



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Amar Thelidji- Laghouat

**FACULTE: DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT : D'ELECTRONIQUE**

MEMOIRE DE MASTER

Réalisé par : Hafsi Abdelmoutaleb

DOMAINE : Sciences et Technologies

FILIERE : Automatique

OPTION : Automatique et informatique industrielle

Thème

**Deux méthodes de Reconnaissance du visage
basées sur l'intelligence artificielle**

Jury de soutenance

Nom et Prénom	Grade	Qualité
Mr Reguiegue Mourad	MCB	Encadrant
Mr Birane Mouhoub	MCA	Président
Mr Merah Lahcen	Professeur	Examineur

Promotion : 2024/2025

ملخص

برز التعرف على الوجه كمجال بحثي مهم، لا سيما من خلال استخدامه في أنظمة التحكم في الوصول. وهو يعتمد على العديد من التخصصات الرئيسية مثل معالجة الصور والتعرف على الأنماط والرؤية الحاسوبية. على الرغم من توفر أساليب بيومترية أخرى، إلا أن التعرف على الوجه لا يزال قيد الدراسة على نطاق واسع. ومع ذلك، على الرغم من العديد من الأساليب التي تم تطويرها، إلا أنه لا يزال يمثل تحديًا معقدًا: فالوجوه البشرية لها أوجه تشابه بنيوية كبيرة ويختلف مظهرها وفقًا للإضاءة وزاوية الكاميرا وتعبيرات الوجه. في عملنا، قمنا بدراسة التعرف على الوجه من خلال تطوير نظام يعتمد على طريقتين كلاسيكيتين: تحليل المكونات الرئيسية (PCA) والتحليل التمييزي الخطي (LDA). تم دمج هاتين الطريقتين مع مصنفات مثل SVM (آلة دعم المتجهات) و KNN (أقرب جار) لتحسين أداء التعرف.

الكلمات المفتاحية:

معالجة الصور، نظام التعرف على الوجه، تحليل المكونات الرئيسية (PCA)، التحليل الخطي للتمييز (LDA)، آلة دعم المتجهات (SVM)، تحليل الجار الأقرب (KNN)

Abstract

Facial recognition has established itself as an important field of research, not least thanks to its use in access control systems. It is based on several key disciplines such as image processing, pattern recognition and computer vision. Although other biometric methods are available, facial recognition remains widely studied. However, despite the many approaches developed, it remains a complex challenge: human faces have significant structural similarities, and their appearance varies according to lighting, camera angle and facial expressions. In our work, we studied facial recognition by developing a system based on two classical methods: principal component analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA). These methods were combined with classifiers such as SVM (Support Vector Machine) and KNN (k-nearest neighbors) to improve recognition performance.

Keywords:

Image processing, Facial recognition system, Principal Component Analysis (PCA), Linear Discriminant Analysis (LDA), SVM (Support Vector Machine), KNN (k-nearest neighbors)

Résumé

La reconnaissance faciale s'est imposée comme un domaine de recherche important, notamment grâce à son utilisation dans les systèmes de contrôle d'accès. Elle repose sur plusieurs disciplines clés telles que le traitement d'images, la reconnaissance de formes et la vision par ordinateur. Bien que d'autres méthodes biométriques soient disponibles, la reconnaissance faciale reste largement étudiée. Cependant, malgré les nombreuses approches développées, elle demeure un défi complexe : les visages humains présentent des similitudes structurelles importantes et leur apparence varie en fonction de l'éclairage, de l'angle de prise de vue et des expressions faciales.

Dans le cadre de notre travail, nous avons étudié la reconnaissance faciale en développant un système basé sur deux méthodes classiques : l'analyse en composantes principales (ACP) et l'analyse discriminante linéaire (ADL). Ces méthodes ont été combinées à des classifieurs tels que SVM (Support Vector Machine) et KNN (k-plus proches voisins) afin d'améliorer les performances de reconnaissance.

Mots-clés :

Traitement d'image, Système de reconnaissance faciale, Analyse en composantes principales (ACP), l'analyse discriminante linéaire (ADL), SVM (Support Vector Machine), KNN (k-plus proches voisins).

Remerciements

Je remercie tout d'abord Allah qui ma donné la force et le courage de terminer mes études et d'élaborer ce travail.

Je remercie les membres du jury, notamment son président, **Mr. Birane Mouhoub**, et **Mr. Lahcen Merah**, pour leur lecture attentive de ce mémoire et pour les remarques qu'ils me feront parvenir afin de m'aider à l'améliorer.

Je tiens également à exprimer toute mes reconnaissances à mon encadrant de mémoire, **Mr. Mourad Reguiegue** pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils qui ont alimenté mes réflexions. Sans sa méthodologie et ses orientations précieuses, je n'aurais pas accompli ce mémoire.

Je remercie également toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, au succès de ce projet et qui m'ont aidées lors de la rédaction de ce mémoire.

DÉDICACES

JE DÉDIE CE MODESTE TRAVAIL :

À MON PÈRE ET MA MÈRE DIEU RÉCLAMÉ LEUR
PROCURE BONNE SANTÉ ET LONGUE VIE. À CELUI QUE
J'AIME BEAUCOUP ET QUI M'A SOUTENUE TOUT AU
LONG DE CE PROJET ET BIEN SUR À MES FRÈRES, À
TOUTE MA FAMILLE, ET MES AMIS, ET À TOUS CEUX
QUI ONT CONTRIBUÉ DE PRÈS OU DE LOIN POUR QUE CE
PROJET SOIT POSSIBLE, JE VOUS DIS MERCI.

HAFSI
ABDEL MOUTALEB

Sommaire

Résumé	I
Remerciement.....	II
Dédicace.....	III
Table de matière.....	IV
Liste des figures	V
Liste des tableau	VI
Liste d'abréviation.....	VII

Introduction générale

Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images

I.1 Introduction	3
I.2 Définition d'une image	3
I.3 Image numérique	4
I.4 Caractéristiques d'une image numérique.....	5
I.4.1 Pixel	5
I.4.2 La résolution	6
I.4.3 Dimension	6
I.4.4 Bruit.....	6
I.4.5 Histogramme.....	7
I.4.6 Le contraste	8
I.4.7 La luminance	8
I.4.8 Contours et textures.....	9
I.5 Types d'images.....	9
I.5.1 Images binaires	10
I.5.2 Images à niveaux de gris (Monochromes)	10
I.5.3 Images en couleurs (Polychromes)	11
I.6 Qualité de l'image numérique	12
I.7 Images bitmap et images vectorielles	12
I.7.1 Images matricielles.....	13
I.7.2 Images vectorielles.....	13
I.8 Système de traitement d'image	13
1.8.1 Acquisition et numérisation.....	14

1.8.2 Visualisation.....	14
I.9 Traitement numérique des images	15
1.9.1 Filtrage Numérique.....	15
1.9.1.1 Filtres linéaires.....	15
1.9.1.2 Filtres non linéaire	17
1.9.2 Domaines d'application	18
I.10 Classification en traitement d'images.....	18
1.10.1 Méthodes de classification	18
1.10.2 Méthodes supervisées	18
1.10.3 Méthodes non supervisées	18
1.10.4 Indicateurs de performance en classification.....	19
I.11 Conclusion.....	20

chapitre II: La Reconnaissance faciale

II.1 Introduction.....	21
II.2 La reconnaissance faciale.....	21
11.2.1 Acquisition de l'image	22
11.2.2 Prétraitement.....	22
11.2.3 L'extraction des paramètres	22
11.2.4 L'apprentissage	22
11.2.5 La décision.....	23
II.3 Approches de reconnaissance faciale	23
11.3.1 Les méthodes locales.....	23
11.3.1.1 Les Modèles Actifs d'Apparence	24
11.3.1.2 Machine à Vecteurs de Support.....	24
11.3.1.3 Motifs Binaires Locales (Local Binary Pattern LBF).....	25
11.3.2 Approches globales.....	25
11.3.2.1 L'Analyse en Composante Principales	27
11.3.2.2 L'Analyse Discriminante Linéaire	27
11.3.3 Méthodes hybrides.....	28
II.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages	28
11.4.1 Changement d'illumination.....	28
11.4.2 Variation de pose	29

II.4.3	Expressions faciales	30
II.4.4	Présence ou absence des composants structurels	31
II.4.5	Les vrais jumeaux	32
II.5	Évaluation d'un système de reconnaissance faciale.....	32
II.5.1	Taux de faux rejet TFR (False Reject Rate FRR).....	32
II.5.2	Taux de fausse acceptation TFA (False Accept Rate FAR)	32
II.5.3	Taux d' erreur égale TEE (Equal Error Rate EER)	33
II.6	Conclusion	33

Chapitre III : Simulation, Résultats et interprétations

III.1	Introduction.....	34
III.2	Conception.....	34
III.3	Base des données	34
III.4	Méthodes de transformations	35
III.4.1.	Analyse en composantes principales (PCA).....	35
III.4.1.1	Définition	35
III.4.1.2	Principe	36
1.	Représentation des Images sous Forme de Vecteurs	36
2.	Normalisation des données	36
3.	Calcul de la matrice de covariance	37
4.	Trouver les composantes principales (Eigenfaces).....	37
5.	Créer un vecteur de fonctionnalité	38
6.	Refondez les données selon les axes des composantes principales.....	38
III.4.2.	Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	38
III.4.2.1	Définition	38
III.4.2.2	Principe	39
III.5	Méthodes de classification.....	41
III.5.1	Les k plus proches voisins (knn)	41
III.5.2	Machine à Vecteurs de Support (svm).....	41
III.6	Résultats.....	43
III.6.2	Avec transformation.....	43
III.6.2.1	La transformation PCA	44
III.6.2.2	La transformation LDA	44

