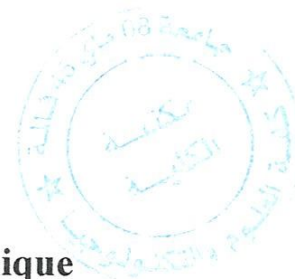


M/621, 8/6

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 Techniques**  
Filière : **Electronique**  
Spécialité : **Systèmes Electroniques**

---

**Identification de visage par la technique  
« Histogrammes Textons Gabor » (HTG)**

---

Présenté par :

**Souilah Amine**

**Oughidni Wafa**

Sous la direction de :

**Doghmane Hakim**

Mai 2014





# Remerciement

*Nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir donné la force afin  
d'accomplir ce modeste travail.*

*Nous tenons à exprimer mes profonde gratitude à toutes celles et ceux qui  
m'ont apporté leur soutien, leur amitié Ou leur expérience tout au long de ce  
travail de mémoire.*

*Nous tenons à remercier notre encadreur Monsieur. Dr. Doghmane Hakim pour  
son aide précieux, sa remarque et ses conseils durant la préparation de ce mémoire.*

*En second lieu, nous voudrions adresser nos vifs remerciements à tous nos  
Professeurs de spécialité d'électronique qui ont contribué à notre formation*





# Dédicace

« Je remercie Dieu qui ma offert la sagesse de l'esprit et m'a orienté  
Vers le savoir et la Connaissance ».

C'est avec un grand plaisir que je dédie ce travail fruit De mes études :

**A Mon cher père : Abdelkader Salih**

Que dieu me le garde pour leur encouragement et leur sacrifice et  
attention Durant la période de mes études.

**A Ma chère mère : Houria Bouchlaghame**

Pour toute l'affection qu'elle m'a donnée, la source de la tendresse,  
Qui a veillé sur moi, qui se suis inquiété pour que je sois tranquille et  
s'est Privé pour me satisfaire.

A mes sœurs et conjoints : Widade et Kamel, Hadjira et Ali , Amel et  
Didine,

Khadija

Et toute la famille souilah.

14/3063

A mes meilleurs amis : Ramzi, Rahmouni, Samir, Ammar, et Nabil,  
Mostapha....

A Toute la promo de Master<sub>2</sub> système électronique 2014

« A toute personne qui m'aime »

Souilah Amine





# Dédicace

« Je remercie Dieu qui ma offert la sagesse de l'esprit et m'a orienté  
Vers le savoir et la Connaissance ».

C'est avec un grand plaisir que je dédie ce travail fruit De mes études :

**A Mon cher père : Ahmed**

Que dieu me le garde pour leur encouragement et leur sacrifice et  
attention Durant la période de mes études.

**A Ma chère mère : Elyamne makabrou**

Pour toute l'affection qu'elle m'a donnée, la source de la tendresse,  
Qui a veillé sur moi, qui se suis inquiété pour que je sois tranquille et  
s'est Privé pour me satisfaire.

A mes frère : Hemza, Ammar ,

A mes sœurs : Samira, Hanenne, Nassima, Ghania

Et toute ma famille Oughini et makabrou.

A mes meilleurs amis : Mounia Atrous, Norelhauda khelaifia

Selma, Fouzia et Samira.

A ma chère collègue et binôme : Amine et sont famille.

A Toute la promo de Master 2 système électronique 2014

« A toute personne qui m'aime »

*Oughidni Wefa*



## *Table des matières*

Introduction général : .....	1
------------------------------	---

### *Chapitre 1*

1. Introduction : .....	2
2. Les systèmes biométriques : .....	2
3. Techniques biométriques : .....	4
3.1. Analyse biologique : .....	4
3.2. Analyse comportementale : .....	4
3.3. Analyse morphologique : .....	5
3.3.1. Empreinte digitale .....	5
3.3.2. La géométrie de la main .....	6
3.3.3. Visage .....	7
3.3.4. Iris .....	7
3.3.5. La Voix .....	8
3.3.6. La rétine .....	9
4. Conclusion .....	9

### *Chapitre 2*

1. Introduction : .....	10
2. Systèmes biométriques basés sur la reconnaissance de visage. ....	10
3. Reconnaissance du visage .....	11
4. Panorama sur la reconnaissance faciale .....	12
5. Etat de l'art sur les techniques de reconnaissances faciales.....	14
5.1. Approches globales .....	14
5.1.1. Présentation générale de l'ACP : .....	16
5.1.2. Analyse discriminante linéaire (LDA) .....	21
5.2. Méthodes locales .....	23

5.2.1. Les approches géométriques.....	23
5.3. Méthodes hybrides .....	24
5.3.1. Technique d'histogramme texton : .....	24
6. Quelques aperçois sur la reconnaissance faciale .....	27
7. Evaluation de performance .....	28
7.1. Evaluation de l'identification .....	28
7.2. Evaluation de la vérification .....	28
8. Les techniques de classification : .....	30
8.1. Approches paramétrique .....	30
8.2. Approches non paramétrique :.....	31
9. Les paramètres de décision : .....	32
10. Conclusion : .....	32

### *Chapitre 3*

1. Introduction : .....	34
2. Mise pratique.....	34
2.1. Base de données de visages (YALE) .....	34
2.2. Base de données de visages (ORL) .....	35
3. Tableaux des résultats : .....	42
4. Interprétations des résultats. ....	44
Conclusion générale et perspectives .....	46
Bibliographie	

## *Liste des Figures*

<b>Figure 1.1</b> : principaux modules d'un système biométrique en différents modes.....	3
<b>Figure 1.2</b> : Signature .....	4
<b>Figure 1.3</b> : Le processus de reconnaissance par empreinte digitale.....	5
<b>Figure 1.4</b> : Empreinte digitale acquise par un capteur optique .....	5
<b>Figure 1.5</b> : Deux types de minuties le plus utilisés.....	6
<b>Figure 1.6</b> : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main .....	6
<b>Figure 1.7</b> : Image de l'iris .....	7
<b>Figure 1.8</b> : Spectre d'un signal de parole .....	8
<b>Figure 1.9</b> : La rétine .....	9
<b>Figure 2.1</b> : Les étapes de reconnaissance faciale .....	11
<b>Figure 2.2</b> : Les différentes approches d'un système de reconnaissance biométrique .....	12
<b>Figure 2.3</b> : Architecture d'un système de reconnaissance de visage .....	14
<b>Figure 2.4</b> : Exemple d'images de la base ORL représentant les Eigenfaces.....	20
<b>Figure 2.5</b> : Exemple de taux de reconnaissance (la base ORL).....	20
<b>Figure 2.6</b> : Exemple de direction de projection (a) : PCA (b) : LDA .....	23
<b>Figure 2.7</b> : Principe de la méthode histogramme texton .....	24
<b>Figure 2.8</b> : filter de Gabor complexe (a) real part and (b) imaginary part .....	25
<b>Figure 2.9</b> : Noyau de Gabor avec 3 échelles (vertical) et 8 orientations (horizontal). (a) partie réelle (b) partie imaginaire.....	26
<b>Figure 2.10</b> : Distribution des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique .....	29
<b>Figure 2.11</b> : La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) .....	31
<b>Figure 3.1</b> : Les images d'une personne de la base YALE .....	34
<b>Figure 3.2</b> : Les images d'une personne de la base ORL .....	35
<b>Figure 3.3</b> : Organigramme, conversion et stockage des images .....	36
<b>Figure 3.4</b> : Organigramme d'identification par les méthodes (PCA/LDA) .....	37
<b>Figure 3.5</b> : Organigramme d'identification par les méthodes (Gabor-PCA/Gabor-LDA).....	38
<b>Figure 3.6</b> : Organigramme d'identification par les méthodes histogramme texton (Gabor- PCA/Gabor-LDA) .....	39
<b>Figure 3.7</b> : Méthode PCA (base ORL) (a) : L'image moyenne. (b) : Les eigenfaces .....	40
<b>Figure 3.8</b> : Reconstruction de l'image visage à partir des eigenfaces .....	41

## *Liste des Tableaux*

<b>Tableau 3.1</b> : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL (distance euclidienne) .....	42
<b>Tableau 3.2</b> : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL (distance cosinus pour HTGP/HTGL) et la distance chi-square pour la méthode HTG .....	42
<b>Tableau 3.3</b> : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale (distance cosinus).....	42
<b>Tableau 3.4</b> : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale (distance cosinus pour HTGP/HTGL) et la distance chi-square pour la méthode HTG.....	43



## Introduction générale

La biométrie est un terme dont on entend de plus en plus parler dans la vie de tous les jours. Si de nombreuses applications utilisent aujourd'hui la biométrie, celle qui correspond au plus grand déploiement est la mise en place, prévue pour 2015 des passeports biométriques utilisant le visage, l'empreinte digitale et la signature pour la délivrance et le contrôle de l'identité. La biométrie n'est pas vraiment récente. Son apparition remonte au 19<sup>ème</sup> siècle, avec les premiers études alors appelées anthropométrie. Les empreintes digitales ont ensuite été utilisées pour l'identification des personnes par la police. Cette utilisation policière n'a d'ailleurs jamais été abandonnée, et les empreintes digitales sont toujours utilisées (aujourd'hui de manière automatique avec les traitements informatiques) pour l'identification criminelle. La biométrie souffre d'ailleurs un peu de cette image policière et a du mal à se faire accepter par le grand public pour d'autres types d'applications. Cela dit, aujourd'hui la biométrie n'est plus limitée aux empreintes digitales et à l'identification criminelle. De nombreuses modalités sont aujourd'hui utilisées pour des applications de contrôle d'accès à des locaux ou à des objets personnels. On peut citer le visage, la voix, la signature, l'iris ou la forme de la main, et d'autres encore sont à l'étude comme la démarche, la forme de l'oreille ou la dynamique de frappe au clavier.

Dans ce travail, on s'intéresse à la reconnaissance de visage, tout en utilisant les deux bases de données ORL et YALE 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 définitions 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, nous exposerons quelques algorithmes des méthodes décrites dans le chapitre 2, et une étude comparative entre la méthode « HTG » et celles des méthodes globales PCA et LDA.

Le manuscrit se terminera par une conclusion et quelques perspectives

# Chapitre 1

# La biométrie

## 1. Introduction :

La biométrie est un ensemble des technologies exploitant des caractéristiques humaines physiques (la voix, le visage, ...etc.) ou comportementales (la démarche, la façon d'utiliser un clavier, ...etc.) pour différencier des personnes. A 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. La biométrie se prouve également comme outil puissant d'identification/vérification aux scènes de crime dans le secteur juridique.

## 2. Les systèmes biométriques :

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Selon le contexte de l'application, un système biométrique peut fonctionner en mode d'identification ou en mode de vérification :

- **Le mode d'enrôlement** : est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données. Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue « hors-ligne ».
- **Le mode de vérification ou authentification** : est une comparaison "un à un", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante : «*Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer ?*». Actuellement la vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce.

- **Le mode d'identification** : est une comparaison "un à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type : « *Qui suis-je ?* ».

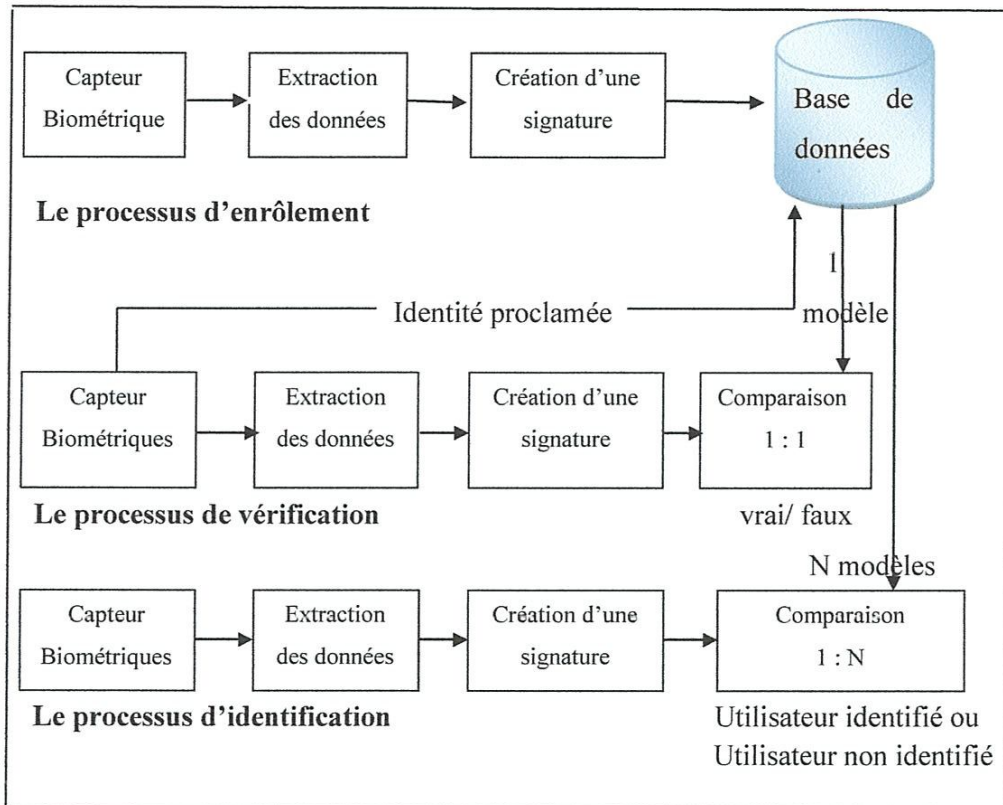


Figure 1.1 : Principaux modules d'un système biométrique en différents modes

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés sur la figure ci-dessus, leur fonctionnement peut être résumé comme suit :

- **Capteur biométrique** : correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique (ou capteur biométrique).
- **Extraction des caractéristiques** : extrait les informations pertinentes à partir des données biométriques brutes, par exemple des images de visage ou des régions caractéristiques de visage.
- **Création d'une signature** : crée un modèle numérique afin de représenter la donnée biométrique acquise. Ce modèle, appelé aussi signature, sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.

