

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

11/681.810



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

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

**Reconnaissance de visage par la méthode « BINNARY GABOR
PATTERN » BGP**

Présenté par :

Khelaifia Norelhauda

Beldjoudi Abdel Hamid

Sous la direction de :

Docteur--doghmane

Mai 2014





Remerciement

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 la patience et le courage durant ces longues années d'étude.

En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur Mr : doghmane, son précieux conseil et son aide durant toute la période du travail et pour l'orientation, la confiance, la patience Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail Et de l'enrichir par leurs propos, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Nous souhaitant adresser nos remerciements au corps professoral et administratif de la Faculté de science et technologie et surtout le département d'électronique et télécommunication, pour la richesse et la qualité de leur enseignement et qui déploient de grands efforts pour assurer à leurs étudiants une formation actualisée.

Nous tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin au bon acheminement de stage .

Un merci tout spécial a mon professeur younsi abd alaziz. le professeur :tebbikh hichem et le professeur :taba med taher

nous 'adressons enfin une pensée spéciale à mes parents pour leur soutien dans mes choix et leur attention sans faille.



Dédicace

A mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi, et qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance. J'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour.

Mon père khelafia lakhdar

Et Ma mere cheriet hakima.

A mes chers sœurs : soumia . roukia et mon frère .abd alhamid

A ma tante datila

A mon grand mere aicha

A la mémoire de mes grands-parents.

A mon meilleur ami houssem

A mes collègues atrous mounia et oghidni wafa

A mes tantes et à mes oncles.

Je dédie ce mémoire

A ma fideles amies sabiha et razika

A yasmin .abd atrahim.hind.asia

Un dédicace spesial

A hanen . zeyneb .ghania .mouna .amina .nadjwa.naziha .fatima

.fatiha.chahira .moufida.chaima.marwa.retay

A mon collègue de ce travail : blajoudi abd alhamid

A Toute la promo de Master 2 système électronique 2014

« A toute personne qui m'aime »

Norelhouda khelafia





Dédicace

A mes très chers parents qui ont toujours été là pour moi, et qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance. J'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour.

Mon père Beldjoudi Mohamed El aid

Et Ma mere beldjoudi Zekoura.

A mes chers sœurs : Nour . El Yakine et mon frère

A ma tante dalila

A mon grand mere aicha

A la mémoire de mes grands-parents.

A mon meilleur ami

A mes collègues

A mes tantes et à mes oncles.

Je dédie ce mémoire

Un dédicace spesial



A ma collègue de ce travail : Khelaifia Norelhauda

A Toute la promo de Master 2 système électronique 2014

« A toute personne qui m'aime »

Table de matière

Liste des figures

Liste des tableaux

Chapitre	Page
1. INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre 1 : reconnaissance biométrique	
1. Introduction	3
2 .Définition de la biométrie	3
3. Modalités biométriques	4
3.1 Analyse biologique	4
3.2 Analyse comportementale	4
3.3 Analyse morphologique	5
4. Les applications de la biométrie	8
5. Structure Générale d'un système biométrique	8
5.1 Mode de fonctionnement	10
6. Evaluation des performances d'un système biométrique	11
Chapitre 2 : la reconnaissance de visage	
1. Introduction	12
2. Détection de visages	12
3. Approches de la détection de visage	12
3.1 Approches basées sur l'apparence	12
3.2 Approches basées sur les connaissances acquises	13
3.3 Approches basées sur le « Template-matching »	14
3.4 Approches basées sur des caractéristiques invariantes.	15
3.4.1 Méthodes basées sur les caractéristiques du visage	15
3.4.2 Méthodes basées sur l'analyse de la couleur de la peau	15

4-Prétraitement	16
4.1 Normalisation Photométrique	16
4.2 Normalisation géométrique	17
5-Les algorithmes de reconnaissance de visage	17
5.1 Approches globales	17
5.1.1 Analyse en Composantes Principales	18
5.1.2 Analyse Discriminante Linéaire	20
5.2 Méthodes locales	20
5.2.1 La méthode Local Binary Pattern (LBP)	21
5.2.2 Principe de la technique SVM	23
5.3 Méthodes hybrides	23
5.3.1 Combinaison aux filtres de Gabor et LBP	24

Chapitre 3 : Résultats et Discussions

1 Mise en pratique	27
1.1 Base de données de visages (YALE)	27
1.2 Base de données de visages (ORL)	27
1.3 Organigrammes	29
1.4 Interprétations des résultats	40
Conclusion Générale	41
Référence	42

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
Figure (1.1) : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main	4
Figure (1.2) : Photo d'iris	5
Figure (1.3) : Le processus de reconnaissance par empreinte digitale	5
Figure (1.4) : spectre d un signal voix	6
Figure (1.5) : Différentes régions utilisées pour la phase de template matching	7
Figure (1.6) : Architecture d'un système biométrique	9
Figure (1.7) : Illustration du TFR, du TFA et de TEE	10
<hr/>	
Figure (2.1) : Différentes régions utilisées pour la phase de template Matching	13
Figure (2.2) : Excmple de direction de projection (a) : PCA (b) :LDA	20
Figure (2.3) : Les différentes textures primitives détectées par le LBP	22
Figure (2.4) : L'opérateur LBP de base	22
Figure (2.5) : illustration de la méthode« Binary Gabor Pattern »	25
Figure (3.1) : Les images d'une personne de la base YALE	27
Figure (3.2) : Les images d'une personne de la base ORL	28
Figure (3.3) : Organigramme, conversion et stockage des images	29
Figure (3.4) : Organigramme d'identification par les méthodes (PCA/LDA)	30
Figure (3.5) : Organigramme d'identification par les méthodes (Gabor-PCA/Gabor-LDA)	31
Figure (3.6) : Organigramme d'identification par les méthodes histogramme texton(Gabor-PCA/Gabor-LDA)	32
Figure (3.7) : Méthode PCA (base ORL) (a) : L'image moyenne (b) : Les eigenfaces	33
Figure (3.8) : Reconstruction de l'image visage à partir des eigenfaces	34

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
Tableau (3.1) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP et LBP sont appliqués sur 16 blocks de taille 28x23 pixels) (PCA_red=119, LDA_red=39)	35
Tableau (3.2) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP et LBP sont appliqués sur 4 blocks de taille 56x46 pixels) (PCA_red=119, LDA_red=39 l'image est de taille 64x64 (BGP et LBP sont appliqués sur 16 blocks de taille	35
Tableau (3.3) : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale où 16x16 pixels) (PCA_red=119, LDA_red=39	36
Tableau (3.4) : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale où l'image est de taille 64x64 (BGP et LBP sont appliqués sur 4 blocks de taille 32x32 pixels) (PCA_red=119, LDA_red=39	36

Introduction générale

La reconnaissance de forme (RDF) regroupe l'ensemble des méthodes permettant la classification des formes (vecteurs de caractéristiques de l'état de fonctionnement du système) dans des classes. Chaque classe est associée à un mode de fonctionnement du système et elle est représentée par un modèle. Les modèles de classes sont utilisés pour la classification d'une nouvelle forme à une des classes existantes.

La classification d'une forme est réalisée par un module de classification, appelé classificateur, en utilisant une règle de décision. Le problème de la RDF est donc de caractériser le modèle et l'étiquette de chaque classe associée à une forme. Cela requiert le recours à des techniques de classification permettant de regrouper, par apprentissage, les formes similaires.

Il existe trois grands types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage semi-supervisé. L'apprentissage supervisé nécessite que les observations soient étiquetées ; on connaît a priori le mode de fonctionnement associé à chacune de ces observations. L'apprentissage non supervisé cherche à former des classes dans un ensemble d'observations non étiquetées pour lesquelles aucune connaissance n'est disponible sur leur appartenance aux différentes classes. L'apprentissage semi-supervisé combine les deux modes d'apprentissage supervisé et non supervisé. Il utilise l'ensemble d'apprentissage étiqueté pour estimer les fonctions d'appartenance de chaque classe connue et l'apprentissage non supervisé pour améliorer la précision de cette estimation, détecter les nouvelles classes et apprendre leurs fonctions d'appartenance. Cette combinaison est particulièrement efficace quand l'ensemble d'apprentissage étiqueté contient peu de points de chaque classe. Notre travail s'inscrit dans le cadre de la reconnaissance de visage qu'est une catégorie de la reconnaissance de forme ou la forme dans ce cas est un visage.

Ce document est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre a pour objectif d'exposer le principe de la biométrie, de présenter les modalités usuelles et les différents modes de la reconnaissance biométrique. Le chapitre deux est consacré à la description de différentes techniques de la reconnaissance faciale.

Nous définissons quelques méthodes que nous trouvons dans la littérature à titre d'exemple la méthode « Binary Gabor Pattern » (BGP) et celle de « Local Binary Pattern » (LBP). Dans le troisième chapitre, nous présentons quelques algorithmes des méthodes utilisées dans ce mémoire, les résultats obtenus avec leurs interprétations et une étude comparative entre la

méthode « BGP » et l'opérateur « LBP » est faite. Nous terminons ce mémoire par une conclusion et nous donnons quelques perspectives qui peuvent donner suite à ce travail.

Chapitre 1 : la Reconnaissance Biometrique

La Reconnaissance biométrique

1. Introduction

La biométrie est un ensemble des technologies (appelées les technologies biométriques) qui exploitent des caractéristiques humaines physiques ou comportementales telles que l'empreinte digitale, la signature, l'iris, la voix, le visage, la démarche, et un geste de main pour différencier des personnes. Ces caractéristiques sont traitées par certain ordre des processus automatisés à l'aide des dispositifs comme des modules de balayage ou des appareils-photo. la différence des mots de passe ou des PINs (numéros d'identification personnelle) qui sont facilement oubliés ou exposés à l'utilisation frauduleuse, ou des clefs ou des cartes magnétiques qui doivent être portées par l'individu et sont faciles à être volées, copiées ou perdues, ces caractéristiques biométriques sont uniques à l'individu et il y a peu de possibilité que d'autres individus peuvent remplacer ces caractéristiques , Donc les technologies biométriques sont considérées les plus puissantes en termes de sécurité.

En plus les mesures biométriques sont confortables parce qu'elles n'ont pas besoin d'être portées séparément. Tels caractéristiques peuvent être bien employées pour obtenir l'identification/authentification pour accéder à des systèmes tels que les ATMs (guichet automatique) . La biométrie se prouve également comme outil puissant d'identification/vérification aux scènes de crime dans le secteur juridique

2. Définition de la biométrie

La biométrie est l'étude quantitative des êtres vivants, plus précisément dans notre contexte : c'est la reconnaissance et l'identification des individus en utilisant des informations étroitement liés à leurs caractéristiques. Les méthodes biométriques, impliquent l'utilisation des empreintes digitales, du visage, de la voix, de l'iris ou de l'ADN...etc. Elles possèdent chacune ses propres avantages et ses limitations. Certaines méthodes sont rigoureuses mais sont également très contraignantes (coût élevé, collaboration de la personne indispensable dans la majorité des cas, etc.) alors que d'autres sont plus conviviales mais souffrent de problèmes de précision.

Pour que les caractéristiques, propre à chaque individu, puissent être qualifiées de modalités biométriques, elles doivent être :

- Universelles (existent chez tous les individus)
- Uniques (possibilité de différencier un individu par rapport à un autre)
- Permanentes (peuvent évoluer dans le temps)
- Enregistrables (possibilité d'enregistrer les caractéristiques d'un individu avec son accord)
- Mesurables (possibilité de comparaisons futures).

3. Modalités biométriques

Il y a trois catégories technologiques de la biométrie, la première est l'analyse biologique comme les tests portants sur le sang, l'ADN, l'urine, ...etc .La deuxième est l'analyse comportementale, qui traite la dynamique de la signature, la façon d'utiliser un clavier ou la manière de marcher.

Enfin il y a l'analyse morphologique qui est la plus répandue et qui traite les empreintes digitales, la forme de la main, les traits du visage, la voix, le dessin du réseau veineux de l'œil, ...etc.

Dans le paragraphe suivant nous définissant quelques caractéristiques pour chaque catégorie de biométrie : l'ADN pour l'analyse biologique, la signature dynamique pour l'analyse comportementale et enfin la forme de la main, l'iris, les empreintes digitales, la voix et le visage pour l'analyse morphologique.