III.7 conclusion.....	45
Conclusion générale.....	46

Liste des figures

Figure I. 1: <i>Représentation d'image numérique</i>	4
Figure I. 2: <i>Groupe de pixel formant la lettre A</i>	5
Figure I. 3 : <i>Image sans bruit</i>	7
Figure I. 4: <i>Image avec bruit</i>	7
Figure I. 5: <i>Image avec histogramme</i>	8
Figure I. 6: <i>Contours d'une image</i>	9
Figure I. 7: <i>Image binaire</i>	10
Figure I. 8: <i>Image Monochrome (256 niveaux de gris)</i>	11
Figure I. 9: <i>Image en couleurs</i>	12
Figure I. 10: <i>Différence entre l'image vectorielle et l'image matricielle</i>	13
Figure I. 11: <i>Composition d'un système de traitement numérique</i>	14
Figure I. 12: <i>Exemple des filtres passe bas</i>	16
Figure I. 13: <i>Exemple de filtrage passe haut</i>	17
Figure I. 14: <i>Exemple du filtre médian</i>	18
Figure II. 1 : <i>Architecture d'un système de reconnaissance faciale</i>	21
Figure II. 2 : <i>Modèle Actif d'Apparence</i>	24
Figure II. 3 : <i>Etapas de la méthode LBP</i>	25
Figure II. 4 : <i>Exemple de variation d'éclairage</i>	29
Figure II. 5 : <i>Exemple de variation de poses</i>	30
Figure II. 6 : <i>Exemple de variation d'expressions</i>	31
Figure II. 7 : <i>Exemple d'un composant structurel (la barbe)</i>	31
Figure III. 1: <i>Base de données Faces</i>	35
Figure III. 2: <i>Le principe du PCA</i>	36
Figure III. 3: <i>Le principe du PCA en traitement d'images</i>	36
Figure III. 4: <i>Ensemble de données séparées en 2 classes</i>	39
Figure III. 5: <i>Exemple d'un programme de classification knn</i>	41
Figure III. 6: <i>Exemple d'un programme de classification svm</i>	43

Liste des tableaux

Tableau III. 1 : Précisions de classification sans transformation.....	43
Tableau III. 2 : Précisions de classification avec transformation PCA.....	44
Tableau III. 3 : Précisions de classification avec transformation LDA.....	45

Liste des abréviations

MAA : Les Modèles Actifs d'Apparence

ACP : Analyse en Composant Principale

CNN : Réseaux de neurones à convolution(Convolutional Neural Network)

EBGM : Elastic Bunch Graph Matching

HOG : histogramme de gradients orientés (Histogram of Oriented Gradients)

IA : Intelligence Artificielle

ICA : l'Analyse en Composantes Indépendantes

KNN : Les k plus proches voisins

LBF : Motifs Binaires Locales (Local Binary Pattern)

LBP : Local Binary Patterns (patrons binaires locaux)

LDA : Analyse Discriminante Linéaire

NMF : la factorisation de matrices non négatives

RMSE : Erreur Quadratique Moyenne

TEE : Taux d'erreur égale

TFA : Taux de fausse acceptation

TFR : Taux de faux rejet

TR : Taux de Reconnaissance

SVM : les Machine à Vecteurs de Support

Introduction générale

Le domaine du traitement d'images numériques a connu et continue de connaître un développement significatif au cours des dernières décennies. Ce domaine englobe l'ensemble des techniques utilisées pour modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations spécifiques [1].

L'analyse d'une image numérique est basée sur des concepts mathématiques qui permettent de la décrire quantitativement afin d'extraire des informations pertinentes en regard de l'application concernée, les traiter puis les interpréter. Il est donc possible de l'utiliser dans les disciplines très variées, aussi bien dans le domaine de la recherche que dans celui de la fabrication industrielle ou de l'analyse médicale et la reconnaissance faciale. Les techniques les plus connus utilisées pour le traitement d'images sont : extraction des caractéristiques de l'image, la segmentation d'image, le rehaussement d'image (amélioration de la qualité d'image) et le recalage d'image...etc [1- 2].

Aujourd'hui, la technologie joue un rôle crucial dans la vie quotidienne de l'humanité.

Les entreprises ainsi que les secteurs publics et privés cherchent à progresser chaque jour en suivant l'évolution technologique. Quel que soit le domaine concerné, la technologie apporte son lot d'améliorations.

Face à la croissance des télécommunications internationales, tant en termes de taille que de diversité (déplacements physiques, transactions financières, accès aux services...), l'identité des individus participants doit être assurée à grande échelle. Cela a entraîné un intérêt accru pour les systèmes électroniques d'identification pour vérifier l'identité d'une personne d'une façon automatique. Nous avons choisi la reconnaissance faciale car c'est un indicateur biologique très fort avec de nombreux

indicateurs de l'identité d'une personne et leur image peut être acquise de manière non invasive.

Les techniques de la reconnaissance du visage sont sensibles à plusieurs facteurs tels que, la variation de l'éclairage, l'échelle et le changement de la position du visage lors de l'acquisition de l'image etc. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour la reconnaissance de visage que nous pouvons les encadrées dans des techniques locales, globales et hybrides [2]. Parmi ces Techniques de la reconnaissance faciale dont nous trouvons efficaces, on cite : l'Analyse Discriminante Linéaire (LDA), l'Analyse en Composantes Principales (ACP ou Eigen Faces), et les Machine à Vecteurs de Support (SVM) [3].

Notre mémoire se compose sur trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter une brève introduction aux concepts fondamentaux du traitement d'images. Les différentes définitions abordées fournissent des connaissances élémentaires de cette discipline. Bien que ces concepts soient basiques, ils sont indispensables pour s'initier aux traitements avancés des images.

Dans le deuxième chapitre, nous allons fournir un résumé de l'état actuel des systèmes de reconnaissance faciale. Ainsi, nous discuterons les différentes techniques et les divers défis associés à cette discipline. Enfin, nous aborderons également les méthodes permettant d'évaluer les performances d'un système de reconnaissance faciale.

Le troisième chapitre sera consacré à la présentation des méthodes utilisées pour obtenir une reconnaissance faciale, ainsi qu'aux résultats obtenus pour atteindre cet objectif.

Et nous terminerons par une conclusion générale, ainsi nous allons souligner quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre 1

I.1 Introduction

Le traitement d'images est une branche du traitement de signal dédiée aux images et vidéo.

Le traitement d'images est l'ensemble des opérations effectuées sur l'image, afin d'en améliorer la lisibilité et d'en faciliter l'interprétation. C'est, par exemple, le cas des opérations de rehaussement de contraste, élimination du bruit et correction d'un flou. C'est aussi l'ensemble d'opérations effectuées pour extraire des "informations" de l'image comme la segmentation et l'extraction de contours.

Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'images numériques tels que : la définition d'image, les types d'images, caractéristiques d'images, système de traitement d'images, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, classification et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

I.2 Définition d'une image

Une image est une représentation plane d'un objet quelconque par le dessin, la photographie, le film, etc.... C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Mathématiquement, c'est une fonction bidimensionnelle de la forme $f(x,y)$, où $f(x_0, y_0)$ est la valeur de f aux coordonnées (x_0, y_0) . Donc, c'est un processus continu 2D résultant d'une mesure physique. L'amplitude de f est appelée intensité (ou niveau de gris) de l'image au point de coordonnées (x, y) .

Si une image est générée par un processus physique, $f(x, y)$ correspond à l'énergie irradiée par ce processus. Exemples de processus physiques : Emission et réflexion d'ondes lumineuses, Rayonnement infrarouge, rayons X, Echo ultrason, etc...

I.3 Image numérique

L'appellation d'image numérique désigne toute image (dessin, icône, photographie ...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire.

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$, comme la montre la figure ci-dessous où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau d'intensité.

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur. [1]

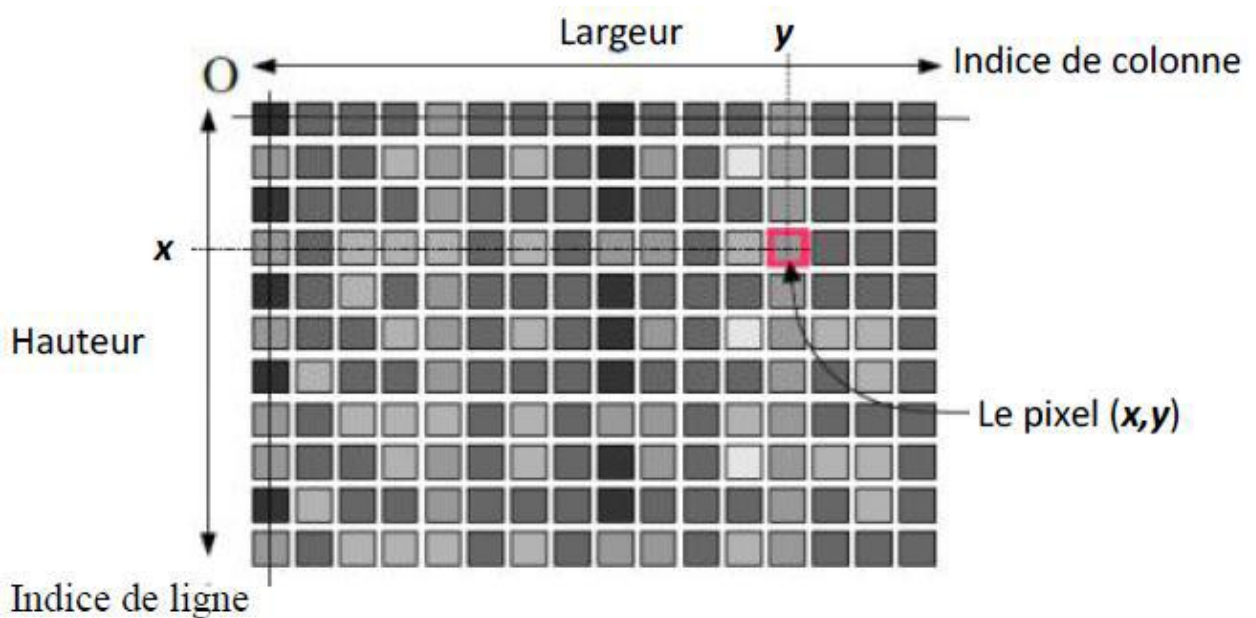


Figure I.1: Représentation d'image numérique

I.4 Caractéristiques d'une image numérique

Comme nous l'avons vu, l'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants :

I.4.1 Pixel

Il est l'unité de base permettant de mesurer la définition d'une image numérique matricielle. Son nom provient de la locution anglaise « Picture element », qui signifie « élément d'image ».