- **Module comparaison :** compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les «signatures» mémorisées. Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).
- **Module base de données :** stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.

### 3. Techniques biométriques :

Il y a trois catégories technologiques de la biométrie :

- Les techniques d'analyse biologique : comme les tests portants sur le sang, l'ADN, l'urine, ...etc.
- Les techniques d'analyse du comportement : il s'agit d'un type de biométrie caractérisées par un trait d'attitude qui est appris et acquis au fil du temps, Par exemple la dynamique de la signature, La façon d'utiliser un clavier d'ordinateur, ...etc.
- Les techniques d'analyse de la morphologie humaine : il s'agit d'un type de biométrie défini par les caractéristiques physiques, par exemple l'empreinte digitale, forme de la main, forme du visage, la voix, ...etc.

#### 3.1. Analyse biologique :

**3.1.1. 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[2]. Elle fut utilisée pour l'identification biométrique des individus à des fins médico-légales [3]. L'information génétique d'un individu est unique, car aucun membre de l'espèce ne possède la même combinaison de gènes codés dans l'acide désoxyribonucléique (ADN). L'ADN est "l'outil" d'identification par excellence.

#### 3.2. Analyse comportementale :

**3.2.1. Signature dynamique :** 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 devants des documents préalablement signés.



Figure 1.2 : Signature

**Avantage :**

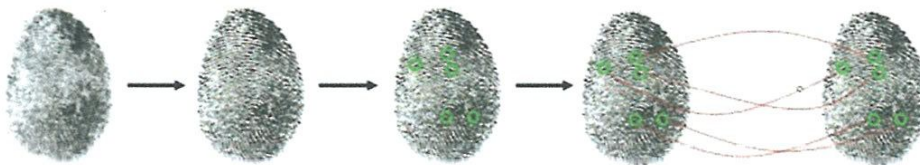
- ✓ Elle peut être conservée
- ✓ Elle implique la responsabilité de l'individu

**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 :**

**3.3.1. Empreinte digitale :** Chaque personne a ses propres empreintes digitales avec l'unicité permanente. Ainsi les empreintes digitales sont utilisées depuis longtemps pour l'identification et l'investigation juridique



**Figure 1.3 :** Le processus de reconnaissance par empreinte digitale



**Figure 1.4 :** Empreinte digitale acquise par un capteur optique

Une empreinte digitale se compose de beaucoup des rides et sillons. Ces rides et sillons présentent de bonnes similitudes dans chaque petite fenêtre locale, comme le parallélisme et la largeur moyenne. Cependant, montré par des recherches sur l'identification d'empreinte digitale, des empreintes digitales ne sont pas bien distinguées par leurs rides et sillons, mais par des minuties qui sont des points anormaux sur les rides.

Parmi les types des minuties rapportés dans la littérature, deux types sont les plus utilisés qui sont l'arrêt de ride (la fin d'une ride) et la bifurcation (le point sur la ride de laquelle deux branches Dérivent ).

Voir figure ci-dessous.

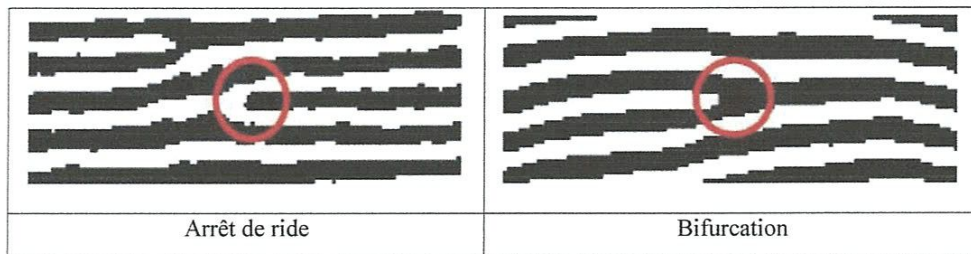


Figure 1.5 : Deux types de minuties le plus utilisés

**3.3.2. La géométric de la main :** La reconnaissance s’effectue à partir de la géométrie de la main dans l’espace (3D) : longueur des doigts, largeur et épaisseur de la paume, dessins des lignes de la main.

**Avantage :**

- ✓ Le résultat est indépendant de l’humidité des doigts et de souillures éventuelles car il n’y a pas de contact direct avec le capteur ou une fenêtre, donc pas de risque d’encrassement.
- ✓ Facilité de l’enrôlement du point de vue de l’usager et bonne acceptation psychologique
- ✓ Faible volume de stockage par fichier.

**Inconvénient :**

- ✓ Système encombrant.
- ✓ Risque élevé du taux de fausses acceptations et faux rejets, par exemple à cause d’une blessure ou pour les jumeaux ou les membres d’une même famille.
- ✓ Cette technique n’a pas évoluée depuis plusieurs années
- ✓ Le lecteur est plus cher que pour les autres types de capture de données physiques

Pour la capture de l’image, la personne pose sa main sur une platine où les emplacements du pouce, de l’index et du majeur sont matérialisés.

Une caméra CCD (Charged Coupled Device / en français : DTC : Dispositif à Transfert de Charge) prend l’image, reliée à un lecteur où sont enregistrées les informations. Ce lecteur inclut des logiciels de traitement et de codage.



Figure 1.6 : Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main

Quatre-vingt-dix caractéristiques sont examinées parmi lesquelles la forme tridimensionnelle de la main, la longueur et la largeur des doigts ainsi que la forme des articulations, constituant un fichier d'environ neuf octets de mémoire. Cette technique, très répandue aux USA, a été utilisée lors des Jeux Olympique d'Atlanta.

**3.3.3. Visage :** La reconnaissance de la forme du visage est la technique la plus commune et populaire. Elle est la plus acceptable parce qu'on peut l'utiliser à distance sans la collaboration avec l'objet en question. Utiliser une caméra permettant d'acquérir la forme du visage d'un individu et puis retirer certaines caractéristiques. Les caractéristiques essentielles pour la reconnaissance du visage sont : les yeux, la bouche, le tour du visage, le bout du nez,...etc. Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant la caméra ou peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont obtenues sont comparées au fichier de référence. Le logiciel doit être capable d'identifier un individu malgré différents artifices physiques (moustache, barbe, lunettes,...etc.).

En effet, le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques. Celles-ci peuvent être causées, entre autres, par le maquillage, la présence ou l'absence de lunettes, le vieillissement et l'expression d'une émotion. La méthode de la reconnaissance du visage est sensible à la variation de l'éclairage et le changement de la position du visage lors de l'acquisition de l'image. Comme pour tous les contrôles biométriques, cette méthode nécessite quatre étapes :

- Capture de l'image.
- Extraction des traits caractéristiques.
- Comparaison avec l'existant.
- Prise de décision.

**3.3.4. Iris :** La reconnaissance de l'iris est considérée comme la technique biométrique la plus exacte. L'iris est la partie colorée de l'œil qui entoure la pupille noire. Son inspection attentive révèle de nombreuses structures détaillées. Ces structures se développent dès le plus jeune âge et sont considérées comme uniques, même chez les vrais jumeaux. Les structures de l'iris resteront constantes jusqu'à la mort.

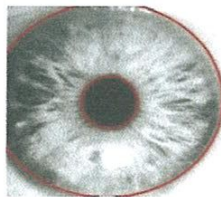


Figure 1.7 : Image de l'iris.



Pour reconnaître un individu, on extrait des paramètres de l'image de l'œil. Puis, on compare ces paramètres avec tous les paramètres précédemment extraits et sauvegardés. La comparaison qui produira le meilleur score permettra d'identifier le nom de l'individu. Le traitement s'effectue en trois phases :

- Recherche de la position de l'iris dans l'image de l'œil.
- Extraction des paramètres caractéristiques.
- Comparaison avec les éléments connus.

**Avantage :**

- ✓ Fiable.
- ✓ Pas de risque identifié pour la santé

**Inconvénient :**

- ✓ Système intrusif mal accepté psychologiquement. (hygiène, proximité de l'objectif)
- ✓ Contraintes d'éclairage.

**3.3.5. La Voix :** L'identification de la voix est considérée par les utilisateurs comme une des formes les plus normales de la technologie biométrique, car elle n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système.

Les systèmes d'identification de la voix se concentrent sur les seules caractéristiques de voix qui sont uniques à la configuration de la parole d'un individu. Ces configurations de la parole sont constituées par une combinaison des facteurs comportementaux et physiologiques.

Il faut faire une distinction entre les systèmes dépendants et indépendants du texte. En système dépendant, le texte prononcé lors de l'identification est le même que celui préalablement enregistré. Par contre, en mode indépendant, le locuteur prononce la phrase qu'il désire.

Lors d'une tentative d'accès, on compare la voix d'un utilisateur à la signature de la voix stocké dans la base de données. L'utilisateur doit prononcer une phrase et un logiciel en extrait les paramètres. Ce moyen n'est pas complètement fiable puisque la fatigue, le stress ou la maladie peuvent altérer la voix. Enfin, la fraude est possible par enregistrement. Par contre, les imitateurs essayent habituellement de reproduire les caractéristiques vocales les plus évidentes à l'oreille humaine et ne recréent pas les caractéristiques moins accessibles qu'un système automatisé d'identification de voix analyse.



Figure 1.8 : Spectre d'un signal de parole

# Chapitre 2

## La Reconnaissance faciale

### 1. Introduction :

Reconnaître un visage, faire la distinction entre un homme et une femme, estimer son âge, pouvoir interpréter les expressions du visage même dans des conditions difficiles, reflètent l'impressionnante capacité du cerveau humain à traiter l'information visuelle. Dans le domaine de la reconnaissance faciale par ordinateur, le challenge consiste à s'approcher des performances du cerveau humain, voire à les dépasser dans certaines situations. Les méthodes ainsi que les systèmes de reconnaissance faciale ont connu ces dernières années une évolution fulgurante, notamment grâce au développement des moyens de calcul. Par conséquent, les applications sont sensiblement multipliées dans divers secteurs tels que le contrôle d'accès, la vidéo-surveillance, l'analyse des expressions du visage et de l'émotion, la chirurgie esthétique, ...etc.

Il est clair que dans le domaine sécuritaire (notamment pour l'identification des individus), les performances de la reconnaissance faciale ne peuvent pas rivaliser avec d'autres modalités utilisant l'empreinte digitale, ou l'iris, car les caractéristiques du visage évoluent au cours du temps d'une manière non-volontaire ou volontaire (par exemple, vieillissement, prise/perte de poids, expressions et émotions, barbe, maquillage, lunettes, etc.). Il se rajoute à cela, les conditions d'acquisition qui varient d'une situation à une autre.

Parmi les avantages de la reconnaissance faciale, on peut citer : son acceptabilité relativement élevée, son coût peu élevé (par exemple, acquisition par caméra), l'identification ou l'authentification à distance et sans contact.

### 2. Systèmes biométriques basés sur la reconnaissance de visage :

La reconnaissance automatique de visage s'effectue en 4 étapes principales :

- détection de visages.
- Normalisation du visage.
- Extraction des caractéristiques.
- Comparaison des caractéristiques.

Certaines techniques de traitements d'images peuvent être communes à plusieurs étapes. Par exemple, l'extraction des caractéristiques faciales (yeux, nez, bouche) est utilisée aussi bien pour la détection que pour l'identification de visages. Par ailleurs, les étapes de détection de visage et d'extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l'application, de la taille de la base d'apprentissage, et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.). Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très

critiques pour les applications biométriques, et doivent, par conséquence, être optimisées pour améliorer les performances du système global.