3.1. Analyse biologique

L'ADN: L'utilisation de l'ADN facilite largement la désignation du coupable, grâce à cette empreinte il y a eu beaucoup d'arrestations pour des cambriolages et des vols de véhicules.

L'analyse des empreintes génétiques est une méthode d'identification d'individus extrêmement précise, elle est issue directement de l'évolution de la biologie moléculaire.

La notion d'empreintes génétiques fut introduite par un biologiste anglais, Alec Jeffreys, en 1985[1].

Elle fut utilisée pour l'identification biométrique des individus à des fins médico-légales [2]. L'information génétique d'un individu est unique, car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN).

3.2 Analyse comportementale

Signature dynamique : Toute personne a son propre style d'écriture. A partir de la signature d'une personne, nous pouvons définir un modèle qui pourra être employé pour son identification .La signature étant utilisée dans beaucoup de pays comme élément juridique ou administratif, elle est utilisée pour justifier la bonne fois d'une personne ou pour la confondre devant des documents préalablement signés.

Avantages

- Elle peut être conservée
- Elle implique la responsabilité de l'individu

Inconvénients

- L'acquisition nécessite une tablette graphique
- Elle est sensible aux émotions de l'individu

- Non utilisable pour les contrôles d'accès

3.3 Analyse morphologique

Forme de la main : Chaque individu a sa propre forme de la main. On peut l'acquérir en utilisant un scanner spécialisé. La longueur des doigts, leur épaisseur et leur position relative sont des paramètres qui sont extraits de l'image et comparés à ceux existant dans une base de données. Néanmoins, cette biométrie est sujette à certaines modifications qui sont dues au vieillissement. Les systèmes biométriques utilisant la forme de la main sont simples à mettre en œuvre, et sont très bien acceptés par les utilisateurs.



Figure (1.1) : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main

Avantages

- Très bien accepté par les individus à identifier ou vérifier
- Simple à utiliser
- Pas d'effet en cas d'humidité ou d'impropiété des doigts

Inconvénients

- Encombrant pour les bureaux, dans une voiture ou un téléphone
- Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres d'une même famille

L'iris : La première utilisation du motif de l'iris comme moyen de reconnaissance remonte à un manuel d'ophtalmologie écrit par James Hamilton Doggarts et datant de 1949 [3].

L'identification par l'iris utilise plus de paramètres que les autres méthodes d'identification et le résultat est d'une très grande fiabilité.

La première étape, est la capture de l'image de l'iris. En effet l'œil étant un organe très sensible à la lumière et à la fatigue, deux facteurs qui peuvent faire varier sa taille et sa netteté.

En outre, il est souvent obscurci par les cils, les paupières, les lentilles, les réflexions de la lumière ou les mouvements incontrôlés de la personne.

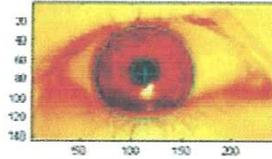


Figure (1.2) : Photo d'iris

Avantages

- L'iris contient une grande quantité d'information
- Pas de confusion pour les vrais jumeaux

Inconvénients

- Méthode invasive et non conviviale
- L'iris peut être facilement photographié

Les empreintes digitales : Les systèmes biométriques utilisant l'empreinte digitale sont les plus utilisés. Des solutions de plus en plus abordables et performantes sont proposées par les constructeurs.

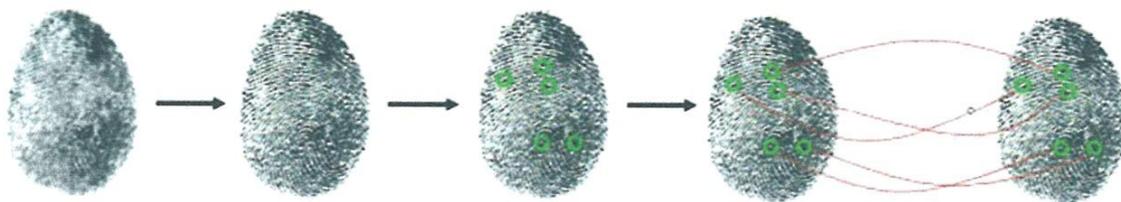


Figure (1.3) : Le processus de reconnaissance par empreinte digitale

Avantages

- C'est la technologie la plus connue et la plus éprouvée.
- Son lecteur étant de petite taille, il facilite son intégration dans la plupart des systèmes.
- Faible coût des lecteurs
- Se traite rapidement
- Taux de faux rejets et de fausses acceptations acceptable

Inconvénients

- Indispensabilité de la coopération de l'individu
- Stéréotype de l'empreinte comme étant à usage policier

- Acceptation d'un moulage de doigt ou un doigt coupé.

La voix : La biométrie de la voix traite des données qui proviennent à la fois de facteurs physiologiques dépendants de l'âge, du sexe, de la tonalité, de l'accent et de facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme.

C'est la seule technique qui permette à l'heure actuelle de reconnaître une personne à distance et qui est en général bien acceptée par les usagers. Cependant cette technique est très facilement falsifiable et nécessite en plus une excellente qualité d'enregistrement. En outre peu de différences existent entre deux voix ce qui rend cette technique peu fiable.

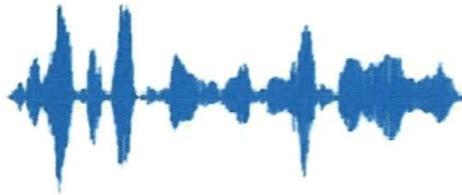


Figure (1.4) : Spectre d'un signal voix

Avantages

- Les lecteurs sont facilement protégés
- Seule information utilisable via le téléphone
- Impossibilité d'imitation de la voix
- Elle n'est pas intrusive

Inconvénients

- Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu
- Fraude possible par enregistrement
- Sensible aux bruits ambiants
- Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés

Le visage : est la biométrie la plus commune et la plus populaire. Les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche et le tour du visage.

Les fréquences spatiales jouent des rôles différents : les composantes basses fréquences contribuent à la description globale, par contre les composantes hautes fréquences sont plus importantes pour la tâche d'authentification ou d'identification.

Cette technologie est employée dans des domaines très variés allant du contrôle d'accès physique ou logique à la surveillance ou l'accès aux distributeurs automatiques de billets.



Figure (1.5) : Différentes régions utilisées pour la phase de « Template matching »

Avantages

- Bien accepté par les usagers
- Ne demande aucune action de l'utilisateur, pas de contact physique
- Elle n'est pas très coûteuse

Inconvénients

- Sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage etc.)
- Problème de différenciation entre les vrais jumeaux
- Sensible aux changements (barbe, moustache, lunettes, piercing, chirurgie etc.)

4. Les applications de la biométrie

L'authentification par la biométrie est utilisée dans tous les domaines nécessitant un accès contrôlé tels que celui des applications bancaires, les endroits hautement sécurisés comme les sièges du gouvernement, parlement, armée, service de sécurité etc.

Quant à l'identification, elle est souvent utilisée par la police et les services d'immigration dans les aéroports, ainsi que dans la recherche de bases de données criminelles. On la retrouve aussi dans les applications civiles où l'authentification des cartes de crédit, de permis de conduire et des passeports est de plus en plus courante.

Avec l'avènement d'Internet et sa vulgarisation et avec le développement des divers services à travers la toile et surtout avec l'émergence du commerce électronique (*E-commerce*), tous les fournisseurs de produits et de ces services sont en train de fournir des efforts considérables afin de se sécuriser contre toutes les intrusions frauduleuses possibles.

Voici une liste non exhaustive des applications pouvant utiliser la biométrie pour contrôler tout accès :

- ✓ *Contrôle d'accès physiques aux locaux* : Salle informatique, site sensible (service de recherche, site nucléaire, bases militaires...).
- ✓ *Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations* : Lancement du système d'exploitation, accès au réseau informatique, commerce électronique, transaction (financière pour les banques, données entre entreprises), tous les logiciels utilisant un mot de passe.

Equipements de communication : Terminaux d'accès à internet, téléphones portables.

Machines & Equipements divers : Coffre-fort avec serrure électronique, distributeur automatique de billets, contrôle des adhérents dans un club, carte de fidélité, gestion et contrôle des temps de présence, voiture (anti démarrage) etc.

5. Structure Générale d'un système biométrique

Un système biométrique est un système de reconnaissance des formes qui procède en premier par l'acquisition des données biométriques de l'individu à reconnaître, puis extrait un ensemble de caractéristiques à partir de celles-ci. Enfin, il compare ces caractéristiques avec les modèles de la base de données [4].

Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner soit en mode vérification ou d'identification.

Tout système biométrique comporte deux processus qui se chargent de réaliser les opérations d'enregistrement et de tests [5].

Processus d'enregistrement : Ce processus a pour but d'enregistrer les caractéristiques des utilisateurs dans la base de données.

Processus de tests (identification /vérification) : Ce processus réalise l'identification ou la vérification d'une personne.

Dans chacun des deux processus précédents le système exécute quatre opérations fondamentales, à savoir [6] :

Acquisition :

On utilise un système d'acquisition pourvu d'un capteur pour acquérir une caractéristique spécifique de l'individu, par exemple: un microphone dans le cas de la voix.

Extraction des caractéristiques :

Après avoir fait l'acquisition d'une image ou d'une voix, on réalise l'extraction de la caractéristique dont le processus d'authentification a besoin. Par exemple: extraire le visage du fond d'une image dans le cas de l'identification de visage.

Classification:

En examinant les modèles stockés dans la base de données, le système collecte un certain nombre de modèles qui ressemblent le plus à celui de la personne à identifier, et constitue une liste limitée de candidats. Cette classification intervient uniquement dans le cas d'identification, car l'authentification ne retient qu'un seul modèle (celui de la personne proclamée).

Décision :

En ce qui concerne l'authentification, la stratégie de décision nous permet de choisir entre les deux alternatives suivantes: l'identité de l'utilisateur correspond à l'identité proclamée (recherchée) ou elle ne correspond pas. Elle est basée sur un seuil prédéfini. L'estimation du seuil de la décision constitue la plus grande difficulté de ces techniques, et elle peut engendrer deux types d'erreurs, souvent prises comme mesures de performances pour ces techniques d'authentification: faux rejet (**FR**) qui correspond à rejeter un vrai utilisateur ou une identité valable, et fausse acceptation (**FA**) qui donne accès à un imposteur.

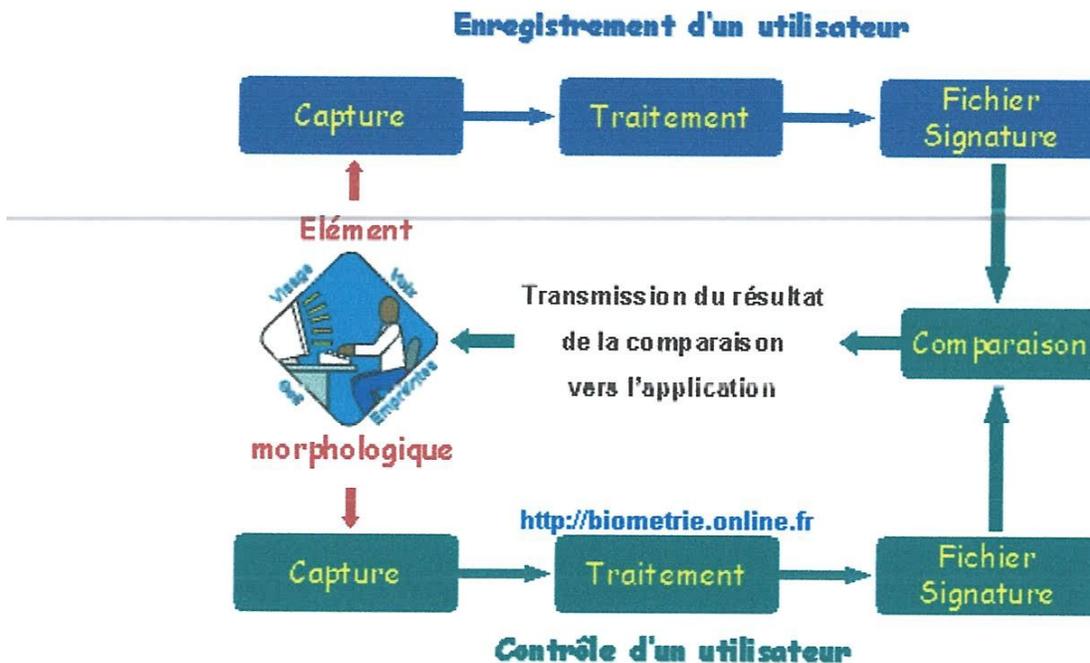


Figure (1.6) : Architecture d'un système biométrique

5.1 Mode de fonctionnement

Tout système biométrique fonctionne soit en mode vérification ou en mode d'identification comme citée plus haut :

- En mode vérification, le système vérifie l'identité d'une personne en comparant les données biométriques acquises avec celles stockées dans la base de données. Dans un tel système, la personne revendique une identité, généralement via un code PIN (Personale Identification Nombre), un nom d'utilisateur, une carte à puce, ...etc., le système effectue alors une comparaison afin de déterminer si la déclaration est vraie ou non. La vérification de l'identité est généralement utilisée pour empêcher que plusieurs personnes n'utilisent la même identité [7].

