

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Djilali Bounaama Khemis Miliana



**Faculté des Sciences et de la Technologie**  
**Département de Technologie**

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes  
Pour l'obtention du diplôme de

**Master**

En

« Télécommunications »

Option :

« Systèmes de Télécommunications »

**Titre :**

**Implémentation d'un système de reconnaissance de visages à base de PCA**

**Réalisé par :**

GUERROUDJ BENCHERKI

BRAHMIN MOUSTAFA

**Encadré par :**

Mme A.BOUNIF

Année Universitaire: 2017/2018

## *Dédicace Moustafa*

*Je dédie ce modeste travail à :*

*A mes parents .Aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour Dont ils ne cessent de me combler. Que Dieu leur procure bonne santé et longue vie.*

*A celle que j'aime beaucoup et qui m'a soutenue tout au long de ce projet : ma fiancée , et bien sur à mes frères et mes sœurs, sans oublier ma grand-mère et mes beaux-parents que j'aime.*

*A toute ma famille, et mes amis,*

*A mon binôme **BENCHERKI** et toute la famille **BRAHMINE**,  
**HASSINE** et **SAHOUI**.*

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, je vous dis merci.*

**BRAHMINE MOUSTAFA**

## *Dédicace Bencherki*

*Je dédie ce mémoire :*

*A mes très chers parents pour leur soutien et encouragement durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi et à ma famille*

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

*A mes amis Ismail, Ibrahim, Sid Ahmed et Billal.*

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

**GUERROUDJ BENCHERKI**

## Remerciements

*Nous remercions tout d'abord le grand Dieu pour l'achèvement de ce mémoire.*

*Nous exprimons nos gratitude à Monsieur le président de jury d'avoir accepté d'examiner ce mémoire.*

*Nous remercions Messieurs les membres de jury, d'avoir accepté de prendre part à ce jury ainsi que pour l'intérêt qu'ils l'ont porté à ce travail.*

*Nous remercions Mme BOUNIF, notre encadreur, pour ses conseils et suggestions avisés qui nous ont aidés à mener à bien ce travail, et d'avoir rapporté à ce mémoire ces remarques et conseils.*

## **Résumé :**

Ces dernières années, il y a eu un intérêt croissant pour la biométrie. La reconnaissance faciale en tant que technologie biométrique de base est devenue de plus en plus importante dans le domaine de la recherche en raison de sa nature non intrusive et sans contact. Le travail effectué dans ce mémoire se concentre sur l'identification automatique des visages et doit permettre une reconnaissance faciale, en utilisant une base de référence qui contient les photos des personnes connues et en présentant à l'algorithme le visage d'une personne à identifier. L'analyse en composantes principales (ACP) vise à diminuer la dimension de l'espace de travail pour simplifier les données et leur interprétation. Le but est ainsi de prendre en compte les informations importantes qui permettront de reconnaître un visage parmi d'autres avec un bon taux de réussite. La reconnaissance est donc limitée à l'emploi d'images en deux dimensions et la méthode utilisée est globale, puisqu'elle analyse l'ensemble du visage. Pour valider ce travail, nous testons cette technique sur une base de données de visages ORL de Cambridge, qui se compose de 400 images de 40 personnes, contenant tout un haut degré de variabilités dans l'expression, pose, et les détails du visage. Des taux de reconnaissance très élevés sont obtenus ce qui illustre la robustesse de la PCA sur la base des images d'ORL.

**Mots-clés :** Reconnaissance des visages, ACP, taux de reconnaissance, base de données ORL, eigenfaces, face Space.

## **Abstract :**

In recent years, there has been a growing interest in biometrics. Facial recognition as a basic biometric technology has become increasingly important in the field of research because of its non-intrusive and non-contact nature. The work in this memoir focuses on the automatic identification of faces and should allow facial recognition, using a reference database that contains photos of known people and presenting to the algorithm the face of a person to identify. Principal Components Analysis (PCA) aims to reduce the size of the workspace to simplify the data and their interpretation. The goal is to take into account important information that will recognize a face among others with a good success rate. Recognition is therefore limited to the use of two-dimensional images and the method used is global, since it analyzes the entire face. To validate this work, we test this technique on a Cambridge ORL face database, which consists of 400 images of 40 people, containing a high degree of

variability in expression, pose, and facial details. Very high recognition rates are obtained which illustrates the robustness of PCA based on ORL images

**Keywords:** Face recognition, PCA, recognition rates, database ORL, eigenfaces, face Space.

## Liste des abréviations

**PCA:** Principal Component Analysis.

**LDA:** Linear Discriminate Analysis.

**ICA :** Independent Component Analysis.

**K-PCA:** Kernel Principal Composant Analysis.

**K-LDA :** Kernel Linear Discriminate Analysis.

**AAM:** Active Appearance Model.

**BIC :** Les Approches Bayésiennes.

**LBP:** Local Binary Pattern.

**SVM:** Support Vector Machines.

**LFA:** Local Feature Analysis.

**EBGM:** Elastic Buch Graph Matching.

**LG-PCA:** Log Gabor PCA.

**USPS:** United States Postal Service.

**ORL:** Olivetti Research Laboratory.

**TR:** Taux de reconnaissance.

## Liste des figures

Fig.1.1: Processus d'un système de reconnaissance de visage.....	4
Fig.1.2: Exemple d'acquisition d'une image.....	5
Fig.1.3: Détection de visage.....	6
Fig.1.4: Phase d'apprentissage.....	7
Fig.1.5: Architecture d'un système biométrique en mode identification .....	8
Fig.1.6: Phase d'identification/authentification.....	9
Fig.1.7: Techniques de reconnaissance de visage.....	9
Fig.1.8: Les étapes d'une approche globale de reconnaissance faciale.....	10
Fig.1.9: Exemples de changement d'illumination.....	13
Fig.1.10: Exemples de variation de pose.....	13
Fig.1.11: Exemples de variation d'expressions.....	13
Fig.1.12: Exemples de composants structurels.....	14
Fig.2.1: Exemple de projection d'une donnée sur deux axes .....	18
Fig.2.2: Axes factoriels .....	21
Fig.2.3: Exemple des données iris.....	22
Fig.2.4: Projection des données sur deux axes (2D) par ACP .....	23
Fig.2.5: Algorithme de la PCA .....	24
Fig.2.6: Bases de données USPS .....	25
Fig.2.7: Corrélacion entre les variables .....	26
Fig.2.8: Représentation des données avec deux composantes principales .....	26
Fig.2.9: Reconstruction avec $d = 2$ composantes .....	27
Fig.2.10: Reconstruction avec $d = 50$ composantes .....	27
Fig.2.11: Transformation d'un espace vectoriel de $N$ images en un sous espace inférieure ...	28
Fig.2.12: Passage d'une image vers un vecteur .....	28
Fig.2.13: Visage moyen .....	29
Fig.2.14: Visages propres .....	30
Fig.2.15: Reconstruction par une combinaison linéaire de visages propres .....	31
Fig.2.16: phase d'apprentissage .....	32

Fig.2.17: La phase d'identification.....	33
Fig.3.1 : Exemples d'images de visages de la base ORL .....	36
Fig.3.2: Images d'apprentissage et de test .....	38
Fig.3.3: Visages moyen et normalisé d'une personne .....	39
Fig.3.4: Les vecteurs propres pour l'ensemble des visages d'apprentissage .....	40
Fig.3.5: La combinaison linéaire des visages propres .....	40
Fig.3.6: Reconstruction du visage propre .....	41
Fig.3.7: Test de la reconnaissance de visage par PCA .....	42
Fig.3.8: Variation du taux de reconnaissance jusqu'à 13 composantes principales .....	45
Fig.3.9: Taux de reconnaissance jusqu'à 39 composantes principales .....	46
Fig.3.10: La relation entre le taux de reconnaissance et le nombre d'images d'apprentissages .....	47

## Liste des tableaux

<b>Tableau 1.1:</b> Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale .....	15
<b>Tableau 2.1:</b> Les avantages et les inconvénients de l'ACP.. .....	33
<b>Tableau 3.1:</b> Le taux de reconnaissance pour 10 classes .....	43
<b>Tableau 3.2:</b> Le taux de reconnaissance pour 13 classes .....	43
<b>Tableau 3.2:</b> Le taux de reconnaissance pour 40 classes .....	43
<b>Tableau 3.4:</b> Variation du taux de reconnaissance en fonction du Ncp .....	45
<b>Tableau.3.5:</b> Saturation du taux de reconnaissance en fonction de Ncp .....	46

# Table de Matière

**Remerciement**

**Résumé**

**Introduction générale..... 1**

## **Chapitre 1 : La reconnaissance de visage.**

1.1. Introduction .....	3
1.2. Généralités sur la reconnaissance de visage .....	3
1.3. Etapes de la reconnaissance de visage .....	4
1.3.1. Le monde physique .....	5
1.3.2. Acquisition .....	5
1.3.3. Détection de visage.....	5
1.3.4. Le prétraitement.....	6
1.3.5. Extraction des paramètres.....	6
1.3.6. Classification.....	7
1.3.7. Apprentissage.....	7
1.3.8. La base des données.....	8
1.3.9. Décision.....	8
1.4. Authentification et Identification.....	8
1.5. Les techniques de reconnaissance de visage.....	9
1.5.1. Méthodes globales.....	10
1.5.2. Méthodes locales.....	11
1.5.3. Méthodes hybrides.....	12
1.6. Principales difficultés de la reconnaissance de visage.....	12
1.6.1. Changement d'illumination.....	12
1.6.2. Variation de pose.....	13
1.6.3. Expressions faciales.....	13
1.6.4. Présence ou absence des composants structurels.....	14
1.6.5. Les occultations.....	14
1.7. Applications.....	14
1.8. Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale.....	15
1.9. Conclusion.....	16

## **Chapitre 2 : L'analyse en composantes principales.**

2.1. Introduction.....	17
2.2. Historique de l'ACP.....	17
2.3. Principe de l'ACP.....	18
2.4. Formulation mathématique de l'ACP.....	18
2.4.1. Présentation des données.....	19
2.4.2. L'erreur quadratique d'estimation.....	20
2.4.3. Axes factoriels et composantes principales .....	21
2.5. Propriétés.....	21
2.5.1. Propriétés des axes factoriels.....	21
2.5.2. Propriétés de l'ACP.....	22
2.6. Réduction de la dimension des données.....	23
2.7. Algorithme de la transformation ACP.....	24
2.8. Application de l'ACP sur des données réelles.....	25
2.8.1. Reconnaissance de caractères manuscrits.....	25
2.8.2. Reconnaissance de visage.....	27
2.8.2.1. La phase d'apprentissage .....	32
2.8.2.2. La phase d'identification .....	32
2.9. Les avantages et les inconvénients de l'ACP.....	33
2.10. Conclusion.....	34

## **Chapitre 3 : Tests et résultats de simulation.**

3.1. Introduction .....	35
3.2. Environnement du travail .....	35
3.2.1. Environnement matériel .....	35
3.2.2. Logiciel MATLAB .....	36
3.2.3. La base de données «ORL» .....	36
3.3. Principe d'un système de reconnaissance faciale .....	37
3.4. Résultats de simulation .....	37
3.4.1. Partitionnement des images pour l'apprentissage et le test .....	37
3.4.2. Normalisation des images d'apprentissage et de test.....	38
3.4.3. Les vecteurs propres pour l'ensemble d'apprentissage .....	39

3.4.4. La reconstruction des visages propres .....	41
3.4.5. Classification et décision .....	41
3.5. Le taux de reconnaissance .....	42
3.5.1. Relation entre le taux de reconnaissance et le nombre d'image de test .....	43
3.5.2. Relation entre le taux de reconnaissance et le nombre de composantes principales.....	44
3.6. Influence de dimension de la base d'apprentissage sur la reconnaissance .....	47
3.7. Conclusion .....	48
<b>Conclusion générale</b> .....	49

## **Bibliographie**

## **Annexe**

## **INTRODUCTION GENERALE**

La reconnaissance faciale est quelque chose que nous faisons tous naturellement depuis la naissance, mais la reconnaissance automatique du visage est un concept relativement nouveau, où ce dernier utilise une image ou une vidéo de la structure physique du visage d'une personne dans un but particulier. Ce concept a débuté en 1960 par Woodrow Wilson Bledsoe, qui a mis au point le premier système de reconnaissance faciale semi-automatique qui oblige l'administrateur à identifier manuellement les caractéristiques telles que les yeux, les oreilles et le nez sur les photographies.

Dans les années 1970, Goldstein, Harmon, and Lesk ont utilisé 21 auto-marqueurs spécifiques tels que la couleur des cheveux et l'épaisseur des lèvres pour identifier le visage, mais les mesures sont encore calculées manuellement. En 1988, la technologie de reconnaissance faciale a été développée par Kirby and Sirovich, indiquant moins de 100 valeurs nécessaires pour faire pivoter et normaliser l'image faciale. Enfin, Turk and Pentland ont découvert la reconnaissance faciale en 1991, en rendant celle-ci réelle et efficace. Depuis lors, les études et la recherche se sont poursuivies jusqu'à ce que la technologie ait atteint sa forme actuelle.

En raison de l'intérêt accru pour les questions de sécurité mondiale, on s'intéresse de plus en plus aux systèmes informatiques pour identifier les visages et augmenter le nombre de systèmes de sécurité dans ce domaine.

Le but de la reconnaissance faciale est de construire des systèmes informatiques adaptés aux personnes. La difficulté de reconnaître les visages par ordinateur varie grandement en fonction des conditions de posture. Ces systèmes sont maintenant utilisés dans divers domaines tels que les robots, la reconnaissance militaire, la télédétection, le traitement de documents et l'automatisation industrielle.

Dans les dernières décennies, des informaticiens ont mis au point un certain nombre de produits commerciaux qui ont permis d'améliorer les performances des algorithmes de reconnaissance automatique du visage. Pour un certain nombre de domaines nécessitant des

fonctionnalités de reconnaissance du visage, plusieurs questions ont été soulevées pour savoir dans quelle mesure l'algorithme est capable d'identifier un visage approprié.

L'analyse en composantes principales (PCA) est un outil très puissant pour compiler des informations, ce qui est très utile quand il y a une grande quantité de données qui peuvent être traitées et interprétées.

Puisque la reconnaissance faciale combine de nombreuses disciplines de recherche, ce mémoire sera organisé comme suit:

Dans le premier chapitre, nous donnons une description du traitement de reconnaissance faciale. La section 1 est destinée à introduire cette technique. Les étapes de la reconnaissance faciale seront discutées dans la section 2. Nous présenterons quelques méthodes d'identification du visage dans la section 3. Nous terminerons ce chapitre en présentant les avantages et les inconvénients de cette technique et de ses diverses applications dans la vie sociale.

Les méthodes de reconnaissance faciale diffèrent grandement en termes de caractéristiques et de principe de travail, parmi lesquels les principaux algorithmes d'analyse de composantes (PCA). Le chapitre 2 résume la description générale de l'algorithme, son but et ses différentes étapes dans l'identification des visages. Où nous donnerons la première partie de cet algorithme : une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier l'ensemble de données et de réduire sa taille. Cette procédure permet de représenter efficacement les images du visage en réduisant la quantité de données, ce qui peut être reconstruit à partir d'un petit nombre de composantes.

Le chapitre 3 présente les résultats expérimentaux de la PCA appliquée à la reconnaissance faciale. Pour l'évaluation des performances, cette étude est appliquée pour compresser différentes données réelles. Pour terminer ce chapitre, nous présenterons les résultats des tests de l'algorithme d'identification faciale.

Une dernière partie consacrée à la conclusion générale et aux perspectives viendra pour clôturer le travail.

## LA RECONNAISSANCE DE VISAGE

### 1.1. Introduction

La reconnaissance de visage a été abordée par plusieurs chercheurs et chaque année des avancements dans ce domaine ont vu le jour. L'utilisation de plusieurs notions de base a abouti à des meilleurs résultats pour l'identification de visage.

Au cours des vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel et aussi à ses caractéristiques avantageuses.

Plusieurs méthodes de reconnaissance faciale ont été proposées sur deux axes principaux: la reconnaissance d'images statiques et l'identification de séquences d'images (vidéo). Sans aucun doute, les investissements dans la reconnaissance faciale conduisent à une diversité dans les domaines d'application (haute sécurité, télésurveillance, contrôle d'accès ...).