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels sur l'image. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous.

[1] [2]

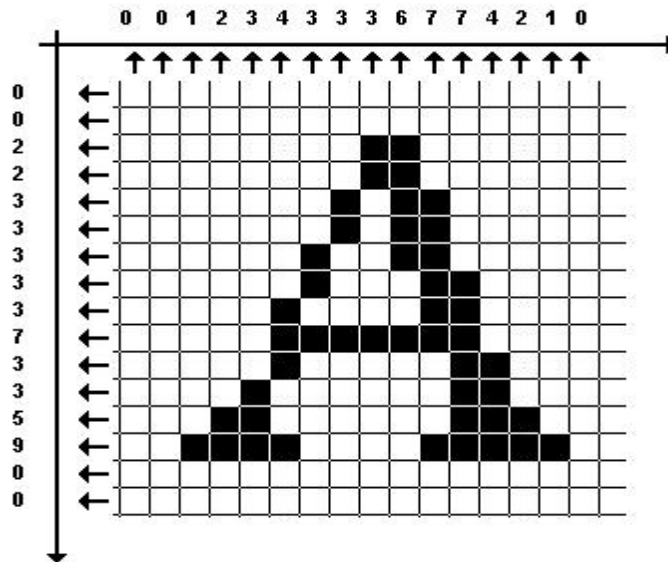


Figure I.2: Groupe de pixel formant la lettre A

I.4.2 La résolution

La résolution spatiale d'une image est le nombre de pixels par pouce qu'elle contient (1 pouce = 2.54 centimètres). Elle est exprimée en "PPP" (points par pouce) ou DPI (dots per inch).

Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée.

En peut citer aussi la résolution tonale, qui représente les tons de gris dans une image ou bien le nombre de bits qui code cette image. [1] [2]

I.4.3 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels).

Le nombre de lignes de cette matrice multipliée par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image. [1] [2]

I.4.4 Bruit

Dans une image numérique on appelle bruit numérique toute fluctuation parasite ou dégradation que subit l'image de l'instant de son acquisition jusqu'à son enregistrement. [1] [2]



Figure I.3: *Image sans bruit*



Figure I.4: *Image avec bruit*

I.4.5 Histogramme

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite).

Ainsi, l'histogramme d'une image en 256 niveaux de gris sera représenté par un graphique possédant 256 valeurs en abscisses, et le nombre de pixels de l'image en ordonnées.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. [1] [2]

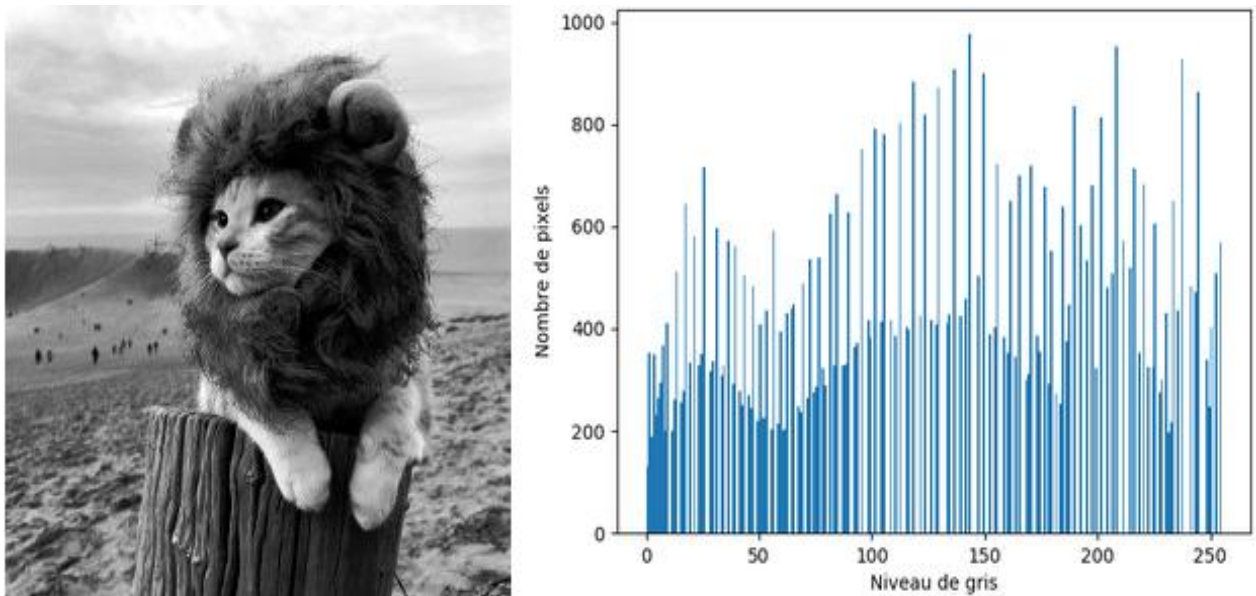


Figure I.5: Image avec histogramme

I.4.6 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre les régions sombres et les régions claires d'une image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport : [1] [2]

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (I.1)$$

I.4.7 La luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. [1] [2]

Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes) ;
- Un bon contraste: il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

I.4.8 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes. [1] [2]

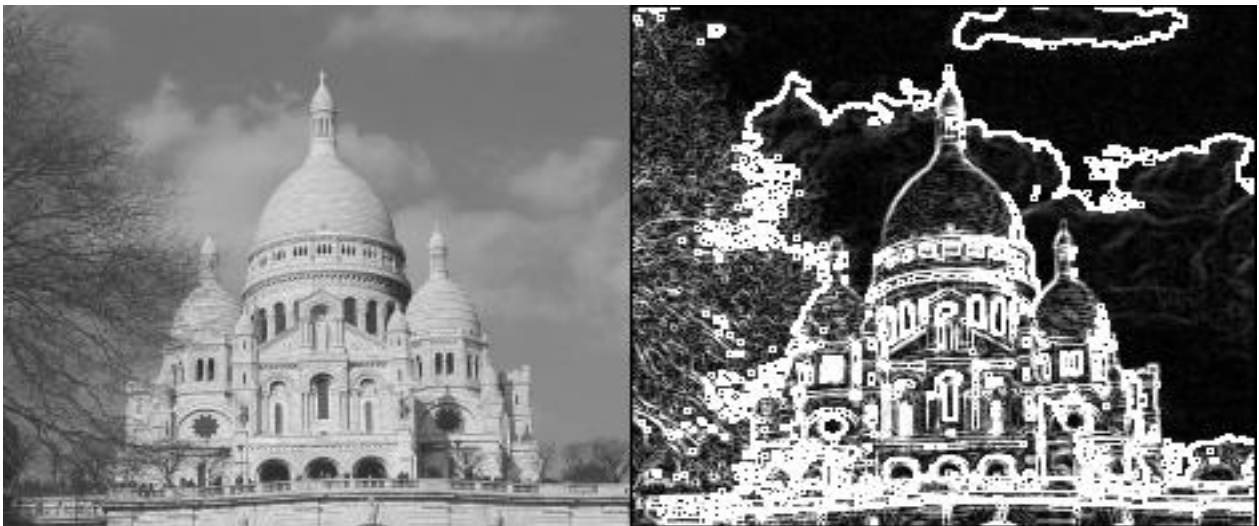


Figure I.6: Contours d'une image

I.5 Types d'images

On distingue trois types d'images :

- Binaire: codée en un bit (noir et blanc).
- Monochrome: variations d'une même teinte (niveau de gris).
- Polychrome: images couleurs.

I.5.1 Images binaires

Les images binaires sont les plus simples. Bichromes (dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1) . Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit. [3]



Figure I.7: *Image binaire*

I.5.2 Images à niveaux de gris (Monochromes)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre **0 et 255** (cas de 8 bits). Chaque pixel n'est donc plus représenté par **1 bit**, mais par **1 octet**. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux. [3]



Figure I.8: *Image Monochrome (256 niveaux de gris)*

I.5.3 Images en couleurs (Polychromes)

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Pour $R=V=B=0$ nous auront un noir pur, et pour $R=V=B=255$ nous auront un blanc pur. Il existe d'autres types de codages des images couleurs, comme le CMY (Cyan, Magenta et Jaune). La représentation des images couleurs se fait donc par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, on distingue généralement deux types d'images: [3]

- Images 24 bits;
- Images à palettes.