- En mode identification, le système cherche à reconnaître un individu en comparant son modèle avec tous les modèles existant dans la base de données pour une éventuelle correspondance. Par conséquent, le système effectue une comparaison, du modèle de la personne, avec plusieurs modèles pour établir son identité. Ici l'individu n'a pas à revendiquer une identité. L'identification de l'identité est généralement utilisée pour empêcher qu'une personne n'utilise plusieurs identités [7].

6. Evaluation des performances d'un système biométrique

Les systèmes biométriques sont sensibles aux erreurs suivantes :

- ✓ *FRR (False Rejection Rate) TFR* : la fréquence des rejets par rapport aux personnes qui doivent être correctement vérifiées. Quand un utilisateur autorisé est rejeté il doit représenter ses caractéristiques biométriques au système. Notez qu'un faux rejet ne signifie pas nécessairement une erreur du système, par exemple, dans le cas d'un système à base d'empreintes digitales, un mauvais positionnement du doigt sur le capteur ou la saleté peuvent produire des faux rejets.
- ✓ *FAR (False Acceptance Rate) TFA* : la fréquence des accès frauduleux à cause d'imposteurs utilisant une fausse identité.

En raison de la nature statistique du taux de fausse acceptation, un grand nombre de tentatives de fraude doivent être entreprises pour obtenir des résultats statistiques fiables.

Les essais frauduleux peuvent réussir ou non.

Par conséquent il faut trouver un compromis entre les deux taux qui est la jonction des courbes où le couple TFA, TFR est minimal TEE (taux d'équilibre d'erreur) .

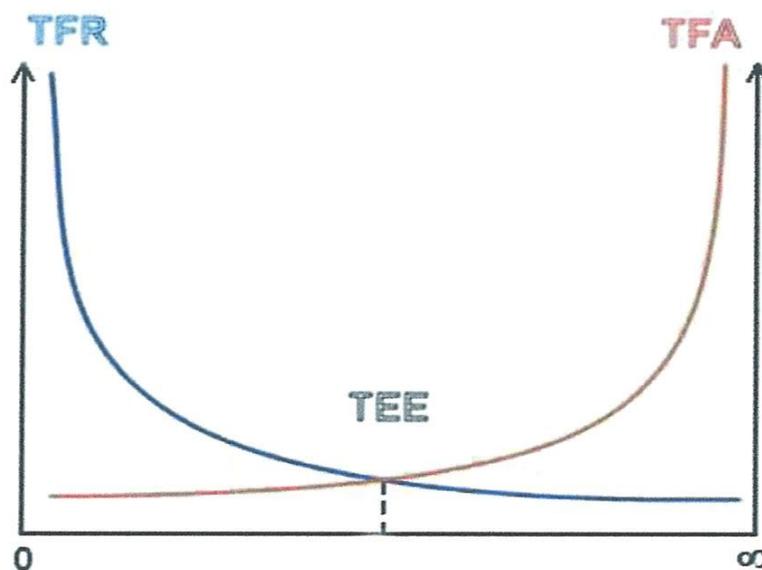


Figure (1.7) : Illustration du TFR, du TFA et de TEE

Chapitre 2 : Etat de l'Art Sur la Reconnaissance de visage

Etat de l'art sur la reconnaissance de visage

1. Introduction :

L'objectif de ce chapitre est de définir un système dynamique et automatique de Reconnaissance des expressions faciales. Pour ce faire, il faut résoudre trois tâches Principalement ; localiser le visage ; extraire de ce visage les informations utiles à la reconnaissance de l'expression faciale ; définir l'ensemble des expressions à reconnaître Ainsi que le processus de classification associé.

2. Détection de visages

La détection de visages dans l'image est un traitement indispensable et crucial avant la phase de reconnaissance. En effet, le processus de reconnaissance de visages ne pourra jamais devenir intégralement automatique s'il n'a pas été précédé par une étape de détection efficace. Le traitement consiste à rechercher dans une image la position des visages et de les extraire sous la forme d'un ensemble d'images dans le but est de faciliter leur traitement ultérieur.

Selon la définition proposée dans [8], un visage est considéré correctement détecté si la taille d'image extraite ne dépasse pas 20% de la taille réelle de la région faciale, et qu'elle contient essentiellement les yeux, le nez et la bouche. Elle sera ensuite affinée par un prétraitement.

3. Approches de la détection de visage

Il existe plusieurs méthodes pour la détection de visages. Elles peuvent être subdivisées en quatre différents types [8].

3.1. Approches basées sur l'apparence

Ces approches appliquent généralement des techniques d'apprentissage automatique. Ainsi, les modèles sont appris à partir d'un ensemble d'images représentatives de la variabilité de l'aspect facial. Puis, ces modèles sont alors employés pour la phase de détection de visage. L'idée principale de ces méthodes est de considérer que le problème de la détection de visage est un problème de classification (visage, non-visage). Une des approches les plus connues de détection de visage est l'Eigenface [9].

Elle consiste à projeter l'image de visage dans un espace et à calculer la distance euclidienne entre l'image de visage et sa projection. En effet, en codant l'image dans un espace, on dégrade l'information contenue dans l'image, puis on calcule la perte d'information entre l'image et sa projection.

Si cette perte d'information est grande (évaluée à partir de la distance, que l'on compare à un seuil fixé a priori), l'image n'est pas correctement représentée dans l'espace : elle ne contient pas de visage.

Cette méthode donne des résultats assez encourageants, mais le temps de calcul est très important.

Dans Rowley et al. [10], les auteurs proposent un système de détection de visage basé sur la classification par des réseaux de neurones. Leur technique est divisée en deux étapes : la localisation des visages en utilisant un réseau de neurones et la vérification des résultats obtenus. Les auteurs ont construit un réseau de neurones qui, à partir d'une image prétraitée (égalisation d'histogramme) de 20x20 pixels, indique s'il s'agit d'un visage ou non. L'image est balayée avec des fenêtres de 20x20. Pour détecter les visages de différentes tailles, une analyse multi-résolutions est effectuée.

3.2. Approches basées sur les connaissances acquises

Ces méthodes sont basées sur la définition de règles strictes à partir des rapports entre les caractéristiques faciales. Elles s'intéressent aux parties caractéristiques du visage comme le nez, la bouche et les yeux. Ces méthodes sont conçues principalement pour la localisation de visage. Dans [11], Kotropoulous et Pitas utilisent une méthode à base de règles. Les caractéristiques du visage sont localisées à l'aide de la méthode de projection proposée par Kanade [12] pour détecter les contours d'un visage.

Soit $I(x,y)$ l'intensité de la luminance du pixel (x,y) de l'image I de taille $m \times n$, les projections horizontale et verticale de cette image sont définies par l'équation suivante :

$$HI(x) = \sum_{y=1}^n I(x,y), VI(y) = \sum_{x=1}^m I(x,y) \quad (2.1)$$

Le profil horizontal de l'image originale est calculé en premier. Les deux minima locaux sont déterminés, ils correspondent aux bords gauche et droit du visage. Ensuite, le profil vertical est à son tour calculé. Les minima locaux de ce profil vertical correspondent aux positions de la bouche, du nez et des yeux. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle n'arrive pas à détecter le visage lorsque ce dernier se trouve sur un arrière-plan complexe. Yang and Huang [13] quant à eux, ont étudié les évolutions des caractéristiques du visage en fonction de la résolution. Quand la résolution de l'image d'un visage est réduite progressivement, par sous échantillonnage ou par moyenne, les traits macroscopiques du visage disparaissent. Ainsi, pour une résolution faible, la région du visage devient uniforme. Yang et Huang sont basés sur cette observation pour proposer une méthode hiérarchique de détection de visages. En commençant par les images à faible résolution, un ensemble de candidats de visage est déterminé à l'aide d'un ensemble de règles permettant de rechercher les régions uniformes dans une image. Les candidats de visage sont ensuite vérifiés en cherchant l'existence de traits faciaux proéminents grâce au calcul des minima locaux à des résolutions supérieures. Une caractéristique intéressante de cette technique « descendante » de recherche de zone d'intérêt (informations globales vers des informations plus

détaillées) est de réduire le temps de calcul nécessaire par l'utilisation d'images sous-échantillonnées.

Malheureusement, cette technique occasionne de nombreuses fausses détections et un taux faible de détection.

3.3. Approches basées sur le « Template-matching »

Les templates peuvent être définis soit "manuellement", soit paramétrés à l'aide de fonctions. L'idée est de calculer la corrélation entre l'image candidate et le template. Ces méthodes rencontrent encore quelques problèmes de robustesse liés aux variations de lumière, d'échelle, ...etc.

Sinha [14] utilise un ensemble d'invariants décrivant le modèle du visage. Afin de déterminer les invariants aux changements de luminosité permettant de caractériser les différentes parties du visage (telles que les yeux, les joues, et le front); cet algorithme calcule ainsi les rapports de luminosité entre les régions du visage et retient les directions de ces rapports (par exemple, la région 1 est elle plus claire ou plus sombre que la région 2).

Yuille et al. [15] ont utilisé un template déformable pour modéliser les caractéristiques faciales. Ce template adapte un modèle élastique, connu a priori, aux caractéristiques faciales (ex. yeux). Dans cette approche les caractéristiques faciales sont décrites par des templates paramétriques. Une fonction d'énergie est définie pour lier les contours, les sommets et les vallées dans l'image d'entrée aux paramètres correspondants dans le template. Le meilleur ajustement du modèle élastique est trouvé en minimisant une fonction d'énergie des paramètres.

Bien que leurs résultats expérimentaux démontrent une bonne performance pour le suivi de caractéristiques non rigides, un inconvénient de cette approche est que le template déformable doit être initialisé dans la proximité de l'objet d'intérêt. Pour détecter les caractéristiques faciales pour la reconnaissance de visage, Brunelli et Poggio [16] ont utilisé, pour chaque région extraite, un détecteur approprié. Ils se sont aussi inspirés de la méthode de Kanade.



Figure (2.1) : Différentes régions utilisées pour la phase de template matching.

Pour les régions yeux, nez et bouche (la figureci-dessus), ils utilisent la direction du gradient vertical et horizontal. La bouche et le nez sont localisés en utilisant des stratégies similaires. La position verticale est déterminée grâce aux standards anthropométriques. D'abord, une estimation fine de leur position réelle est obtenue en cherchant les pics de la projection horizontale du gradient vertical pour le nez et les vallées de la projection horizontale de l'intensité pour la bouche.

La position des sourcils et leur épaisseur peuvent être trouvées par une analyse similaire. La recherche est une fois encore limitée à la fenêtre d'intérêt, juste au-dessus des yeux, et les sourcils sont trouvés en utilisant la carte du gradient vertical. Le détecteur du sourcil cherche les paires de pics du gradient ayant des directions opposées.

3.4. Approches basées sur des caractéristiques invariantes :

Ces approches sont utilisées principalement pour la localisation de visage. Les algorithmes développés visent à trouver les caractéristiques structurales existantes même si la pose, le point de vue ou la condition d'éclairage changent. Puis ils emploient ces caractéristiques invariables pour localiser les visages. Nous pouvons citer deux familles de méthodes appartenant à cette approche : Les méthodes basées sur la couleur de la peau et les méthodes basées sur les caractéristiques de visage.