Dans ce chapitre, nous essayons d'introduire la technologie de reconnaissance faciale et de comprendre ses propriétés. Dans la section 2, nous avons donné un aperçu de l'histoire de cette technique et discuté des différentes étapes pour identifier le visage dans la section 3. Après cela, nous introduirons des techniques de reconnaissance faciale dans la section 5. Les sections 6 et 7 illustrent les principales difficultés qui entravent la reconnaissance faciale et les diverses applications qui s'appliquent à la vie quotidienne. Pour conclure, un tableau résumant les avantages et les inconvénients est dressé. Enfin, nous terminerons ce chapitre par une conclusion qui énumère les points étudiés.

### 1.2. Généralités sur la reconnaissance de visage

La reconnaissance faciale permet la vérification biométrique en toutes situations, ce qui la rend très efficace dans de nombreuses applications liées à la sécurité. La recherche automatique de la reconnaissance faciale remonte au moins aux années 1960, mais les techniques les plus courantes sont uniquement dues au travail basé sur l'apparence à la fin des années 1980 et 1990 [1]. Les performances du système de reconnaissance dépendent de plusieurs facteurs qui interfèrent avec plusieurs niveaux et peuvent limiter la précision. Cependant, il serait sage de considérer ces facteurs avant de mesurer la performance du

système de reconnaissance. Par conséquent, les principaux facteurs suivants doivent être pris en compte:

- Environnement au moment de l'acquisition.
- Différentes positions des capteurs.
- Qualité des capteurs.
- Mauvaise interaction entre l'utilisateur et les capteurs.

La reconnaissance faciale est la méthode la plus courante et la plus fiable. Bien que ce soit plus acceptable parce qu'il répond à ce que les gens utilisent dans l'interaction visuelle. La reconnaissance faciale est plus avantageuse, d'une part elle n'est pas intrusive, c'est-à-dire qu'elle ne nécessite pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), d'autre part les capteurs utilisés sont une empreinte digitale et un iris bon marché (une caméra simple) où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire à l'acquisition (équipement spécial onéreux) [2].

### 1.3. Etapes de la reconnaissance de visage

La reconnaissance faciale est un système permettant d'identifier et de confirmer les personnes en contrôlant si celles-ci appartiennent à la base de données du système. L'image suit un processus de reconnaissance faciale spécifique contenant plusieurs étapes qui peuvent être illustrées dans le diagramme de la figure 1.1 ci-dessous:

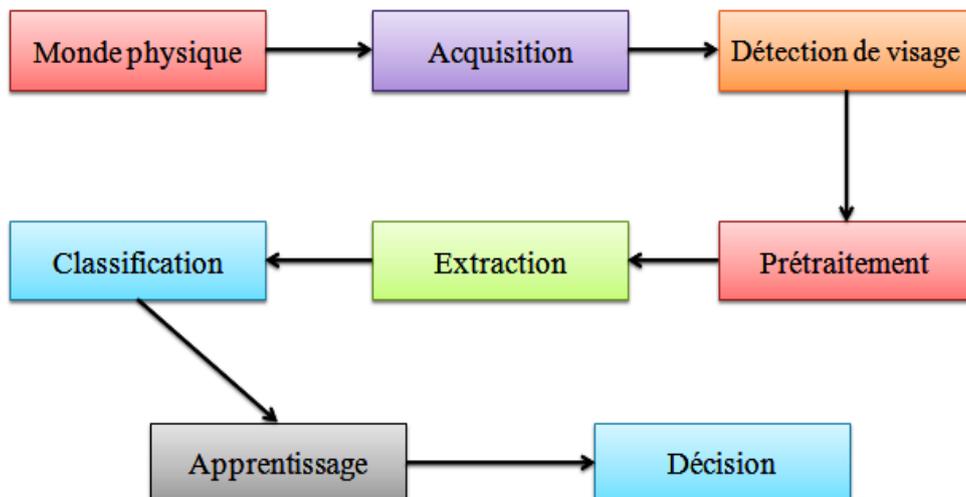


Fig.1.1: Processus d'un système de reconnaissance de visage.

### 1.3.1. Le monde physique

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels: L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquent une fausse identification [3].

### 1.3.2. Acquisition

Le système d'acquisition est généralement équipé d'un capteur qui permet aux utilisateurs d'obtenir une fonction spécifique (par exemple, un microphone pour enregistrer le son et une camera pour capter une photo, etc.). Un appareil photo nous permet d'avoir une image 2D du visage à partir d'une scène 3D comme indiqué dans la Figure 1.2.



**Fig.1.2:** Exemple d'acquisition d'une image.

### 1.3.3. Détection de visage

La détection de visage est une étape très intéressante dans le domaine de reconnaissances de visage [4]. Plusieurs travaux de recherches ont été effectués dans ce domaine. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude de techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc.[5].

Un visage est considéré correctement détecté si la taille d'image extraite ne dépasse pas 20% de la taille réelle de la région faciale [6] comme illustré par la figure 1.3. Cette étape peut faire la détection de la couleur de peau, la forme de la tête et il existe plusieurs méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage.



**Fig.1.3:** Détection de visage.

Les solutions proposées jusqu'à présent ne sont pas suffisamment satisfaites, car elles fonctionnent sous certaines conditions et ne fonctionnent pas dans des acquisitions normales, notamment en présence ou en absence d'aspects structurels du visage, tels que barbe, moustache, lunettes, etc.

#### **1.3.4. Le prétraitement**

Les données délivrées par les capteurs primaires ne sont qu'une représentation initiale de celles-ci d'où la nécessité d'un traitement antérieur. L'image brute peut être affectée par divers facteurs provoquant sa dégradation, pouvant être bruyante, c'est-à-dire contenir de fausses informations dues à des dispositifs optiques ou électroniques. Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites accompagnants l'image, provoqués par la qualité de ces dispositifs.

Ceci est nécessaire car l'image ne peut jamais être sans bruit car le fond et la lumière sont généralement inconnus. Il existe plusieurs types de traitement et d'optimisation de la qualité d'image, tels que la normalisation, les graphiques, le filtrage, la correction gamma ou des méthodes plus complexes telles que le lissage anisotrope.

#### **1.3.5. Extraction des paramètres**

L'extraction des paramètres est le cœur du système de reconnaissance qui extrait les informations d'image qui seront stockées dans la mémoire pour une utilisation ultérieure dans l'étape de décision. Le choix de cette information utile réside dans la création d'un modèle de visage, qui doit être discriminatoire. Cette analyse est appelée propriétés d'indexation, de représentation, de modélisation ou d'extraction. L'efficacité de cette étape a un impact direct sur la performance du système de reconnaissance faciale [3].

Voici quelques façons d'extraire des informations pertinentes:

- **Méthodes globales:** elles utilisent toute la surface du visage comme entrée dans le système de reconnaissance. L'une des méthodes les plus largement utilisées pour la représentation faciale dans son ensemble est la PCA.

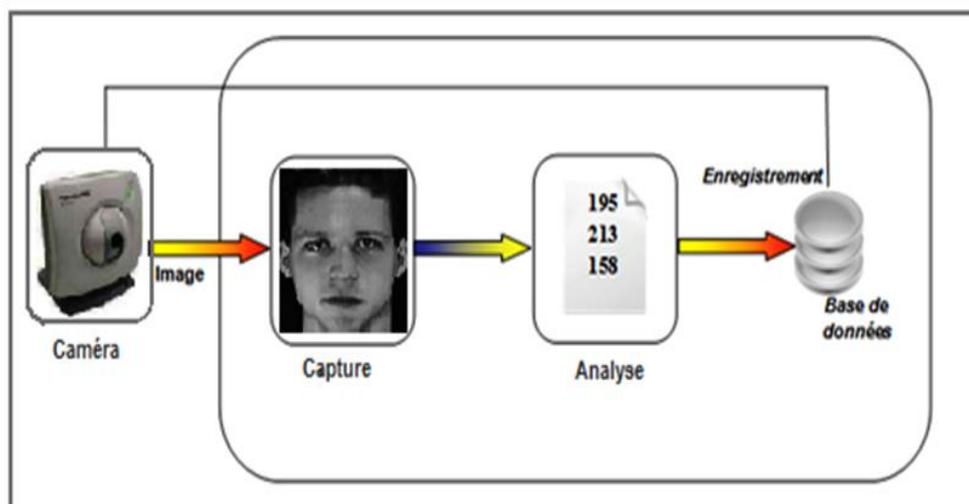
- **Méthodes locales:** Ces méthodes dérivent spécifiquement les caractéristiques faciales locales telles que les yeux, le nez et la bouche, puis utilisent la géométrie et / ou l'apparence comme une entrée pour la classe.

### 1.3.6. Classification

Lorsque les formulaires sont stockés dans la base de données, le système se compose d'échantillons similaires de nombreuses personnes sélectionnées ainsi que d'une liste limitée de candidats. Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits de la ou des faces de chaque individu en fonction de leurs caractéristiques communes. Un modèle est une collection d'informations utiles, uniques et non récurrentes qui identifie une ou plusieurs personnes ayant des similitudes.

### 1.3.7. Apprentissage

L'apprentissage consiste à retenir les modèles calculés pendant la phase d'analyse des personnes connues. Ce modèle est une représentation intégrée d'images pour faciliter l'identification, mais aussi la quantité de données stockées sous une forme ou une autre. Cette étape correspond aux références interactives réelles qui seront enregistrées dans la base de données comme le montre la figure 1.4 suivante :



**Fig.1.4:** Phase d'apprentissage.

### 1.3.8. La base des données

La base de données (Data base en anglais) est un centre informatique pour la collection, la coordination, le stockage et l'utilisation d'informations. Il peut stocker et récupérer des données brutes ou des informations sur le sujet en activité. Dans la grande majorité des cas, cette information est très organisée, toutes les données sont situées au même endroit et sur le même support.

La création d'une base de données pour les systèmes de reconnaissance faciale est une tâche très complexe car il existe de nombreux facteurs pour obtenir les données et exiger une application stricte du protocole afin que les images des individus obtenus puissent être comparées entre elles.

### 1.3.9. Décision

La décision fait partie du système dans lequel nous décidons si l'individu appartient à tous les visages ou non. Dans cette phase, le système d'identification consiste à trouver le modèle correspondant au visage pris à partir de ceux stockés dans la base de données (voir la figure 1.5 ci-dessous), dans ce cas quelle est son identité. Par conséquent, la résolution est l'aboutissement de ce processus. Il peut être évalué au taux de reconnaissance (fiabilité) déterminé par le taux de résolution de la décision.

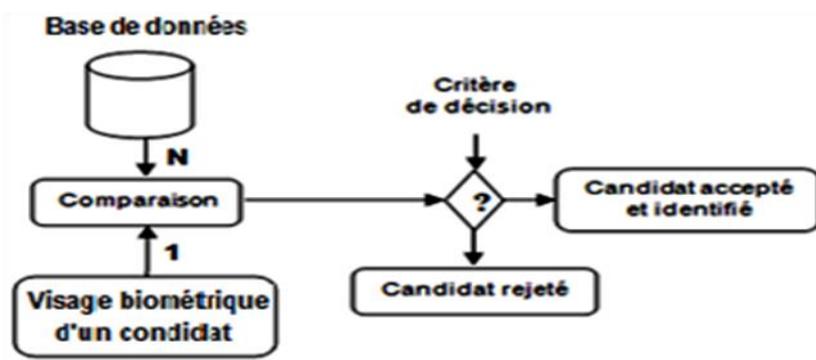


Fig1.5: Architecture d'un système biométrique en mode identification.

## 1.4. Authentification et Identification

Le processus d'identification de la comparaison des caractéristiques physiologiques et comportementales implique des modèles stockés dans une base de données, dans laquelle un utilisateur encore inconnu en tant que biologiste ou très similaire est défini selon un modèle

standard ou des éléments spécifiques. Le système peut uniquement spécifier un utilisateur déjà présent dans la base de données. Contrairement à l'identité, l'authentification implique de comparer le modèle d'entrée avec l'identité demandée. Ici, l'utilisateur peut être classé comme un vrai utilisateur ou faux, comme le montre la figure 1.6 ci-dessous.

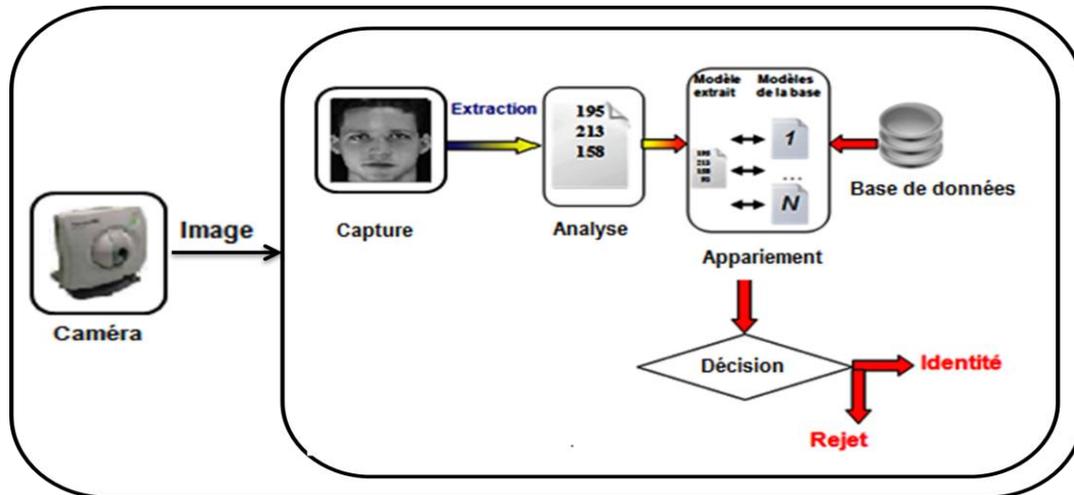


Fig.1.6: Phase d'identification/authentification.

### 1.5. Les techniques de reconnaissance de visage

Les méthodes de reconnaissance faciale peuvent être divisées en trois familles principales, les méthodes globales, les méthodes locales et les méthodes hybrides, comme indiqué dans le diagramme de la figure 1.7 ci-dessous:

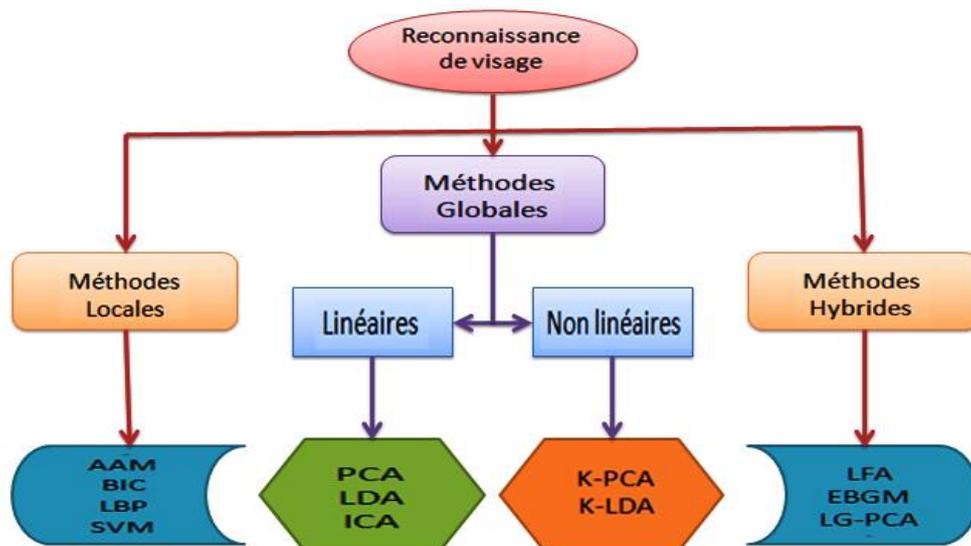


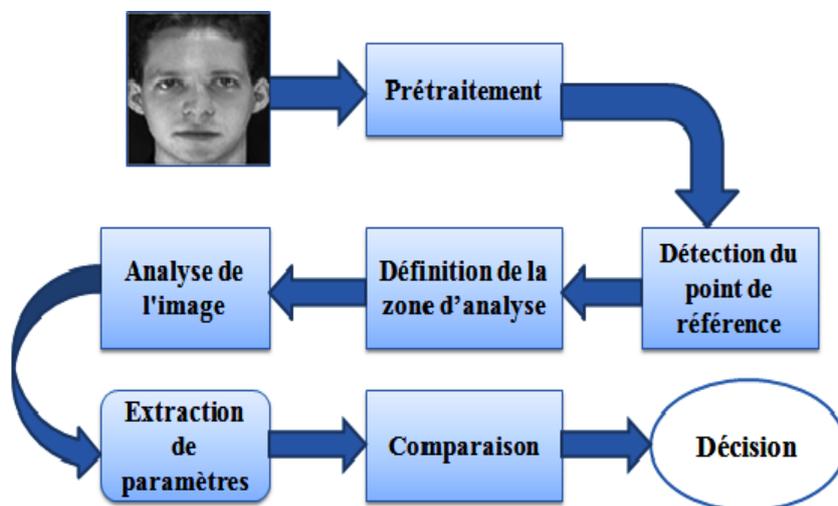
Fig.1.7: Techniques de reconnaissance de visage.