Figure I.9: *Image en couleurs*

I.6 Qualité de l'image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.
- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle). [4]

I.7 Images bitmap et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles :

I.7.1 Images matricielles

Dans la description que nous avons faite jusqu'à présent des images, nous avons utilisé une matrice. On dit alors que l'image est matricielle ou en anglais bitmap. Ce type d'image est adapté à l'affichage sur écran mais peu adapté pour l'impression car bien souvent la résolution est faible. [5]

I.7.2 Images vectorielles

Le principe des images vectorielles est de représenter les données de l'image à l'aide de formules mathématiques. Cela permet alors d'agrandir l'image indéfiniment sans perte de qualité et d'obtenir un faible encombrement. [5]

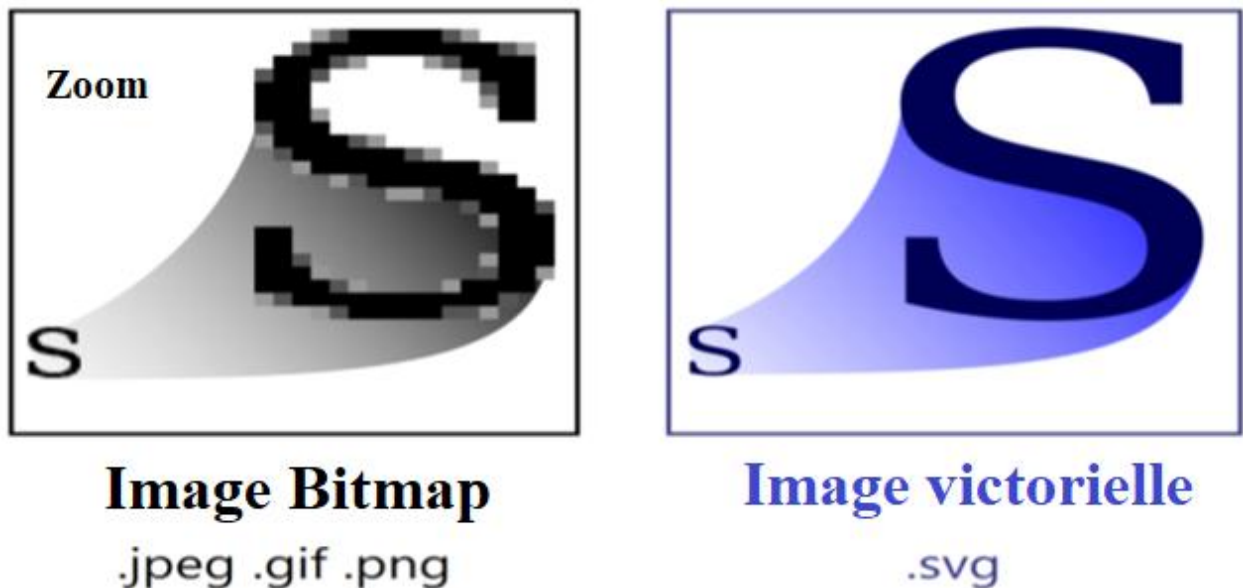


Figure I.10: Différence entre l'image vectorielle et l'image matricielle

I.8 Système de traitement d'image

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.

- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images. [3]

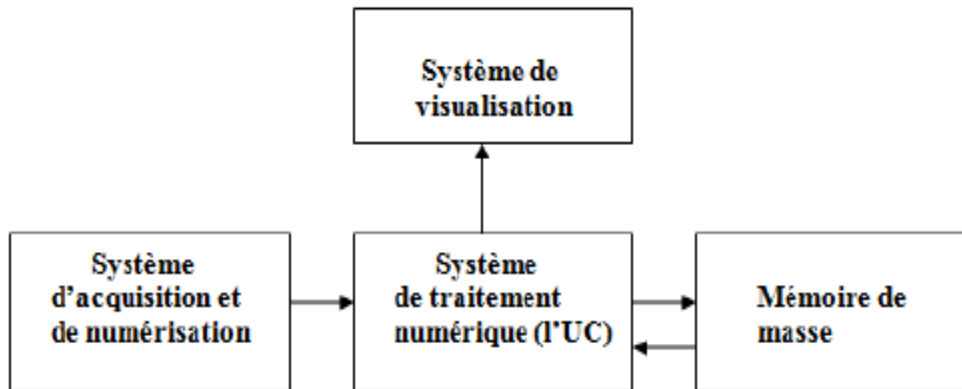


Figure I.11: Composition d'un système de traitement numérique

1.8.1 Acquisition et numérisation

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners. [3]

1.8.2 Visualisation

Tout système de traitement d'images est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque

échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission . [3]

I.9 Traitement numérique des images

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autres termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image. Dans cette partie on se limite à donner le principe du filtrage d'images avec quelques exemples représentatifs. [6]

I.9.1 Filtrage Numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitables pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués.

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

I.9.1.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de réduire le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N est généralement impair. [6]

Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

A. Filtre passe-bas (lissage)

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est

souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

Il existe différents types de filtres, et on peut citer le filtre moyen, filtre gaussien.

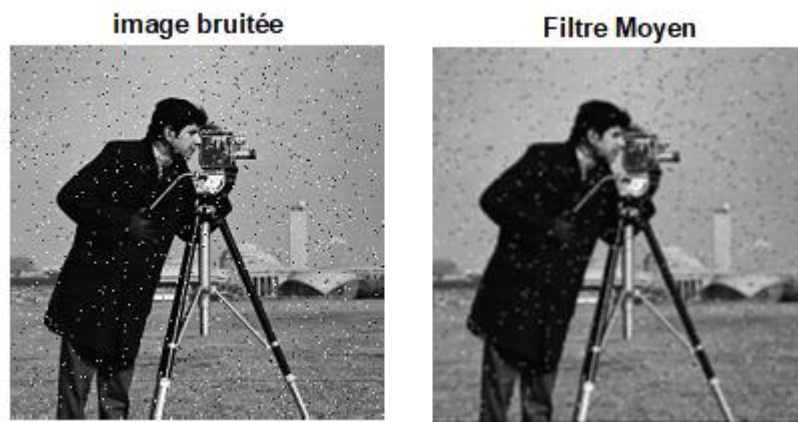


Figure I.12: Exemple des filtres passe bas

B. Filtre Passe-haut (Accentuation)

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

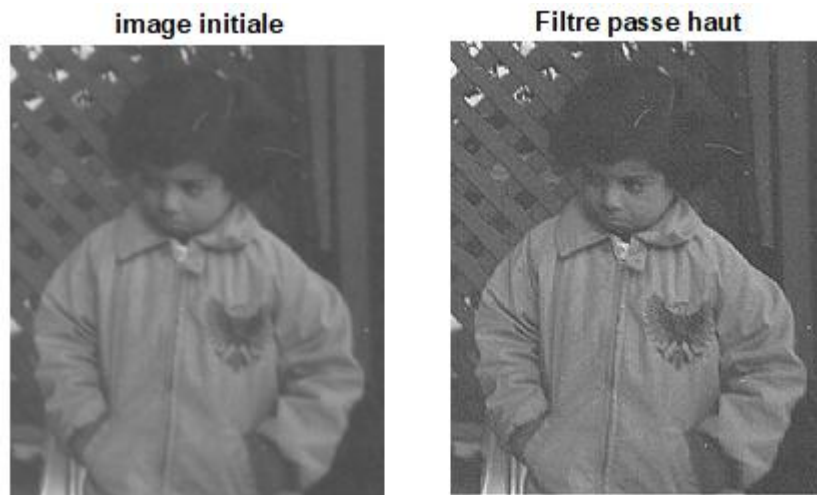


Figure I.13: Exemple de filtrage passe haut

I.9.1.2 Filtres non linéaire

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). Le filtre non linéaire le plus connu est le filtre Médian.

A. Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir.

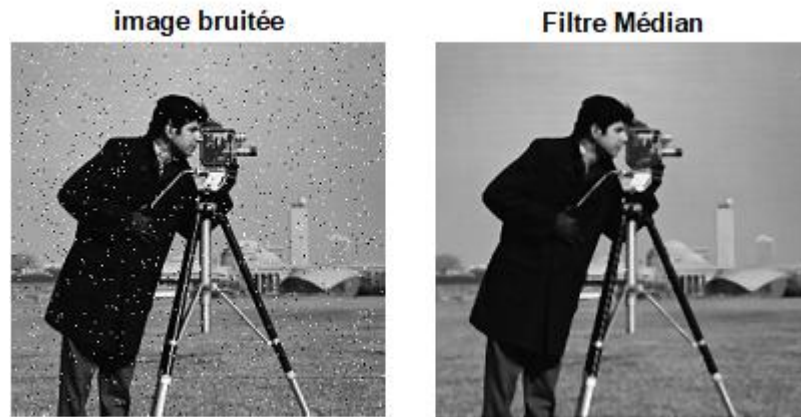


Figure I.14: Exemple du filtre médian

I.9.2 Domaines d'application

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire). [6]

De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques,...

I.10 Classification en traitement d'images

I.10.1 Méthodes de classification

De nombreuses méthodes classiques ont été consacrées pour faire une classification, elles peuvent être séparées en deux grandes catégories : les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée.

I.10.2 Méthodes supervisées

L'objectif de la classification supervisée est principalement de définir des règles permettant de classer des objets dans des classes à partir de variables qualitatives ou

quantitatives caractérisant ces objets. On dispose au départ d'un échantillon dit d'apprentissage dont le classement est connu. Cet échantillon est utilisé pour l'apprentissage des règles de classement. Il est nécessaire d'étudier la fiabilité de ces règles pour les comparer et les appliquer, évaluer les cas de sous apprentissage ou de sur apprentissage (complexité du modèle). On utilise souvent un deuxième échantillon indépendant, dit de validation ou de test.