3.4.1. Méthodes basées sur les caractéristiques du visage :

En général ces algorithmes utilisent tout d'abord une hypothèse sur la position du haut du visage ensuite l'algorithme de recherche parcourt le visage de haut en bas afin de trouver l'axe des yeux caractérisé par une augmentation soudaine de la densité de contours (mesurée par le rapport noir/blanc le long des plans horizontaux). La longueur entre le haut du visage et le plan de l'oeil est alors utilisée comme une longueur de référence pour construire un «template» visage flexible. Ce « template » couvrant des caractéristiques telles que les yeux et la bouche est initialisé à partir de l'image d'entrée.

La forme initiale du « template » est obtenue en utilisant la longueur anthropométrique en respectant la longueur de référence.

Le template flexible est alors ajusté par rapport aux positions finales des caractéristiques, en utilisant un algorithme de réglage fin qui emploie une fonction de coût basée contour. Bien que ces algorithmes réussissent à détecter les caractéristiques d'ethnies différentes puisqu'ils ne se basent pas sur les informations de niveaux de gris et de couleur, ils n'arrivent pas cependant à détecter correctement ces caractéristiques si l'image du visage contient des lunettes ou bien si les cheveux couvrent le front.

3.4.2. Méthodes basées sur l'analyse de la couleur de la peau.

Les méthodes de détection basées sur l'analyse de la couleur de la peau sont des méthodes efficaces et rapides. Elles réduisent l'espace de recherche de la région visage dans l'image. De plus,

la couleur de la peau est une information robuste face aux rotations, aux changements d'échelle et aux occultations partielles. Plusieurs espaces couleur peuvent être utilisés pour détecter, dans l'image, les pixels qui ont la couleur de la peau. L'efficacité de la détection dépend essentiellement de l'espace couleur choisi. Les espaces couleur les plus utilisés sont :

- L'espace RVB, mis au point en 1931 par la Commission Internationale de l'Eclairage(CIE). Il consiste à représenter l'espace des couleurs à partir de trois rayonnements monochromatiques de couleurs : Rouge-Vert-Bleu. Cet espace correspond à la façon dont les couleurs sont généralement codées informatiquement, ou plus exactement à la manière dont les écrans à tubes cathodiques (ordinateurs, TV) représentent ces couleurs.
- L'espace HSL (Hue, Saturation, Luminance), appelé aussi TSL (Teinte, Saturation, Luminance) en Français, s'appuie sur les travaux du peintre Albert H. Munsell. C'est un modèle de représentation dit "naturel", car il est proche de la perception physiologique de la couleur par l'œil humain. En effet, le modèle RGB aussi adapté soit-il pour la représentation informatique de la couleur ou bien l'affichage sur les périphériques de sortie, ne permet pas de sélectionner facilement une couleur.

4. Prétraitement

La phase de prétraitement vient après la phase de détection. Elle permet de préparer l'image du visage de telle sorte qu'elle soit exploitable dans la phase d'enrôlement. On l'appelle aussi phase de normalisation puisqu'elle ramène à un format prédéfini toutes les images extraites de l'image brute. Elle consiste généralement en un centrage du visage dans l'image et une élimination des zones non informatives. Pour garantir la bonne performance du système de reconnaissance de visages, il est important que toutes les images soient de taille identique, à la même échelle et au même format concernant les couleurs (par exemple, les images couleur sont parfois converties en niveaux de gris). Ceci améliore incontestablement le fonctionnement de l'étape d'extraction des caractéristiques et par conséquent la qualité de cette dernière. La normalisation est constituée de deux processus : géométrique et photométrique.

- *La normalisation géométrique* : est nécessaire parce que la taille du visage à l'intérieur de l'image acquise peut varier en fonction de la distance entre le module d'acquisition et la personne. Le visage doit donc être extrait à partir de l'image et une transformation géométrique, pour obtenir une taille fixe, est appliquée. L'approche standard consiste à définir l'emplacement des centres des yeux dans une position constante au sein de l'image de sortie.
- *La normalisation photométrique* : tente d'éliminer ou de réduire les effets de l'illumination de l'image.

4.1. Normalisation Photométrique :

Dans le domaine de la reconnaissance par le visage, un certain nombre de méthodes de normalisation de l'illumination ont été présentées. Ces méthodes peuvent être classées en deux

grandes catégories : les méthodes basées sur la modification de la dynamique et des méthodes basées sur l'estimation de la réflectance de l'image. Les quatre normalisations photométriques présentées ci-dessous sont les plus utilisées dans la reconnaissance du visage et font partie de ces deux catégories. Il s'agit de :

- *L'égalisation d'histogramme* : Le but de cette normalisation est de répartir uniformément les niveaux de gris de l'image afin d'améliorer son contraste.
- *La correction Gamma* : cette normalisation permet de réduire l'écart entre les zones sombres et claires du visage par une transformation non linéaire des niveaux de gris.
- *Le MultiScale-Retinex*: L'objectif de cette méthode est d'estimer la partie luminance de l'image pour en déduire la réflectance.
- *Le lissage anisotropique* [17] : cette approche estime aussi la luminance de l'image mais en se basant sur l'anisotropie de la réflectance.

4.2. Normalisation géométrique

En utilisant un algorithme de reconnaissance se basant sur la réduction de l'espace, nous ne pouvons pas négliger un point très important qui est la normalisation géométrique des images de visage.

Cette normalisation géométrique consiste à extraire la zone du visage de l'image originale, ensuite une rotation du visage est effectuée afin d'aligner l'axe des yeux avec l'axe horizontal. Enfin, une réduction proportionnelle à la distance entre les centres des deux yeux est appliquée. On obtient alors une image de visage dont la distance entre les centres des yeux est fixe. Les dimensions de l'image du visage sont calculées à partir de la distance à obtenir entre les centres des deux yeux.

5. Les algorithmes de reconnaissance de visage

Dans cette partie de ce chapitre, on décrit quelques algorithmes classiques de reconnaissance de visages, notamment :

5.1. Approches globales

La particularité des algorithmes basés sur l'apparence c'est l'utilisation directe des valeurs d'intensité des pixels de l'image du visage comme caractéristiques sur les quelles la décision de reconnaissance sera fondée. L'inconvénient de cette approche c'est la taille importante des données à traiter.

En effet, dans ces méthodes, une image de taille $n=p \times q$ pixels, est représentée par un vecteur de la même taille, dans un espace de grande dimension. Dans le but de réduire la dimension des données de départ, plusieurs méthodes ont été proposées en vue de transformer le vecteur des données originales dans un autre espace, de faible dimension, sans pour autant éliminer les informations discriminatoires qui seront utilisées durant l'étape de classification.

La transformation des vecteurs de données peut être réalisée de manière linéaire ou non-linéaire.

Par ailleurs, les méthodes globales peuvent être à leur tour classifiées en deux grandes catégories à savoir les méthodes linéaires et les méthodes non linéaires. Ces méthodes appelées aussi méthodes de projections sont basées sur la décomposition de l'image sur un sous espace réduit et sur la recherche d'un vecteur de caractéristiques optimal décrivant l'image de visage à reconnaître.

Ainsi, les vectrices images originales de grande taille seront projetées dans un espace de plus faible dimension. Les nombreuses méthodes de projection existantes privilégient la bonne représentation des données suivant un point de vue. Par exemple, l'analyse en composantes principales (ACP ou bien Principal Component Analysis PCA en anglais).

Ces méthodes permettent alors le dépliement de l'espace à l'aide de projections linéaires locales.

5.1.1. Analyse en Composantes Principales

5.1.1.1. Principe

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. On a vu que l'objectif principal de l'ACP était de réussir à exprimer un système complexe de données de dimension quelconque, représenté par un tableau dit individus/variables, dans un plus petit nombre de dimensions, tout en minimisant la perte d'informations engendrée.

Ce processus consiste à construire de nouveaux caractères synthétiques à partir de facteurs obtenus par combinaisons linéaires des variables initiales.

Ce sont ces nouveaux caractères synthétiques qui appelés composantes principales. La problématique consiste alors à trouver les n composants principaux qui résument la plus grande quantité d'information originale. L'étude des données pourra alors être réduite à ces composantes principales.

Dans le cadre des représentations graphiques, les n composantes principales sont assimilées aux axes. Dans l'autre côté la représentation des données dans un espace à deux dimensions, l'axe des abscisses représentera la première composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information d'origine, et l'axe des ordonnées sera la deuxième composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information restante [18].

5.1.1.2. Formulation de l'ACP

La mise en œuvre mathématique de l'ACP peut être divisée en 6 étapes principales.

✓ *Etape 1 : Préparation des données*

Les données que l'on doit traiter par l'ACP seront stockées dans un tableau X de type individus/variables de la forme :

$$x = \text{individus} \cdot \begin{matrix} & \text{Variables} \\ & \begin{matrix} 1 & \dots & p \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ \vdots \\ n \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & \dots & x_p^1 \\ x_1^1 & \dots & x_p^1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1^n & \dots & x_p^n \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (2.2)$$

Nous avons alors :

p : représente le nombre de variables

n : est le nombre d'individus

Les valeurs prises par chaque variable, pour chaque individu, notée :

$$(x_j^i) (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq p) \text{ avec } \forall (i, j), x_j^i \in \mathbb{R} \quad (2.3)$$

Le problème est que si nous analysons directement la matrice X , les résultats seraient faussés par les valeurs relatives des variables (Par exemple si les valeurs ont été mesurées dans des unités différentes). Préparer les données pour le traitement consiste donc à transformer le tableau de données de façon à réduire ces effets. Nous pouvons alors travailler sur une version centrée-réduite X_{cr} de la matrice X . Pour centrer la matrice X , on soustrait à chacune des valeurs la moyenne de sa variable.

Pour réduire la matrice centrée, on divise chacune des valeurs par l'écart-type de sa variable.

✓ Etape 2 : Calcul de la matrice des coefficients de covariance

Dans cette étape, nous calculons la matrice de covariance des données contenues dans le tableau X_{cr} , notée « *Covariance* ».

✓ Etape 3 : Calcul des Valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance

Les valeurs et vecteurs propres de la matrice « *Covariance* » sont les facteurs utilisés pour construire les composantes principales.

✓ Etape 4 : Classer les vecteurs propres dans l'ordre décroissant des valeurs propres associées

On dispose alors des facteurs dans l'ordre décroissant de la quantité d'information qu'ils expliquent. Il est également possible d'exprimer en pourcentage l'importance de chacun, afin de visualiser l'importance relative des composantes principales. Notons par « U » la matrice dont les colonnes sont les vecteurs propres de « *Covariance* » classés par ordre décroissant de leurs valeurs propres associées.

✓ Etape 5 : Calcul de la matrice des composantes principales

La matrice appelée matrice des composantes principales, notée CP , est celle qui contient les coordonnées des individus dans l'espace formé par celles-ci. Elle est calculée de la façon suivante :

$$CP = X_{cr} \cdot U \quad (2.4)$$

✓ Etape 6 : Représentations graphiques

Le but de l'ACP étant de résumer une situation donnée, la représentation graphique est la phase finale la plus importante de ce processus, car elle permet d'avoir rapidement un aperçu de ce que le calcul numérique ne peut pas fournir.

Il s'agit d'utiliser la matrice des composantes principales précédemment calculée pour représenter les individus, sous forme de nuages de points, dans des plans ou espaces factoriels de deux ou trois composantes principales.

5.1.2. Analyse Discriminante Linéaire :

5.1.3. Présentation

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.

L'analyse discriminante linéaire est étroitement liée à l'ACP, du fait que tous les deux recherchent des combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données. L'analyse discriminante linéaire essaye explicitement de modéliser la différence entre les classes des données. L'ACP 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 *Fisherfaces*, en analogie avec les *Eigenfaces* [18]. La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données.

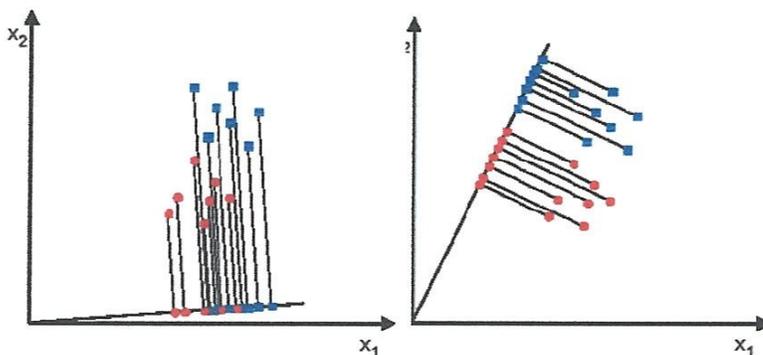


Figure (2.2) : Exemple de direction de projection (a) PCA (b) LDA

5.2. Méthodes locales

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. 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 soient moins affectées par divers changements.