### 1.5.1. Méthodes globales

Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images [7].

Le principe de ces méthodes est d'utiliser le visage complet comme une source d'information sans segmentation de ses parties, elles se basent principalement sur l'information de pixels. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices des valeurs des pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à traiter.

Ces algorithmes s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre mais sont sensibles aux problèmes de changement d'illumination, de pose et d'expression faciale [4]. Les étapes d'une approche globale pour identifier le visage sont les étapes montrées dans la figure 1.8 ci-dessous.



**Fig.1.8:** Les étapes d'une approche globale de reconnaissance faciale.

L'avantage des méthodes globales est qu'elles conservent implicitement les informations de texture et de forme utiles pour la reconnaissance de visage, ainsi qu'elles permettent une meilleure capture de l'aspect global du visage que les présentations locales, de plus elles sont rapides à mettre en œuvre [8].

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales :

- ❖ Les techniques **linéaires** sont des techniques qui projettent linéairement les données des visages d'espace de grande dimension sur un espace de plus faible dimension :
  - **PCA** (Principal Component Analysis).
  - **LDA** (Linear Discriminate Analysis).
  - **ICA** (Independent Component Analysis).
- ❖ Les techniques **non linéaires** sont basées sur la notion mathématique de noyau (Kernel) comme le :
  - **K-PCA** (Kernel Principal Component Analysis).
  - **K-LDA** (Kernel Linear Discriminate Analysis).

Ici, une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques est effectuée; les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples, de même que les subtilités des variétés qui sont préservées [9]. L'inconvénient majeur des méthodes globales est l'insuffisance de l'information extraite représentant le visage, car ces méthodes ne prennent pas en considération les variations locales en essayant de concentrer le maximum d'énergie [10].

### 1.5.2. Méthodes locales

Les méthodes locales reposent sur la reconnaissance à priori que l'on possède sur les objets caractéristiques pour pouvoir les localiser. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories, la première concerne les méthodes basées sur les caractéristiques locales, il s'agit des méthodes d'extraction et de localisation des points d'intérêts, la deuxième catégorie est celle des méthodes basées sur l'apparence faciale qui divisent l'image de visage en petites régions (ou patches) de caractéristiques locales [11]. Parmi ces méthodes, on peut citer :

- **AAM** (Active Appearance Model).
- **BIC** (Les Approches Bayésiennes).
- **LBP** (Local Binary Pattern).
- **SVM** (Support Vector Machines).

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'illumination et d'expression par rapport aux méthodes globales. Cependant, ils sont plus lourds à utiliser car il est souvent nécessaire de placer manuellement un grand nombre de points sur le visage, alors que les méthodes globales ont seulement besoin de connaître la

position des yeux pour normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et assez fiable à partir d'un algorithme de détection.

### 1.5.3. Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides combinent les avantages des méthodes globales et locales qui combinent la découverte de caractéristiques structurelles (ou d'ingénierie) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Qui à son tour augmente la stabilité de la performance de reconnaissance lors du changement de forme tels que l'éclairage, les expressions faciales et ainsi de suite.

La combinaison efficace des caractéristiques locales et globales reste un problème pour l'instant et il y a peu de travail sur son application au problème de la reconnaissance faciale [12]. Parmi les techniques de ces méthodes on trouve :

- **LFA** (Local Feature Analysis).
- **EBGM** (Elastic Buch Graph Matching).
- **LG-PCA** (Log Gabor PCA).

## 1.6. Principales difficultés de la reconnaissance de visage

Pour le cerveau humain, la reconnaissance faciale est une mission visuelle de haut niveau. Bien que les gens puissent détecter des objets et les reconnaître dans une scène sans trop de problèmes, la création d'un système automatique qui effectue ces tâches est un défi sérieux. Ce défi est beaucoup plus grand que les conditions pour obtenir des images très différentes. La différence entre les sujets est limitée par la similitude physique entre les individus. D'un autre côté, la différence dans ce sujet est plus grande. Cela peut être attribué à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous.

### 1.6.1. Changement d'illumination

Certains facteurs tels que l'éclairage (répartition de la source de lumière, intensité, spectre) et les caractéristiques de la caméra affectent l'apparence d'un visage dans l'image acquise, comme le montre la figure 1.9 suivante :



**Fig.1.9:** Exemples de changement d'illumination.

### 1.6.2. Variation de pose

C'est une variation de la rotation et c'est un gros problème avec les systèmes de reconnaissance faciale. En effet, de nombreux tests ont montré que la restauration de la tête n'entraîne pas de réduction significative des taux de détection à  $\pm 25^\circ$ . Mais si cette rotation dépasse ce seuil, cela réduira les performances. La figure 1.10 illustre une personne à laquelle les changements sont faits.



**Fig.1.10:** Exemples de variation de pose.

### 1.6.3. Expressions faciales

La déformation faciale due aux expressions faciales affecte principalement la partie inférieure du visage. L'information faciale trouvée en haut du visage reste presque constante, ce qui est habituellement suffisant pour mener à bien le processus d'identification. Cependant, puisque l'expression faciale modifie l'apparence du visage, elle entraîne nécessairement une diminution du taux de reconnaissance. L'identification faciale avec l'expression faciale est un problème difficile qui est toujours pertinent et reste non résolu [13], la figure 1.11 ci-dessous montre quelques expressions faciales.



**Fig.1.11:** Exemples de variation d'expressions.

#### 1.6.4. Présence ou absence des composants structurels

Des aspects particuliers tels que la barbe, la moustache et les lunettes, comme le montre la figure 1.12, provoquent des changements importants dans les composants structureux du visage, notamment la forme, la couleur, la taille, etc.



Fig.1.12. Exemples de composants structurels.

#### 1.6.5. Les occultations

Les visages peuvent être partiellement masqués par d'autres objets qui couvrent le visage. En effet, dans une image qui contient un groupe de personnes, par exemple, le visage peut masquer partiellement d'autres visages.

#### 1.7. Applications

Les systèmes de reconnaissance faciale sont plus applicables à la vie quotidienne. Des exemples d'applications de reconnaissance faciale comprennent:

- Les réseaux sociaux sont utilisés sur Internet pour identifier une personne à travers l'image de son visage et pour vérifier l'identité des achats en ligne, sur le smart phone pour déverrouiller, ou par des services de sécurité pour reconnaître les individus recherchés.
- Réduire la fraude par la vérification d'identité dans les banques, les élections, les soins de santé, les paiements de prestations, etc.

- Bien utilisé dans les applications de contrôle des frontières, dans la sécurité des institutions et des zones urbaines et dans l'identification des conducteurs.
- Les principaux utilisateurs de cette technique sont les policiers qui les utilisent pour des raisons de sécurité.
- La technologie de reconnaissance faciale peut être utilisée pour identifier les personnes qui ont un casier judiciaire et localiser les criminels et les trouver.
- Les éditeurs de logiciels peuvent également tirer parti de la technologie de reconnaissance faciale pour authentifier les utilisateurs et réduire les risques de pénétration, tels que Google et Facebook.
- Cette technique peut être utilisée dans les robots pour surveiller en alertant s'il y a des objets suspects dans les zones sensibles. Il peut également être utilisé dans les banques et les lieux publics tels que les aéroports, les centres commerciaux, les cinémas et autres.

### 1.8. Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale

Le tableau 1.1 ci-dessous présente certains avantages et inconvénients de la technologie de reconnaissance faciale.

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Facile à mettre en œuvre et à tester car il ne nécessite pas d'équipement spécial, mais tout ce dont vous avez besoin est d'une caméra haute résolution.</li> <li>• Bien accepté par le public.</li> <li>• Aucune action de l'utilisateur (n'implique pas de coopération de l'utilisateur).</li> <li>• Pas de contact physique.</li> <li>• Technique peu coûteuse (Capteurs très bon marchés)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensible à l'environnement d'acquisition (éclairage, position, expression du visage...)</li> <li>• Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés.</li> <li>• Sensible aux changements (barbe, moustache, lunettes, piercing, chirurgie...)</li> </ul>

**Tableau 1.1.** Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale.

## **1.9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté la technologie de reconnaissance faciale pour identifier les personnes. Nous avons également fourni un aperçu des étapes et des techniques de reconnaissance faciale (PCA, ICA, etc.). Cette étude nous a permis de savoir que la reconnaissance faciale attire davantage l'attention de la communauté scientifique car elle présente de nombreux défis et obstacles technologiques. Enfin, nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique des visages, ce qui nous a permis d'identifier les problèmes qui pourraient être résolus. La technique PCA est détaillée au chapitre suivant.

## L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

### 2.1. Introduction

Comme a été dit dans le chapitre précédent, il existe plusieurs techniques de reconnaissance de forme (visage), ce chapitre consiste à décrire et formaliser la transformation ACP (Analyse en Composantes Principales, PCA en Anglais). L' ACP est une méthode statistique qui permet de réduire la dimension d'une matrice de données. En effet, elle transforme un jeu de données d'un espace vers un autre de dimension plus réduite. Les nouvelles variables sont des combinaisons linéaires des variables originales.

Ce chapitre est consacré à la présentation de la transformation ACP (Analyse en Composantes Principales). Après avoir donné un petit historique, le principe de cette technique est abordé dans la section 3. Ensuite, nous présenterons la formulation mathématique de l'ACP suivie par ses propriétés dans la section 5.

La section 6 montre comment la dimension des données sera réduite par l'ACP. Après, l'algorithme d'implémentation de l'ACP est présenté. Dans la section 8, nous exposerons un exemple d'application de l'ACP sur des données réelles. Pour conclure, un tableau résumant les avantages et les inconvénients est dressé.

Enfin, nous terminerons ce chapitre par une conclusion qui énumère les points étudiés.

### 2.2. Historique de l'ACP

Conçue par Karl Pearson en 1901, intégrée à la statistique mathématique par Harold Hotelling en 1933, l'analyse en composantes principales (ACP) n'est vraiment utilisée que depuis la large diffusion des moyens de calcul informatique [14].

Du point de vue plus récent des analystes de données, l'ACP est une technique de représentation des données, ayant un caractère optimal selon certains critères algébriques et géométriques, et que l'on utilise sans hypothèses de nature statistique ni à un modèle particulier.

Ce point de vue, très répandu actuellement est celui qui avait été adopté par Pearson (1901). Bien entendu, il ne s'agissait pas de l'analyse en composantes principales telle que nous la présentons, mais les idées essentielles de la méthode étaient déjà présentées par cet auteur.

### 2.3. Principe de l'ACP

A partir d'une donnée centrée  $X_i \in \mathbb{R}^D, i = 1, \dots, N$ , l'ACP permet de trouver un sous-espace de dimension  $d \leq D$  en projetant les  $X_i$  de façon à perdre le moins d'informations possibles et ceci revient à :

- Trouver une « meilleure base orthonormale » de représentation des données par combinaison linéaire de la base originale.
- Projeter les données sur l'espace engendré par  $p_1, \dots, p_d \implies$  changement de base ( $p_1, p_d$  : vecteurs orthonormés (axe1, ..., axe d)).
- Trouver un sous-espace de dimension  $d \leq D$  qui permet d'avoir une représentation réduite de  $X$  c'est-à-dire sélectionner le meilleur sous-espace de dimension réduite [15].

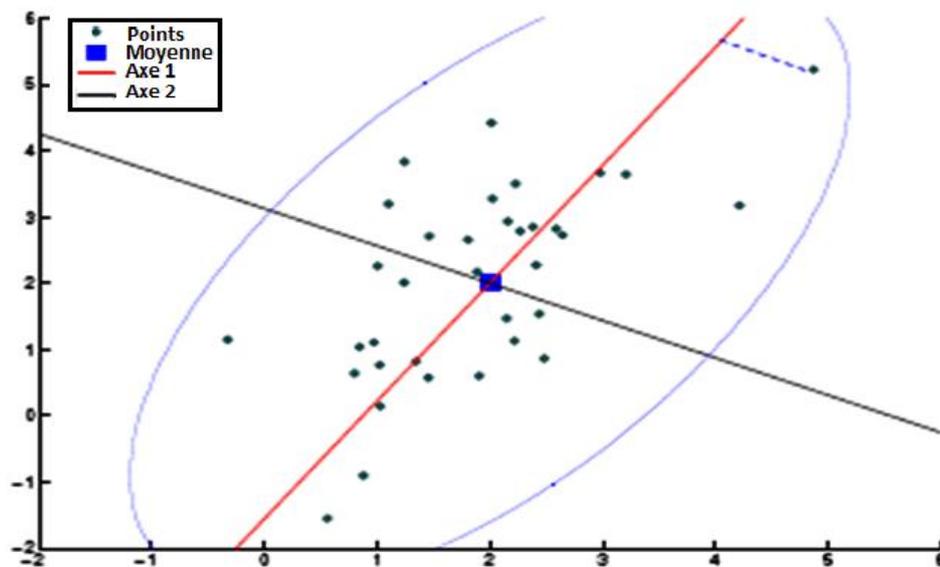


Fig.2.1: Exemple de projection d'une donnée sur deux axes

La figure 2.1 montre la représentation d'une donnée par deux composantes principales.

### 2.4. Formulation mathématique de l'ACP

Soit une donnée,  $\{X_i \in \mathbb{R}^D\}, i=1, \dots, N$ . L'objectif de l'analyse en composantes principales est de représenter (graphiquement) des points dans un sous-espace de dimension  $d$  ( $d \ll D$ ) telle que la déformation du nuage de points soit minimale. Cela permet une réduction de la dimension, ou approximation des points à partir de  $d$  variables ( $d \leq D$ ).

### 2.4.1. Présentation des données [15]

Les données, de n'importe quel type et format, doivent être écrites sous forme matricielle.

Nous notons  $X$ , la matrice des données ( $X_i \in R^D$ ) définie par l'équation suivante :

$$X = \begin{pmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,D} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{N,1} & X_{N,2} & \dots & X_{N,D} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1^T \\ \vdots \\ X_N^T \end{pmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_N)^T \quad (\text{Eq 2.1})$$

L'ACP est une méthode qui utilise les statistiques des données telles que la moyenne et la variance qui sont définies respectivement par les expressions qui suivent :

$$E(X) = \bar{X} = (\bar{X}^1, \bar{X}^2, \dots, \bar{X}^D)^T \text{ avec } \bar{X}^j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{i,j} \quad (\text{Eq 2.2})$$

$$\text{VAR}(X^j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{i,j} - \bar{X}^j)^2 \quad (\text{Eq 2.3})$$

Après avoir organisé les données sous forme matricielle, l'ACP cherche à les dé-corréler en calculant la covariance entre les variables comme suit :

$$\text{COV}(X^j, X^k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{i,j} - \bar{X}^j) (X_{i,k} - \bar{X}^k) \quad (\text{Eq 2.4})$$

L'équation 2.4 montre la covariance entre deux variables  $X^j, X^k$ . Si cette covariance est grande (en valeur absolue) alors les variables sont dépendantes. Par contre si elle est nulle les variables sont indépendantes.

La matrice de covariance est définie par l'équation ( Eq 2.5) ci-dessous :

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (\text{Eq 2.5})$$

Où,  $M \in \mathbb{R}^{D \times D}$ , est une matrice symétrique de terme général  $M_{j,k} = \text{COV}(X^j, X^k)$ .

Pour des données centrées la matrice  $M$  s'exprime par :

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^T = \frac{1}{N} X^T X \quad (\text{Eq 2.6})$$

On suppose que  $X$  est centré. le but de ACP est de trouver un sous-espace de dimension  $d \leq D$  qui permet d'avoir une représentation réduite de  $X$ . Pour cela, on associe un vecteur  $t_i \in \mathbb{R}^d$  à une observation  $x_i$  à travers de transformation linéaire définie par  $P \in \mathbb{R}^{d,D}$ , donc

$$t_i = P^T X_i \text{ avec } P = (p_1, p_2, \dots, p_d), p_i \in \mathbb{R}^D \quad (\text{Eq 2.7})$$

La reconstruction de  $X_i$  à partir de l'équation (2.8) suivante :

$$\hat{X}_i = P t_i \quad (\text{Eq 2.8})$$

### 2.4.2. L'erreur quadratique d'estimation

Tout d'abord, on définit l'erreur entre les données originales  $X_i$  et celles reconstruites à partir des composantes principales  $\hat{X}_i$  par la relation suivante :

$$e = X_i - \hat{X}_i \quad (\text{Eq 2.9})$$

L'erreur quadratique d'estimation représente la moyenne du carré de l'erreur  $e$  et elle s'exprime par :

$$J_e(P) = E(e^2) = \frac{1}{N} \sum_1^N \|X_i - \hat{X}_i\|^2 \quad (\text{Eq 2.10})$$

Après des développements et arrangement (voir l'annexe A), on obtient le résultat suivant :

$$J_e(P) = \text{trace}(M) - \text{trace}(P^T M P) \quad (\text{Eq 2.11})$$

La minimisation de l'erreur quadratique d'estimation  $J_e(P)$  revient à maximiser par rapport à  $P$  la variance de  $P^T M P$  des points projetés.