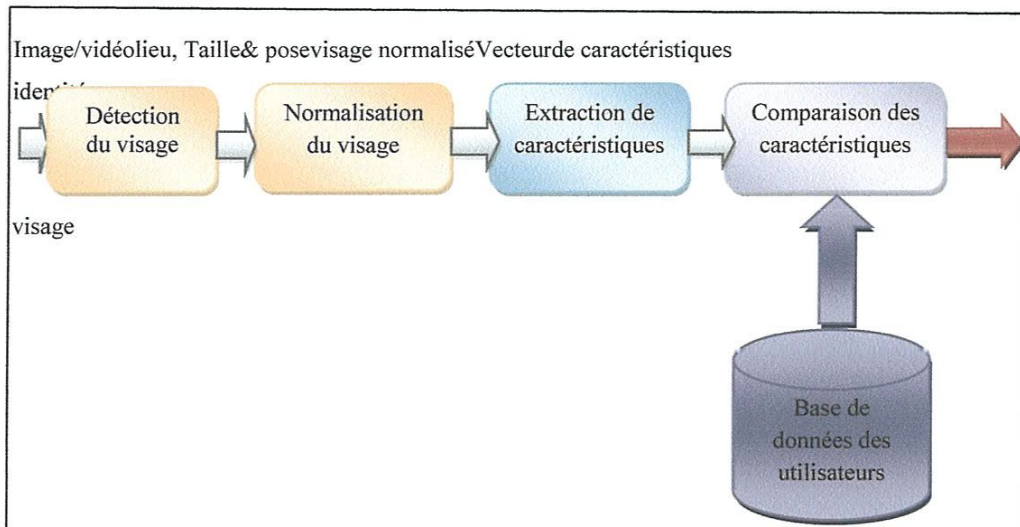


Figure 2.1 : Les étapes de reconnaissance faciale

### 3. Reconnaissance du visage :

La reconnaissance faciale est une tâche que les êtres humains effectuent naturellement et sans effort dans leurs vies quotidiennes. La grande disponibilité d'ordinateurs puissants et peu onéreux ainsi que des systèmes informatiques embarqués ont suscité un énorme intérêt dans le traitement automatique des images et des vidéos numériques au sein de nombreuses applications, incluant l'identification biométrique, la surveillance, l'interaction homme-machine et la gestion de données multimédia.

La reconnaissance faciale, en tant qu'une des technologies biométriques de base, a pris une part de plus en plus importante dans le domaine de la recherche, ceci étant dû aux avancées rapides dans des technologies telles que les appareils photo numériques, Internet et les dispositifs mobiles, le tout associé à des besoins en sécurité sans cesse en augmentation.

La reconnaissance faciale possède plusieurs avantages sur les autres technologies biométriques : elle est naturelle, non intrusive et facile à utiliser.

Idéalement, un système de reconnaissance faciale doit pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique. Le système peut opérer dans les deux modes suivants : authentification ou identification ; on peut également noter qu'il existe un autre type de scénario de reconnaissance faciale mettant en jeu une vérification sur une liste de surveillance ("watch-list"), où un individu est comparé à une liste restreinte de suspects.

Le principe de fonctionnement de base d'un système de reconnaissance faciale (figure 2.2) peut être résumé en quatre étapes : les deux premières s'effectuent en amont du système (détection [4] et

normalisation du visage [5]) et les deux dernières représentent la reconnaissance (extraction et comparaison des caractéristiques).

La performance des systèmes de reconnaissance faciale s'est significativement améliorée depuis les premiers travaux qui ont été menés dans les années 1960-70[6] [7] et de nombreux algorithmes de reconnaissance du visage ont été proposés depuis.

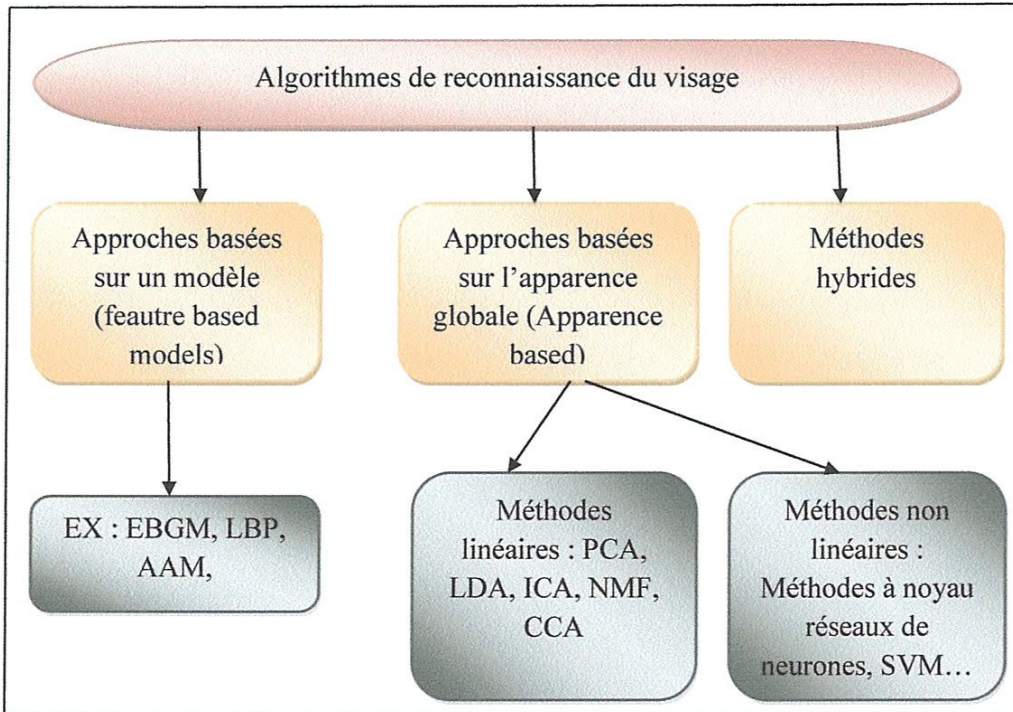


Figure 2.2 : Les différentes approches d'un système de reconnaissance biométrique

Les méthodes de reconnaissance de visages peuvent être classées en trois grandes approches (d'après la Figure 2.2). Une approche globale dans laquelle, on analyse le visage (l'image pixellisée du visage) dans son entier, une approche locale basée sur un modèle, dans laquelle le système essaie de détecter, regrouper et reconnaître les différents éléments constitutifs du visage tel que le nez, les yeux et la bouche. Enfin, il existe des méthodes hybrides qui combinent les deux approches précédentes.

#### 4. Panorama sur la reconnaissance faciale :

Le problème de la reconnaissance de visages peut être formulé comme suit : étant données une ou plusieurs images d'un visage, la tâche est de trouver ou de vérifier l'identité d'une personne par comparaison de son visage à l'ensemble des images de visage stockées dans une base de données. Des informations supplémentaires telles que la race, l'âge, le sexe, ou la parole peuvent être utilisées pour réduire l'espace de recherche (ce qui permet d'améliorer les performances de reconnaissance). En général, un système de reconnaissance de visages est généralement constitué des étapes suivantes (voir la figure 2.3).

- ✓ **Etape de détection de visage :** permet d'identifier et de localiser le visage dans l'image donnée, indépendamment de la position, de l'échelle, de l'orientation et de l'éclairage. C'est un problème de classification où, on assigne l'image à la classe visage ou à la classe non visage.
- ✓ **Etape d'extraction de caractéristiques :** sert à extraire des informations pertinentes et discriminantes d'un visage. Les caractéristiques extraites sont les informations utiles à la phase de reconnaissance et elles doivent être dans la mesure du possible identiques et robustes aux changements extérieurs, tels que la pose, l'expression,...etc. Les caractéristiques faciales sont modélisées pour fournir la signature biométrique du visage qui est ensuite utilisée dans la phase de classification. L'étape d'apprentissage consiste à traiter les représentations dans la phase d'extraction de caractéristiques pour le nouveau descripteur. Généralement, les deux étapes d'extraction de caractéristiques et d'apprentissage sont regroupées en une seule étape.
- ✓ **Etape de la classification de visages :** on distingue deux tâches : l'identification et la vérification. En mode d'identification de visage, l'image à l'entrée du système est l'image d'un inconnu et le système doit rechercher l'identité de cet inconnu par comparaison de ses caractéristiques faciales à l'ensemble des caractéristiques faciales des visages de la base de données d'individus connus. En mode de vérification, la personne à l'entrée du système déclare son identité et le rôle du système est de confirmer ou de rejeter l'identité revendiquée par comparaison de ses caractéristiques faciales uniquement avec celles de l'identité revendiquée.

La reconnaissance faciale est confrontée aux problèmes suivants :

- Changement de pose
- Variations d'illumination
- Variations d'expression, d'âge
- Occultation partielle du visage

Ces variations sont les plus difficiles parce que les variations de l'apparence du visage d'une personne en conditions différentes de pose ou d'illumination sont souvent beaucoup plus importantes que les variations entre les images de visage de deux individus différents acquis dans les mêmes conditions.

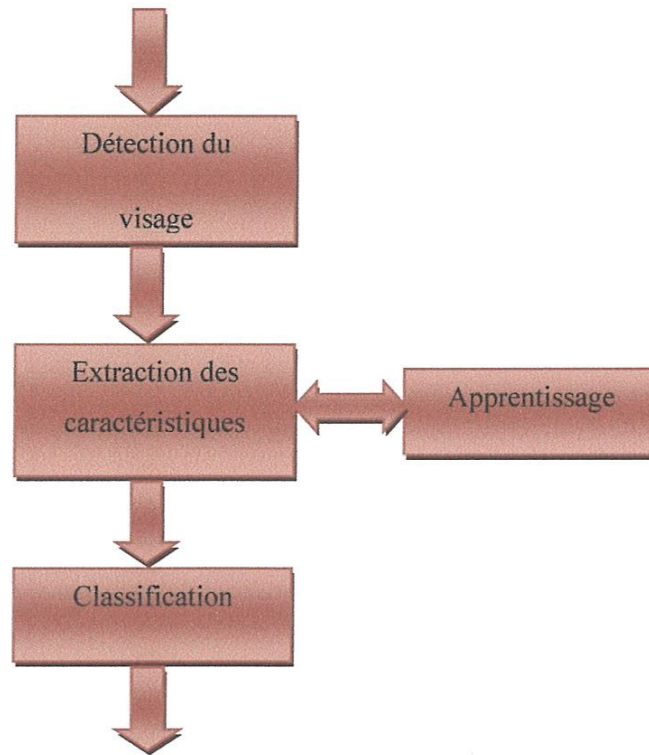


Figure 2.3 : Architecture d'un système de reconnaissance de visage

## 5. Etat de l'art sur les techniques de reconnaissances faciales :

### 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 entière du visage comme caractéristiques sur lesquelles 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 du visage à reconnaître. Ainsi, les vecteurs 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) permet de maximiser la variance des données dans la représentation.

La représentation exprime alors la forme générale du jeu de données. Les méthodes supervisées comme l'analyse discriminante projettent les données de façon à valoriser la séparation des classes. Le Locally Linear Embedding (HLLLE) [8], le Laplacien Eigenmaps [9] et le Hessian-based Locally Linear Embedding (HLLLE)[8]supposent que les données sont situées sur une surface localement linéaire.

Ces méthodes permettent alors le dépliement de l'espace à l'aide de projections linéaires locales. Les méthodes supervisées seront aussi présentées comme l'analyse discriminante linéaire (LDA).

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 aucune doute l'analyse en composantes principales (en anglais : Principal Component Analysis) (PCA), également appelée transformée de Karhunen-Loeve. En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces [10]. 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)[11] a été étudiée. Cette méthode prend en entrée des images et non pas des vecteurs.

Il existe d'autres techniques également construites à partir de décompositions linéaires comme l'analyse discriminante linéaire (LDA) [12]ou encore l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [13].

Tandis que le 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 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 du "cocktail party"[14] qui met en avant la résolution d'un problème de séparation (décorrélation) de sources audio. Bartlett et al 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 [15] et le KernelLDA[16]. Ici, une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques ("featurespace") 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.

### 5.1.1. Présentation générale de l'ACP :

Dans la plupart des situations, on dispose de plusieurs observations sur chaque individu constituant la population d'étude. On a donc à prendre en compte  $p$  variables par individu,  $p$  étant strictement supérieur à 1.

L'étude séparée de chacune de ces variables donne quelques informations mais est insuffisante car elle laisse de côté les liaisons entre elles, ce qui est pourtant souvent ce que l'on veut étudier, C'est le rôle de la statistique multifactorielle que d'analyser les données dans leur ensemble, en prenant en compte toutes les variables. L'Analyse en Composantes Principales est alors une bonne méthode pour étudier les données multidimensionnelles, lorsque toutes les variables observées sont de type numérique, de préférence dans les mêmes unités, et que l'on veut voir s'il y a des liens entre ces variables, Dans la littérature, on trouve deux approches différentes de l'ACP :

- Elle peut être présentée comme la recherche d'un ensemble réduit de variables non-corrélées, combinaisons linéaires des variables initiales résumant avec précision les données.
- Une autre interprétation repose sur la représentation des données initiales à l'aide de nuage de points dans un espace géométrique. L'objectif est alors de trouver des sous-espaces (droite, plan,...) qui représentent au mieux le nuage initial.