Les approches Bayésiennes, les machines à vecteurs de support (SVM), la méthode des modèles actifs d'apparence (AAM) ou encore la méthode "local binary pattern" (LBP) ont été utilisées dans ce but.

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales.

5.2.1 La méthode Local Binary Pattern (LBP)

L'opérateur LBP a été proposé initialement par Ojala et al. [19] dans le but de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à souiller 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 courante et 0 si leur valeur est inférieure (Figure). 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.

Le LBP a été étendu ultérieurement en utilisant des voisinages de taille différente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central est considéré. Les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparés avec la valeur du pixel central.

On adopte la notation (P; R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. Soient g_c le niveau de gris du pixel central, g_p ($p = 1:P$) les niveaux de gris de ses voisins, l'indice LBP du pixel courant est calculé comme :

$$LBP_{P,R}(X_c, Y_c) = \sum_R^P = 1S'(g_p - g_c)2^{p-1} \quad (2.5)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0, \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

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 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 les codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté LBP^{u2} a 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. OJALA a constaté que seuls 58 des 256 motifs LBP sont uniformes mais expérimentalement, il a été constaté que 90% des patterns rencontrés dans les images sont uniformes.

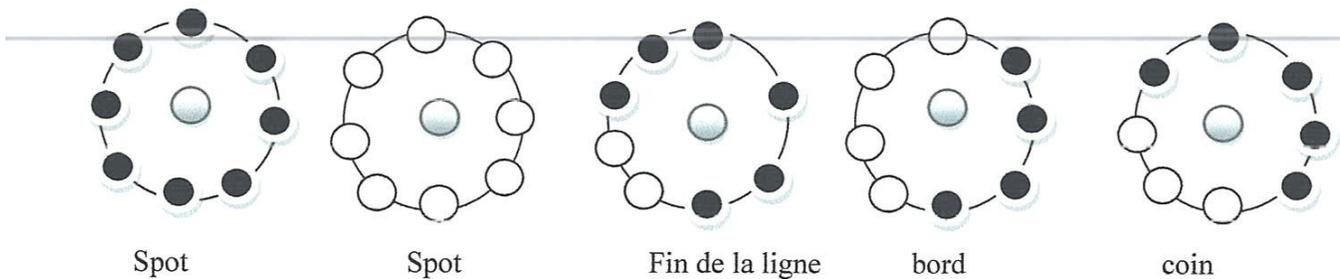


Figure (2.3) : Les différentes textures primitives détectées par le LBP.

5.2.1.1 Plus proche voisin avec LBP :

L'identification se fait en 3 étapes :

- Chaque image subit un prétraitement destiné à atténuer les effets des variations de luminosité.
- Un descripteur est calculé pour chaque image
- L'identité prédite pour chaque image de la base de test est l'identité du plus proche voisin parmi les visages de la base d'apprentissage.

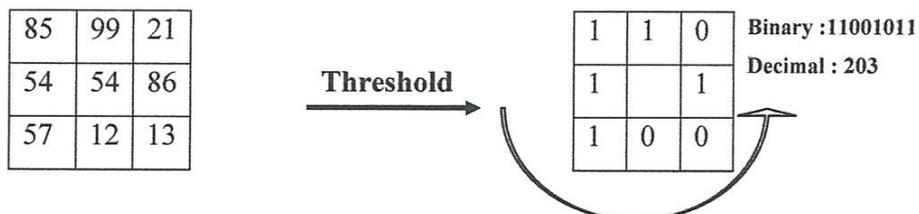


Figure (2.4) : L'opérateur LBP de base

Un descripteur LBP est invariant par une variation monotone de la valeur des pixels ce qui est intéressant pour résister aux variations d'illumination. De plus, on définit un motif uniforme comme étant un motif possédant exactement 0 ou 2 transitions au maximum. (par exemple 10000001 ou 00011000, mais pas 00101010).

Seuls 58 des 256 motifs LBP sont uniformes mais on constate expérimentalement que 90% des motifs rencontrés dans des images sont uniformes.

5.2.1.2 Histogramme :

On calcule ensuite le LBP de chacun des pixels. Plutôt que de décrire l'image par la suite des motifs LBP, on va réduire la quantité de données en construisant un histogramme de dimension 59. Chacune des 58 premières dimensions contiendra le nombre d'occurrences de l'un des motifs uniformes. La dernière contiendra le nombre d'occurrence de tous les motifs non uniformes, ce regroupement permettant de réduire la dimension sans perdre trop d'information utile. Chaque image est découpée selon une grille régulière. L'histogramme est calculé sur chacune des cellules. L'image est décrite par la concaténation de tous les histogrammes.

5.2.1.3 Plus proche voisin :

La mesure de similarité est effectuée à l'aide d'une distance χ^2 (Chi-square) entre deux histogrammes :

$$\chi^2(x, y) = \sum_i \frac{(x_i - y_i)^2}{x_i + y_i} \quad (2.7)$$

La recherche d'une image dans la base se fait simplement en calculant les distances entre l'image de test et toutes les images de la base et en choisissant la plus proche.

5.2.1.4 LBP et reconnaissances de visages :

Ahonen et al. [20] ont appliqué une représentation LBPH (histogramme LBP) pour faire de la reconnaissance avec de très bons résultats sur la base de données FERET. Dans leur méthode, l'image du visage est d'abord divisée en petites régions à partir des quelles les histogrammes LBP sont extraits et concaténés en une seule fonction histogramme représentant la texture locale et la forme globale du visage. La reconnaissance est effectuée en utilisant un classificateur de plus proches voisins.

5.2.2 Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples.

La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière.

L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode

5.3. 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.

L'analyse de caractéristiques locales (LFA) et les caractéristiques extraites par ondelettes de Gabor. Plus récemment, l'algorithme Log Gabor PCA (LG-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.

5.3.1 Combinaison aux filtres de Gabor et LBP :

Les descripteurs les plus performants sont ceux qui combinent les filtres de Gabor et le LBP. Zhang et al. [21] ont proposé « Local Gabor Binary Pattern Histogramme Séquence » qui n'est pas seulement robuste aux variations de l'état de l'imagerie (la pose, l'illumination, les occultations,...), mais qui est aussi beaucoup plus discriminant est en fait une approche basée sur la représentation spatiale d'histogramme multi-résolution combinant la distribution des intensités locales avec les informations spatiales. Par conséquent, il est robuste au bruit et aux variations de l'éclairage, les occultations et la pose. En outre, au lieu d'utiliser directement l'intensité pour calculer l'histogramme spatiale, de filtres de Gabor multi-échelles et multi-orientation sont utilisés pour la décomposition d'une image. La combinaison des filtres de Gabor et le LBP renforce la puissance de représentation de l'histogramme spatiale.

Dans ce qui suit, on s'intéresse à présenter la méthode « Binary Gabor Pattern » (BGP). Cette méthode fait la combinaison entre l'ondelette de Gabor et le principe de LBP dont le principe est illustré dans la figure ci-dessous:

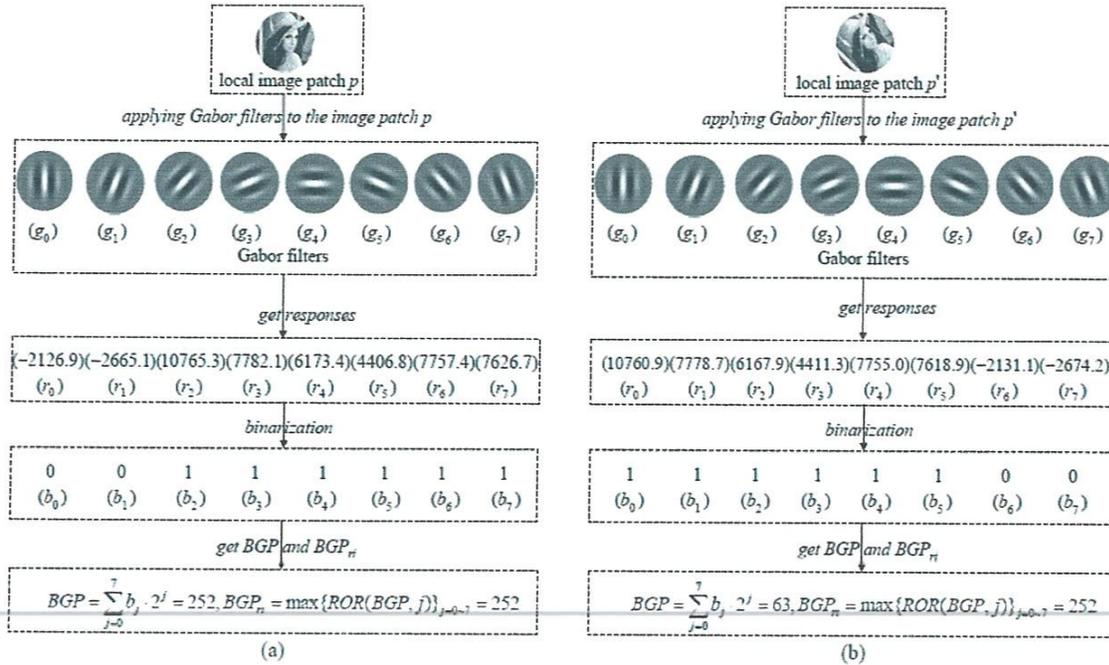


Figure (2.5) : illustration de la méthode « Binary Gabor Pattern »

On montre que si une image est codée sur 8 bits, le BGP_n (Rotation Invariant Binary Gabor Pattern) contient 36 valeurs possibles.

5.3.1.1 Principe :

Le filtre de Gabor, défini par Dennis Gabor, est largement utilisé en traitement d'images car les ondelettes de Gabor présente deux propriétés intéressantes : la localisation fréquentielle et la sélection en orientation. Usuellement est représenté par ses expressions réelles et imaginaires symétriques :

$$g_{Re}(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1^2}{\sigma^2} + \frac{y_1^2}{(Y\sigma)^2}\right)\right) * \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} x_1\right) \quad (2.8)$$

$$g_{Im}(x, y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1^2}{\sigma^2} + \frac{y_1^2}{(Y\sigma)^2}\right)\right) * \sin\left(\frac{2\pi}{\lambda} x_1\right) \quad (2.9)$$

Où :

$$\begin{cases} x_1 = x \cdot \cos(\Phi) + y \cdot \sin(\Phi) \\ y_1 = -x \cdot \sin(\Phi) + y \cdot \cos(\Phi) \end{cases} \quad (2.10)$$

λ : représente la fréquence de la sinusoïde

θ : représente l'orientation

σ : est l'écart type de la gaussienne.

Dans, ce travail nous avons utilisé trois échelles et huit orientations pour l'ondelette de Gabor ou chaque filtre est de taille 35x35. Après la binarisation des réponses des filtres de Gabor (partie réelle et imaginaire), on applique sur chaque région de l'image le principe de LBP sur les huit orientations et on calcule leurs histogrammes qui sont invariant par rotation pour chaque échelle (chaque histogramme contient 36 valeurs pour chaque partie (réelle et imaginaire)), puis on concatène les histogrammes, on obtient un histogramme de 216 valeurs par région et en fin on concatène les histogrammes par région qui donne un histogramme de (216*nombre de blocs) pour une seule image.

5.3.1.2 Les paramètres de décision :

La comparaison s'effectue par une mesure métrique entre les propriétés d'images dans un espace réduit. Différentes distances sont proposées dans la littérature. Soient deux vecteurs $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$.

a. Distance euclidienne (norme L2):

$$L2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad (2.11)$$

b. Distance city-block (norme L1):

$$L1(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (2.12)$$

c. Distance en cosinus:

Est utilisée pour mesurer l'angle entre les deux vecteurs:

$$D = - (x' \cdot y) / (\text{norm}(x) \cdot \text{norm}(y)) \quad D = \frac{-(x' * y)}{\text{norm}(x) * \text{norm}(y)} \quad (2.13)$$

Avec :

$$\text{norm}(x) = \sqrt{x \cdot x^t} \quad \text{et} \quad \text{norm}(y) = \sqrt{y \cdot y^t} \quad (2.14)$$

Chapitre 3 : Résultat Et Discussion

Résultats et Discussions

1. Mise en pratique

1.1. Base de données de visages (YALE)

Nous utiliserons la base de données Yale redimensionner à la taille de 64 x64 pixels .Cette base contient 165 images en niveaux de gris, représentant les visages de 15 individus. Il y a 11 images par individu, chacune correspondant à un type de prise de vue particulier. Chaque catégorie variant selon les critères suivants:

- Variation de l'expression du visage: *normal*, *triste (sad)*, *dormir (sleepy)*, *surprise (surprised)*, (*œil presque fermer*)*wink*, *content (happy)*.
- Variation des accessoires: avec lunette (*glasses*),*sans lunette (no glasses)*.
- Variation de illumination (éclairage): *center-light*, *left-light*, *right-light*.



