est meilleure à celle de PCA, on peut conclure que la méthode PCA donne des meilleurs résultats, si on l'applique sur des caractéristiques (features) qui rendent les pixels de l'image décorrélés et non pas directement sur les pixels (ou ces pixels sont fortement corrélés). D'après la figure (3.1), on peut remarquer qu'à partir de nombre réduction=60, le taux de reconnaissance est presque stable et constant, donc on va prendre cette valeur comme nombre de réduction pour le deuxième cas.

➤ **LDA & Gabor_LDA :**

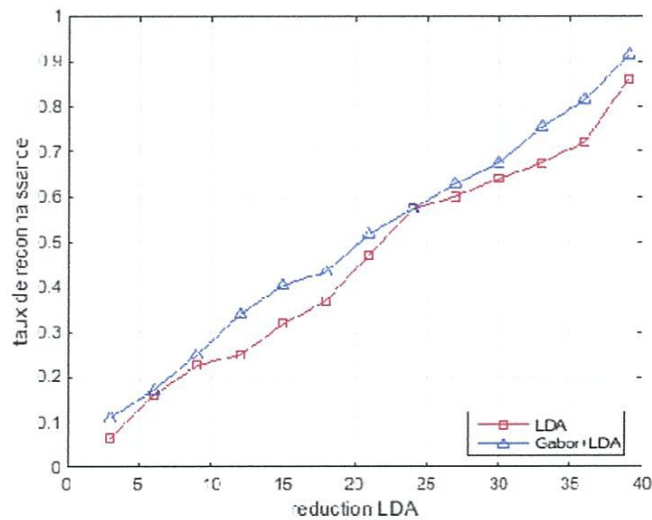


Figure (3.3) : L'influence du nombre de réduction sur LDA et Gabor_PCA

Presque la même remarque soulevée dans le cas PCA et trouvée dans le cas LDA ou, les courbes montrent que la méthode Gabor_LDA est meilleure à celle de LDA, on peut conclure que la méthode LDA est plus discriminante et adaptés, si on l'applique sur des caractéristiques (features) de l'image et non pas sur directement les pixels. On peut remarquer que le taux de reconnaissance varier proportionnellement en fonction du nombre de réduction de telle sorte qu'avec le nombre réduction = 39 (nombre de classe-1) donne le meilleur taux de reconnaissance, donc on va prendre cette valeur comme nombre de réduction pour le deuxième cas.

Cas2 :

	3	4	5	6
PCA (Red=60)	92,02	95,83	97,38	98,25
LDA (Red=39)	91,47	94,83	96,43	97,08
Gabor	93,65	96,61	97,77	98,33
Gabor_PCA(Red=60)	93,89	96,73	97,99	98,61
Gabor_LDA(Red=39)	95,31	98,25	98,91	99,21

Tableau (3.1) : La variation de taux de reconnaissance en fonction des nombres d'image de la base d'apprentissage

D'après les résultats du tableau (3.1), on peut remarquer les points suivants :

- le taux de reconnaissance de chaque méthode est proportionnel en fonction du nombre d'images prise dans l'étape d'apprentissage.
- La méthode PCA donne un taux de reconnaissance meilleure que celle de LDA dans le cas où les pixels de l'image sont fortement corrélés.
- La méthode LDA est plus discriminante et meilleure à celle de la méthode PCA pour le cas des informations décorréelée.
- La combinaison entre le filtre de Gabor et la méthode LDA permet d'améliorer le taux de reconnaissance par rapport aux cas ou on applique ces méthodes séparément. Et la même chose pour le cas de la méthode Gabor_PCA.
- Le meilleur taux de reconnaissance est celui obtenu par la méthode Gabor_LDA quel que soit le nombre de train choisi durant la phase d'apprentissage.

3.2. Local binary pattern(LBP) :

La méthode LBP est influencée par 3 facteurs importants qui sont :

- Le nombre de régions (patches)
- Le rayon (R) et le nombre de voisinage (neighbors) (P)
- Nombre des images par individu prise dans la phase d'apprentissage

a. Nombre de régions :

Afin de montrer l'influence de partition de l'image LBP (P,R) en des régions disjointes sur le taux de reconnaissance, nous avons opté a décomposée l'image en des patches

	8×8	16×16	32×32
LBP(8,1)	93.84	93.76	81.74

Tableau (3.2) : La variation de taux de reconnaissance de LBP en fonction de la taille de régions

Chaque image LBP obtenue est décomposée en des régions puis pour chaque région, on extrait un histogramme normalisé et finalement le descripteur de l'image LBP est la concaténation des histogrammes de régions de la même image.