#### 5.1.1.1. Objectifs de l'Analyse en Composantes Principales :

Il existe plusieurs approches différentes de l'ACP, mais toutes s'accordent sur les conditions de son application et son objectif général. Cette méthode s'applique aux ensembles de données quantitatives d'au moins deux variables [17]. Puisqu'il s'agit d'une méthode d'analyse de données multifactorielle, son but est de résumer cet ensemble de données. Ceci se fait selon les modalités suivantes :

- Fournir des outils simples et lisibles de représentation des informations traitées, permettant de faire ressortir les données brutes les éventuels liens existant entre les variables (en terme de corrélation).
- Donner des indications sur la nature, la force et la pertinence de ces liens, afin de faciliter leur interprétation et découvrir quelles sont les tendances dominantes de l'ensemble de données.
- Réduire efficacement le nombre de dimensions étudiées (et ainsi simplifier l'analyse), en cherchant à exprimer le plus fidèlement possible l'ensemble original de données grâce aux relations détectées entre les variables.

L'ACP est donc une bonne méthode pour déceler des liens entre variables dans un ensemble de données multidimensionnelles afin de comprendre leurs interactions et faciliter leur étude.

#### 5.1.1.2. Méthodes de travail de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) :

##### 1. Principe :

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, [17] 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. Ces nouveaux caractères synthétiques qui appelés composantes principales.

La problématique consiste alors à trouver les n composants principaux qui résumant 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 composantes principales sont assimilées aux axes.

Ainsi, dans le cadre d'une 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 coordonnées sera la deuxième composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information restante.

**2. Formulation mathématique de l'ACP :**

Les différentes opérations mathématiques de l'Analyse en Composantes Principales sont:

- Calcul des matrices centrées et réduits. Puis, on calcule la matrice de covariance.
- Calcul des valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance.
- Calcul des composantes principales de l'image.
- Fournir une ou plusieurs représentations graphiques.

**5.1.1.3. L'ACP en reconnaissance faciale Eigenfaces :**

L'algorithme ACP ou PCA en anglais (Principal Component Analysis) est né des travaux de MA. Turk et AP. Pentland au MIT Media Lab, en 1991 [18].L'algorithme ACP en reconnaissance faciale est aussi connu sous le nom de« Eigenfaces » car il utilise des vecteurs propres et des valeurs propres. Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues. Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il est sensible aux problèmes d'éclairément, de pose et d'expression faciale. Il est à la base de nombreux algorithmes globaux actuels. L'idée principale de l'algorithme de « Eigenfaces » 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. L'information caractéristique du visage est extraite de l'image, pour être encodée aussi efficacement que possible et comparée à une base de données de modèles encodés de la même manière.

**1. Principe :**

Une image  $I_i$  (n,m) est transformée en vecteur  $\Gamma_i$  (nxm,1) dans un espace vectoriel de grande dimension, par concaténation des colonnes. Il en résulte une unique matrice d'images  $\Gamma$ , où chaque colonne représente le vecteur image  $\Gamma_i$ .

$$\Gamma = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1M} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2M} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ a_{N1} & a_{N2} & a_{N3} & \dots & a_{NM} \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

Où  $N=nxm$  qui représente le nombre de pixels par image.

L'image moyenne est calculée à partir de la matrice représentative de toutes les images est sera considérée comme leur centre de gravité

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2.2)$$

Les images centrées seront calculées comme suit :

$$\phi_i = \Gamma_i - \psi, \text{ pour } i = 1 : M \quad (2.3)$$

Par la suite, la matrice de covariance est calculée.

$$C = \sum_{i=1}^M (\Gamma_i - \psi)(\Gamma_i - \psi)' = \sum_{i=1}^M \phi_i \cdot \phi_i' \quad (2.4)$$

Si, on pose :  $A = [\phi_1 \ \phi_2 \ \phi_3 \ \dots \ \phi_M]$ , alors  $C = A \cdot A^t$

Puis, on calcule les vecteurs propres et les valeurs propres de cette matrice de covariance C (NxN). Elle est de l'ordre de la résolution d'une image et son calcul n'est pas aisé (par ce qu'en général le nombre de pixels d'image (N) est très supérieur au nombre d'images (M)). Il est aisé de manipuler une matrice de l'ordre du nombre d'images (M) au lieu du nombre de pixels (N). Alors, si  $v$  et  $\lambda$  sont respectivement les vecteurs et valeurs propres de la matrice C. On a donc :

$$C \cdot v = \lambda \cdot v \quad (2.5)$$

Soit une matrice B, tel que :  $B = A^t \cdot A$ , avec  $w$  et  $\mu$  sont respectivement les vecteurs et valeurs propres de la matrice B, on a donc :

$$B \cdot w = \mu \cdot w \quad (2.6)$$

On peut aussi écrire :  $A^t \cdot A \cdot w = \mu \cdot w$

Multiplier les deux membres de l'équation antérieure par A donnera :

$$A \cdot A^t \cdot A \cdot w = A \cdot \mu \cdot w \quad (2.7)$$

Sachant que  $C = A A^t$ , l'équation précédente peut s'écrire :

$$C(A \cdot w) = \mu(A \cdot w) \quad (2.8)$$

Cette équation montre que  $A \cdot w$  et  $\mu$  sont respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice C, par analogie avec l'équation (2.5), on peut écrire :

$$\begin{cases} v = A \cdot w \\ \lambda = \mu \end{cases} \quad (2.9)$$

Par conséquent, les valeurs propres de la grande matrice C sont obtenus en calculant tout simplement les valeurs propres d'une plus petite matrice B telle que définie. Les vecteurs propres quant à eux sont obtenus en multipliant les vecteurs propres de cette même matrice B par la matrice A.

## 2. Réduction du nombre de vecteurs propres :

Seul les vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres qui leurs sont respectivement associés sont conservés. Le problème majeur de cette méthode concerne le nombre de vecteurs propres à choisir. Les études menées se basent pour la plupart sur l'expérimentation et la recherche du nombre optimal de vecteurs à conserver tenant compte de l'impact sur le taux de reconnaissance, la qualité des images reconstruites ainsi que le temps de calcul. A partir des vecteurs propres choisis au nombre de  $k$  est défini un nouvel espace vectoriel appelé espaces des visages (Face Space)  $E_v$  par la projection des images de visage sur ces vecteurs propres. Les images originales peuvent être reconstituées par combinaison linéaire de ces vecteurs propres.

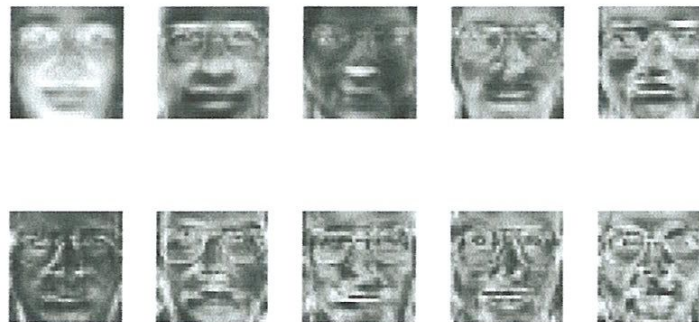


Figure 2.4 : Exemple d'images de la base ORL représentant les Eigenfaces

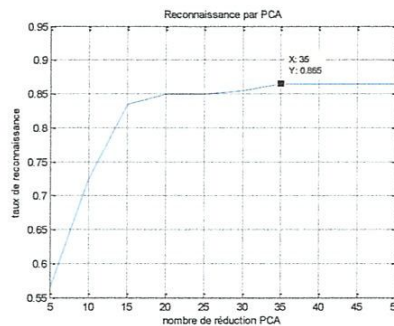


Figure 2.5 : Exemple de taux de reconnaissance (la base ORL)

### 5.1.1.4. Domaines d'application :

Dans quasiment tous les domaines où l'étude statistique est utilisée, on est amené à faire des traitements sur des variables quantitatives et à interpréter des relations entre elles, afin de prendre des décisions. [17] C'est pourquoi l'ACP est l'une des méthodes d'analyse de données les plus employées. Elle est appliquée dans des domaines aussi variés que :

- ✓ L'étude des caractéristiques d'une population, elles qu'elles soient (sondages politiques, études de santé,...).
- ✓ Les indicateurs économiques (études de marché, rentabilité d'investissements,...).

- ✓ L'assurance qualité et la fiabilité de produits.
- ✓ L'étude de résultats sportifs.
- ✓ L'étude des performances d'un réseau (de télécommunication, de distribution,...).
- ✓ L'exploitation d'expériences et de relevés scientifiques (en physique, chimie, géologie, archéologie,...).
- ✓ Le traitement de l'information (reconstitution de photos satellites, reconnaissance vocale, reconnaissance des visages,...).

### Avantage :

- ✓ Simplicité mathématique
- ✓ Puissance : L'ACP offre en quelques opérations seulement, un résumé et une vue complète des relations existant entre les variables quantitatives d'une population d'étude, résultats qui n'auraient pas pu être obtenus autrement.
- ✓ Flexibilité : L'ACP est une méthode très souple, puisqu'elle s'applique sur un ensemble de données de contenu et de taille quelconque. Pour peu qu'il s'agisse de données quantitatives organisées sous forme Individus/variables. Cette souplesse d'utilisation se traduit surtout par la diversité des applications de l'ACP, qui touche tous les domaines, comme exposé dans la partie précédente.

### Inconvénient :

En tant que méthode d'analyse de données, l'ACP traite l'ensemble des données sans dissociation des classes, en cherchant à maximiser, par projection, leur dispersion selon des directions orthogonales.

#### 5.1.2. Analyse discriminante linéaire (LDA) :

L'analyse discriminante linéaire, (LDA, linear Discriminant analysis), connue aussi sous le nom de *Fisher Discriminant Analysis* (FLDA) est une méthode très utilisée dans diverses applications, notamment pour la réduction de la dimension de l'espace des données observées ainsi que leur classification. Contrairement à l'ACP qui traite l'ensemble des données sans dissociation des classes, en cherchant à maximiser, par projection, leur dispersion selon des directions orthogonales, la méthode LDA adopte une approche supervisée, à la fois globale et locale, en distinguant les classes par rapport à l'ensemble des observées. Concrètement, elle consiste à projeter les données sur des vecteurs optimaux qui minimisent leur dispersion dans une même classe et qui la maximisent entre les différentes classes.

Afin de simplifier la compréhension de ce principe nous considérons un exemple de deux classes de  $M$  échantillons dans  $R^2$ . On constate que la projection des deux classes sur l'axe de PCA conduit à un recouvrement inévitable. En projetant les données sur un axe optimal, calculé par LDA, on

remarque que les données des deux classes ne se recouvrent pas et que la dispersion dans chaque classe est réduite (Figure 2.6).

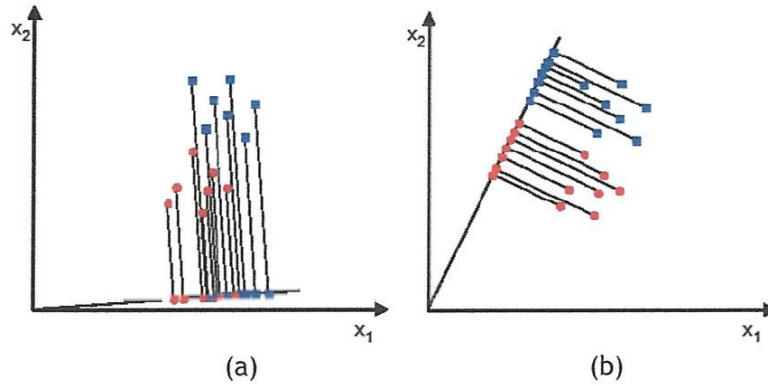


Figure 2.6 : Exemple de direction de projection (a) : PCA (b) :LDA

Ainsi, L'analyse discriminante linéaire LDA est connue pour sa maximisation de l'éparpillement inter-classe "the between-class scatter matrix" et sa réduction au minimum de l'éparpillement intra classe "the within-class scatter matrix".

### 5.1.2.1. L'analyse discriminante linéaire LDA en reconnaissance faciale Fisherfaces :

Dans ce cas, chaque classe correspond à un individu avec où chaque individu possède plusieurs images. Les images de la base d'apprentissage sont traitées, normalisées et transformées en vecteurs  $\Gamma_i$  et regroupées, par concaténation, dans une grande matrice d'images  $\Gamma$  (comme dans le cas de PCA).