I.10.3 Méthodes non supervisées

Procède de la façon contraire. C'est à dire ne nécessitent aucun apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. Elle consiste à représenter un nuage des points d'un espace quelconque en un ensemble de groupes appelé Cluster. Il lié généralement au domaine de l'analyse des données comme l'ACP (Analyse en Composantes Principales). Un « Cluster » est une collection d'objets qui sont « similaires » entre eux et qui sont « dissemblables » par rapport aux objets appartenant à d'autres groupes.

I.10.4 Indicateurs de performance en classification

Sont des métriques utilisées pour évaluer l'efficacité d'un modèle de classification en apprentissage automatique.

- **Précision (Accuracy) :** Il s'agit du rapport entre le nombre de prédictions correctes et le nombre total de prédictions.

$$Accuracy = \frac{N^{\circ} \text{ de prédictions correctes}}{N^{\circ} \text{ total de prédictions}} \quad (I.2)$$

- **Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) :** elle est donnée par l'équation suivante :

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Classe \text{ prédictee } (i) - Classe \text{ True}(i))^2 \right]^{1/2} \quad (I.3)$$

- **Matrice de confusion**

Prenons l'exemple d'un classifieur binaire, c'est-à-dire, qui prédit 2 classes notées classe 0 et classe 1. Pour mesurer les performances de ce classifieur, il est d'usage de distinguer 4 types d'éléments classés pour la classe voulue :

- Vrai positif VP : Elément de la classe 1 correctement prédit
- Vrai négatif VN : Elément de la classe 0 correctement prédit
- Faux positif FP : Elément de la classe 1 mal prédit
- Faux négatif FN : Elément de la classe 0 mal prédit. [7]

I.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images.

Nous pouvons, à présent, aborder au prochain chapitre le processus de reconnaissance faciale depuis l'acquisition de l'image à l'identification, ainsi que les principales techniques utilisées pour la reconnaissance de visages.

Chapitre 2

II.1 Introduction

La reconnaissance faciale est devenue un pilier des technologies modernes, transformant la façon dont nous interagissons avec le monde. Ce chapitre plonge au cœur de son fonctionnement, détaillant les étapes clés comme l'acquisition d'images et l'extraction des caractéristiques, ainsi que les méthodes utilisées pour identifier un visage.

II.2 La reconnaissance faciale

L'application de reconnaissance faciale repose sur l'utilisation de différents algorithmes qui permettant de comparer les échantillons faciaux capturés à partir d'une image ou d'une vidéo avec une base de données existante contenant les visages connus.

Les caractéristiques du visage, telles que la position des empreintes faciale, sont extraites et converties en une représentation numérique. Cette empreinte faciale est ensuite comparée aux empreintes enregistrées dans la base de données afin d'identifier d'éventuelles correspondances. [8]

La figure ci-dessous représente l'architecture générale d'un système de reconnaissance faciale.

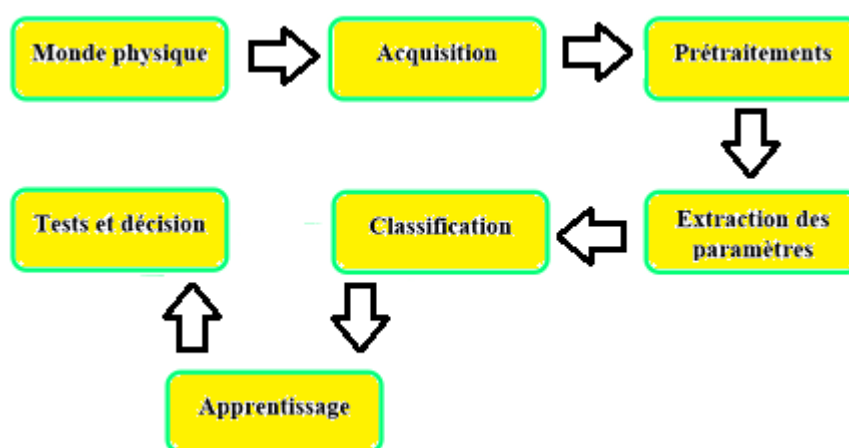


Figure II.1 : Architecture d'un système de reconnaissance faciale

Un système de reconnaissance faciale est basé sur cinq étapes essentielles, présentées dans les paragraphes ci-dessous.

II.2.1 Acquisition de l'image

Le but de cette étape est de prendre l'image de l'utilisateur depuis le monde extérieur en utilisant soit une caméra pour obtenir une image dynamique, ou bien un appareil photo pour obtenir une image statique. Ensuite, l'image capturée est numérisée, ce qui la transforme en une représentation bidimensionnelle du visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris ou couleurs. A ce stade, l'image est dans son état brut, ce qui présente un risque de bruit pouvant perturber les performances du système de reconnaissance et qui nécessite donc un prétraitement. [8]

II.2.2 Prétraitement

L'étape de prétraitement a pour rôle d'éliminer le bruit causé par la qualité ou la mauvaise utilisation des dispositifs électroniques lors de l'acquisition l'image en entrée, et cela dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Donc cette une étape indispensable afin d'avoir une bonne reconnaissance. [8]

II.2.3 L'extraction des paramètres

Pour avoir une classification efficace, on doit passer par cette étape car elle représente le cœur du système de reconnaissance. Elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus efficace et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc on se limite seulement à l'utilisation, que des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

II.2.4 L'apprentissage

Cette phase concerne l'apprentissage des individus par le système. Elle implique la mémorisation des paramètres extraits et classifiés dans une base de données bien structurée afin de faciliter la reconnaissance ultérieure et la prise de décision. En quelque sorte, cette base de données représente la mémoire du système.

II.2.5 La décision

L'étape de décision est la clé du système de reconnaissance car celle distingue un individu à partir d'un système de vérification. Dans cette étape, le système d'identification recherche le modèle qui correspond le mieux au visage capturé en entrée parmi ceux stockés dans la base de données.

II.3 Approches de reconnaissance faciale

Les méthodes ou techniques de reconnaissance de visage peuvent être séparées en trois grandes familles telles que les méthodes locales, les méthodes globales et les méthodes hybrides. [9]

II.3.1 Les méthodes locales

Les approches locales de la reconnaissance de visages sont basées sur des modèles et utilisent des connaissances que nous possédons, à priori, de la morphologie des visages. Elles consistent à détecter les points caractéristiques du visage, et ensuite de mesurer chaque position de ces points dans l'espace du visage ; puis à les comparer avec les paramètres extraits d'autres visages.

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. [11] [12]

Ils existent plusieurs méthodes locales comme :

Les Modèles Actifs d'Apparence,

Machine à Vecteurs de Support,

Les Motifs Binaires Locales.

II.3.1.1 Les Modèles Actifs d'Apparence

Les Modèles Actifs d'Apparence, ou AAM (pour Active Appearance Models en anglais), introduit par Cootes, se base à la création d'un modèle statistique d'un visage.

La reconnaissance est effectuée sur le résidu calculé correspondant à l'erreur de prédiction du modèle. [12]

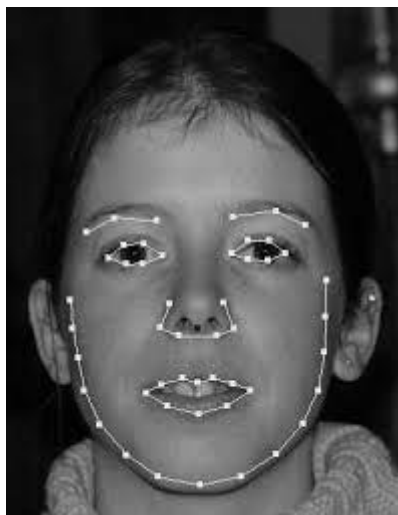


Figure II.2 : *Modèle Actif d'Apparence*

II.3.1.2 Machine à Vecteurs de Support

C'est une technique qui a été proposée par V. Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques. L'idée essentielle de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à des classes différentes) non linéairement séparables, dans un espace de plus grande dimension, appelé espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables.

Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.

- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale. [6]

II.3.1.3 Motifs Binaires Locales (Local Binary Pattern LBP)

La technique du LBP a été proposée dans le but de caractériser la texture de l'image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à appliquer un seuil dont la valeur du niveau de gris du pixel courant avec ses huit voisins directs. Tous les voisins prendront alors une valeur 0 si leur valeur est inférieure au pixel courant (seuil) et 1 dans le cas contraire.

Donc le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant les 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient, comme pour une image à niveau de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255.

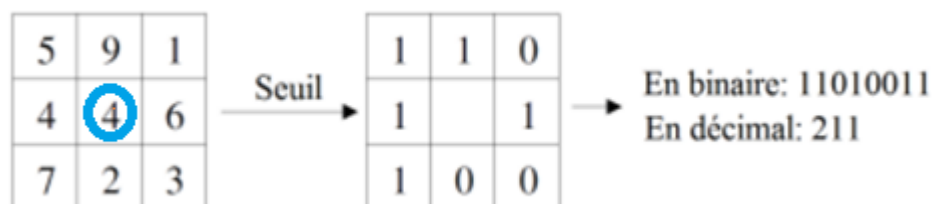


Figure II.3 : *Etapes de la méthode LBP*

Plusieurs extensions de cette méthode ont été proposées. Par exemple, la méthode a été étendue à des voisinages circulaires (et non carrés) de rayon différent pour pouvoir détecter des motifs plus gros. [6]

II.3.2 Approches globales

Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images.

Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, afin de faciliter leur manipulation.

Les méthodes globales s'appuient sur des méthodes d'analyse statistique bien connues. L'idée principale de ces méthodes est généralement de projeter l'image d'entrée du visage, préalablement vectorisée, dans un espace de plus faible dimension.

La projection est souvent conçue pour ne sélectionner que les caractéristiques importantes, pour différencier les personnes entre elles, qui les maitres relativement rapides à mettre en œuvre, mais revanche, ils sont sensibles aux variations d'illumination, de pose et d'expression faciale.