Figure (3.1) : Les images par personne de la base YALE

Nous diviserons la base d'images en deux groupes : l'un des groupes va être utilisé comme jeu de référence, l'autre groupe comme jeu de tests. On prend par exemple, (3, 4 ensuite 5) images choisis arbitrairement pour l'apprentissage et le reste (8, 7 puis 6)) seront utilisées pour le test respectivement.

1.2. Base de données de visages (ORL)

Cette base contient 400 images en niveaux de gris d'extension « .pgm », représentant les visages de 40 individus, ou chaque image est de taille 112x92 pixels. Il y a 10 images par individu.



Figure (3.2) : Les images par personne de la base ORL

Comme nous avons vu précédemment avec la base Yale, nous suivons la même philosophie. Si, on prend par exemple, (3,4 puis 5) images choisis arbitrairement pour l'apprentissage et le reste (7, 6 ensuite 5) images seront utilisées pour le test respectivement. Donc, la base d'apprentissage contiennent $m=3 \times 40=120$ images (pour le premier cas) ou chaque image est de taille 112×92 , donc la matrice d'apprentissage est de taille (10304×120) (cas 1), 10304×160 (cas 2) ou 10304×200 (cas 3)) ou chaque colonne de cette matrice représente une image de visage. Tandis que la matrice de test est de taille $(10304 \times 280, 10304 \times 240$ ou $10304 \times 200)$ respectivement.

1.3. Organigrammes :

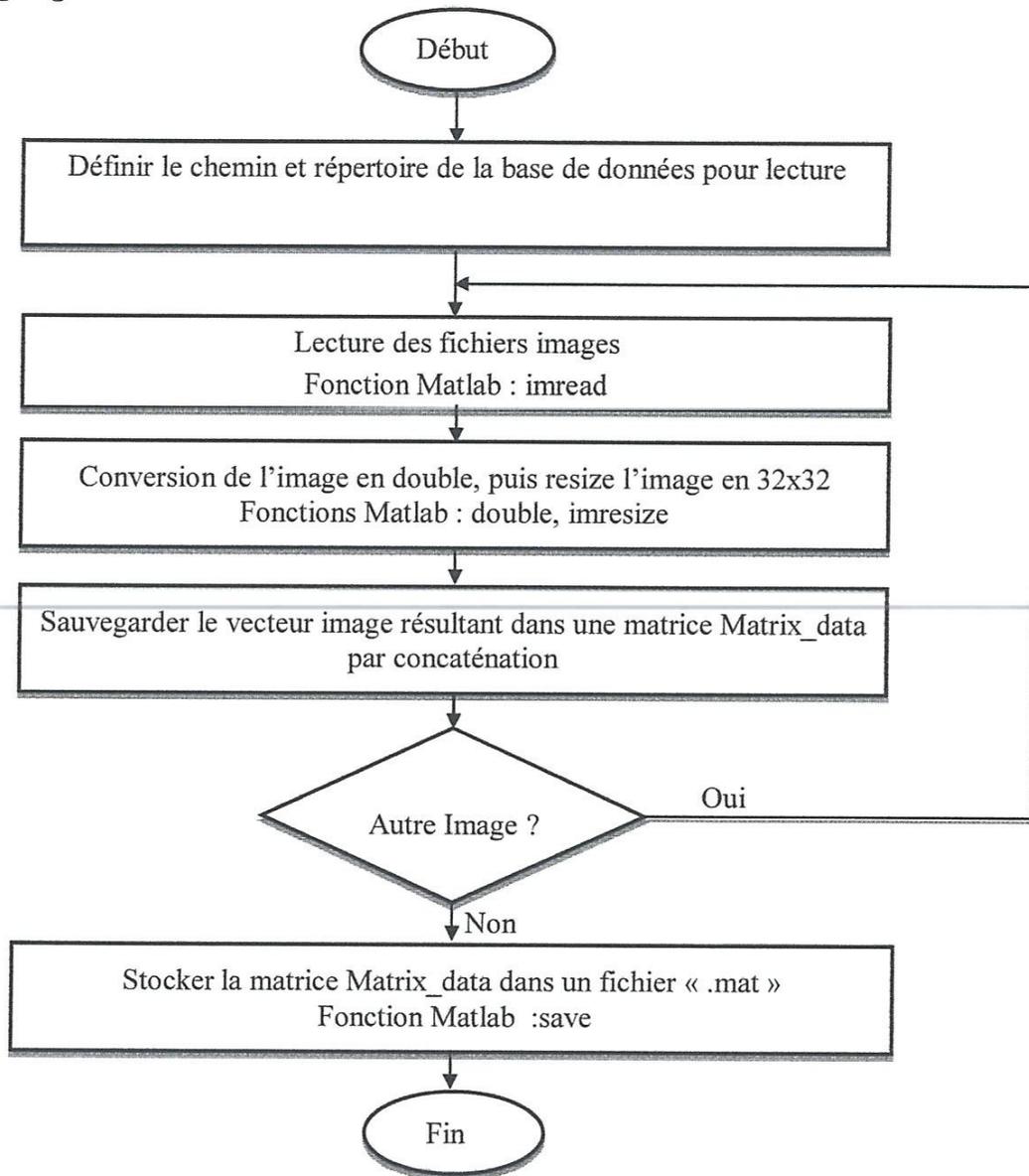


Figure (3.3) : Organigramme, conversion et stockage des images

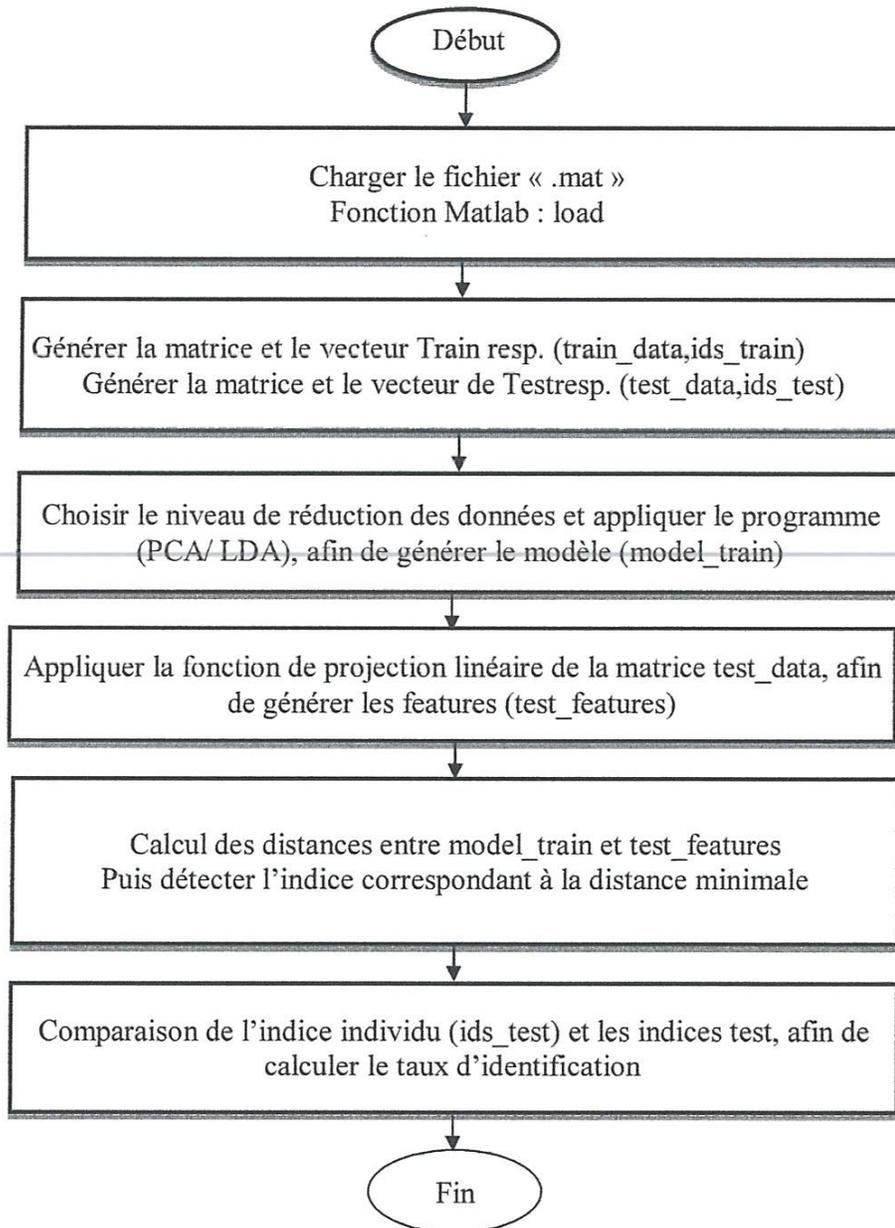


Figure (3.4) : Organigramme d'identification par les méthodes (PCA/LDA)

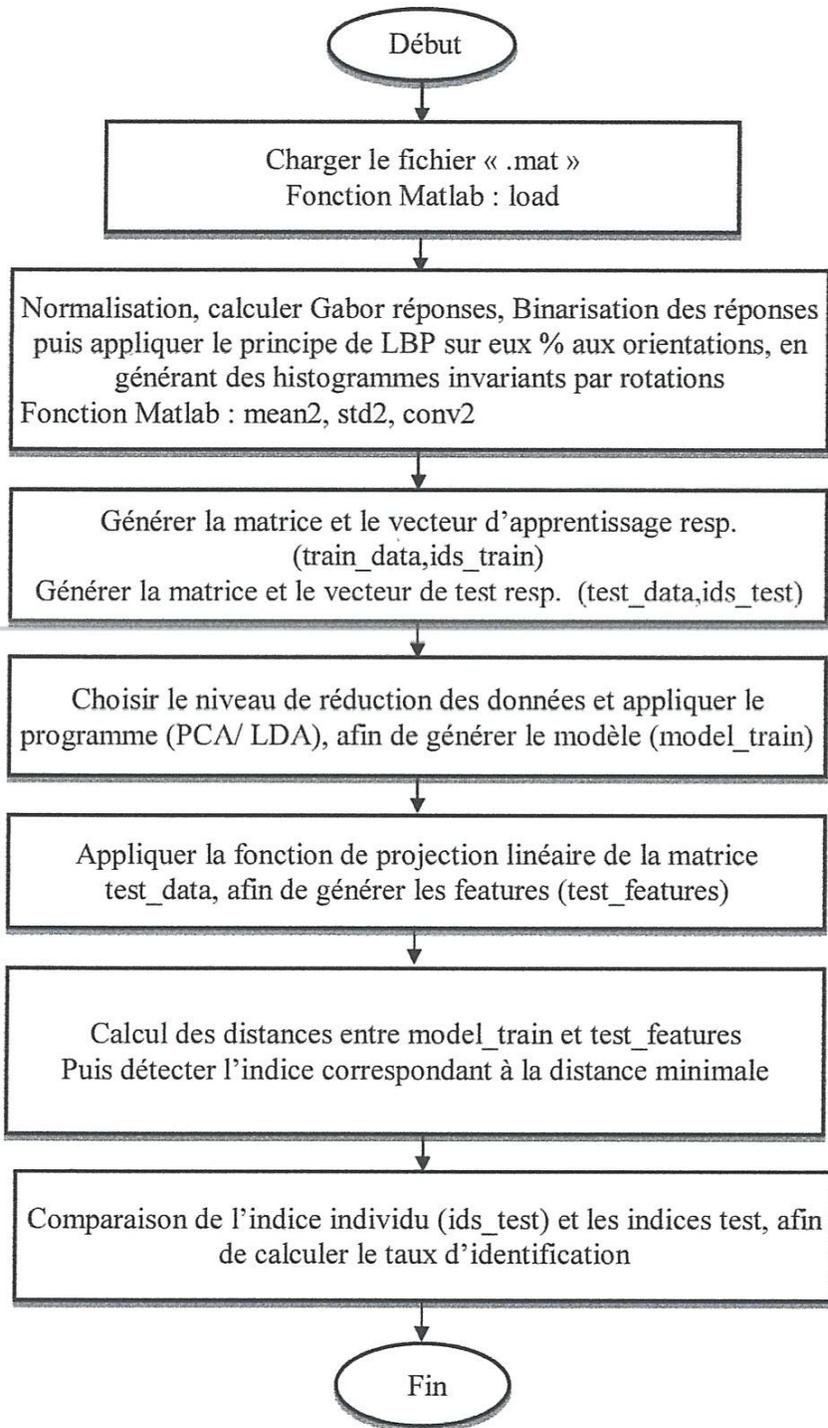


Figure (3.5) : Organigramme d'identification par les méthodes (BGP-PCA/BGP-LDA)