L'image moyenne  $\Psi$  est calculée, ainsi que l'image moyenne  $\Psi_{C_i}$  de chaque classe où :

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

$n_i$  : est le nombre d'images dans la classe  $C_i$

Chaque image  $\Gamma_k$  de chaque classe  $C_i$  est recentrée par rapport à la moyenne. On obtient alors une nouvelle image  $\Phi_i$  :

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

La Matrice d'éparpillement Intra classe ( $S_W$ )

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

La Matrice d'éparpillement Inter classe ( $S_B$ )

$$S_B = \sum_{i=1}^C (\Psi_{C_i} - \Psi)(\Psi_{C_i} - \Psi)' \quad (2.13)$$

Le but de la projection de Fisher est de maximiser les distances interclasses ( $S_B$ ) tout en minimisant les distances intra-classes ( $S_W$ ). Ce qui revient à retrouver une matrice optimale de transformation  $W$  maximisant le critère d'optimisation de Fisher  $J(W)$ , exprimé comme suit :

$$J(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (2.14)$$

Ou :

$$W_{opt} = \arg \max \left( \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right) \quad (2.15)$$

Ce problème est ramené à un problème de trouver les vecteurs propres de la matrice ( $S_W^{-1} S_B$ ). Une fois  $W$  trouvé, le même schéma que pour la méthode PCA concernant la projection des images est appliquée.

## 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. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type [7] en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements. 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. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage.

### 5.2.1. Les approches géométriques :

Les méthodes géométriques furent les premières à être utilisées pour la reconnaissance automatique des visages. Elles sont basées sur l'extraction des positions relatives des éléments constituant le visage à savoir le nez, la bouche et les yeux. Ainsi, la plupart des approches géométriques utilisent les coins et les centres de la bouche, des yeux et du nez comme des points d'intérêts. Au début des années 90, Brunelli et Poggio [19] ont décrit un système de reconnaissance faciale qui extrait automatiquement 35 caractéristiques géométriques du visage. La reconnaissance est effectuée par la classification bayésienne. Le coût de stockage des techniques géométriques est très bas comparé à celui des autres techniques. Toutefois les approches de reconnaissance purement géométriques ne suffisent pas à elles seules à représenter un visage par insuffisance d'informations discriminatoires. De plus, elles nécessitent une très grande précision de détection des divers éléments faciaux et reste non robuste à des changements d'expressions faciales ou de pose de la tête.

Takacs [18] a utilisé pour la première fois, en 1998, les cartes de contours calculées par le biais du filtre de Sobel pour la reconnaissance de visage [20]. Les cartes de contours présentent notamment l'avantage d'être robustes à des changements d'éclairage dans les images. L'approche consiste à



comparer les images de visages par une mesure de similarité entre les cartes de contours binaires sans pour autant nécessiter une mise en correspondance explicite des points issus de ces images. Les lignes de contour sont obtenues en groupant les pixels de la carte de contour de manière à obtenir des segments de droite. Chaque visage est donc représenté par une carte appelée Line EdgeMap (LEM). Les auteurs ont rapproché cette technique des études biologiques qui ont montré la capacité du cerveau humain à reconnaître un visage depuis son dessin ou sa caricature. Les expérimentations réalisées sur la base AR montrent que la technique LEM est plus efficace que celle de Takacs [20]. Elle donne également des résultats de classification significativement meilleurs que les *Eigenfaces* en présence de changements d'éclairage. En revanche, elle est moins robuste aux variations d'expression faciale et d'angle de prise de vue.

**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 caractéristique 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 (LFA) [21] et les caractéristiques extraites par ondelettes de Gabor (comme Elastic Bunch Graph Matching, EBGm), sont des algorithmes hybrides typiques. Plus récemment, l'algorithme Log Gabor PCA (LG-PCA) [22] 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. Technique d'histogramme texton :**

La notion de texton a été la première fois utilisée pour la classification de texture [23]. Le principe de cette technique est illustré dans la figure ci-dessous

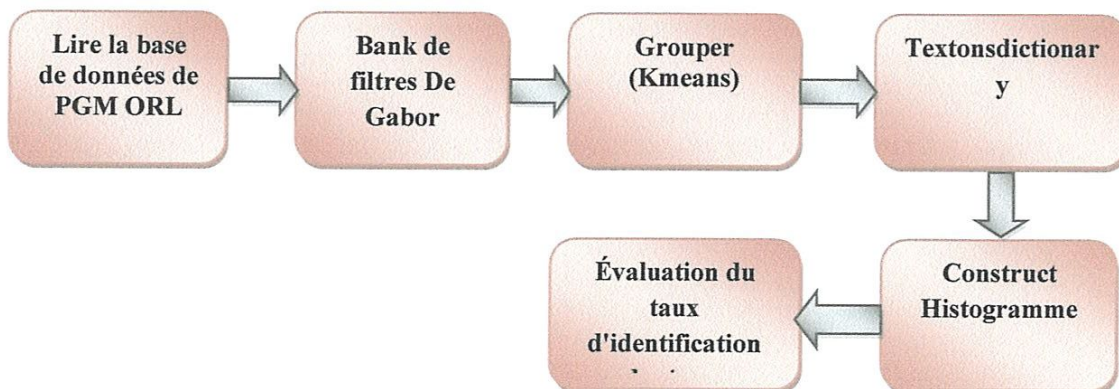


Figure 2.7 : Principe de la méthode histogramme texton

**5.3.1. A. Ondelette de Gabor :**

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. Les représentations en fréquence et en orientation du filtre Gabor s'apparentent à celles du système visuel humain.

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

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|K_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{ik_{u,v}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \tag{2.16}$$

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.

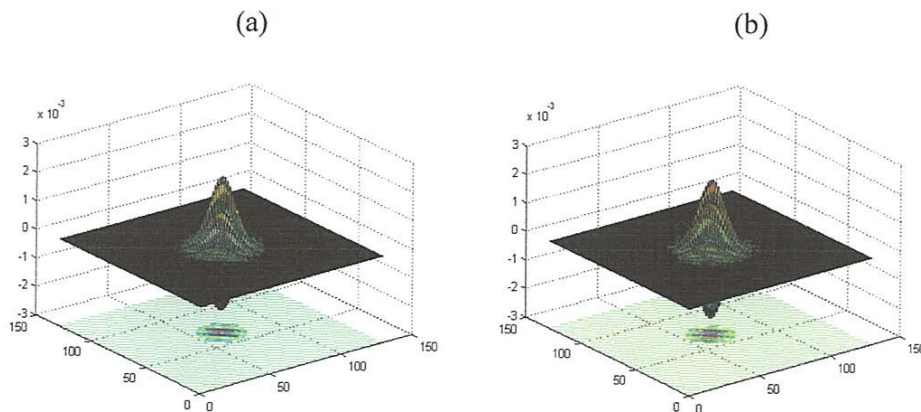
$\sigma$ : est l'écart type de l'enveloppe gaussienne.

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

En reconnaissance de visage, généralement on utilise 40 filtres de Gabor avec cinq échelles  $v \in [0.5, 1, 2, 4, 8]$  et huit orientations  $u \in [0, 8]$ . Dans ce travail, on utilise le banc de filtre (filtre de Gabor) avec trois échelles  $v \in [0.3, 1, 3]$  et huit orientations  $u \in [0, 8]$  avec  $\sigma = 2\pi$ ,  $f = \sqrt{2}$  for half octave spacing,

$k_{\max} = \frac{\pi}{2}$  for 128x128 images size and  $k_{\max} = \pi$  for 32x32 images size.

Tous les filtres sont générés à partir de l'ondelette mère par dilatation et orientation. Les parties réelle et imaginaire de filtre de Gabor complexe sont présentées dans la figure ci-dessous.



**Figure 2.8 :** filter de Gabor complexe (a) real part and (b) imaginary part

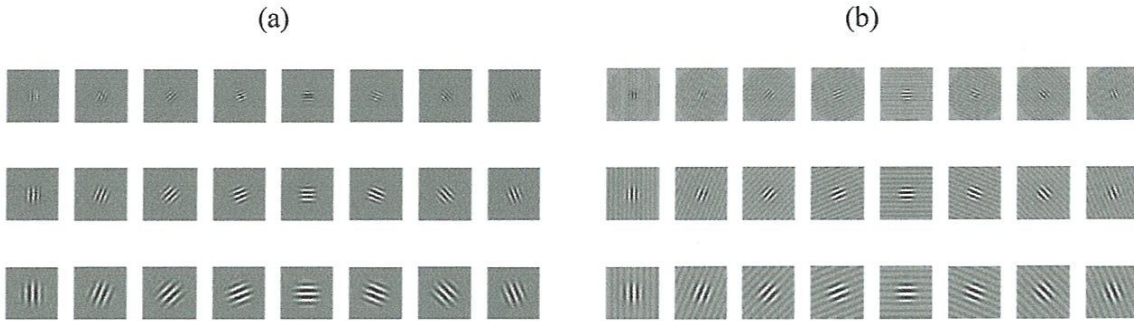


Figure 2.9 : Noyau de Gabor avec 3 échelles (vertical) et 8 orientations (horizontal). (a) partie réelle (b) partie imaginaire

**5.3.1. B. Construction d'histogramme textons :**

Les réponses de Gabor pour les images de visage ( $G_{u,v}(z) \in \mathbb{C}$ ) sont obtenues par convolution d'une image visage  $I(z)$  avec l'ondelette de Gabor  $\psi_{u,v}(z)$

$$G_{u,v}(z) = I(z) * \psi_{u,v}(z) \tag{2.17}$$

Le processus de convolution peut être effectué dans le domaine fréquentiel pour la rapidité de calcul. On construit le Gabor textons par l'incorporation de Gabor feature et la stratégie de texton. Texton définie les caractéristiques locales est un bon descripteur pour les micro-structures des objets [23]

L'algorithme qui permet de calculer le code book pour une ondelette de Gabor de trois échelles et huit orientations est le suivant :

- a. Pour chaque image dans la base de données sera normalisée avec un écart type unité, puis calculer ses Gabor réponses  $G_{u,v}(\cdot)$ .
- b. Si nous avons N images par personne (for M individu) dans l'ensemble d'apprentissage, Concaténer les parties réelle et imaginaire de ses Gabor réponses (pour M individu) ensemble pour construire la Matrice  $S(L \times 48)$ , sachant que  $L = n \times N \times M$  ou n est le nombre de pixels de l'image de visage.
- c. Nous avons une seule matrice S, on applique l'algorithme K-means clustering sur cette matrice pour générer le code book  $P(K \times 48)$ .
- d. Pour chaque image de visage dans la base de données, calculer ses distances par rapport au code book et étiqueter la position qui correspond à l'index de distance minimale. La distance euclidienne est utilisée pour calculer la distance entre les Gabor réponses et le code book. Puis, leurs histogrammes seront calculés et normalisés.

Après que les histogrammes sont calculés et normalise dans l'étape de codage des images, l'étape de reconnaissance sert à mesurer la similitude entre les images. Soient deux images  $I^1$  et  $I^2$ , on peut mesurer la similitude entre ces deux images à partir de leurs histogrammes par :

$$S(I^1, I^2) = \sum_{u,v} \sum_i S_{\gamma^2}(H_{u,v,i}^1, H_{u,v,i}^2) \tag{2.18}$$

Ou

$$S_{\gamma^2}(H_{u,v,i}^1, H_{u,v,i}^2) = \sum_{l=1}^K \frac{(H_l^1(I) - H_l^2(I))^2}{(H_l^1(I) + H_l^2(I))} \tag{2.19}$$

Est la distance Chi-square qu'utiliser pour mesure la distance entre deux histogrammes, ou  $K$  représente le nombre de bins

### 6. Quelques aperçus sur la reconnaissance faciale :

Les algorithmes de reconnaissance faciale sont plus ou moins sensibles à certains facteurs (parfois inévitables), conduisant à une dégradation sensible des performances des systèmes d'identification ou d'authentification. Entre autres, les facteurs qui reviennent régulièrement sont :

- ✓ Eclairage : dans certaines situations, la maîtrise de la luminosité est très difficile. Une des solutions potentielles consiste à acquérir les images dans le domaine du proche infrarouge Near Infra-Red, voire en infrarouge Infra-Red. la fusion des différentes modalités permet parfois d'atteindre des résultats intéressants ;
- ✓ Pose : certains algorithmes de reconnaissance faciale, notamment ceux fondés sur l'analyse globale de l'image, sont sensibles à la pose. En effet, entre la phase d'enrôlement et celle de l'identification, l'acquisition de l'image faciale de l'individu ne s'effectue pas forcément selon des angles identiques. Les algorithmes utilisant des modèles flexibles tels que EBGM donnent de bons résultats, mais les systèmes *Multi-view* offrent une meilleure flexibilité ;
- ✓ Occlusion : dans certaines situations (par exemple vidéo-surveillance), ce problème est inévitable, notamment dans une configuration d'identification. Le visage peut être partiellement caché (lunettes, casquette, cache nez, etc.) rendant difficile l'extraction des caractéristique faciale. Il est donc important d'évaluer les performances des algorithmes de reconnaissance faciale dans des situations d'occlusion. Plusieurs bases de données accessibles sur internet proposent une variété de ce type d'images.
- ✓ Expression du visage : lorsqu'un algorithme de reconnaissance faciale est développé, ses performances risquent de se dégrader en fonction de l'expression du visage (par exemple, sourire, tristesse, peur, etc.) de l'individu à authentifier ou à identifier. Pour des évaluations objectives, des bases de données accessibles sur internet proposent ce type d'images.
- ✓ Modélisation 3D : lorsque l'on considère les systèmes de reconnaissance faciale utilisant uniquement un plan bidimensionnel, l'information sur la profondeur n'est malheureusement pas exploitée. Dans ce contexte, un effort considérable a été effectué ces dernières années, tant sur l'aspect acquisition que sur l'aspect traitement.
- ✓ Spoofing : il s'agit des techniques utilisées pour tromper les systèmes biométriques. En reconnaissance faciale, une des méthodes les plus simples pour usurper l'identité d'un autre individu consiste à scanner sa photographie, puis à la présenter devant le capteur (par exemple une caméra). Si dans ce cas, le système biométrique autorise l'accès à un imposteur, cela indique que son système *anti-spoofing* est inexistant ou inefficace. Dans ce

contexte, plusieurs équipes de recherche s'intéressent au développement d'algorithmes de traitement d'image permettant de différencier un visage réel d'un faux. Cela peut se faire, entre autres, par l'analyse de la texture du visage, par la détection des clignements des yeux ou par les oscillations du visage.