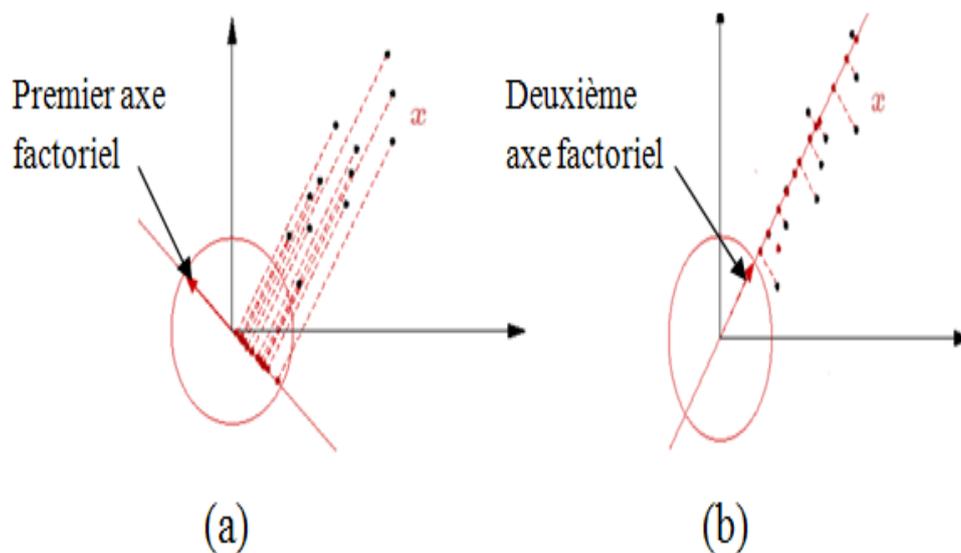
Cette fonction s'appelle fonction coût dont on cherche à minimiser afin de ne pas perdre de l'information après reconstruction des données.

### 2.4.3. Axes factoriels et composantes principales

Soit  $X$  la matrice des données et  $p \in \mathbb{R}^D$  telle que  $\|p\|=1$ . Soit le vecteur  $C_1$  de  $\mathbb{R}^N$  première composante principale:

$$C_1 = Xp_1 = (X_1^T p_1, \dots, X_N^T p_1)^T \quad (\text{Eq 2.12})$$

La figure 2.2 ci dessous montre le premier axe factoriel de  $X$  qui est le vecteur  $p_1$  tel que la variance de  $Xp_1$  soit maximale [16].



**Fig.2.2:** Axes factoriels.

Le vecteur  $C_1$  décrit par l'équation (2.12), représente la première composante principale. Le  $k^{\text{ème}}$  axe factoriel est le vecteur  $p_k$  unitaire ( $\|p_k\|=1$ ) tel que la variance de  $C_k = Xp_k$  soit maximale et que  $p_k$  soit orthogonal aux  $(k-1)$  premiers axes factoriels.

## 2.5. Propriétés

### 2.5.1. Propriétés des axes factoriels

- Les valeurs propres de  $M$  sont positives car  $M$  est une matrice semi-définie positive.
- Le nombre d'axes factoriels est égal au nombre de valeurs propres non-nulles de  $M$ .

- La variance expliquée par l'axe factoriel  $p_k$  s'écrit :

$$\sigma_k^2 = p_k^T M p_k = p_k^T \lambda_k p_k = \lambda_k \quad (\text{Eq 2.13})$$

- La variance totale des axes factoriels est  $\sigma^2 = \sum_{k=1}^d \lambda_k$
- Le pourcentage de variance retenue par les  $d$  premiers axes est donné par :

$$\frac{\sum_{k=1}^d \lambda_k}{\sum_{k=1}^D \lambda_k} \times 100 \quad (\text{Eq 2.14})$$

On choisit  $d$  de sorte qu'un pourcentage fixé (par exemple 95%) de la variance soit gardé.

### 2.5.2. Propriétés de l'ACP

Les composantes principales  $\{C_i\}$ ,  $i=1, \dots, D$  sont centrées et non-corrélées c'est à dire elles vérifient :

$$\text{COV}(C_i, C_k) = 0 \quad \text{si } i \neq k \quad (\text{Eq 2.15})$$

Ce qui mène à :

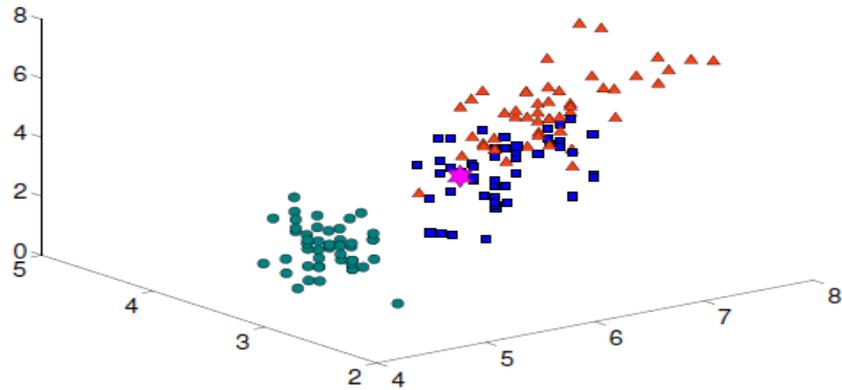
$$\text{COV}(C_i, C_k) = \frac{1}{N} C_i^T C_k = \frac{1}{N} p_i^T X^T X p_k = p_i^T M p_k = p_i^T (p_k \lambda_k) = 0 \quad (\text{Eq 2.16})$$

Soit  $C_k = X p_k$  le vecteur représentant la projection de  $X$  sur le  $k^{\text{ième}}$  axe  $p_k$ . La variance de la composante principale  $C_k$  est donnée par :

$$\frac{1}{N} C_k^T C_k = \frac{1}{N} p_k^T X^T X p_k = p_k^T M p_k = p_k^T \lambda_k p_k = \lambda_k \quad (\text{Eq 2.17})$$

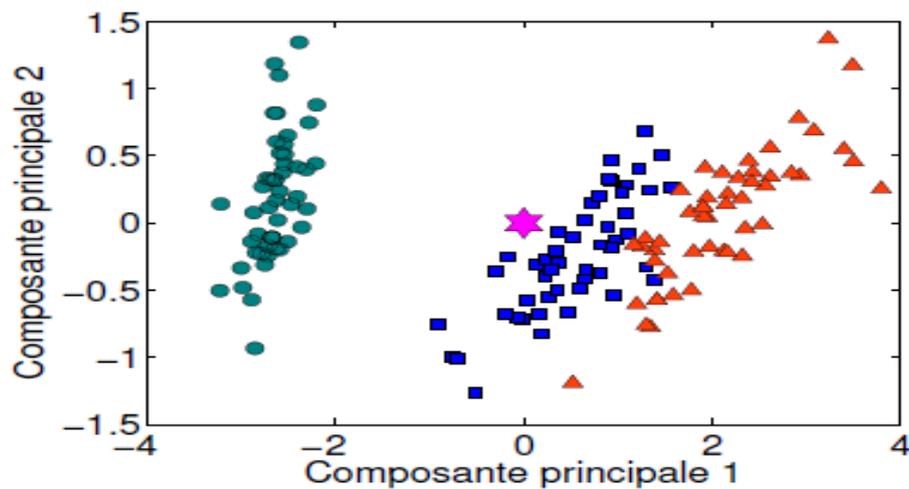
On remarque que la variance représente la valeur propre de la matrice de covariance.

La figure 2. 3 [15] représente un nuage de données corrélées dont on cherche à les dé-corréler.



**Fig.2.3:** Exemple des données iris.

La projection de ces données par analyse en composante principale a donné la figure 2.4 [15]. On remarque que cette nouvelle représentation permet une séparation des données après d'avoir une dé-corrélation de ces dernières.



**Fig.2.4:** Projection des données sur deux axes (2D) par ACP.

## 2.6. Réduction de la dimension des données

L'ACP permet de représenter les données dans un espace de dimension réduite tel que la nouvelle base de représentation est donnée par la matrice  $P$  vérifiant la condition suivante :

$$P^T P = I \quad (\text{Eq 2.18})$$

Chaque vecteur de cette base est une combinaison linéaire des vecteurs de la base originale [17]. La matrice des projections de tous les  $X_i$  sur les axes factoriels est définie par :

$$C = X.P \tag{Eq 2.19}$$

C'est la matrice des composantes principales qui nous permet la reconstruction des  $x_i$  de la manière suivante :

$$\hat{X}_i = P.t_i + \bar{X} \tag{Eq 2.20}$$

On déduit que la matrice des données reconstruites est :

$$\hat{X}_i = \sum_{k=1}^d C_{i,k} p_k + \bar{X} \tag{Eq 2.21}$$

La reconstruction d'un point quelconque projeté  $t$  s'effectue par  $\hat{x} = P.t + \bar{x}$

Si  $D = d$ , c'est à dire que la dimension du nouveau sous-espace de représentation est égale à celle de l'espace original alors, on aura  $\hat{X} = X$  et l'erreur d'approximation sur un sous-espace vectoriel de dimension  $d$  est donnée par :

$$e_q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|X_i - \hat{X}_i^{(d)}\|^2 = \sum_{i=d+1}^D \lambda_i \tag{Eq 2.22}$$

### 2.7. Algorithme de la transformation ACP

Les étapes nécessaires pour représenter et dé-corréler des données par la méthode ACP sont résumées dans l'organigramme suivant :

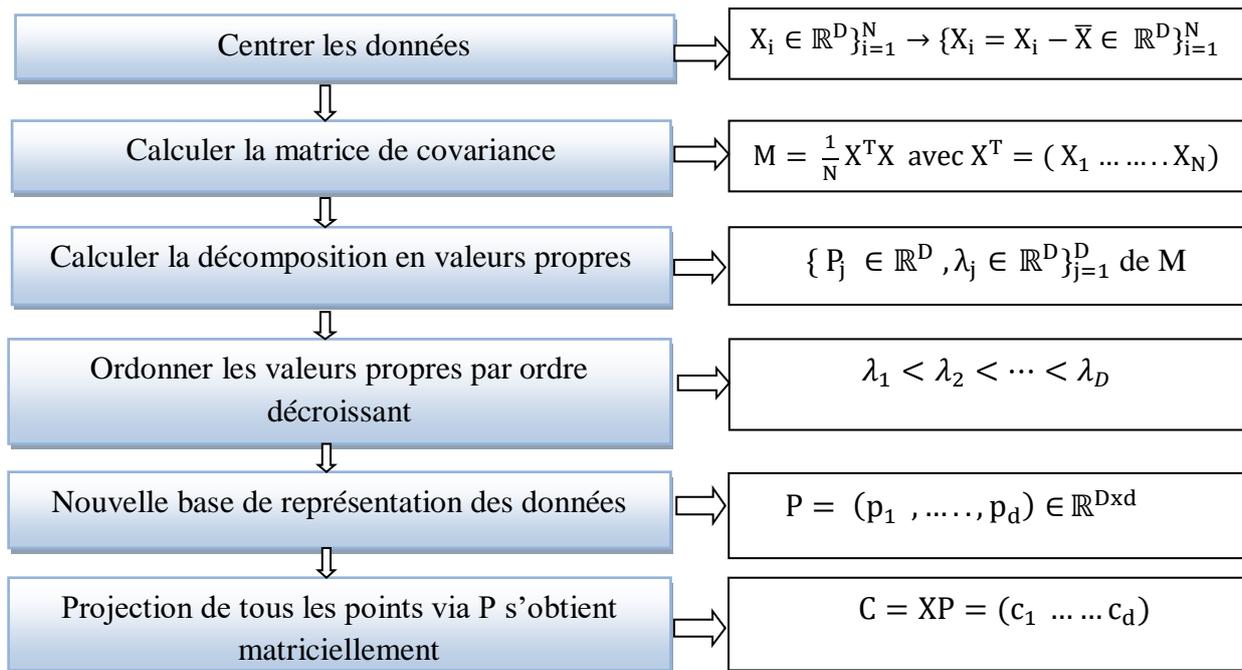


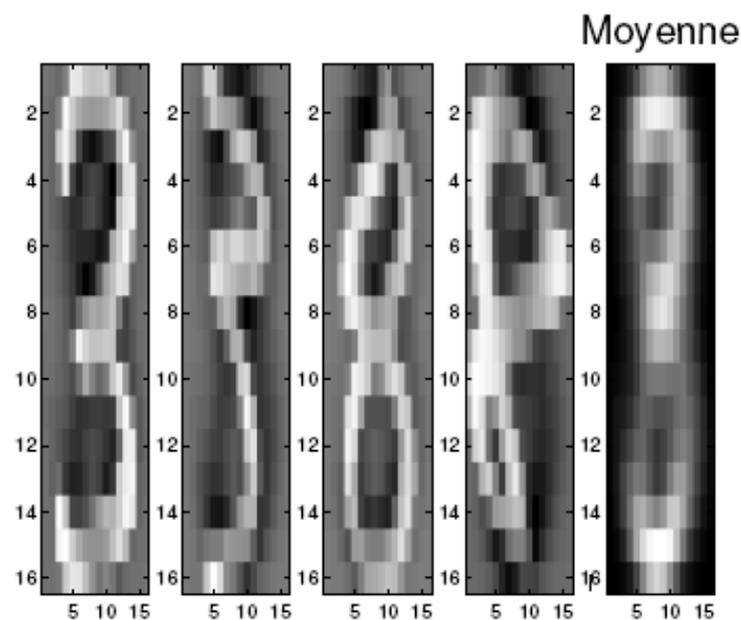
Fig.2.5: Algorithme de l'ACP.

## 2.8. Application de l'ACP sur des données réelles

Comme vu précédemment, l'analyse en composantes principales est un outil de visualisation des données et permet de réduire considérablement leur dimension avant de les traiter. Récemment elle s'est montrée efficace en reconnaissance de formes. Notre travail consiste à l'utiliser en identification de visage que nous verrons dans ce qui suit.

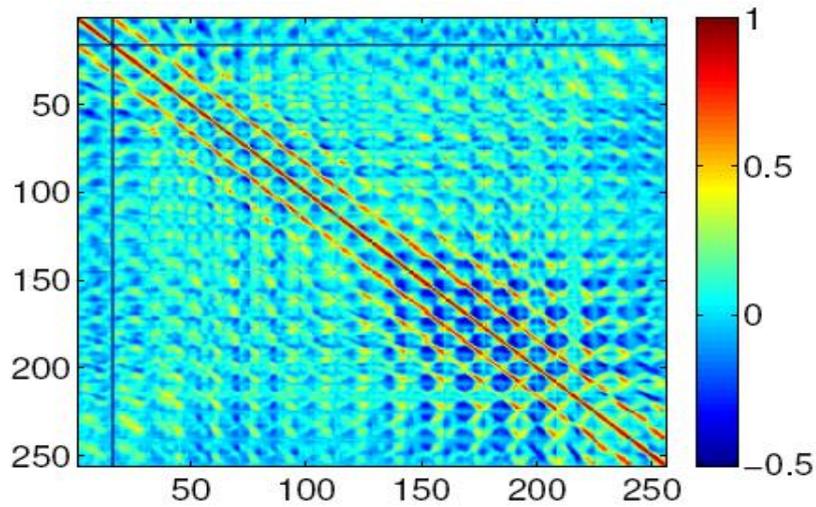
### 2.8.1. Reconnaissance de caractères manuscrits

Dans cet exemple les données utilisées sont extraites de la base de données USPS, pour les représenter on doit définir les caractères manuscrits sous forme d'images  $16 \times 16$  et chaque image est transformée en un vecteur de dimension 256. Pour cela on a pris dans notre exemple des 3 et des 8 comme indiqué sur la figure 2.6 ci-dessous.