D'après les résultats obtenus, on remarque que le taux de reconnaissance de la méthode LBP(8,1) est inversement proportionnel par rapport à la taille de région, ce qui signifie que la méthode LBP est plus adaptée à des changements locaux.

b. Différents LBP (P,R)&Nombre des images par individu :

Comme le meilleur taux de reconnaissance obtenu est pour une région de taille 8x8,dans le cas précédent, on va décomposer les images LBP en des régions de 8x8 dans cette expérience, et on fait varier le nombre de voisinage P, le rayon R et le nombre des images de la base d'apprentissage.

	3	4	5	6
LBP(8,1)	93,84	96,75	98,06	99,11
LBP(8,2)	92,09	95,83	97,61	98,76
LBP(16,1)	93,21	93,00	97,91	98,70
LBP(16,2)	89,96	94,88	96,48	97,54
LBP(16,3)	76,52	82,73	88,36	91,35

Tableau (3.3) : La variation de taux de reconnaissance de LBP en fonction de nombre d'image de la base d'apprentissage

D'après les résultats obtenus dans le tableau (3.7), on peut remarquer les points suivants :

- Le meilleur taux de reconnaissance est obtenu avec LBP(8,1).
- le taux de reconnaissance de la méthode LBP est proportionnel en fonction du nombre d'images prise dans l'étape d'apprentissage

3.3. Local Phase Quantization(LPQ) :

La méthode LPQ est influencée par 2 facteurs importants qui sont :

- Le nombre de fenêtre.
- Nombre des images par individu prise dans la phase d'apprentissage.

a. Nombre de fenêtre :

Afin de montrer l'influence de la taille de fenêtre LPQ sur le taux de reconnaissance, nous avons appliquée la transformée de Fourier pour chaque position de pixel de l'image sur une fenêtre rectangulaire.

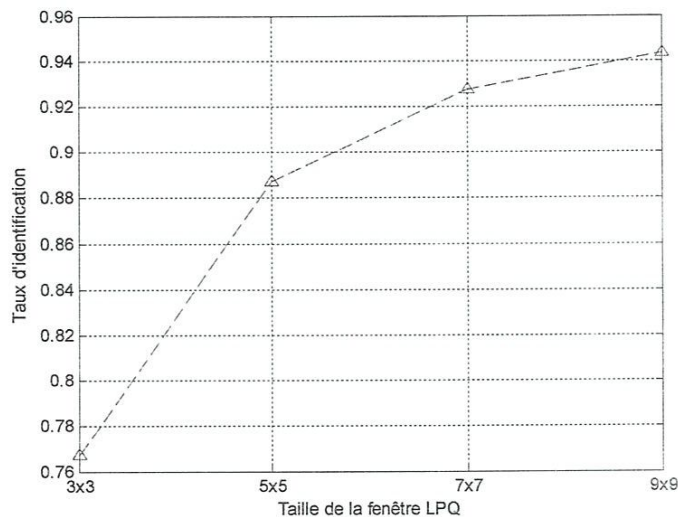


Figure (3.4) : variation du taux de reconnaissance (LPQ) en fonction de la largeur de la fenêtre rectangulaire.

D'après la courbe de la figure (3,3), on remarque que le taux de reconnaissance de la méthode LPQ est proportionnel par rapport à la taille de fenêtre, ce qui signifie que la méthode LPQ est plus adaptée à certain nombre des changements locaux.

b. LPQ (9x9) & Nombre des images par individu :

Comme le meilleur taux de reconnaissance obtenu est pour une fenêtre de taille 9x9, dans le cas précédent, on va utiliser cette valeur dans cette expérience, et on fait varier le nombre des images durant la phase d'apprentissage.

	3	4	5	6
LPQ	94.32	96,04	97,95	99,06

Tableau (3.4) : La variation de taux de reconnaissance de LPQ en fonction de nombre d'image de la base d'apprentissage

D'après les résultats obtenus dans le tableau(3,4), on remarque que le taux de reconnaissance de la méthode LPQ est proportionnel par rapport au nombre de images prises pendant la phase d'apprentissage.

Le tableau suivant récapitule le résultat obtenu (3 images par individu) pour de différentes techniques utilisées dans ce manuscrit.

Méthode	Taux de reconnaissance
PCA	92,02
LDA	91,47
Gabor	93,65
Gabor_PCA	93,89
Gabor_LDA	95,31
LBP(8,1)	93,84
LPQ	94.32

Tableau (3.5) : Comparaison entre les techniques utilisées

Le tableau ci-dessous, montre que la méthode Gabor_LDA est meilleure aux autres méthodes dues à sa puissance discriminative, puis le vient le descripteur LPQ qui est invariant au flou.

4. Conclusions :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une application de reconnaissance de visage basée sur les algorithmes PCA, LDA, Gabor, LBP et LPQ qui sont appliquée sur la base de donné de visages ORL. Et on a présenté aussi les différents résultats obtenus avec leurs discussions pour chaque algorithme. Les résultats obtenus permet

de montrer l'efficacité de la méthode d'analyse linéaire discriminante LDA combiné avec l'ondelette de Gabor par rapport aux autres techniques décrites dans ce chapitre.