## 7. Evaluation de performance :

La performance d'un système d'identification peut se mesurer principalement à l'aide de trois critères : sa précision, son efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque individu. Nous nous concentrerons dans cette section sur le premier aspect. Comme nous l'avons vu précédemment, l'identification et la vérification sont des modes opératoires différents. Elles nécessitent donc des mesures de précision différentes que nous étudierons dans les deux sous sections suivantes.

### 7.1. Evaluation de l'identification :

Le taux d'identification est la mesure la plus couramment utilisée mais il n'est pas toujours suffisant. En effet, en cas d'erreur, il peut être utile de savoir si le bon choix se trouve dans les N premiers. On trace alors le score cumulé (cumulative match score) qui représente la probabilité que le bon choix se trouve parmi les N premiers [24].

Dans le cas où il existe plusieurs modèles pour chaque individu dans la base de données, les mesures classiques des systèmes de recherche dans une base de données (database retrieval system) peuvent être utilisées. La précision est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés par le système dans la base de données et le nombre total de modèles retrouvés. Le rappel (recall) est le rapport entre le nombre de modèles correctement retrouvés dans la base de données et le nombre total de modèles qui auraient dû être retrouvés.

### 7.2. Evaluation de la vérification :

Lorsqu'un système fonctionne en mode vérification, celui-ci peut faire deux types d'erreurs. Il peut rejeter un utilisateur légitime et dans ce premier cas on parle de faux rejet (false rejection). Il peut aussi accepter un imposteur et on parle dans ce second cas de fausse acceptation (false acceptance). La performance d'un système se mesure donc à son taux de faux rejet (False Rejection Rate ou FRR) et à son taux de fausse acceptation (False Acceptance Rate ou FAR).

La vérification est un problème de décision similaire à la détection d'un signal dans le bruit en théorie de l'information. Il peut être formulé de la manière suivante. Soient  $H_0$  l'hypothèse : "la capture C provient d'un imposteur" et  $H_1$  l'hypothèse : "la capture C provient de l'utilisateur légitime". Il faut donc choisir l'hypothèse la plus probable. On considère que la capture C provient d'un utilisateur légitime si :

$$P(H_1 / C) > P(H_0 / C) \quad (2.20)$$

En appliquant la loi de Bayes on obtient :

$$\frac{P(H_1/C)P(H_1)}{P(C)} > \frac{P(H_0/C)P(H_0)}{P(C)} \quad (2.21)$$

Et donc :

$$\frac{P(C/H_1)}{P(C/H_0)} > \frac{P(H_0)}{P(H_1)} \quad (2.22)$$

Le taux de vraisemblance est comparé à un seuil  $\delta$  appelé seuil de décision.

La distribution hypothétique des taux de vraisemblance qu'obtiendraient les utilisateurs légitimes et les imposteurs d'un système de vérification donné est représentée sur la figure ci-dessous. Les FAR et FRR sont représentés en hachuré. Idéalement, le système devrait avoir des FAR et FRR égaux à zéro. Comme ce n'est jamais le cas en pratique, il faut choisir un compromis entre FAR et FRR. Plus le seuil de décision  $\delta$  est bas, plus le système acceptera d'utilisateurs légitimes mais plus il acceptera aussi d'imposteurs. Inversement, plus le seuil de décision  $\delta$  est élevé, plus le système rejettera d'imposteurs mais plus il rejettera aussi d'utilisateurs légitimes.

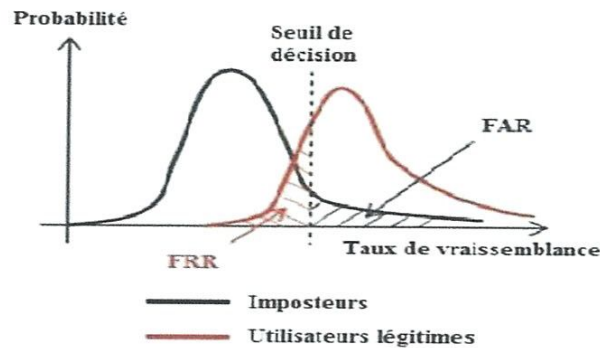


Figure 2.10 : Distribution des taux de vraisemblance des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système biométrique

Il est donc impossible en faisant varier le seuil de décision de faire diminuer les deux types d'erreurs en même temps.

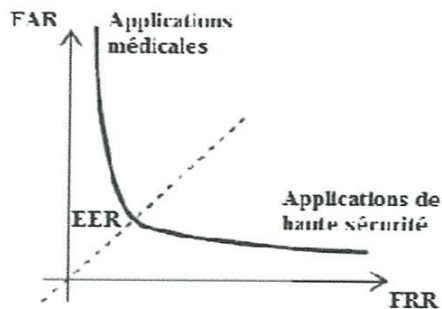


Figure 2.11 : La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic)

La courbe dite ROC (Receiver Operating Characteristic), représentée à la ci-dessus, permet de représenter graphiquement la performance d'un système de vérification pour les différentes valeurs de  $\delta$ . Le taux d'erreur égal (Equal Error Rate ou EER) correspond au point FAR=FRR, c'est-à-dire graphiquement à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système biométrique. Cependant, il est important de souligner que l'EER ne résume en aucun cas toutes les caractéristiques d'un système biométrique.

Le seuil  $\delta$  doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux.

### 8. Les techniques de classification :

Il ya deux méthodes de classifications : approches paramétriques et approches non paramétriques.

#### 8.1. Approches paramétrique :

##### 8.1.1. Classification naïve Bayesienne :

La classification Bayesienne est une méthode probabiliste qui permet de définir une règle de décision optimal basée sur le théorème de Bayes. Cette règle permet de déterminer les probabilités d'associer une classe  $c_i$  à certains Objets selon les données d'apprentissage [25].

L'idée principale de la classification bayésienne, des objets représentés par un ensemble de caractéristiques  $f = (v_1, v_2, \dots, v_p)$ , est de considérer la classe et les caractéristiques comme étant des variables aléatoires et de calculer la distribution de la probabilité conditionnelle  $P(c_i/f)$ .

Cette probabilité a posteriori peut être évaluée selon la règle de Bayes pour chaque classe  $c_i$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, c\}$  par :

$$P(C_i / f) = \frac{P(f / C_i)P(C_i)}{P(f)} \quad (2.23)$$

La règle de décision optimale permet alors d'affecter l'observation  $f$  à la classe pour laquelle la probabilité a posteriori  $P(C_i / f)$  est maximale [25] soit l'ensemble d'apprentissage  $F = (f_1, f_2, \dots, f_n)$  ou chaque vecteur de caractéristique  $f_1 = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{ip})$  et soit un nouvel élément  $f_1 = (V_1, V_2, \dots, V_p)$  à classe, la décision optimale est donnée par :

$$C = \arg \max_c P(C_i / f) = \arg \max_c \frac{P(f / c_i)P(c_i)}{P(f)} = \arg \max_c P(f / c_i)P(c_i) \quad (2.24)$$

La différence de l'estimation réside principalement dans le calcul des probabilités a posteriori [25], une solution naïve serait de considérer que les attributs sont indépendants les uns des autres. La

classification bayésienne avec l'hypothèse d'indépendance des variables et des hypothèses sur distribution est appelée *classification naïve bayésienne*. Bien qu'en réalité. L'hypothèse d'indépendance n'est pas toujours vérifiée.

Sachant que les caractéristiques sont indépendantes pour une classe donnée  $c_i$ , la probabilité conditionnelle peut être alors estimée par la formule :

$$P(f / C_i) = \prod_{k=1}^n P(f_k / C_i) \quad (2.25)$$

En prenant en considération ces hypothèses. L'algorithme naïf de Bayes. Se résume à la formule :

$$C_{NB} = \arg \max_c P(C_i) \prod_{k=1}^n P(f_k / C_i) \quad (2.26)$$

Dans la pratique, le classificateur naïf de Bayes est aussi performant lorsque la condition d'indépendance conditionnelle des variables prédictives, n'est pas vérifiée. La classification est composée de deux phases essentielles :

**Phase d'entraînement :** pour l'ensemble d'apprentissage F, on estime les paramètres de la probabilité de distribution des caractéristiques  $f_k$  pour chaque classe donnée ;

**Phase de prédiction :** pour chaque échantillon inconnue de l'ensemble de test on calcule la probabilité *a posteriori* de cet élément pour chaque classe. L'algorithme classe l'échantillon de test selon la plus grande probabilité *a posteriori*

## 8.2. Approches non paramétrique :

L'algorithme des K-NN pour (K-Nearest Neighbors), est une technique de discrimination non paramétrique ou d'apprentissage supervisé. Il permet une classification très simple dans la mesure où la similarité, en utilisant le concept de distance entre les objets de la base d'apprentissage.

L'idée principale de l'algorithme des K-NN est de trouver les k plus proches voisins d'un nouvel échantillon-test parmi les objets de la base d'apprentissage, contenant l'ensemble des échantillons et leurs classes d'affectation C ; et ainsi lui prédire la classe. L'élément-test sera affecté à la classe majoritaire parmi les k échantillons trouvés.

Soit T l'ensemble d'apprentissage (training set) défini par :

$$T = \{(x_i, c_j); i = 1, \dots, N\} \quad (2.27)$$

Où  $c_j \in C, j = 1, \dots, j$  représente l'appartenance à une classe (étiquette de la classe) et chaque «élément de la base est un vecteur  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$  ; décrit par p attributs descriptifs.

L'algorithme K-NN, calcule la distance ensuite détermine les *k plus* proches voisins  $x_k$  qui correspondent à :

$$d(x, x_k) = \min(d(x, x_i)) \quad (2.28)$$



**9. 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) :**

$$L_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \tag{2.29}$$

**b. Distance city-block (norme L1):**

$$L_1 = \sum_{i=1}^n |x_i - x_j| \tag{2.30}$$

**c. Distance en cosinus :**

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

$$d = - (x'.y)/(norm(x).norm(y)) \tag{2.31}$$

Avec :

$$norm(x) = \sqrt{x.x'} \text{ et } norm(y) = \sqrt{y.y'} \tag{2.32}$$

**10. Conclusion :**

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

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au problème de la reconnaissance faciale, et Les différentes approches d'un système de reconnaissance biométrique.

En général, un système de reconnaissance de visages est généralement constitué des étapes : étape de détection de visage, étape d'extraction de caractéristiques et une étape de la classification de visages.

Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant la méthode « Eigenface » qui se base sur une analyse en composante principale(ACP). L'ACP est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages, qui peuvent être approximativement reconstruites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard.

Nous avons présenté L'ACP comme une méthode d'analyse des données exploitée pour la Classification. Nous allons utiliser cette méthode dans nos applications, car nous estimons qu'elle Plusieurs avantages parmi lesquels, elle permet d'obtenir une représentation discriminante des données.

Nous avons présenté aussi L'analyse discriminante linéaire (LDA) comme une méthode de réduction elle se base sur la minimation de critère

# Chapitre 3

# Résultats et Discussions

### 1. Introduction :

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des Systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles sur le marché. Toutefois, ces bases de Données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance faciale. Parmi ces bases, on trouve les bases suivantes : ORL, YALE et AR...etc.