Les méthodes globales peuvent se diviser en deux types de techniques : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

- **Les techniques linéaires**

Consistent, essentiellement, à projeter linéairement l'espace d'entrée, l'image de visage, en un autre espace la plus faible dimension, et à ne conserver que les données comme significatives. Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve, l'Analyse en Composante Principale (ACP), l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) et la factorisation de matrices non négatives (NMF). L'Analyse Discriminante Linéaire LDA.[6]

- **Les techniques non linéaires**

Ces techniques se basent sur la recherche des espaces de séparation capables de représenter les données sous forme de classes indépendantes. Il y a plusieurs techniques non linéaires qui sont également utilisées dans le contexte de la reconnaissance faciale à savoir les approches neuronales, et l'utilisation des réseaux de neurone convolutif (CNN).

II.3.2.1 L'Analyse en Composante Principales

Cette technique permet de définir, à partir d'un jeu de données, un sous-espace permettant de conserver l'information discriminante, et supprimer ceux qui ne le sont

pas. Cette méthode consiste à trouver une nouvelle base de l'espace de données dont tout le vecteur orthogonal entre eux. Donc elle est considérée comme une méthode d'exploration de données car elle permet d'extraire facilement des informations de grands ensembles de données.

L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant, l'ACP n'est pas optimisé pour la séparabilité (discrimination) de la classe. Une alternative, qui est l'Analyse Discriminante Linéaire LDA, tient compte de ceci.

II.3.2.2 L'Analyse Discriminante Linéaire

L'Analyse Discriminante Linéaire a été introduite en 1936 par Robert Fisher. Elle se diffère par rapport à l'ACP par principe de calculer les combinaisons linéaires des variables initiales qui séparent le mieux ces groupes, tandis, que l'ACP construit un sous-espace pour représenter de manière optimale seulement l'objet visage, 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. Pour cela, elle optimise les variations inter-personnes par rapport à variations intra-personnel. Donc, pour pouvoir l'utiliser, il faut au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe. [12]

II.3.3 Méthodes hybrides

Comme on a vu précédemment plusieurs approches ont été proposées pour la reconnaissance faciale, sauf qu'aucune d'elle n'est capable de s'adapter aux changements d'environnements tels que la pose, expression du visage, éclairage, etc.

La robustesse d'un système de reconnaissance peut être augmentée par la fusion de plusieurs méthodes. Il est par ailleurs possible d'utiliser une combinaison de classificateurs basés sur des techniques variées dans le but d'unir les forces de chacun et ainsi pallier à leurs faiblesses.

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

Parmi ces approches on peut citer l'algorithme Elastic Bunch Graph Matching (EBGM).

II.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous. [15]

II.4.1 Changement d'illumination

Le changement d'illumination rend la tâche de reconnaissance faciale très difficile.

En effet, le changement d'apparence d'un visage du a l'éclairage, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entrainer une mauvaise reconnaissance aux images d'entrée.



Figure II.2 : Exemple de variation d'éclairage

II.4.2 Variation de pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible.



Figure II.3 : Exemple de variation de poses

II.4.3 Expressions faciales

La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance.

L'influence de l'expression faciale sur la reconnaissance est donc difficile à évaluer. Puisque l'expression faciale affecte la forme géométrique et les positions des caractéristiques faciales, il semble logique que les techniques globales ou hybrides y soient plus robustes que la plupart des techniques géométriques.

L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.



Figure II.4 : *Exemple de variation d'expressions*

II.4.4 Présence ou absence des composants structurels

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



Figure II.7 : Exemple d'un composant structurel (la barbe)

II.4.5 Les vrais jumeaux

Qui ont le même indicatif d'ADN, peuvent tromper les personnes qui ne les connaissent pas (les personnes familières avec les jumeaux ont reçu une grande quantité d'information sur ces derniers et sont donc beaucoup plus qualifiées à distinguer les jumeaux.). Il est peu probable que la vérification automatique de visage, ne pourra jamais détecter les différences très subtiles qui existent entre les jumeaux. [15]

II.5 Évaluation d'un système de reconnaissance faciale

Tout d'abord, afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement trois critères principaux.

II.5.1 Taux de faux rejet TFR (False Reject Rate FRR)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système. Telle que FR Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime.

$$TFR = \frac{\text{nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{nombre totale d'accès de clients}} \quad (\text{II.1})$$

II.5.2 Taux de fausse acceptation TFA (False Accept Rate FAR)

Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système. Telle que FA correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne.

$$TFA = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{nombre totale d'accès des imposteurs}} \quad (\text{II.2})$$

II.5.3 Taux d'erreur égale TEE (Equal Error Rate EER)

Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $TFR = TFA$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

Seuls des systèmes qui produisent des TEE faibles sont capables d'être déployés en mode identification.

II.6 Conclusion

Malgré ses avancées impressionnantes, la reconnaissance faciale doit encore relever des défis majeurs. Les variations d'éclairage, les expressions ou même la présence d'accessoires comme des lunettes peuvent tromper le système. Pourtant, avec des outils d'évaluation précis et des méthodes en constante évolution, cette technologie

continue de progresser. Son avenir réside dans un équilibre entre innovation technique et respect des limites humaines.

Le chapitre qui suit, sera consacré à la présentation des résultats obtenus en appliquant différents algorithmes afin de pouvoir faire une comparaison significative, positive et utile.

Chapitre 3

III.1 Introduction

Ce chapitre présente les résultats obtenus en appliquant les méthodes étudiées dans ce mémoire. Nous expliquerons en détail l'implémentation structurelle de notre application ainsi que les divers concepts et approches utilisés pour mettre en place notre système.

Nous présenterons les résultats obtenus pour chaque méthode utilisée, ainsi que la préparation des différentes bases de données. Nous utiliserons le langage Python pour concevoir notre système de reconnaissance faciale.

III.2 Conception

La structure globale du système de reconnaissance faciale comprend les étapes suivantes :

1. Préparation de la **base des données** (des images de visages), et la divisée en deux partie (entraînement et test),
2. Appliquer la **PCA** et **LDA** à la base de données,
3. **Faire l'apprentissage**, c'est l'étape à laquelle le système d'une personne apprend plusieurs images ou bien vecteurs (PCA et LDA), et cela se fait à l'aide de deux algorithmes utilisés *knn* et la *svm*. A la fin de cette phase, nous aurons pour chacun un modèle unique.
4. **Faire le test** et cela par la prédiction à partir des vecteurs soit PCA ou bien LDA de la base de données de test.
5. **Faire une comparaison** des résultats obtenus.

III.3 Base des données

On a utilisé la base de données Faces. Il contient 400 images (5 femmes, 35 hommes), chaque personne a pris 10 images avec des expressions, des poses et un éclairage différent, les mêmes dimensions par image (112x92).



Figure III.1 : Base de données Faces

III.4 Méthodes de transformations

III.4.1. Analyse en composantes principales (PCA)

III.4.1.1 Définition

Cette une technique de réduction de la dimensionnalité utilisée dans l'analyse des données et l'apprentissage automatique. Elle permet de réduire le nombre de caractéristiques d'un ensemble de données tout en conservant les informations les plus importantes. Elle transforme les caractéristiques d'origine en nouvelles caractéristiques.

Le PCA est couramment utilisée pour le prétraitement des données en vue de leur utilisation avec des algorithmes d'apprentissage automatique. Elle permet d'éliminer les redondances, d'améliorer l'efficacité des calculs et de faciliter la visualisation et l'analyse des données, en particulier lorsqu'il s'agit de données à haute dimension.

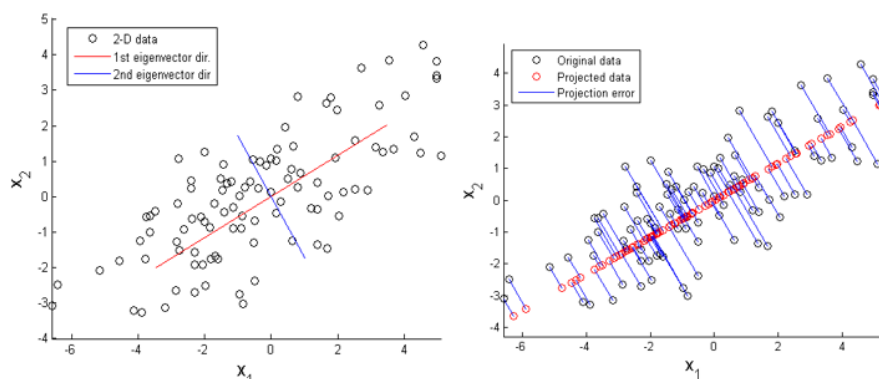


Figure III.2 : Le principe du PCA

Dans le domaine du traitement d'images le PCA est utilisé afin de réduire la taille des données à traiter, et la forme devient ainsi (voir la figure ci-dessous):

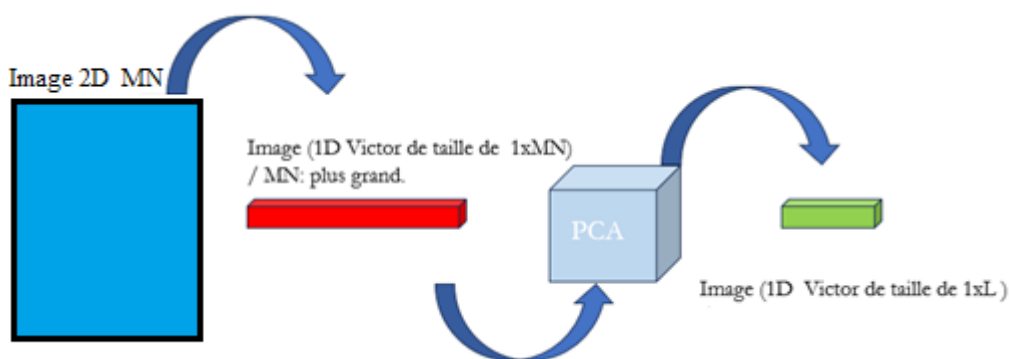


Figure III.3 : Le principe du PCA en traitement d'images

III.4.1.2 Principe

1. Représentation des Images sous Forme de Vecteurs

Une image de visage de taille $N \times M$ pixels est convertie en un vecteur colonne de dimension $D=N \times M$

Une base de données de K images donne une matrice X de taille $D \times K$.