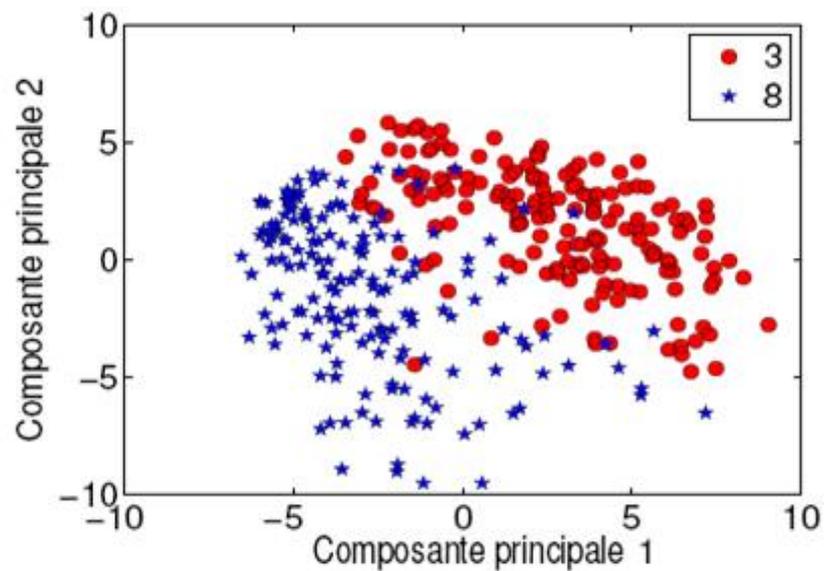


**Fig.2.6:** Bases de données USPS.

On remarque, d'après la figure 2.7, que la corrélation entre les variables est linéaire. La représentation des données (images des chiffres 3 et 8) par deux composantes principales est illustrée par la figure 2.8. C'est-à-dire le nuage des points est projeté sur deux axes orthogonaux.



**Fig.2.7:** Corrélation entre les variables.



**Fig.2.8:** Représentation des données avec deux composantes principales.

Les données USPS reconstruites par deux composantes principales donnent une image des caractères non claire (voir figure 2.9). Par contre, pour la reconstruction avec 50 composantes, l'image obtenue est identique à l'image originale des caractères traités comme l'illustre la figure 2.10.

Donc, la qualité des données reconstruites est bonne et s'améliore avec l'augmentation du nombre des composantes principales. Ce cas correspond à une erreur quadratique minimale car le nombre de valeurs propres négligées est faible.

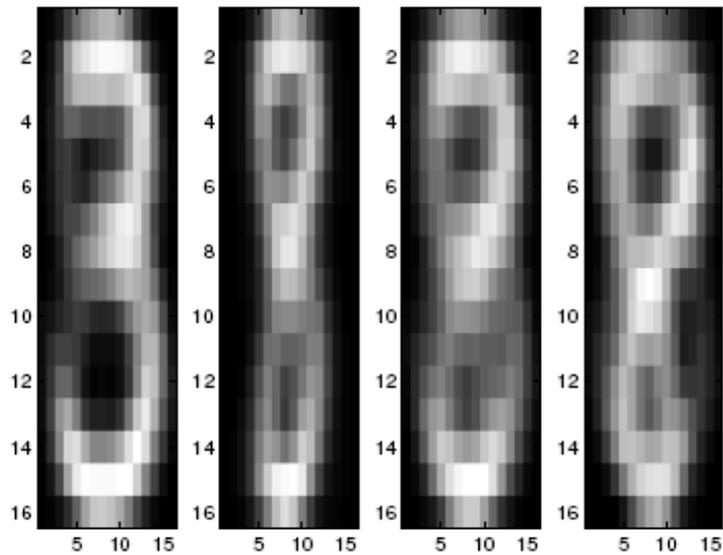


Fig. 2.9: Reconstruction avec  $d = 2$  composantes.

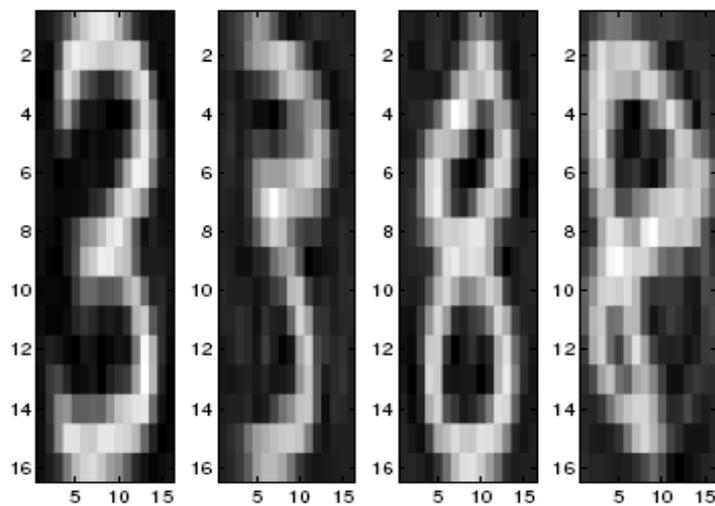
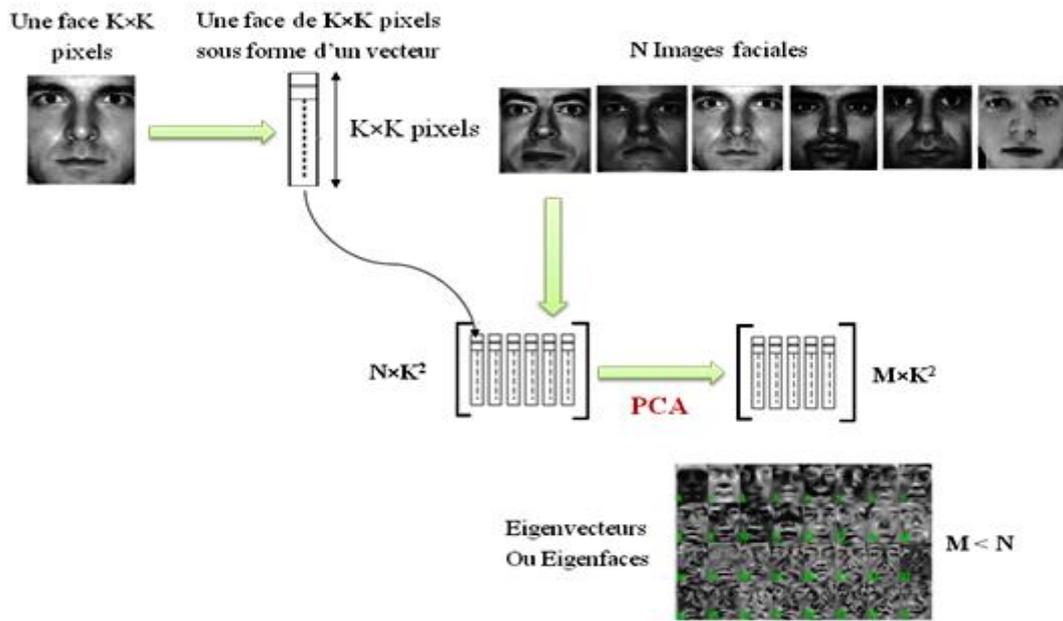


Fig.2.10: Reconstruction avec  $d = 50$  composantes.

### 2.8.2. Reconnaissance de visage

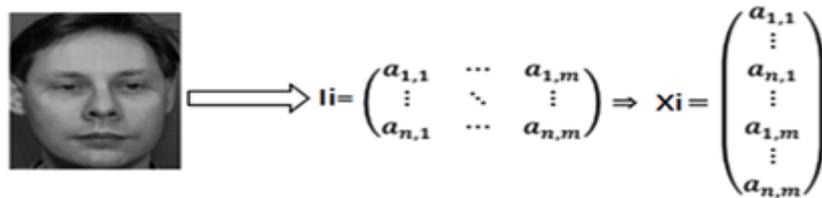
Pour traiter le problème des données de grande dimension, des techniques de réduction de la dimensionnalité peuvent être utilisées. L'une des techniques les plus courantes pour la reconnaissance de visages est la description par visages propres [18], qui est basée sur l'analyse en composantes principales (ACP).

L'ACP va permettre de transformer un espace vectoriel de  $N$  images dans un sous-espace de dimension inférieure comme le montre la figure 2.11 ci-dessous :



**Fig.2.11:** Transformation d'un espace vectoriel de N images en un sous espace inférieure.

Mathématiquement, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage [19]. Une image  $I_i(m, n)$  est traitée comme un vecteur  $X_i$  dans un grand espace vectoriel, par concaténation des colonnes.



**Fig.2.12:** Passage d'une image vers un vecteur.

Les coefficients  $a_j$ , représentent les valeurs des pixels en niveau de gris, codés entre 0 et 255. Après avoir rassemblé nos  $N$  images dans une unique matrice, nous obtenons une matrice d'images  $S$ , où chaque colonne représente un vecteur d'image  $X_i$  comme illustrée par l'équation suivante :

$$S = \begin{pmatrix} a_{1,1} & b_{1,1} & \dots & z_{1,1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n,1} & b_{n,1} & \dots & z_{n,1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1,m} & b_{1,m} & \dots & z_{1,m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n,m} & b_{n,m} & \dots & z_{n,m} \end{pmatrix}, S = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (\text{Eq 2.23})$$

Dans la première étape, l'ACP trouvera le visage moyen de N personnes dans la liste d'apprentissage, comme indiqué dans la figure 2.13, en utilisant l'équation 2.24 suivante:

$$\Psi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad \text{avec } i = 1 \dots N \quad (\text{Eq 2.24})$$



**Fig.2.13:** Visage moyen.

Ce visage moyen est ensuite soustrait de chaque visage d'apprentissage par l'équation 2.25, ce qui laisse seulement les informations propres pour chaque visage.

$$\Phi_i = X_i - \Psi \quad (\text{Eq 2.25})$$

La matrice de covariance de l'ensemble de données est ensuite calculée à partir de l'équation (2.5) mentionnée ci-dessus. Pour plus de simplicité, cette équation est écrite sous forme matricielle comme suit:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T \quad (\text{Eq 2.26})$$

Nous considérons la matrice  $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N]$ , de telle sorte que la matrice M s'exprime par :

$$M = \frac{1}{N} AA^T \quad (\text{Eq 2.27})$$

Le facteur  $(1 / N)$  affectera le scalaire de la sortie lors de l'analyse du vecteur propre. Nous pouvons alors enlever ce facteur d'échelle de notre calcul ce qui donne  $M = AA^T$ . Pour simplifier encore les calculs, nous utilisons la matrice L définie comme suit :

$$L = A^T A \quad (\text{Eq 2.28})$$

L'ACP consiste à trouver sous formes de visages propres les principales différences entre toutes les images de la liste d'apprentissage. Donc, nous calculons les vecteurs propres  $e_i$  (visages propres) de M associés aux valeurs propres  $\lambda_i$  et vérifiant la relation suivante :

$$Me_i = e_i \lambda_i \quad (\text{Eq 2.29})$$

Et les vecteurs propres  $V_i$  de la matrice  $L$  associés aux valeurs propres  $\mu_i$  sont tels que :

$$LV_i = \mu_i V_i \quad (\text{Eq 2.30})$$

En combinant les équations (2.28) et (2.30), nous aurons :

$$A^T A V_i = \mu_i V_i \quad (\text{Eq 2.31})$$

En multipliant à gauche les deux membres de l'égalité ci-dessus par  $A$ , nous obtenons  $AA^T A V_i = A \mu_i V_i$  ce qui permet d'exprimer le vecteur propre  $e_i$  et la valeur propre  $\lambda_i$  de  $M$  par :

$$\begin{cases} e_i = A V_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases} \quad (\text{Eq 2.32})$$

Ensuite les vecteurs propres trouvés seront ordonnés selon leurs valeurs propres correspondantes de manière décroissante. Puis nous sélectionnons les "k" meilleurs vecteurs propres correspondant aux "k" plus grandes valeurs propres. Le premier visage propre est la différence de faces la plus dominante, le second visage propre est la seconde différence de faces la plus dominante et ainsi de suite jusqu'à un nombre défini de visages propres qui représente le plus de différence dans une liste d'images d'apprentissage comme l'illustré la figure 2.14 ci-dessous.



**Fig.2.14:** Visages propres.

On représente chaque image de la liste d'apprentissage comme la combinaison des principales différences entre toutes les images de la liste d'apprentissage (voir la figure 2.15) : Par exemple une des images de la série peut être constituée avec les taux suivants :  
Visage moyen + (13.5% de visage propre 0) - (34.3% de visage propre 1) + (4.7% de visage propre 2) + ... + (0.0% de visage propre N) [20].

Une fois ces combinaisons trouvées, l'image considérée est signée par : {13.5, -34.3, 4.7, ..., 0.0}. Une combinaison linéaire peut être schématisée par le diagramme suivant :

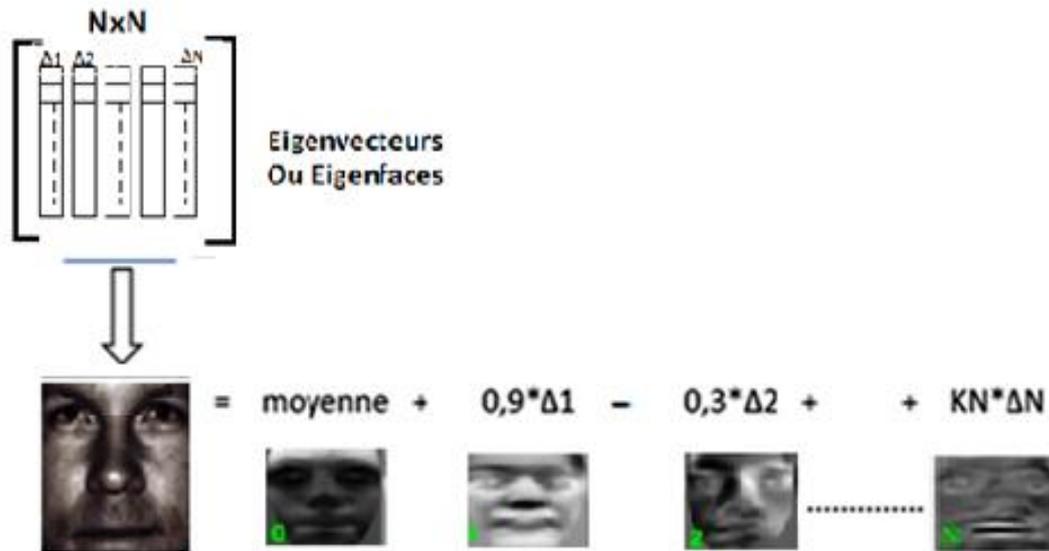


Fig.2.15: Reconstruction par une combinaison linéaire de visages propres.

Une fois les vecteurs de base trouvés, nous projetons nos images de départ sur le nouvel espace des visages (Face Space). Une image  $X_i$  est alors transformée en ses composantes de visages propres(Eigenfaces) comme suit :

$$\omega_k = e_k^T \Phi_k \quad ; \text{ avec } k = 1, \dots, N \quad (\text{Eq 2.33})$$

Les vecteurs  $\omega_k$  sont appelés vecteurs de poids, ils forment une matrice  $\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]$ . La création de la matrice de poids  $\Omega^T$  est équivalente à la projection du visage original sur l'espace des visages.

Ensuite, nous cherchons la distance (Distance Euclidienne) entre le visage à reconnaître et les visages de la base d'apprentissage en prenant la plus petite valeur par l'équation suivante :

$$\varepsilon^2 = \|\Omega - \Omega_i\|^2 \quad (\text{Eq 2.34})$$

Le visage appartient à la classe  $k$  lorsque le minimum  $\varepsilon$  est inférieur à un certain seuil. Sinon, le visage est classé comme inconnu et peut être utilisé pour créer une nouvelle catégorie de visage [20].

### 2.8.2.1. La phase d'apprentissage

La figure 2.16 ci-dessous représente l'organigramme de la phase d'apprentissage qui expose de façon plus détaillée les étapes de calcul de l'ACP.