### 2. Mise en pratique :

#### 2.1. Base de données de visages (YALE) :

Récupérez la base d'image « yale faces » mise à disposition sur l'intranet à l'adresse <http://www.enseirb.fr/~megret>. Dans le répertoire *non recalc* se trouvent les images d'origine. Dans le répertoire *recalc* les visages ont tous été déjà traités, afin de les recalculer et rogner à la taille 32×32 pixels, de sorte que les images puissent être comparées pixel à pixel. Nous utiliserons cette deuxième base. 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. Les 11 catégories d'images 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*.

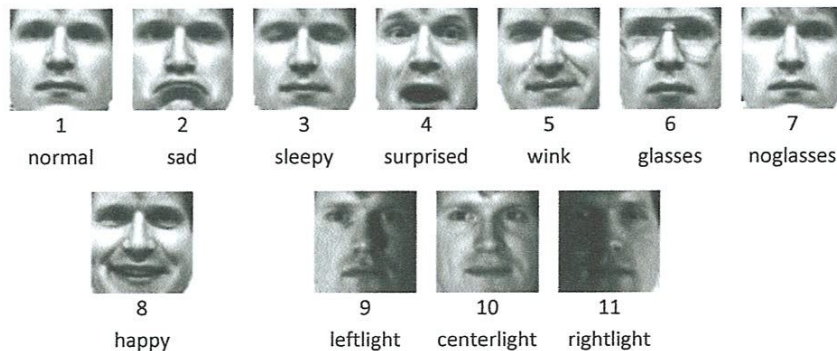


Figure 3.1 : Les images d'une personne de la base YALE

## Résultats et Discussions

---

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.

### 2.2. 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 d'une personne de la base ORL

Comme nous avons vu précédemment avec la base Yale, Nous suivons la même philosophie c'est-à-dire, on divise la base de données ORL en deux groupes, un groupe d'images pour l'ensemble d'apprentissage et le reste d'images de la base sont affectées à l'ensemble de test.

## Résultats et Discussions

### 3. Organigrammes :

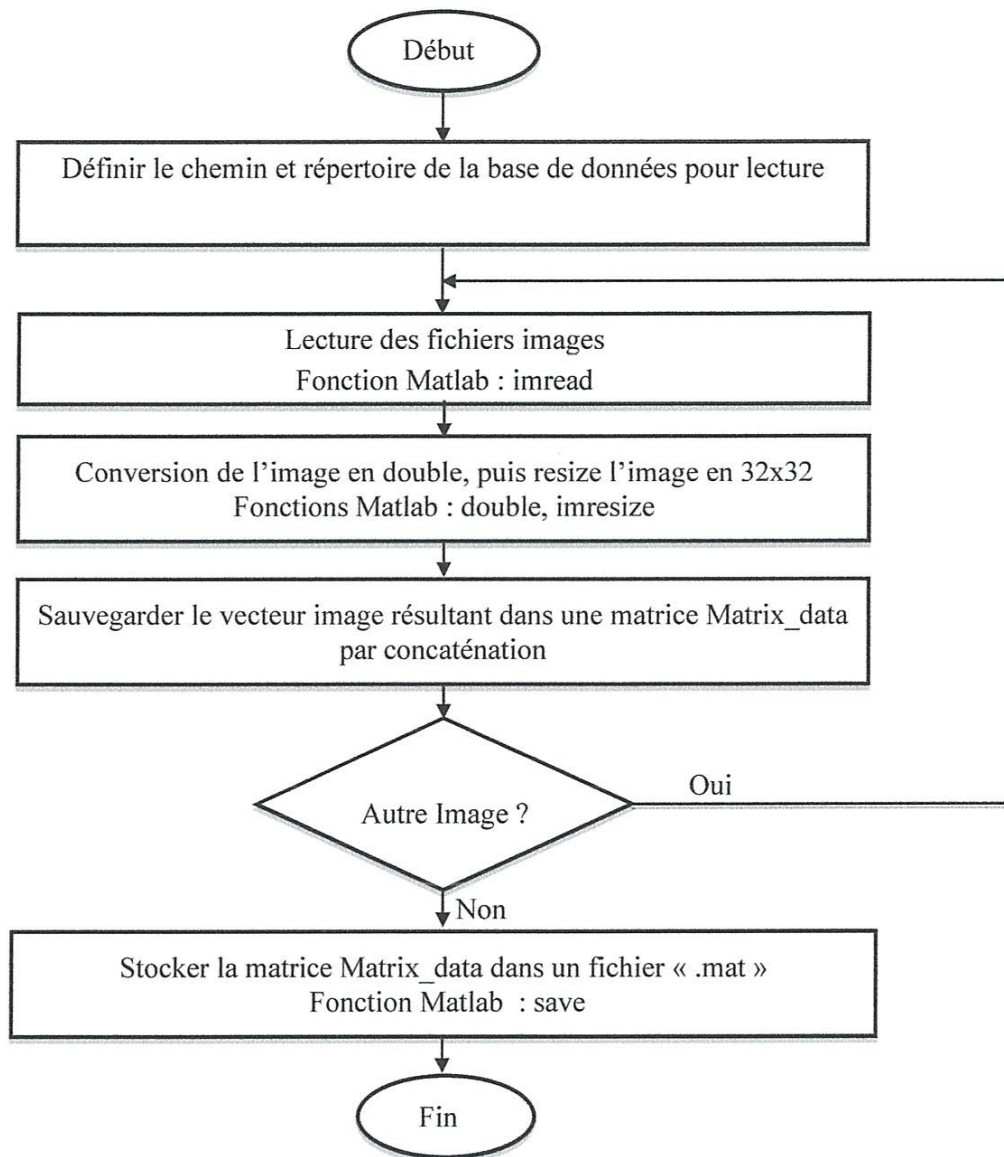


Figure 3.3 : Organigramme, conversion et stockage des images

## Résultats et Discussions

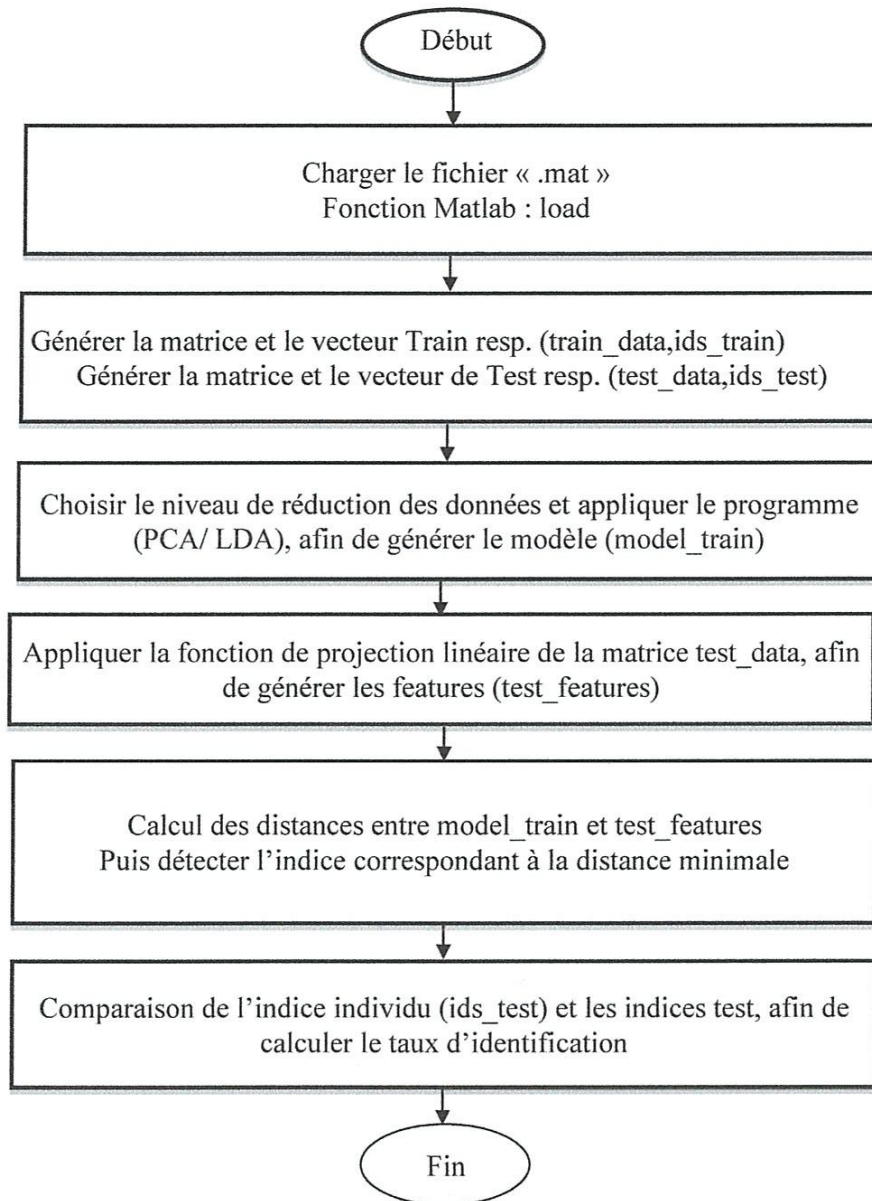


Figure 3.4 : Organigramme d'identification par les méthodes (PCA/LDA)

## Résultats et Discussions

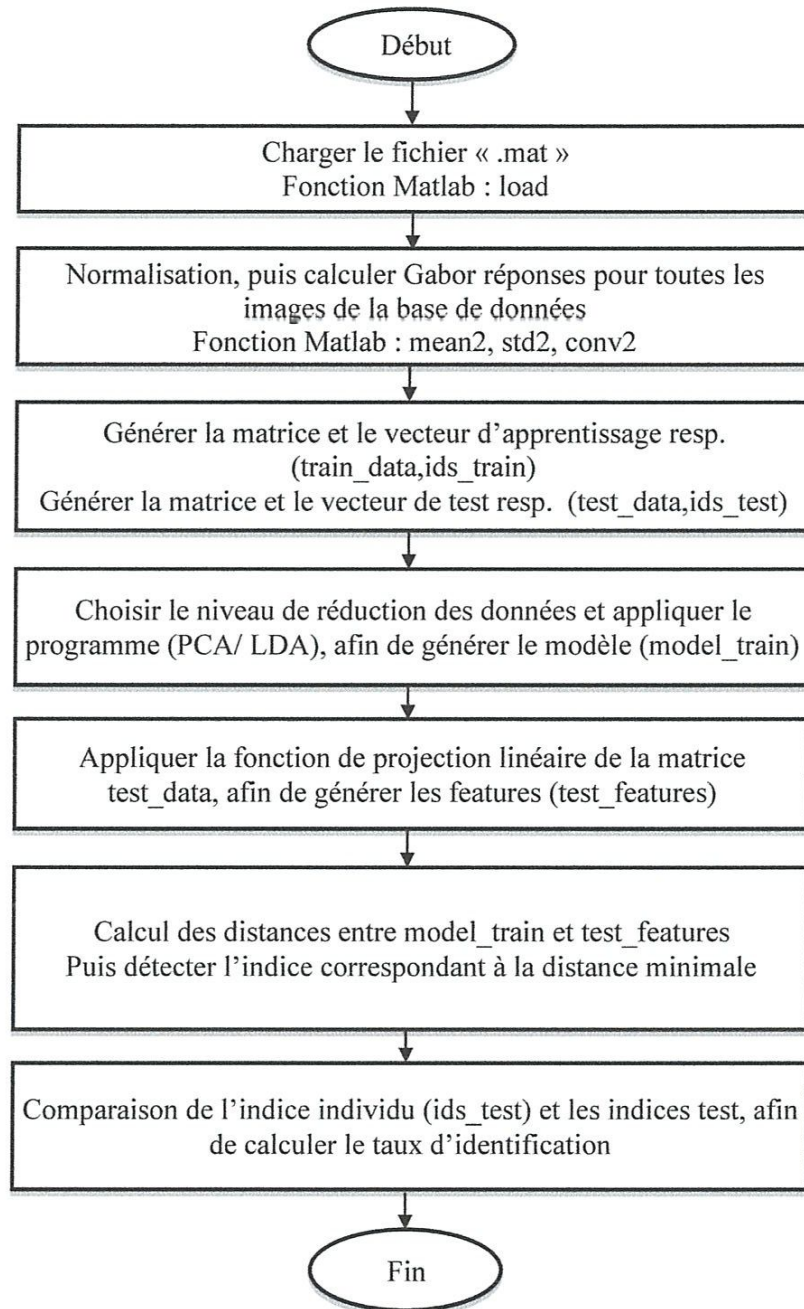


Figure 3.5 : Organigramme d'identification par les méthodes (Gabor-PCA/Gabor-LDA)