Conclusion générale

De nos jours la biométrie est considérée comme un moyen le plus sûr pour la sécurité, elle est de plus en plus appliquée dans la réalité grâce à ses avantages. Ses applications sont diverses: le contrôle d'accès physique ou logique, les téléphone portables, dans le commerce et l'identification des criminels, ...etc. Dans ce manuscrit, nous avons abordé le problème de la reconnaissance automatique de visage qui est une modalité biométrique non intrusif et largement utilisée dans la vie quotidienne. Nous nous sommes intéressés de réaliser un système d'identification basé sur la combinaison entre l'ondelette de Gabor et la méthode de l'analyse linéaire discriminante (LDA) pour former un descripteur invariant à l'échelle et à l'orientation et en même temps discriminant. Suite à cela, Un état de l'art des quelques techniques récentes dans le domaine est établi dans le deuxième chapitre du mémoire. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, notamment l'invariance à l'illumination. Enfin, nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de performances. Les méthodes décrites en détail dans le chapitre 2 sont implémentées, puis comparées sur la base de données ORL en troisième chapitre. D'après les résultats obtenus, on peut conclure que la fusion entre l'ondelette de Gabor et l'analyse linéaire discriminante a beaucoup amélioré la reconnaissance comparativement aux autres méthodes décrites dans ce manuscrit.

Bibliographie

- [1] Florent Perronnin, Jean-Luc Dugelay, « Introduction à la biométrie : Authentification des individus par traitement audio-vidéo », Institut Eurocom, Multimedia Communications, Revue Traitement du signal, 2002.
- [2] Anis Chaari, « Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée », Thèse de Doctorat, université de Manouba Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique, 2009.
- [3] Amine Nait-Ali, « traitement de signal et de l'image pour la biométrie » livre, édition, Lavoisier, 2012.
- [4] Lebed Toufik « reconnaissance de visage par LDA » Mémoire de licence Électronique, université de 08 mai 1945 Guelma, juin 2014.
- [5] Technique de Contrôle d'Accès par Biométrie. <http://www.clusif.asso.fr>, dossier technique, CLUSIF, 2004.
- [6] « système RV », Thèse Doctorat, univ-biskra.dz, sept 2012.
- [7] M. Tayeb Laskri, D. Chefrour « who is? Système d'identification des visages humain », Article université de Badji Mokhtar Annaba, 2002.
- [8] Hazem Mohamed Amir et Nabi Rachid, « Reconnaissance de Visages », Article, Université d'Avignon et du pays du Vaucluse, 2006/2007.
- [9] Reda Jourani « reconnaissance de visage », mémoire d'Etudes Supérieures Approfondies, Université Mohamed V-Agdal, 2006.

- [10] Amira Chiheb « Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA) » Mémoire de Licence en informatique, université de 08 mai 1945 Guelma, 2003
- [11] H. Greenspan, J. Goldberger, « Eshet. Mixture model for face color modeling and segmentation, Pattern Recognition Lett », Article, 2001.
- [12] A.M Martínez, R. Banavente, « The AR face data base », Article June 1998.
- [13] LOUIBA Fadia et HADJ ALI Ryma. « Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage », Article, 2010.
- [14] M. A. Turk and A. P. Pentland, « Face Recognition using Eigenfaces », Proc. IEEE, 1991, 586-591.
- [15] khfif bouchra « Mise au point d'une application de reconnaissance faciale », Mémoire Master en informatique, Université Abou Baker Belkaid. 2013.
- [16] Nicolas MORIZET Thomas EA, Florence ROSSANT, Frédéric AMIEL, Amara AMARA « Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie », Article, Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP).
- [17] OUAMANE Hanane « Identification de reconnaissance faciale avec des expressions », Mémoire Master, Université Mohamed Khider Biskra, 2012.
- [18] T. Ojala, M. Pietikainen, et T. Maenpaa. «Multiresolution gray-scale et rotation invariant texture classification with local binary patterns» IEEE Trans, 2002.
- [19] BETTAHAR Abdessettar et SABER « Fathi, Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage », Mémoire master académique, 2014.

[20] Anouar Mellakh « Reconnaissance des visages en conditions dégradées » Thèse Doctorat, Université d'Evry_Val d'Essonne, 2009

[21] C J Lee and S D Wang. « Fingerprint feature extraction using Gabor filters, Electronics Letters», Article, 1999.

[22] V. Ojansivu, J.Heikkälä, « Blur insensitive texture classification using local phase quantization. Image and signal processing », springer berlin Heidelberg, pp. 236-243, 2008