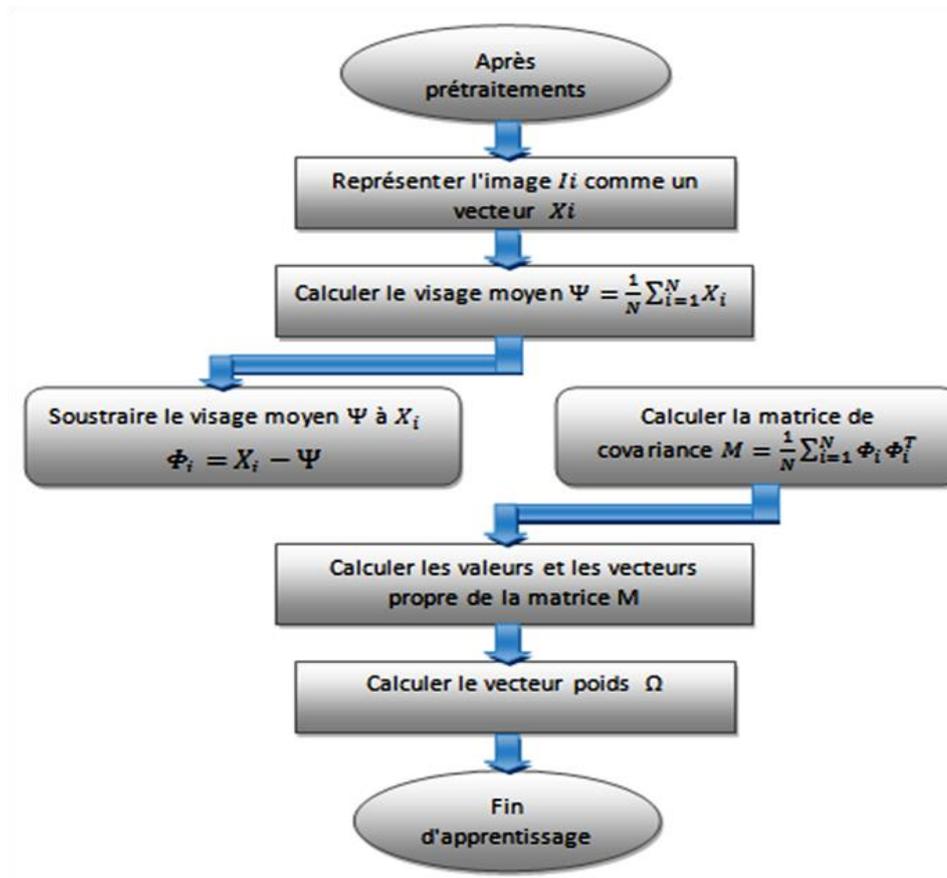


Fig.2.16: phase d'apprentissage.

### 2.8.2.2. La phase d'identification

Pour reconnaître une personne, l'ACP utilise le même calcul afin d'obtenir une combinaison de pourcentages en utilisant les mêmes visages propres. Cette combinaison est comparée à celle obtenue pour les personnes de la liste d'apprentissage.

La combinaison de pourcentages la plus proche entre la personne en phase de reconnaissance et les personnes de la liste d'apprentissage nous donne le résultat de cette comparaison comme indiqué sur la figure 2.17 ci-dessous :

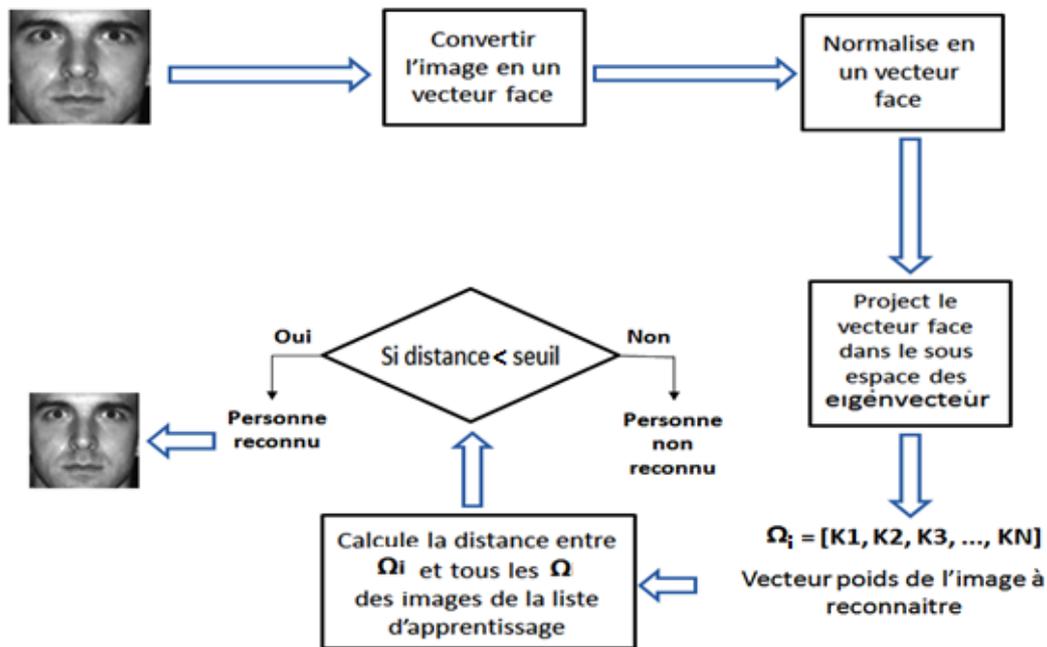


Fig.2.17: La phase d'identification.

## 2.9. Les avantages et les inconvénients de l'ACP

Le tableau 2.1 ci-dessous montre certains avantages et inconvénients de l'ACP

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Méthode particulièrement bien adaptée pour traiter de grandes bases de données.</li> <li>- Synthèse de l'information contenue dans des variables ayant des unités de mesure variées et détection des variables fortement redondantes.</li> <li>- Mise en avant de la structure sous-jacente des données à partir des composantes principales les plus exploitables.</li> <li>- Capacité de générer des paramètres (saturations, contributions) représentatifs du poids de chaque indicateur.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Méthode qui ne permet pas de distinguer la variance commune (la variance partagée par plusieurs variables) de la variance spécifique et de la variance d'erreur.</li> <li>- Perte d'information par l'emploi fréquent de la 1<sup>ère</sup> composante principale uniquement.</li> </ul>

Tableau 2.1: Les avantages et les inconvénients de l'ACP.

**2.10. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté une transformation appelée Analyse en Composantes Principales (ACP). Nous avons montré que cette transformation est optimale du point de vue réduction de dimensions des données, dé-corrélation et minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

Des exemples d'application de l'ACP ont été donnés pour éclaircir les formules théoriques présentées dans la formulation mathématique. Nous allons valider cette partie théorique par la simulation de l'ACP en identification de visage dans le chapitre suivant.

## TESTS ET RESULTATS DE SIMULATION

### 3.1. Introduction

Après avoir présenté la théorie de la transformation ACP dans le chapitre précédent, cette partie sera consacrée à la mise en œuvre de cette dernière dans la reconnaissance faciale. Pour cela, nous allons utiliser un groupe d'images sélectionnées à partir d'une base de données de test « ORL », qui contient une collection d'images de visages de différentes personnes.

Dans la section 4 de ce chapitre une procédure de partitionnement des images pour l'apprentissage et le test sera présentée. Ensuite, une normalisation des images d'apprentissage sera faite et suivie par une décomposition en vecteurs et valeurs propres. Après, la reconstruction des visages propres, la classification et la décision pour reconnaître le visage de test sont discutés.

La section 5 discute le taux de reconnaissance en fonction du nombre d'images de test et le nombre de composantes principales. L'influence de la taille de l'ensemble d'apprentissage sur la reconnaissance est abordée dans la section 6.

Enfin, nous terminerons ce chapitre par une conclusion qui énumère les points étudiés.

### 3.2. Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons le matériel et le logiciel utilisés dans notre travail.

#### 3.2.1. Environnement matériel

Afin de mettre en œuvre ce projet, nous avons besoin d'un ensemble de matériel dont les caractéristiques sont les suivantes:

Un ordinateur DELL avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel(R) Core (TM) i5-5200U CPU @ 2.20 Ghz.
- Mémoire installée (RAM) : 8.00 Go.
- Disque Dur : 1 To.

- Type du système: système d'exploitation 64 bits.
- OS : Microsoft Windows 7.

### 3.2.2. Logiciel MATLAB



Entre 1970 et 1990, de nombreux programmes informatiques interactifs sont apparus sur le marché électronique, notamment le programme MATLAB, conçu par « Cleve Moler » à la fin des années 1970.

MATLAB « Matrix Laboratory » est un langage de développement informatique spécialement conçu pour les applications scientifiques, utilisé pour développer des solutions nécessitant une puissance de calcul très élevée, et permettant d'effectuer de multiples simulations basées sur des algorithmes d'analyse numérique [21]. Comme il dispose de nombreux outils dont « Image Processing ToolBox », qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils de référence graphique pour traiter, analyser, visualiser et développer des algorithmes de traitement d'images.

### 3.2.3. La base de données «ORL»

La base de données ORL (Olivetti Research Laboratory) a été élaborée entre avril 1992 et 1994 par le Laboratoire AT &T à l'université de Cambridge en Angleterre [22]. La base de données contient les visages de 40 personnes, chacune étant enregistrée dans 10 vues différentes comme le montre la figure 3.1. Les images sont à niveau de gris et de  $112 \times 92$  pixels (92 pixels de large, 112 pixels de hauteur). Pour certains sujets, les images ont été collectées à des dates différentes et avec des variations dans : les conditions d'éclairage, les expressions faciales et par port des lunettes. Toutes les images ont été recueillies sur un fond sombre. Les formes de tête ont quelques différences de profondeur par rapport à la position frontale. Cependant, ces différences ne concernent que des personnes spécifiques et sont donc irrégulières.



Fig.3.1 : Exemples d'images de visages de la base ORL.

Pour plus d'illustration, l'annexe B présente d'autres échantillons de la base de données ORL.

### 3.3. Principe d'un système de reconnaissance faciale

Le problème de la reconnaissance faciale est défini tel qu'à partir de l'image du visage, la personne correspondante doit être identifiée. Pour ce faire, il est nécessaire d'obtenir une image de référence (images d'apprentissage) sous la forme d'une base de données de tous les visages connus du système. Chaque image est associée à un vecteur de propriétés qui ne sont pas fixes pour la même personne et varient d'une personne à l'autre. La reconnaissance consiste alors à comparer le vecteur caractéristique du visage à reconnaître avec chaque vecteur de la base d'apprentissage. Autrement dit, trouver la personne dont le visage est le plus similaire à celui qu'on cherche à identifier.

### 3.4. Résultats de simulation

Pour donner plus de précision à nos résultats, nous avons appliqué l'algorithme de reconnaissance de visage ACP à un ensemble d'images appartenant à la base de données ORL.

#### 3.4.1. Partitionnement des images pour l'apprentissage et le test

Dans la série de tests que nous avons effectuée, la base de données était divisée comme suit:

- **Individus** : les 13 premières personnes.
- **Images d'apprentissage** : huit images de chaque personne sont utilisées pour la phase d'apprentissage.
- **Images de test** : deux images de chaque individu ont été utilisées pour la réalisation des différents tests.

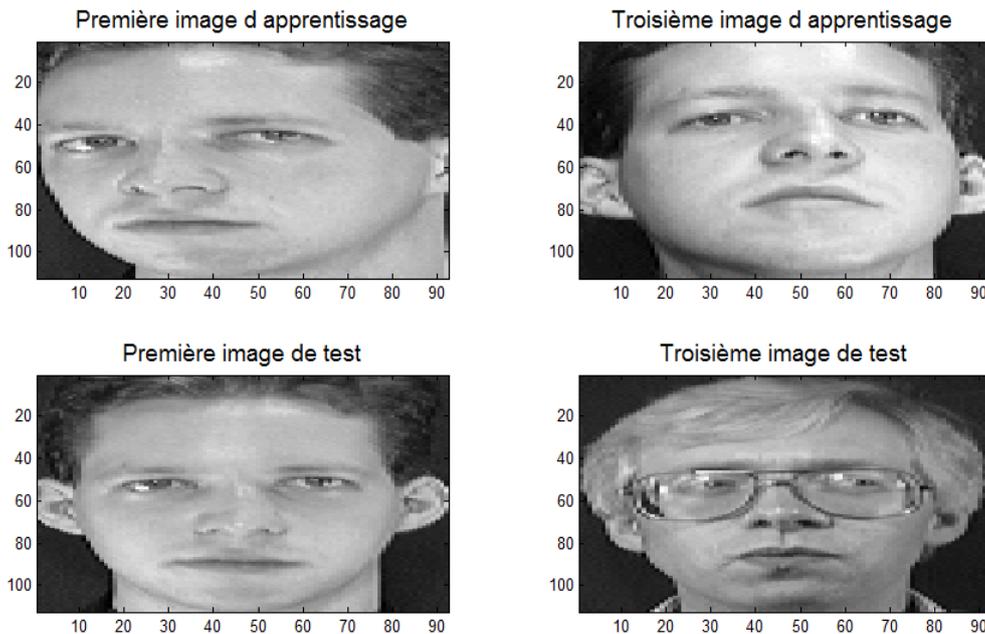
La figure 3.2 montre l'opération de partitionnement des images (visages) en deux groupes (apprentissage et test).

Nous avons pris 13 personnes de la base de données ORL, où chaque personne a dix visages différents en termes de pose, d'éclairage, etc.

Parmi les 10 images de visage de chaque individu, nous avons pris 8 pour l'apprentissage et 2 pour le test, de sorte que le nombre total des images d'apprentissage est

égal à 104 (c'est-à-dire  $8 \times 13$ ) et celui du test vaut 26 (c'est-à-dire  $2 \times 13$ ). La figure 3.2 illustre cette procédure.

Le nombre de personnes dans le groupe expérimental est facultatif, c'est-à-dire que la taille de la base de données est liée au nombre de personnes et au nombre d'images de visage par personne, par exemple 130 visages ( $13 \times 10$ ).



**Fig.3.2:** Images d'apprentissage et de test.

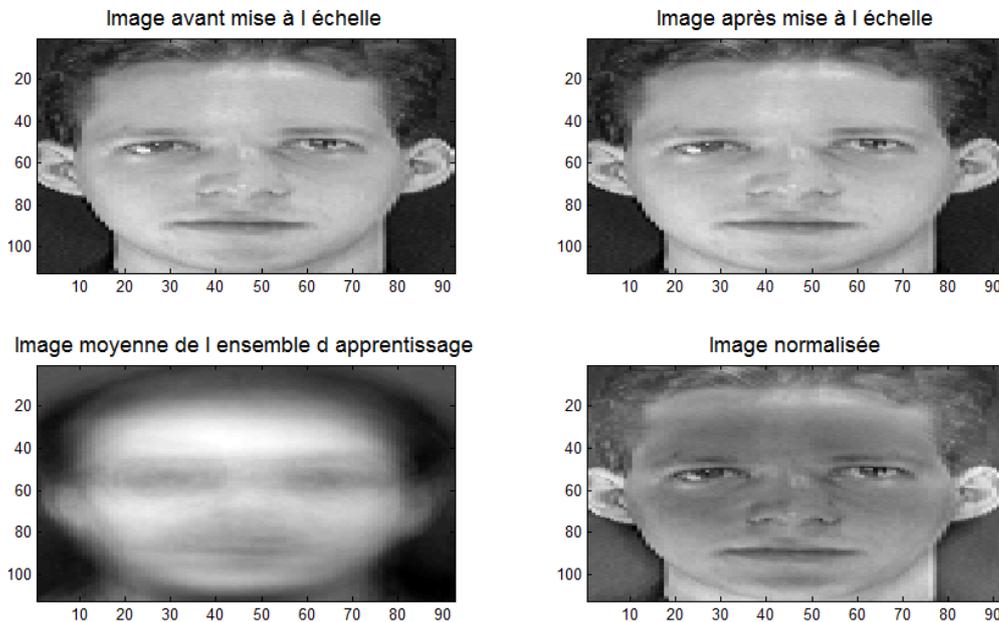
### 3.4.2. Normalisation des images d'apprentissage et de test

Pour commencer la reconnaissance, une étape de traitement initiale est effectuée pour rendre les images homogènes. Ce traitement est effectué sur des images d'apprentissage et de test. Cela permet de convertir toutes les images dans un format similaire pour assurer l'homogénéité des données.

Ce prétraitement est nécessaire pour implémenter l'algorithme de reconnaissance faciale par ACP. La figure 3.3 montre les étapes de la normalisation des visages d'apprentissage et de test.

Dans cette étape, nous allons transformer toutes les valeurs des pixels à l'échelle comprise entre 0 et 1 en les divisant par 255. Ensuite, nous calculons la moyenne de toutes les images dans la base de données qui donnent le visage moyen. L'image moyenne est ensuite

soustraite de chaque image dans la base de données . Et ainsi est obtenue l'image normalisée comme le montre la figure 3.3.