## Résultats et Discussions

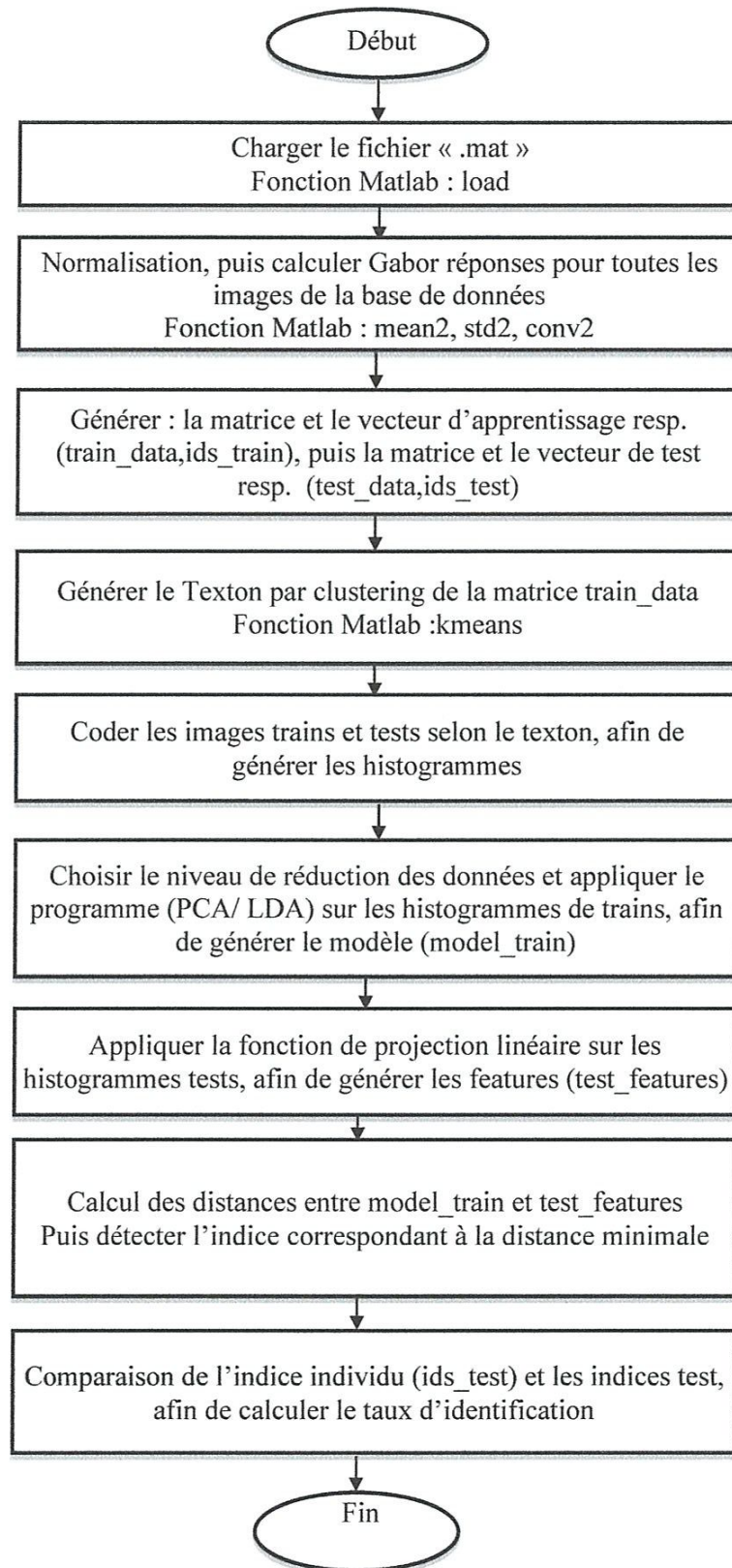


Figure 3.6 : Organigramme d'identification par les méthodes histogramme texton (Gabor-PCA/Gabor-LDA)

## Résultats et Discussions

---



Figure 3.7 : Méthode PCA (base ORL) (a) : L'image moyenne. (b) : Les eigenfaces

## Résultats et Discussions

---

image reconstituée



image originale



delta par pixel: 3.646989e-012



**Figure 3.8** : Reconstruction de l'image visage à partir des Eigen faces

## Résultats et Discussions

Méthode	Méthode PCA			Méthode LDA		
	PCA_red=15	PCA_red=25	PCA_red=35	LDA_red=15	LDA_red=25	LDA_red=35
<del>Réduction Nb Train/nb Image</del>						
3/10 (choix=26/120)	81,43%	83,93%	83,93%	81,79%	83,57%	87,14%
4/10 (choix=119/ 210)	82,92%	83,33%	84,17%	81,67%	87,50%	90,42%
5/10 (choix=220/ 252)	87,00%	87,50%	88,50%	90,00%	93,00%	95,00%

Tableau 3.1 : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL\_64x64 (distance euclidienne)

Méthode (K=100)	Méthode histogramme texton (Gabor-PCA)			histogramme texton (Gabor-LDA)			Méthode histogramme texton (Gabor)
	PCA_red=15	PCA_red=25	PCA_red=35	LDA_red=15	LDA_red=25	LDA_red=35	
<del>Réduction Nb Train/nb Image</del>							
3/10 (choix=26/120)	68,93%	73,93%	76,07%	59,29%	70,00%	75,00%	84,29%
4/10 (choix=119/210)	73,33%	75,83%	78,33%	47,50%	60,00%	60,83%	84,17%
5/10 (choix=220/252)	7150	7950	8450	6900	7300	8000	88,50

Tableau 3.2 : Taux d'identification obtenus pour la base de données ORL (distance cosinus pour HTGP/HTGL) et la distance chi-square pour la méthode HTG

Méthode	Méthode PCA					
	PCA_red=15	PCA_red=25	PCA_red=35	LDA_red=15	LDA_red=25	LDA_red=35
<del>Réduction Nb Train/nb Image</del>						
3/10 (choix=26/120)	52,50%	56,67%	57,50%	68,33%	68,33%	68,33%
4/10 (choix=119/210)	59,05%	63,81%	64,76%	73,33%	73,33%	73,33%
5/10 (choix=220/252)	62,22%	65,56%	68,89%	75,56%	75,56%	75,56%

Tableau 3.3 : Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale (distance cosinus)

## Résultats et Discussions

Méthode	Méthode histogramme texton (Gabor-PCA)			histogramme texton (Gabor-LDA)			Méthode histogramme texton (Gabor)
	PCA_red=15	PCA_red=25	PCA_red=35	LDA_red=15	LDA_red=25	LDA_red=35	
<del>Réduction Nb Train/nb Image</del>							
3/11 (choix=26/165)	58,33%	62,50%	64,17%	51,67%	51,67%	51,67%	71,67%
4/11 (choix=119/330)	62,86%	60,00%	60,95%	62,86%	62,86%	62,86%	67,62%
5/11 (choix=220/462)	56,67%	60,00%	61,11%	61,11%	61,11%	61,11%	63,33%

**Tableau 3.4 :** Taux d'identification obtenus pour la base de données Yale (distance cosinus pour HTGP/HTGL) et la distance chi-square pour la méthode HTG

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

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

### 4. Interprétations des résultats :

D'après les résultats obtenus dans le tableau (3.1), on peut remarquer que le paramètre de réduction de deux méthodes PCA et LDA à une influence sur le système de reconnaissance sauf qu'au-delà d'une certaine valeur de ce paramètre le taux de reconnaissance devient constant, ceci est justifié par l'importance des valeurs propres de la matrice de covariance. Toutefois, les résultats du tableau (3.1) montrent l'efficacité de la méthode LDA devant la méthode PCA, cela confonde la théorie des méthodes globales.

Pour un nombre de cluster  $K=100$ , le tableau (3.2) montre que la méthode de « Histogramme Textons Gabor » avec la distance Chi-square donne un taux de reconnaissance mieux que celles des méthodes qui fait la combinaison entre « HTG » avec PCA et LDA. Cela justifie par les histogrammes obtenus par la méthode « HTG » qui sont de taille faibles par rapport au dimension.

La distance Chi-square est plus adaptée pour mesurer les distances entre deux histogrammes, tandis que la distance en cosinus est plus utilisée dans le cas de la méthode d'analyse discriminante linéaire (LDA) ou la méthode kernel Fisher analysis (KFA).

### Conclusion générale et Perspective

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 le filtre Gabor et la stratégie de texture pour former le descripteur texture Gabor ou à partir de cet descripteur, nous avons codé les images d'apprentissage et de test afin de produire leurs histogrammes qui seront utilisés dans la phase de classification. Nous avons vu qu'il y a deux procédures à suivre soit on travaille directement avec les histogrammes en utilisant la distance Chi-square ou bien on projette ces histogrammes dans un autre espace (PCA ou LDA) afin de réduire leurs dimensions. Malheureusement dans notre cas les histogrammes obtenus ont de faibles dimensions c'est pour cette raison que les résultats obtenus par cette méthode sont en moyenne acceptables. On peut conclure que les méthodes de projections (PCA ou LDA) nécessitent en entrée des données de taille importante. Comme perspective et afin d'améliorer le taux de reconnaissance nous proposons les solutions suivantes :

- Partitionner l'image en des blocs disjoints, puis appliquer l'algorithme de K-means
- Générer un nombre de codebook égale au nombre de personnes dans la base de données.

### Bibliographies

- [1] <http://www.memoireonline.com/02/13/6979/Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-.html>
- [2] Jeffreys, A. J., Wilson, V. & Thein, Hypervariable 'minisatellite' regions in human DNA "S. L. *Nature* 314, 67-73 (1985)
- [3] PETER GILL, ALEC J. JEFFREYS & DAVID J. WERRETT „Forensic application of DNA 'fingerprints'“, L. *Nature* 318, 577 - 579 (12 December 1985)
- [4] Y. Hori, M. Kusaka, and T. Kuroda. “A 0.79mm<sup>2</sup> 29mW Real-Time Face Detection Core”. Symposium on VLSI Circuits Digest of Technical Papers, pp. 188-189, June 2006.
- [5] D. Bolme, J. Beveridge, M. Teixeira, and B. Draper. “The CSU Face Identification Evaluation System: Its Purpose, Features, and Structure”. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision Systems (ICVS),
- [6] W. Bledsoe. “The model method in facial recognition”. Tech. Rep. PRI: 15, Stanford University, Palo Alto, CA, USA, 1964.
- [7] T. Kanade. “Computer Recognition of Human Faces”. Interdisciplinary Systems Research, Vol. 47, 1977.
- [8] Cheng Jye Liou, “A Real Time Face Recognition System”, DSP/IC Design Lab, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University, June 1997.
- [9] 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.
- [10] M. Turk and A. Pentland. “Eigenfaces for recognition”. *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [11] Y. Jian, D. Zhang, A. Frangi, and J.-Y. Yang. “Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 1, pp. 131-137, January 2004.
- [12] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman. “Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition Using Class Specific Linear Projection”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [13] M. Bartlett, J. Movellan, and T. Sejnowski. “Face recognition by independent component analysis”. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, No. 6, pp. 1450-1464, 2002.



- [14] G. Brown, S. Yamada, and T. Sejnowski. "Independent Component Analysis at the Neural Cocktail Party". Trends in Neuroscience, Vol. 24, pp. 54–63, 2001.
- [15] B. Schölkopf, A. Smola, and K.-R. Müller. "Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem". Neural Computation, Vol. 10, No. 5, pp. 1299–1319, 1998.
- [16] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Schölkopf, and K.-R. Müller. "Fisher Discriminant Analysis With Kernels". In : Neural Networks for Signal Processing IX, pp. 41–48, 1999.
- [17] Florent PERRONNIN, Jean-Luc DUGELAY Introduction à la Biométrie Authentification des Individus par Traitement Audio-Vidéo Traitement du Signal 2002 – Volume 19 – n°4
- [18] C. Liu and H. Wechsler. "A Unified Bayesian Framework for Face Recognition". In : Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, pp. 151–155, 1998.
- [19] R. Brunelli, T. Poggio, "*Face Recognition : Features versus Templates*", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.15, n°.10, pp.1042-1052, 1993.
- [20] B. Takacs, "*Comparing Face Images Using the Modified Hausdorff Distance*", Pattern Recognition, vol. 31, no. 12, pp.1873-1881, 1998.
- [21] P. Penev and J. Atick. "Local features analysis: A general statistical theory for object representation". Neural Systems, Vol. 7, No. 3, pp. 477–500, 1996.
- [22] V. Perlibakas. "Face recognition using Principal Component Analysis and Log-Gabor Filters". March 2005.
- [23] D. Blackburn, M. Bone, P. J Phillips. "Face recognition vendor test 2000". Tech. rep. <http://www.frvt.org>, 2001.
- [24] Malik, J., S. Belongie, T. Leung, and J. Shi: 2001, 'Contour and Texture Analysis for Image Segmentation'. International Journal of Computer Vision 43(1), 7{27.
- [25] Cette base de visages a été développée à l'université de Yale, les images d'origine peuvent être récupérées sur internet à l'adresse suivante : <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.ht>