2. Normalisation des données

La normalisation est essentielle avant PCA, car ce dernier est assez sensible aux variances des variables initiales. Si les valeurs des variables initiales présentent de

grandes différences, les variables dont les fourchettes sont plus larges domineront celles dont les fourchettes sont plus étroites, ce qui entraînera des résultats biaisés.

Ainsi, la transformation des données à des échelles comparables permet d'éviter ce problème.

$$Norm = \frac{Valeur - Moy}{Std} \quad (III.1)$$

Avec *Moy* c'est la moyenne, et *Std* est l'écart type.

3. Calcul de la matrice de covariance

Il s'agit d'une matrice symétrique $P \times P$ (où p est le nombre de dimensions) dont les entrées correspondent aux covariances associées à toutes les paires possibles des variables initiales. Par exemple, pour un ensemble de données tridimensionnelles comportant trois variables x , y et z , la matrice de covariance est une matrice de données 3×3 de :

$$\begin{bmatrix} cov(x, x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & cov(y, y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (III.2)$$

4. Trouver les composantes principales (Eigenfaces)

Le secret de l'attrait des composantes principales réside dans les valeurs propres et les vecteurs propres, car les vecteurs propres de la matrice de covariance représentent les orientations de l'axe présentant la variance (ou l'information) la plus élevée. Les valeurs propres, qui indiquent le degré de variation de chaque composante principale, ne sont que les coefficients associés aux vecteurs propres.

5. Créer un vecteur de fonctionnalité

Les vecteurs propres des composantes que nous choisissons de retenir (conserver) seront les colonnes d'une matrice de caractéristiques. Étant donné que l'ensemble de données finales n'aura que p dimensions. Cela en fait la première étape vers la réduction de la dimensionnalité, car nous choisissons de ne garder que p vecteurs propres (composants) hors de n .

6. Refondez les données selon les axes des composantes principales

Dans cette dernière étape, l'objectif est d'utiliser le vecteur caractéristique formé à l'aide des vecteurs propres de la matrice de covariance pour réorienter les données des axes originaux vers ceux représentés par les composantes principales (d'où le nom Analyse des composantes principales). Cela peut être réalisé en multipliant la transposition de l'ensemble de données d'origine par la transposition du vecteur caractéristique.

III.4.2. Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

III.4.2.1 Définition

L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) est utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement.

Les combinaisons résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques avant la classification postérieure.

LDA est étroitement lié au PCA, du fait que tous les deux recherchent les combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données. Elle essaie explicitement de modéliser la différence entre les classes de données contrairement au PCA qui ne tient pas compte des différences entre les classes.

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

En peut dire que LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données.

III.4.2.2 Principe

L'objectif de l'Analyse Linéaire Discriminante (LDA) est de réduire le nombre de dimensions tout en préservant au maximum les classes. Pour cela, elle cherche les axes tels que la projection des données dans l'espace engendré par ces axes permette une plus grande séparation des classes. La LDA est utile particulièrement dans les cas où les fréquences interclasses sont inégales. La figure III.4 compare les axes choisis par la LDA et l'ACP pour les mêmes données.

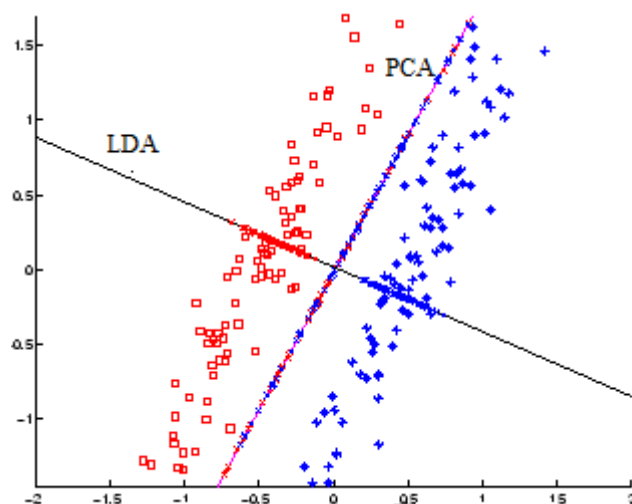


Figure III.4 : Ensemble de données séparées en 2 classes

Cas à deux classes

Supposons que nous disposons d'un ensemble d'apprentissage où chaque valeur appartient à l'une des deux classes C_1 et C_2 . Nous cherchons l'axe de direction $\vec{w} = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ tel que les projetés des éléments soient le mieux séparés en classes. Soit le scalaire y_i représentant le projeté de \vec{x}_i sur cet axe, on a :

$$y_i = \vec{w}^T \cdot \vec{x}_i \quad (\text{III.3})$$

Une mesure de la séparation entre les points projetés est la différence des vecteurs moyens de chaque classe. Le vecteur moyen de la C_k classe est :

$$\vec{\mu}_k = \frac{1}{nC_k} \sum_{\vec{x}_i \in C_k} \vec{x}_i \quad (\text{III.4})$$

Le vecteur moyen de la classe C_k dans l'espace engendré par \vec{w}^T est le scalaire :

$$\mu'_k = \frac{1}{nC_k} \sum_{y_i \in C_k} y_i = \frac{1}{nC_k} \sum_{\vec{x}_i \in C_k} \vec{w}^T \cdot \vec{x}_i = \vec{w}^T \cdot \vec{\mu}_k \quad (\text{III.5})$$

C'est le projeté du point $\vec{\mu}_k$ sur \vec{w} . La distance au carré entre les projetés des vecteurs moyens des classes est :

$$|\mu'_1 - \mu'_2|^2 = (\vec{w}^T \cdot \vec{\mu}_1 - \vec{w}^T \cdot \vec{\mu}_2)^2 = \vec{w}^T (\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_2) (\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_2)^T \vec{w} = \vec{w}^T S_b \vec{w} \quad (\text{III.6})$$

Où $S_b = (\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_2)(\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_2)^T$ est la matrice de dispersion interclasse. $S_b \vec{w}$ est toujours dans la direction de $(\vec{\mu}_1 - \vec{\mu}_2)$. Pour séparer au mieux les projetés en classes, la valeur de $|\mu'_1 - \mu'_2|^2$ doit être grande par rapport à la dispersion des projetés de chaque classe C_k , définie par :

$$\begin{aligned} s_k'^2 &= \sum_{y_i \in C_k} (y_i - \mu'_k)^2 = \sum_{\vec{x}_i \in C_k} (\vec{w}^T \cdot \vec{x}_i - \vec{w}^T \cdot \vec{\mu}_k)^2 \\ &= \sum_{\vec{x}_i \in C_k} \vec{w}^T (\vec{x}_i - \vec{\mu}_k) (\vec{x}_i - \vec{\mu}_k)^T \vec{w} = \vec{w}^T S_k \vec{w} \end{aligned} \quad (\text{III.7})$$

Avec $s_k'^2$ la dispersion (proportionnelle au carré de l'écart-type) de la classe C_k et S_k la matrice de dispersion de la classe C_k . On appelle matrice de dispersion intraclasse la matrice $S_w = S_1 + S_2$.

Finalement, le critère de Fisher qui vise à mesurer la séparation des classes dans l'espace de projection engendré par \vec{w} est défini par :

$$J_{LDA}(\vec{w}) = \frac{|\mu'_1 - \mu'_2|^2}{s_1'^2 + s_2'^2} = \frac{\vec{w}^T S_b \vec{w}}{\vec{w}^T S_w \vec{w}} \quad (\text{III.8})$$

Remarquons que ce critère suppose que les données de chaque classe sont réparties dans l'espace de projection sous la forme d'une gaussienne de vecteur moyen μ'_k et d'écart-type σ'_k (proportionnel à s'_k).

On cherche \vec{w} qui maximise le critère de Fisher J_{LDA} .

III.5 Méthodes de classification

Nous avons utilisé deux méthodes pour réaliser notre classification et notre choix s'oriente vers la classification supervisée par les algorithmes de *knn* et *svm*.

III.5.1 Les k plus proches voisins (knn)

La méthode des k plus proches voisins (noté parfois *kppv* ou *knn* pour k Nearest Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des k plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces k plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance (par exemple, la distance euclidienne), et le nombre k de voisins à prendre en compte.

La figure ci-dessous montre un exemple de code en utilisant Python et la bibliothèque *sklearn* (également connu sous le nom de *scikit-learn*) pour créer et prédire un modèle *knn*.