**Fig.3.3:** Visages moyen et normalisé d'une personne.

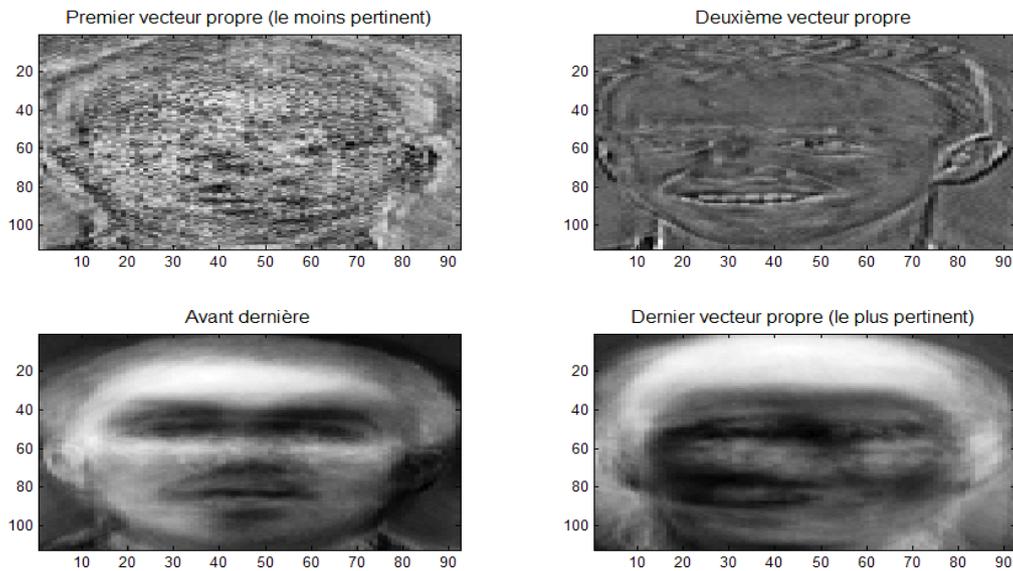
Le visage moyen est déduit de tous les visages de la base de données et il traduit leurs caractéristiques communes. Ce dernier est soustrait des visages d'apprentissage, ce qui ne laisse alors que les informations propres à chaque visage de référence.

### 3.4.3. Les vecteurs propres pour l'ensemble d'apprentissage

Les vecteurs propres (eigenfaces) sont issues d'un traitement mathématique qui s'appuie sur l'utilisation de la méthode ACP. La figure 3.4 illustre les visages propres ou les vecteurs propres pendant l'étape d'apprentissage.

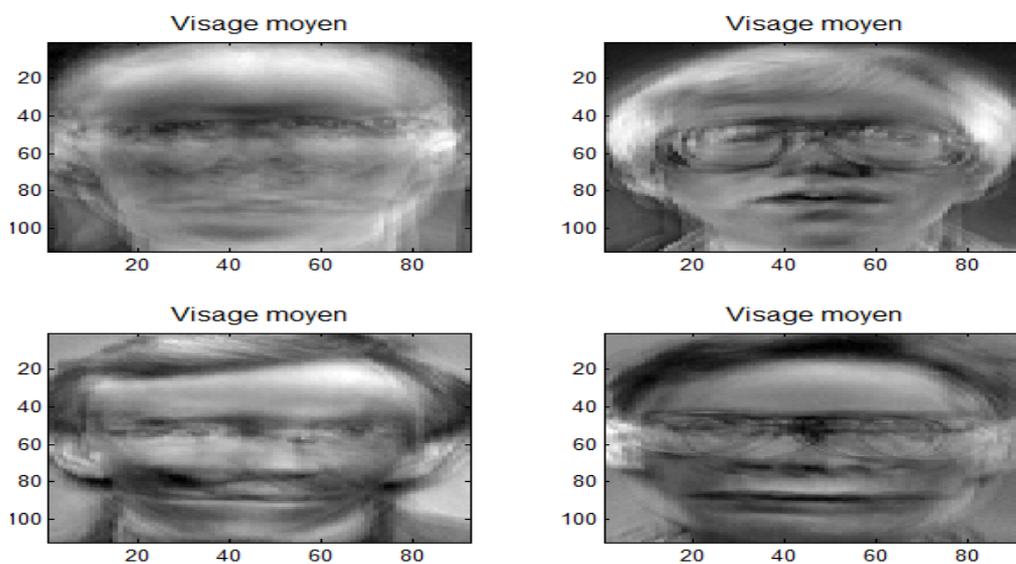
Après avoir calculé le visage moyen et le soustraire de chaque image de la base d'apprentissage, nous calculons ensuite la matrice de covariance. La décomposition en valeurs et vecteurs propres de cette matrice nous permet de projeter les quantités énormes de données (visages) sur un espace de dimension réduite. Les visages peuvent être réduits, en utilisant seulement les meilleurs vecteurs propres (qui correspondent aux plus grandes valeurs propres et qui représentent en fait la plus grande variance de l'ensemble d'images faciales).

Les vecteurs propres les plus importants sont appelées composantes principales et permettent de représenter et de de-corréler la donnée en réduisant la dimension et les calculs. De la figure 3.4, on observe que le dernier vecteur propre est le meilleur.



**Fig.3.4:** Les vecteurs propres pour l'ensemble des visages d'apprentissage.

Le nombre possible de vecteurs propres est égal au nombre d'images d'apprentissage. On remarque à partir de la figure 3.5 ci-dessous que les images servant à l'apprentissage, auxquels on a enlevé l'image moyenne, sont en fait la combinaison linéaire des visages propres.

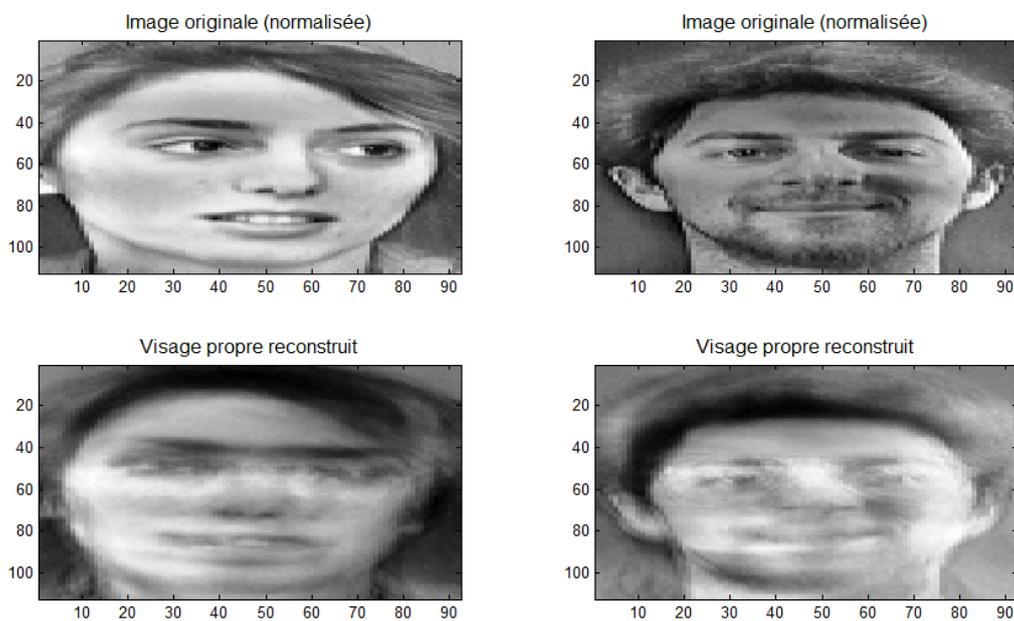


**Fig.3.5:** La combinaison linéaire des visages propres.

Les images originales peuvent être reconstruites à partir du mélange linéaire de ces éléments subjectifs. Les images correspondants à ces vecteurs sont appelés « images fantômes », chacune montrant une partie du visage, appelée visage propre (eigenface).

#### 3.4.4. La reconstruction des visages propres

La reconstruction des images d'origine consiste à ajouter à l'image moyenne les singularités pondérées de chaque visage (eigenface). La figure 3.6 montre la reconstruction du visage propre pour deux personnes de sexe différent (homme et femme).



**Fig.3.6:** Reconstruction du visage propre.

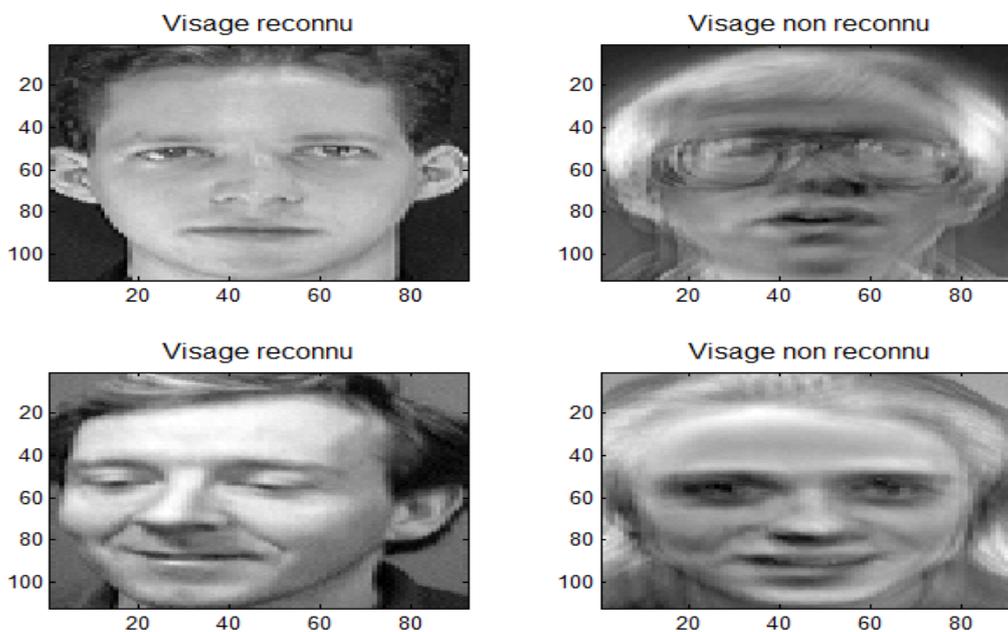
À partir de la recherche de vecteurs propres, l'ACP extrait des composantes principales pour chaque visage de la liste d'apprentissage. Par conséquent, la qualité des visages reconstruits est bonne et s'améliore avec l'augmentation du nombre de composantes principales.

#### 3.4.5. Classification et décision

La reconnaissance d'une personne consiste à trouver l'image la plus similaire des images d'apprentissage. L'ACP cherche les propriétés moyennes des visages, puis calcule les

poids avec tous les espaces propres connus. La distance entre les poids des images d'apprentissage et les images à tester est ensuite calculée.

Ainsi, le résultat de la reconnaissance est une image de la base d'apprentissage très similaire à la nouvelle image présentée au système (image de test). La figure 3.7 ci-dessous représente le résultat de décision par ACP. Où nous notons que les visages sont classés comme reconnus ou non reconnus.



**Fig.3.7:** Test de la reconnaissance de visage par ACP.

### 3.5. Le taux de reconnaissance

La fiabilité de divers systèmes de reconnaissance faciale est vérifiée selon plusieurs indicateurs, dont le taux de reconnaissance faciale (La précision) est l'un d'entre eux, qui est divisé en deux types:

- Le taux de bonne reconnaissance: le système reconnaît bien l'utilisateur qu'il devait reconnaître.
- Le taux de mauvaise reconnaissance : le système reconnaît un utilisateur mais en l'identifiant comme un autre.

Le taux de reconnaissance TR est le rapport entre le nombre d'images de test reconnues  $N_r$  et le nombre total des images de test  $N_t$ .

### 3.5.1. Relation entre le taux de reconnaissance et le nombre d'image de test

L'expérience suivante consiste à étudier la variation du taux de reconnaissance en fonction du nombre d'individus.

Les tableaux suivants montrent l'évolution du taux de reconnaissance (précision) en fonction du nombre d'individus changeant et de la taille de la base d'apprentissage par personne. Pour les tableaux 3.1, 3.2 et 3.3, nous avons pris 10,13 et 40 individus respectivement, avec un nombre d'images d'apprentissage par personne égal 4, 6, 8 et 9.

	<b>Nombre de classes (individus) = 10</b>			
<b>Nombre d'images d'apprentissage</b>	<b>4×10 = 40</b>	<b>6×10 = 60</b>	<b>8×10 = 80</b>	<b>9×10 = 90</b>
<b>Nombre d'images de test</b>	<b>6×10 = 60</b>	<b>4×10 = 40</b>	<b>2×10 = 20</b>	<b>1×10 = 10</b>
<b>Précision (%)</b>	<b>95</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>

**Tableau 3.1:** Le taux de reconnaissance pour 10 classes.

	<b>Nombre de classes (individus) = 13</b>			
<b>Nombre d'images d'apprentissage</b>	<b>4×13 = 52</b>	<b>6×13 = 78</b>	<b>8×13 = 104</b>	<b>9×13 = 117</b>
<b>Nombre d'images de test</b>	<b>6×13 = 78</b>	<b>4×13 = 52</b>	<b>2×13 = 26</b>	<b>1×13 = 13</b>
<b>Précision (%)</b>	<b>91.16</b>	<b>92.31</b>	<b>96.31</b>	<b>100</b>

**Tableau 3.2:** Le taux de reconnaissance pour 13 classes.

	<b>Nombre de classes (individus) = 40</b>			
<b>Nombre d'images d'apprentissage</b>	<b>4×40 = 160</b>	<b>6×40 = 240</b>	<b>8×40 = 320</b>	<b>9×40 = 360</b>
<b>Nombre d'images de test</b>	<b>6×40 = 240</b>	<b>4×40 = 160</b>	<b>2×40 = 80</b>	<b>1×40 = 40</b>
<b>Précision (%)</b>	<b>86.83</b>	<b>90</b>	<b>94.73</b>	<b>100</b>

**Tableau 3.3:** Le taux de reconnaissance pour 40 classes.

Dans les trois tableaux, nous notons que le nombre d'images de test diminue avec l'augmentation du nombre d'images d'entraînement (apprentissage), ce qui signifie que si nous avons quatre images sur 10 par personne, le nombre d'images de test est de 6 images par personne, c'est à dire  $10 - 4 = 6$ . Si nous prenons huit photos par personne, le nombre total d'images de test par personne est de 2 images.

Le tableau 3.1 montre que le taux de reconnaissance augmente au fur et à mesure que le nombre d'images d'apprentissage augmente.

Nous avons obtenu un taux de 95% pour 40 images et 100% pour 60, 80 et 90 du nombre d'images d'apprentissage. La même observation est valable pour le tableau 3.2, où nous avons trouvé des valeurs de 91,16 % et 92,31 % avec 52 et 78 images d'apprentissage respectivement, la précision a atteint 100 % avec 117 images d'apprentissage. Pour le tableau 3.3, des taux de 86.83 %, 90 % et 100 % sont atteints avec 160, 240 et 360 images d'apprentissage respectivement.

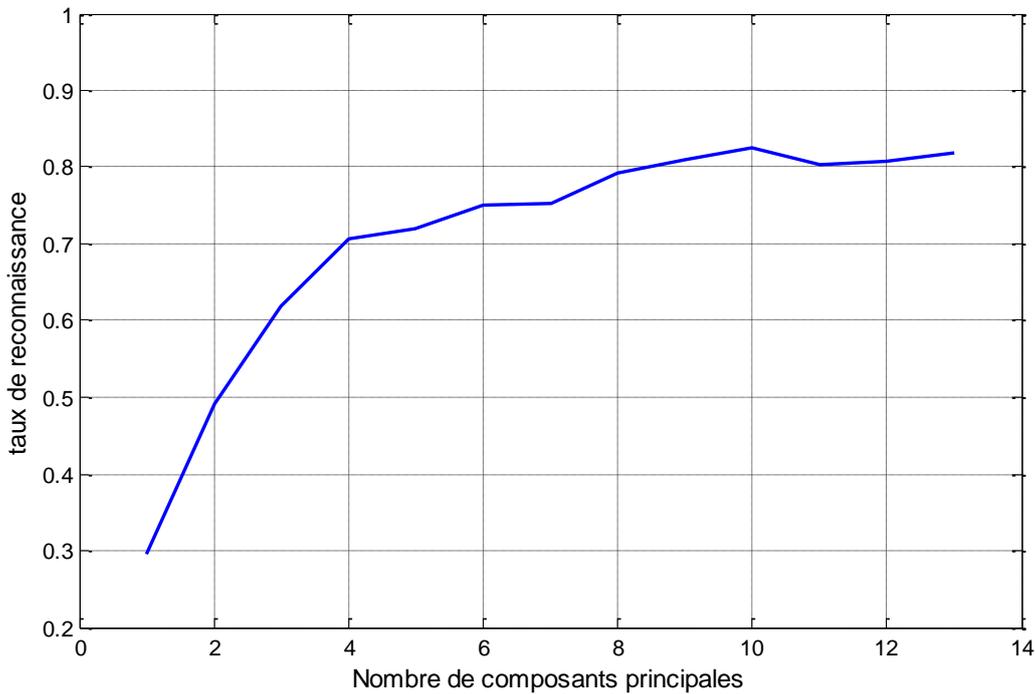
Nous notons à partir de cette expérience que le tableau 3.1 donne le meilleur taux de reconnaissance en raison du nombre d'individus utilisés et du nombre d'images d'apprentissage et de test. Le taux de reconnaissance est bon et significatif lorsque le nombre d'individus et d'images pour le test est faible.