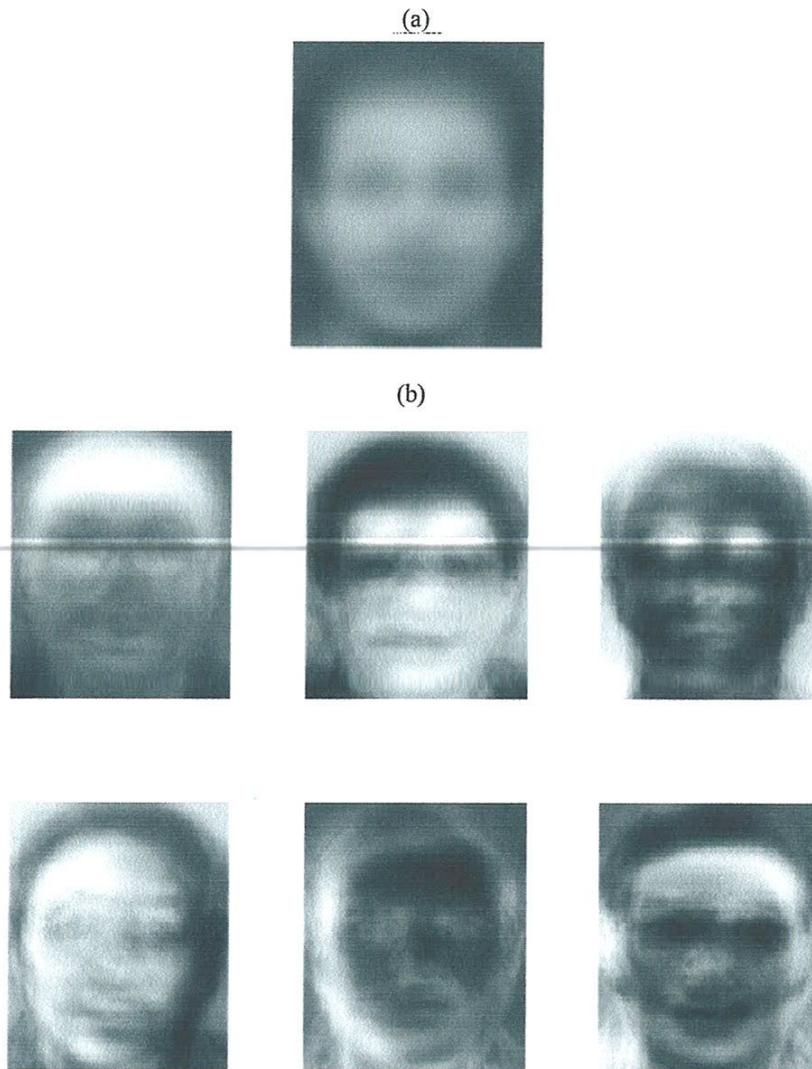


Figure (3.6) : Méthode PCA (base ORL) (a) L'image moyenne. (b) Les eigenfaces

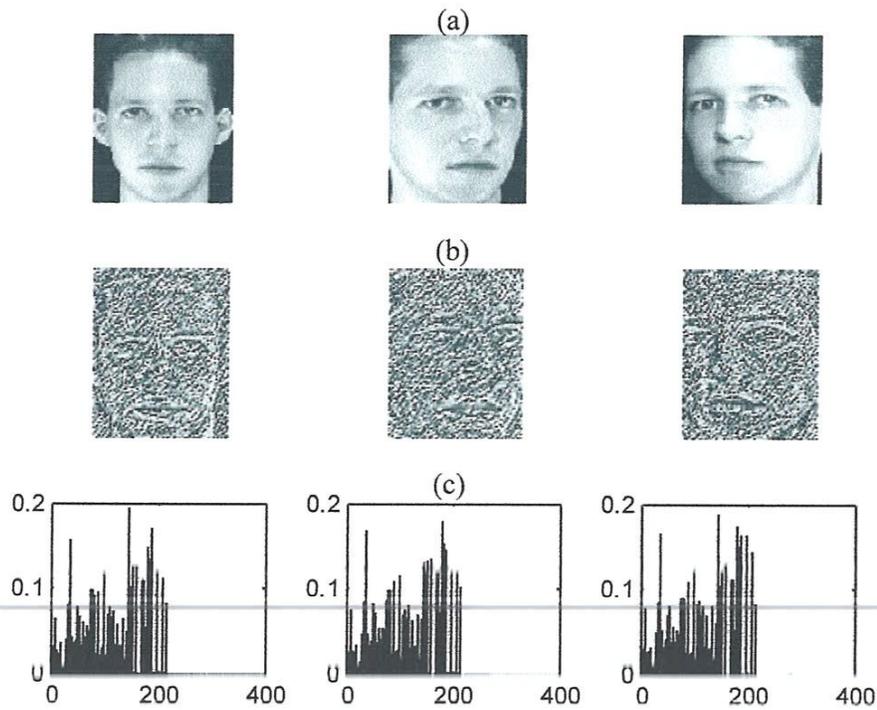


Figure (3.7) : (a) Images de la base ORL. (b) Image BGP (première échelle).
(c) Histogrammes de BGP correspondants invariants par rotations

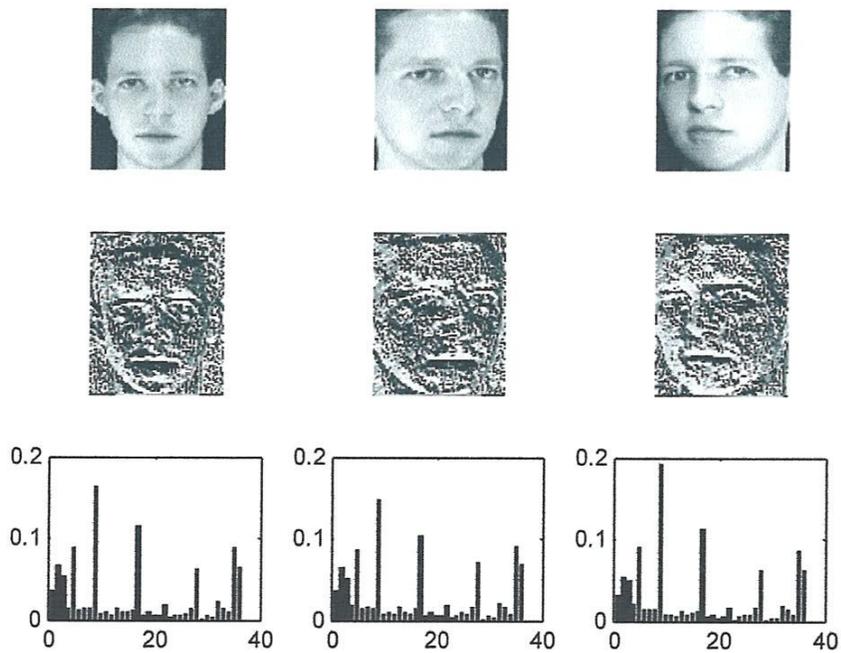


Figure (3.8) : (a) Images de la base ORL. (b) Image LBP. (c) Histogrammes de
LBP correspondants par invariance de rotations

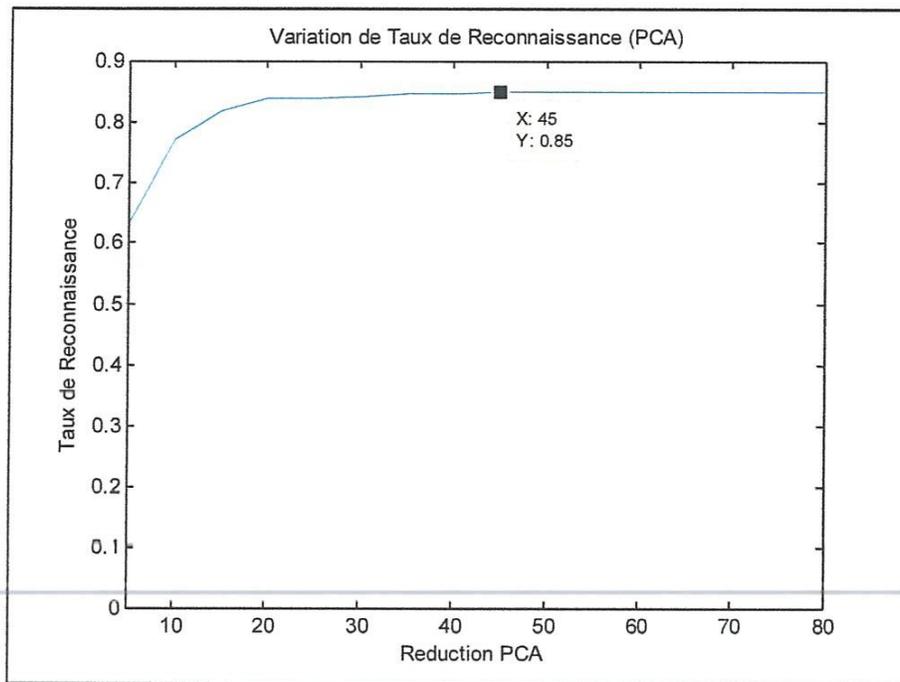


Figure (3.9) : Variation de taux de Reconnaissance en fonction du nombre de réduction

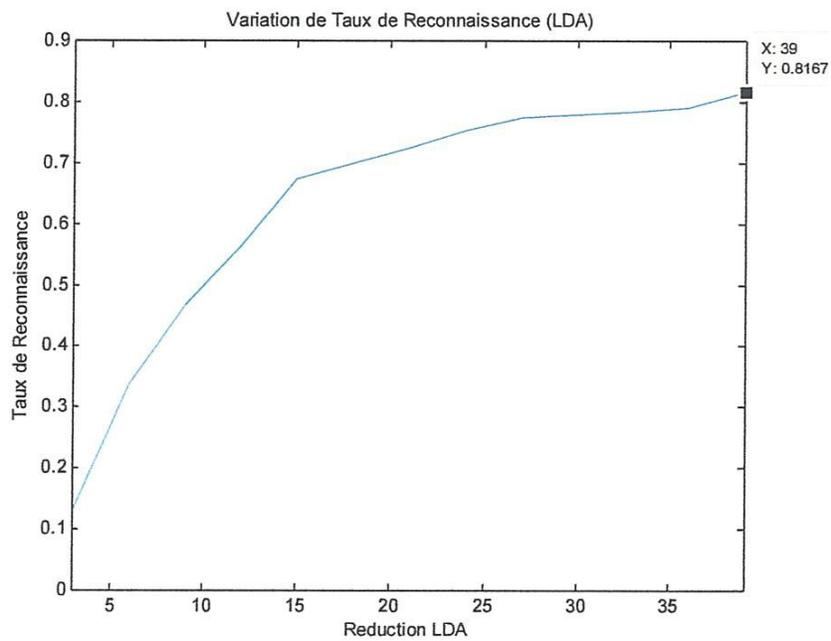


Figure (3.10) : Variation de taux de Reconnaissance en fonction du nombre de réduction

Les résultats obtenus dans les figures (Figure (3.7) et (3.8)) montrent que les histogrammes obtenues par la méthode BGP sont presque semblables pour des images de même personne acquises à différents points de vue. Tandis que l'opérateur LBP, les histogrammes obtenus se différencient un petit peu.