L'algorithme de reconnaissance faciale avec l'ACP dépend fortement du nombre de personnes, en particulier du nombre d'images de test par personne.

### **3.5.2. Relation entre le taux de reconnaissance et le nombre de composantes principales**

Le taux de reconnaissance dépend du pourcentage de l'énergie retenue du signal de l'image. Plus le nombre de composantes principales retenues est élevé plus la reconnaissance est bonne.

La figure 3.8 ci-dessus montre l'évolution du taux de reconnaissance en fonction nombre de composantes principales. Nous remarquons qu'il augmente graduellement à mesure que le nombre de composantes principales augmente.



**Fig.3.8:** Variation du taux de reconnaissance jusqu'à 13 composantes principales.

Pour interpréter la courbe, nous avons mentionnés dans le tableau 3.4 quelques composantes principales et les taux de reconnaissance correspondants comme suivant:

Nombre de composantes principales (Ncp)	1	4	8	13
Taux de reconnaissance (%)	30	70	78	82

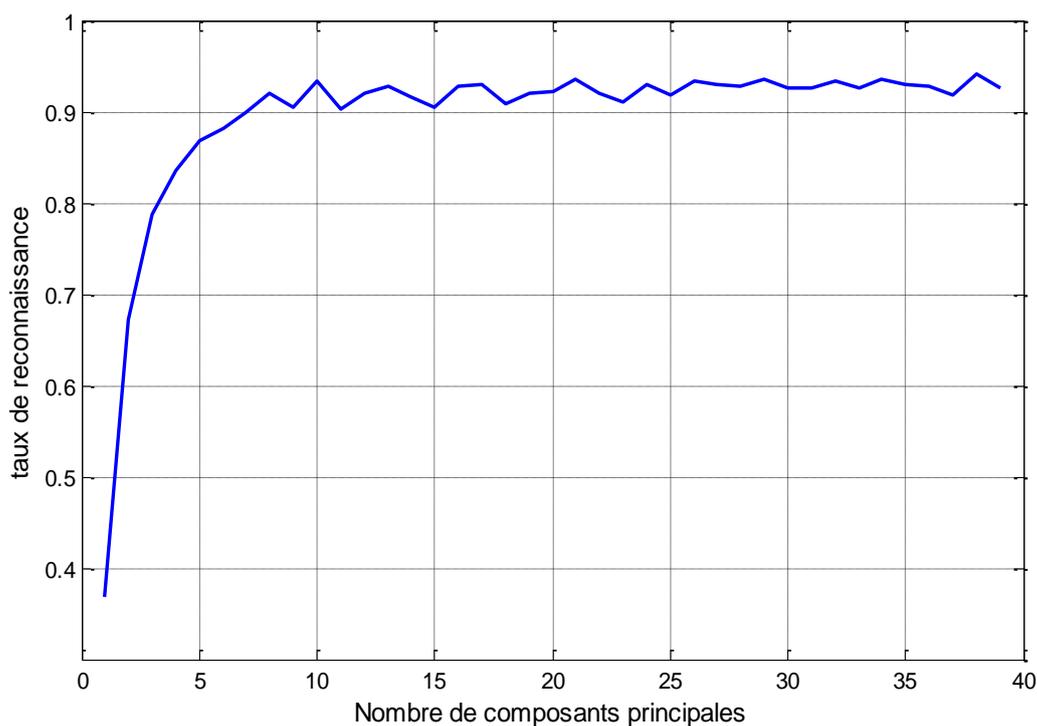
**Tableau 3.4:** Variation du taux de reconnaissance en fonction du Ncp

Nous notons que le taux de reconnaissance augmente avec le nombre de composantes principales.

Pour une seule composante principale, on note un taux de reconnaissance de 29%, ce qui reflète un taux de reconnaissance de visage très faible. En outre, nous avons un taux de 66% pour quatre composantes principales, soit un taux de classification moyen. Puis, il augmente à 72% et 80% pour un nombre de composantes principales allant de 10 à 13.

On remarque que l'amélioration du taux de reconnaissance par augmentation du nombre de composantes principales.

En changeant le nombre de composantes principales retenues de 13 à 39, nous obtenons la figure 3.9 ci-dessous :



**Fig.3.9:** Taux de reconnaissance jusqu'à 39 composantes principales.

Le tableau 3.5 ci-dessous contient les coordonnées de quelques points de la courbe précédente. Un taux maximum de reconnaissance est atteint (92 %) avec 35 composantes principales.

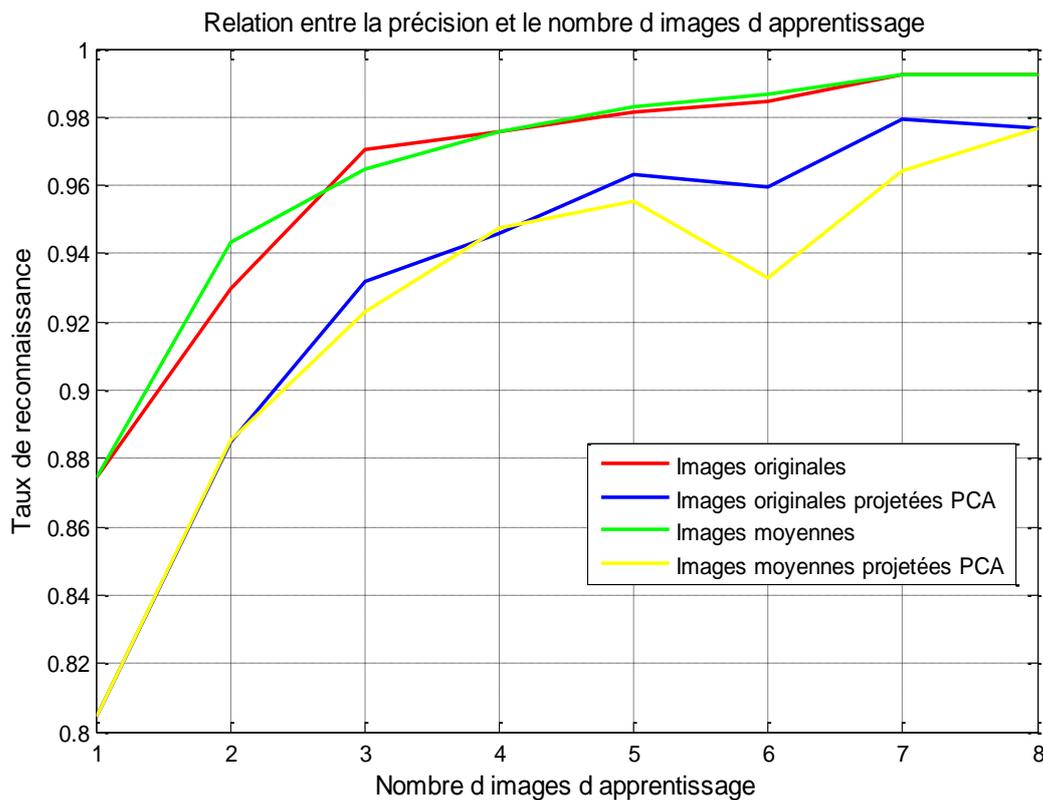
Nombre de composantes principales	1	10	20	35
Taux de reconnaissance (%)	29	90	92	92

**Tableau.3.5:** Saturation du taux de reconnaissance en fonction de Ncp

On obtient un taux de reconnaissance égale 29 % avec une seule composante principale. Ce dernier évolue lorsqu'on augmente le nombre de composante principale jusqu'à 10. Cette expérience montre que le taux de reconnaissance prend une valeur fixe égale à 92 % quelque soit le nombre des composantes principales supérieur à 13.

### 3.6. Influence de dimension de la base d'apprentissage sur la reconnaissance

Cette expérience consiste à prendre un ensemble d'images d'entraînement dont nous avons calculé la moyenne de chacune et la projeter sur l'espace ACP. Ensuite, nous avons représenté le taux de reconnaissance pour chaque type d'images, comme indiqué dans la figure 3.10 ci-dessous :



**Fig.3.10:** La relation entre le taux de reconnaissance et le nombre d'images d'apprentissages.

Sur les quatre courbes représentées de la figure 3.10, nous observons que le taux de reconnaissance pour chacune des images originales et projetées sur un espace ACP est égal à 87.5 % pour une seule image et augmente progressivement à environ 99.2 % pour huit images d'apprentissage.

En outre, le taux de reconnaissance concernant les images moyennes et moyennes projetées sur un espace ACP est égal à 80.2 % pour une seule image et 97.5 % pour huit images.

Grâce à cette expérience, nous concluons que le meilleur taux de reconnaissance pour les images originales et les images projetées sur l'espace ACP à la fois, peut atteindre 99.2 %.

### **3.7. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons implémenté l'algorithme ACP destiné à identifier les visages. Les résultats obtenus en le testant sur la base de données ORL ont montré que la ACP est une méthode efficace pour reconnaître les visages en analysant les composantes principales de chaque image faciale et en les comparant avec l'image à identifier.

Nous avons d'abord divisé les images de la base de données en apprentissage et test, puis nous avons calculé l'image moyenne qui a été soustraite de chaque image d'apprentissage. Ensuite les vecteurs propres ont été extraits pour chaque image et les faces propres ont été reconstruites.

La qualité des visages reconstruits est bonne et s'améliore avec l'augmentation du nombre de composantes principales.

Nous avons également mis en évidence l'évolution du taux de reconnaissance en modifiant le nombre d'images de test. Donc, nous avons conclu que le taux de reconnaissance est lié au nombre d'images de test et qu'il est amélioré en augmentant le nombre de composantes principales.

## **CONCLUSION GENERALE**

Dans ce travail, nous avons présenté et implémenté un algorithme de reconnaissance automatique des visages, qui consiste à vérifier l'identité des personnes à travers leurs visages. Les systèmes automatiques de reconnaissance faciale sont utilisés dans la surveillance à distance et pour permettre l'accès à des sites sécurisés. Cette étude nous a permis d'apprécier l'importance de la reconnaissance faciale qui attire d'avantage l'attention de la communauté scientifique. Ce domaine présente de nombreux défis vis-à-vis du développement technologique.

Dans ce mémoire, nous sommes intéressés au problème de la reconnaissance faciale dont le but d'implémenter un algorithme puissant pour identifier l'individu par l'intermédiaire de son visage. Cet algorithme repose sur la technique du « visage propre »(Eigenface) qui est l'une des méthodes les plus couramment utilisées dans ce domaine et porte le nom « Analyse en Composantes Principales (ACP) ».

A travers le premier chapitre, nous avons noté que les problèmes de pose et d'éclairage pour l'identification dans des environnements externes posent des défis qui inspirent les chercheurs. Aussi nous avons montré que l'ACP est un moyen efficace et simple pour résoudre ce type de problème.

La formulation de l'ACP dans le deuxième chapitre, nous montre que cette technique est l'un des algorithmes mathématiques utilisés pour simplifier un ensemble de données en réduisant sa taille. Il a été utilisé sur une base de données ORL qui contient une gamme d'images différentes, utilisées pour représenter efficacement les images faciales, qui peuvent être construites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard.

Grace aux résultats obtenus au chapitre 3, nous concluons que la transformation PCA est une méthode très efficace pour identifier les personnes à travers les caractéristiques de leurs visages. Nous avons trouvé que le taux de reconnaissance est étroitement lié au nombre d'images d'apprentissage et de test. Aussi, nous avons noté que ce dernier augmente avec moins d'images de test et un plus grand nombre de composantes principales. Les résultats trouvés permettent de prévoir, dans l'avenir, un algorithme correspondant à l'algorithme PCA en termes de qualité, mais il est plus rapide et utilisable dans la pratique.



## *Bibliographie*

- [1] Bruce A. Draper, «Recognizing Faces with PCA and ICA», Department of Computer Science Colorado State University Ft. Collins, CO 80523, U.S.A.
- [2] Cardinaux F, Sanderson C, Bengio S. «Face verification using adapted generative models», The6th IEEE International Conference Automatic Face and Gesture Recognition-AFGR, Seoul, 2004.
- [3] GHALI Ahmed. «Amélioration de la reconnaissance par le visage», Mémoire de Magister, UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF ORAN, 2015.
- [4] Ghoulia bouthaina. Kouidri yamina. «Etude comparative d'ensemble des descripteurs de texture pour la reconnaissance de visages», Université Kasdi Merbah Ouargla, 2017.
- [5] DJEDI Sara, «Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie», Université Mohamed Khider Biskra, 2012.
- [6] Boudjellal. S, «Détection et identification de personne par méthode biométrique», Mémoire de Magister ,Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [7] Franck Davoine, Bouchra Abboud et Van Mô Dang, «Analyse de visages et d'expressions faciales par modèle actif d'apparence», Université de Technologie de Compiègne, France, 2004.
- [8] A.J. O'Toole, H. Abdi, «Low-dimensional representation of faces in higher dimensions of the face space», Opt. Soc. Am. vol. 10, no . 23, p.405-411, 1993.
- [9] Belahcene Mébarka, «Analyse de texture par ACP», Magister électricité industrie, Université de Batna; Octobre 1994.
- [10] M.Adjout et A.Benaissa, «Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages», Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-smar. Alger, 2007.
- [11] N. c Son VU, «Contributions à la reconnaissance de visages à partir d'une seule image et dans un contexte non-contrôlé», thèse de doctorat. Institut polytechnique de Grenoble, novembre 2010.
- [12] M. Van Wambeke, «Reconnaissance et suivi de visages et implémentation en robotique», Master Ingénieur Civil en Génie Biomédical, Université Catholique de Louvain. 2009/2010.

- [13] R.Gross, J.shi, j.Cohn, «Quo Vadis face Recognition», Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in computer Vision, December, 2001.
- [14] Benzécri J-P, «L'analyse des données (2 tomes) », Dunod, Paris. (1973).
- [15] Gilles Gasso, Stéphane Canu, «Analyse en composantes principales», INSA Rouen - Département ASI Laboratoire LITIS ,2014.
- [16] Alain Rakotomamonjy - Gilles Gasso, «Analyse en composantes principales», INSA Rouen - Département ASI Laboratoire LITIS.
- [17] [http://exo7.emath.fr/cours/ch\\_dimension.pdf](http://exo7.emath.fr/cours/ch_dimension.pdf).
- [18] M. A. Turk and A. P. Pentland, «Face Recognition using Eigenfaces», Proc. IEEE, 586-591, 1991.
- [19] A. S. Tolba, A.H. El-Baz, and A.A. El-Harby, « Face Recognition», A Literature Review, International Journal Of Signal Processing Volume 2 Number 2 ISSN 1304-4494, 2005.
- [20] Khefif Bouchra, «Mise au point d'une application de reconnaissance faciale», Master en Informatique, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen, 2013.
- [21] Richard Goering, «Matlab edges closer to electronic design automation world», EE Times, 10/04/2004.
- [22] [http://www.uk.research.att.com:pub/data/att\\_faces.zip](http://www.uk.research.att.com:pub/data/att_faces.zip). AT&T Laboratories Cambridge Database of faces.

# Annexe

## Annexe A:

Voici le développement mathématique de l'erreur quadratique moyenne dont nous avons parlé dans le chapitre 2.

Soit  $J_e(P)$ . On a :

$$\begin{aligned} J_e(P) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|X_i - \hat{X}_i\|^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - PP^T X_i)^T (X_i - PP^T X_i) \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i^T X_i - 2X_i^T PP^T X_i + X_i^T PP^T PP^T X_i) \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^T X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^T PP^T X_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^T X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i^T t_i \\ &= \text{trace}\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^T X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i t_i^T\right) = \text{trace}\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^T - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P^T X_i X_i^T P\right) \end{aligned}$$

$$J_e(P) = \text{trace}(M) - \text{trace}(P^T M P)$$

## Annexe B:

La figure B. représente des échantillons de la base ORL utilisée pour les tests, cette base de données est disponible en téléchargement gratuit à l'adresse suivante:

<http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>



**Fig.B.1:** Exemple d'échantillons de la base ORL.