D'après les résultats des figures précédentes (Figure (3.9) et (3.10)), on peut constater les points suivants :

- Pour la méthode PCA, on voit clairement qu'au-delà d'un nombre de réduction $PCA_red=45$, le taux de reconnaissance reste inchangé sachant que les valeurs possibles de PCA_red doivent être <120 pour nombre de train =3 (avec la base ORL) ou <45 (la base YALE).
- Pour la méthode LDA, le taux de reconnaissance est maximale lorsqu'on utilise un nombre $LDA_red=39$ qui est la valeur maximale possible (car PCA_red doit être <40 pour la base ORL et <15 si on utilise la base YALE).

Dans ce qui suit, on utilise la méthode PCA avec une réduction $PCA_red=45$ et pour la méthode LDA, on prend $LDA_red=39$.

Méthode	$BGP_{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('cos')$	$BGP_{\pi} + PCA('euc')$	$BGP_{\pi} + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image								
3/10 (choix=26/120)	85,00%	54,64%	43,57%	33,93%	38,93%	28,93%	79,29%	82,50%
4/10 (choix =119/210)	90,00%	56,25%	48,33%	35,00%	45,83%	28,75%	85,00%	81,67%
5/10 (choix =220/252)	92,00%	62,50%	47,50%	45,50%	44,00%	38,50%	87,00%	72,50%

Tableau (3.1) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP et LBP sont appliqués sur l'image complète 112x92 pixels)

Méthode	$BGP_{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('cos')$	$BGP_{\pi} + PCA('euc')$	$BGP_{\pi} + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image								
3/10 (choix=26/120)	83,57%	73,57%	59,64%	58,93%	49,64%	62,86%	80,00%	82,50%
4/10 (choix =119/210)	89,17%	75,42%	67,92%	52,08%	57,50%	53,33%	85,83%	89,17%
5/10 (choix =220/252)	93,00%	84,00%	72,00%	36,50%	64,00%	39,50%	89,00%	91,50%

Tableau (3.2) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP et LBP sont appliqués sur 4 blocks de taille 56x46 pixels)

Méthode	$LBP_{8,1}^{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image					
3/10 (choix=26/120)	88,93%	85,36%	86,07%	79,29%	88,21%
4/10 (choix =119/210)	93,33%	90,42%	94,17%	86,25%	93,33%
5/10 (choix =220/252)	97,00%	94,00%	96,50%	93,50%	97,00%

Tableau (3.3) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (LBP est appliqués sur 16 blocks de taille 28x28 pixels)

Méthode	$LBP_{8,1}^n \chi^2$	$LBP_{8,1}^n + PCA('euc')$	$LBP_{8,1}^n + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^n + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^n + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image					
3/10 (choix=26/120)	84,64%	76,43%	80,71%	71,79%	83,93%
4/10 (choix =119/210)	91,25%	84,17%	88,33%	75,42%	90,83%
5/10 (choix =220/252)	94,00%	88,00%	86,50%	85,00%	85,50%

Tableau (3.4) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (LBP est appliqués sur 8 blocks de taille 28x46 pixels)

Méthode	$LBP_{8,1}^n \chi^2$	$LBP_{8,1}^n + PCA('euc')$	$LBP_{8,1}^n + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^n + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^n + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image					
3/10 (choix=26/120)	82,14%	72,14%	76,79%	67,50%	78,93%
4/10 (choix =119/210)	82,92%	78,75%	80,42%	75,42%	80,00%
5/10 (choix =220/252)	92,50%	83,00%	83,50%	82,50%	82,00%

Tableau (3.5) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (LBP est appliqués sur 8 blocks de taille 56x23 pixels)

Méthode	$BGP^n \chi^2$	$BGP^n + PCA('euc')$	$BGP^n + LDA('euc')$	$BGP^n + PCA('cos')$	$BGP^n + LDA('cos')$
Réduction Nb Train/nb image					
3/10 (choix=26/120)	90,71	88,571	92,86	86,43	94,29
4/10 (choix =119/210)	94,17%	88,33%	94,58%	92,50%	95,42%
5/10 (choix =220/252)	97,00%	92,00%	97,50%	91,00%	97,50%

Tableau (3.6) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGPest appliqués sur 16 blocks de taille 28x23 pixels) le filtre de Gabor est 13x13

Méthode	$BGP_{\pi} \chi^2$	$BGP_{\pi}^{ii}+PCA('euc')$	$BGP_{\pi}^{ii}+LDA('euc')$	$BGP_{\pi}^{ii}+PCA('cos')$	$BGP_{\pi}^{ii}+LDA('cos')$
Réduction Nb_Train/nb_image					
3/10 (choix=26/120)	95,71	92,86	93,21	93,21	93,21
4/10 (choix =119/210)	96,67	9458	9708	9500	9667
5/10 (choix =220/252)	9650	9450	9850	9500	9850

Tableau (3.7) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP est appliqués sur 8 blocks de taille 28x46 pixels)

Méthode	$BGP_{\pi} \chi^2$	$BGP_{\pi}^{ii}+PCA('euc')$	$BGP_{\pi}^{ii}+LDA('euc')$	$BGP_{\pi}^{ii}+PCA('cos')$	$BGP_{\pi}^{ii}+LDA('cos')$
Réduction Nb_Train/nb_image					
3/10 (choix=26/120)	8929	8393	9036	8607	9000
4/10 (choix =119/210)	8917	8542	9458	8708	9542
5/10 (choix =220/252)	9500	9450	9700	9300	9650

Tableau (3.8) : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL où l'image est de taille 112x92 (BGP est appliqués sur 8 blocks de taille 56x23 pixels)

Méthode	$BGP_{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{ii}+PCA('euc')$ PCA_red=30	$LBP_{8,1}^{ii}+LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^{ii}+PCA('cos')$ PCA_red=30	$LBP_{8,1}^{ii}+LDA('cos')$	$BGP_{\pi}^{ii}+PCA('euc')$	$BGP_{\pi}^{ii}+LDA('cos')$
Réduction Nb_Train/nb_image								
3/11 (choix=26/165)	65,83%	42,50 %	30,83%	25,00%	25,83%	24,17%	65,83%	66,67%
4/11(choix =119/330)	63,81%	44,76%	31,43%	37,14%	36,19%	34,29%	55,24%	60,00%
5/11(choix =220/462)	64,44%	50,00	37,78	36,67	38,89	38,89	60,00%	68,89%

Tableau (3.9) : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale où l'image est de taille 64x64 (BGP et LBP sont appliqués sur l'image entière de taille 64x64 pixels)

Méthode		$BGP_{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} \chi^2$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('euc')$ PCA_red=30	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('euc')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + PCA('cos')$	$LBP_{8,1}^{\pi} + LDA('cos')$ PCA_red=30	$BGP_{\pi} + PCA('euc')$	$BGP_{\pi} + LDA('cos')$
Réduction Nb_Train/nb_image									
3/11 (choix=26/165)		8250%	61,67	50,83	49,17	49,17	50,83	74,17%	79,17%
4/11 (choix=119/330)		81,90%	60,95%	49,52%	63,81%	49,52%	60,95%	77,14%	79,05%
5/11 (choix=220/462)		78,89%	66,67%	52,22%	61,11%	52,22%	60,00%	75,56%	83,33%

Tableau (3.10) : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale où l'image est de taille 64x64 (BGP et LBP sont appliqués sur 4 blocks de taille 32x32 pixels)

: représente dans les tableaux précédents le taux de reconnaissance minimale obtenu pour un choix arbitraire
 : représente dans les tableaux précédents le taux de reconnaissance maximale obtenu pour un choix arbitraire

1.4. Interprétations des résultats :

D'après les résultats obtenus dans le tableau (3.1), on peut constater que les méthodes de projections (PCA et LDA) ne sont pas efficace dans le cas des données de faible quantité par ce que l'histogramme résultant de l'opérateur LBP est de 36 valeurs par image et comme dans ce tableau, nous avons utilisé l'image entière (de taille 112x92) par conséquent les combinaisons (LBP+PCA) ou (LBP+LDA) donnent des faibles taux de reconnaissance quelque soit la distance utilisée par rapport à la méthode qu'utilise seulement l'opérateur LBP. Cette remarque est très éclatante, si on voit avec les tableaux (3.2 jusqu'à 3.8) ou nous avons décomposé l'image en des régions disjointes (4, 8 et 16 blocs) respectivement qui donne des histogrammes de taille ($36 \times 4 = 144$ pour le premier cas, $36 \times 8 = 288$ pour le deuxième cas et $36 \times 16 = 576$ pour le dernier cas) et qui a augmenter la performance des méthodes LBP et ses combinaisons.

En ce qui concerne la méthode BGP, on peut remarquer dans le tableau (3.1) que cette méthode seule ou avec ses combinaisons (BGP+PCA ou BGP+LDA) donnent de meilleur résultat par rapport à l'opérateur LBP, cela est justifié par la taille de l'histogramme obtenu par la méthode BGP sur l'image entière qu'est de 216 valeurs possibles. On peut dire alors, du point de vue de taux de reconnaissance que la méthode BGP est meilleur à celle de LBP pour des données de faible quantités (c'est-à-dire dans le cas où on utilise l'image entière).

Même avec la décomposition de l'image en des blocs (patches) disjoints, la méthode BGP reste meilleure par rapport à celle de LBP de point de vue de taux de reconnaissance.

D'après les résultats obtenus, on peut remarquer la méthode LDA est plus adaptée avec la distance en cosinus que celle de la distance euclidienne.

Références

- [1] Jeffreys, A. J., Wilson, V. & Thein, „Hypervariable 'minisatellite' regions in human DNA" S. L. *Nature* **314**, 67–73 (1985)
- [2] PETER GILL, ALEC J. JEFFREYS & DAVID J. WERRETT „Forensic application of DNA 'fingerprints'", L. *Nature* **318**, 577 - 579 (12 December 1985)
- [3] James Hamilton Doggart, *Ohptalmic Medicine*, First Edition, London Churchill 1949, ASIN B000L5N9T8
- [4] THÈSE De DOCTORAT présentée par Mr. AKROUF
- [5] THÈSE De DOCTORAT présentée par SOUHILA GUERFI ABABSA.
- [6] RAPPORT FINAL DU TIPE, Sujet Biométrie pour l'Identification : DANG Hoang Vu.
- [7] J. L. Wayman, "Fundamentals of Biometric Authentication Technologies", *International Journal of Image and Graphics*, Vol. 1, No. 1, pp. 93-113, 2001.
- [8] Ming-Hsuan Yang, David J. Kriegman et Narendra Ahuja. Detecting faces in images : A survey. Dans *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, volume 24(1), pages 34–58, 2002.
- [9] M. Turk and A. Pentland. "Eigenfaces for recognition". *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86, 1991.
- [10] H. A. Rowley, S. Baluja, et T. Kanade, "Neural Network based Face Detection", *IEEE Trans, Pattern Anal. Mach, Intell*, 23-38, January 1998
- [11] C. Kotropoulos and I. Pitas. Rule-Based Face Detection in Frontal Views. *Proc. Int'l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 4, pp. 2537-2540, 1997.
- [12] T. Kanade. "Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human Faces," PhD thesis, Kyoto Univ., 1973.
- [13] J. Yang, D. Zhang, A.F. Frangi, J. Yang, Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 131–137, 2004.
- [14] P. Sinha, "Processing and Recognizing 3D Forms," PhD thesis, Massachusetts Inst. of Technology, 1995.
- [15] A. Yuille, P. Hallinan, and D. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates," *Int'l J. Computer Vision*, vol. 8, no. 2, pp. 99-111, 1992.
- [16] R. Brunelli, T. Poggio. Face recognition: features versus templates. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, pp-1042–1062, 1993.
- [17] D. Blackburn, M. Bone, P. J Phillips. "Face recognition vendor test 2000". Tech. rep.

<http://www.frvt.org>, 2001.

[18] “Linear discriminant analysis”.

Document available at : http://en.wikipedia.org/wiki/Linear_discriminant_analysis.

[19] Ojala, T., Pietikainen, M., Harwood, D. : A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition* 29 (1996) 51-59

[20] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen. Face recognition with local binary patterns. *ECCV*, pages 469-481, 2004

[21] W. Zhang, S. Shan, W. Gao, X. Chen, and H. Zhang. Local gabor binary pattern histogram sequence (lgbphs) : A novel non-statistical model for face representation and recognition. In *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, volume 1, pages 786-791, 2005.