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score
knn = KNeighborsClassifier(k, weights="distance")
knn.fit(x_train, training_labels.ravel())
y_pred = knn.predict(x_test)
accuracy = accuracy_score(testing_labels, y_pred.ravel())
print("Accuracy = " + str(accuracy*100))
```

Figure III.5 : Exemple d'un programme de classification *knn*

III.5.2 Machine à Vecteurs de Support (*svm*)

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines) peuvent être utilisés dans le cas où l'espace de représentation des données est linéairement séparable. La méthode à base de *svm* cherche l'hyperplan séparateur le plus éloigné des

données du corpus d'apprentissage. Pour classer un nouveau échantillons, on cherche à savoir de quel coté de l'hyperplan se trouve. Ce modèle ne suppose pas que les descripteurs sont indépendants contrairement aux méthodes bayésiennes. Cette technique dispose de fondements théoriques solides, et obtient généralement de bons résultats.

Son principe est assez simple. Soit un ensemble d'apprentissage où chaque élément appartient à l'une des deux classes notées +1 et -1 et supposées linéairement séparables, l'algorithme recherche la séparation qui maximise la marge. La marge peut être définie comme la distance euclidienne entre la surface de séparation (hyperplan) et le point le plus proche de l'ensemble d'apprentissage.

Une extension de l'algorithme, dite à marge douce, propose de traiter le cas où les données ne sont pas séparables en acceptant que certains points se situent du mauvais coté de la surface de décision mais en ajoutant une pénalité en fonction de la distance des points à la marge.

La figure ci-dessous montre un exemple de code en utilisant Python et la bibliothèque sklearn pour créer et prédire un modèle *svm*.

```
from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score
param = { "C": loguniform(1e3, 1e5),"gamma": loguniform(1e-4, 1e-1),
}
Model_svm = RandomizedSearchCV(
SVC(kernel="rbf", class_weight="balanced"), param, n_iter=100)
Class_svm = Model_svm.fit(x_train, y_train.ravel())
y_pred = Class_svm.predict(x_test)
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Accuracy = " +str(accuracy*100))
```

Figure III.6 : Exemple d'un programme de classification *svm*

III.6 Résultats

Afin d'avoir une bonne étude comparative et d'évaluation pour les résultats obtenus de notre reconnaissance faciale, nous allons appliquer deux méthodes de classification supervisée *knn* et *svm*. Ainsi dans la première partie, nous allons les appliquer directement à notre base de données, c-à-d les images. Et en deuxième partie nous allons d'abord faire des transformations sur notre base de données on lui applique la PCA et LDA afin de réduire la taille des données et d'extraire des caractéristiques, ensuite on va faire notre classification.

Tout d'abord, nous passons à la base de données dans laquelle nous divisons les images en deux parties (50%, 50%). Donc on aura 200 images pour l'étape d'apprentissage et 200 pour faire le test.

III.6.1 Sans transformation

Dans cette partie on applique directement à notre base de données (les images) la classification par les deux méthodes *knn* et *svm*.

Tableau III.1 Précisions de classification sans transformation

<i>Méthodes</i>	<i>Paramètres</i>			
<i>knn</i>	<i>Valeur de k</i>	1	3	5
	<i>Précision (%)</i>	93.5	88.5	84
	<i>Temps (s)</i>	1	1	1
<i>svm</i>	<i>itérations</i>	10	50	100
	<i>Précision (%)</i>	37.5	48	49.5
	<i>Temps (s)</i>	12.5	62.3	124

III.6.2 Avec transformation

Dans cette partie avant de passer à l'étape de classification (apprentissage et prédiction) on applique la PCA et LDA à notre base de données (les images).

III.6.2.1 La transformation PCA

On applique la PCA à notre base de données (les images) afin de réduire la taille des échantillons ensuite en passe à la phase de classification par les deux méthodes *knn* et *svm*.

Tableau III.2 Précisions de classification avec transformation PCA

<i>Méthodes</i>	<i>Paramètres</i>				
<i>knn</i>	<i>Précision (%)</i>	<i>PCA</i>	<i>Valeur de k</i>		
			1	3	5
		0.6	91	88.5	87
		0.8	94	90.5	89.5
		0.9	94	90.5	89
	0.95	93	90	86.5	
<i>Temps (s)</i>			1	1	1
		<i>itérations</i>			
<i>svm</i>		<i>PCA</i>	10	50	100
	<i>Précision (%)</i>	0.6	63	54	55.5
		0.8	69	70	69
		0.9	75	75	75
		0.95	78	78	78.5
<i>Temps (s)</i>			1	3	5.5

III.6.2.2 La transformation LDA

Pour ce cas on doit appliquer la LDA à notre base de données (les images) afin de réduire la taille des échantillons ensuite en passe à la phase de classification par les deux méthodes *knn* et *svm*.

Tableau III.3 Précisions de classification avec transformation LDA

<i>Méthodes</i>	<i>Paramètres</i>			
<i>knn</i>	<i>Valeur de k</i>	1	3	5
	<i>Précision (%)</i>	95	95	95
	<i>Temps (s)</i>	1	1	1
<i>svm</i>	<i>itérations</i>	10	50	100
	<i>Précision (%)</i>	84	95	95
	<i>Temps (s)</i>	1	2	4

III.7 conclusion

Pour évaluer la fiabilité de notre système de reconnaissance faciale, nous avons effectué le test par deux méthodes *knn* et *svm* appliquées à deux types d'extraction des caractéristiques, une basée sur PCA et l'autre sur LDA. Notre base de données **Faces** est composée de 40 visages (5 femmes, 35 hommes), et elle contient 400 images en totalité avec différentes difficultés de reconnaissance de visage telles que la position, illumination, expressions faciales et variation de la pose.

Le test consiste à reconnaître les mêmes personnes pour les mêmes visages avec 200 images qui n'ont pas été utilisés dans l'apprentissage.

Les résultats obtenus nous permettent de conclure que les deux méthodes *knn* et *svm* nous donnent de bons résultats avec une précision de 95% dans le cas du LDA et un temps d'apprentissage et prédiction inférieur à 2 s. En revanche, l'application des algorithmes de classification sur les images directs (sans transformation PCA et LDA), on a le temps augmente jusqu'au 124 s dans le cas du *svm*, et une précision réduite à 49.5%.

Cela confirme la robustesse de notre système par les deux méthodes et avec l'extraction des caractéristiques par LDA, Ainsi par la méthode *knn* avec le PCA.

Conclusion générale

En raison de la nécessité d'utiliser des applications de contrôle d'accès, la reconnaissance faciale est devenue un domaine de recherche actif, couvrant des disciplines telles que le traitement d'images, l'identification de modèles et la vision par ordinateur.

La reconnaissance faciale restera également un outil puissant bien qu'il existe d'autres façons de reconnaître la biométrie. De nombreuses méthodes ont été proposées ces dernières années, dont beaucoup ont été appliquées avec succès. Le choix d'une méthode doit être basé sur les exigences spécifiques de chaque application.

Dans notre sélection de bases de données, nous avons utilisé une base de données Faces, composée de 40 visages (5 femmes, 35 hommes), et elle contient 400 images en totalité avec différentes difficultés de reconnaissance de visage telles que la position, illumination, expressions faciales et variation de la pose.

Nous avons également utilisé deux méthodes de classification différentes *knn* et *svm* afin de comparer et conclure les résultats, et nous nous sommes aussi servis de deux techniques d'extraction des caractéristiques PCA et LDA dans le but de réduire la taille des données.

De toutes les méthodes mentionnées, l'algorithme LDA reste l'un des plus fiables. Grâce à nos tests, nous avons obtenu des résultats satisfaisants par rapport à d'autres méthodes en termes de résultat. Nous avons obtenu de bons résultats avec une précision de 95 % et un temps de classification (Apprentissage et prédiction) inférieur à 2 s. Dans l'autre partie, l'application des algorithmes de classification sur les images directs (sans transformation PCA et LDA), on a le temps augmente jusqu'au 124 s dans le cas du *svm*, et une précision réduite à 49.5%.

Actuellement, une nouvelle tendance arrive et commence à générer des efforts, c'est le multimédia, où de nombreuses technologies biométriques ou de nombreux algorithmes d'identification sont intégrés pour essayer d'améliorer les performances, et peuvent également être combinés avec d'autres méthodes (comme la vérification des signatures, du son, des empreintes digitales et des empreintes de mains) dans les systèmes de vérification et d'authentification pour l'identité.

L'amélioration des performances permet également de déployer des applications pour réduire considérablement la fraude dans différents contextes où la sécurité est nécessaire. Cela en fait un sujet de changement et de débat futur pour la sphère scientifique.

Références bibliographiques

- [1] M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, Mémoire de master, université Constantine 2, 2014.
- [2] Oudjani Brahim, Détection de Visages par méthode Adaboost et couleur de peau, Mémoire de magister, Université 8 mai 45 de Guelma, 2008.
- [3] Kurita, T. (2020). Principal Component Analysis (PCA). In: Computer Vision. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03243-2_649-1
- [4] N. Dalal, B. Triggs, « Histograms of Oriented Gradients for Human Detection », INRIA Rhône-Alps, France, 2005.
- [5] Keddour Chakib et Aissa Brahim Salim (1999) La Compression des images fixes par Fractales basée sur la triangulation de Delaunay et la quantification Vectorielle
- [6] M. Donias, « Caractérisation de Champs d'Orientation par Analyse en Composantes Principales et Estimation de la Courbure : Application aux Images Sismiques », Thèse de doctorat, Université Bordeaux I, France, Janvier 1999.
- [7] R. O. Duda, P. E. Hart, « Pattern Classification and Scene Analysis », John Wiley and Sons, New York, 1973. [8] B. Nadjoua, "Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions D'éclairage Variant", Mémoire de fin d'études Master académique en électronique, Université 8 Mai 1945 –Guelma, 2019.
- [9] Nicolas MORIZET, Thomas EA, Florence ROSSANT, Frédéric AMIEL et Amara AMARA. "Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGm utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie" P1-11. Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), département d'Electronique, 2006.
- [10] <https://perso.esiee.fr/~perretb/I5FM/TAI/histogramme/index.html> (Consulté le 20 mai 2025)

- [11] K. Etemad, R. Chellappa, « Discriminant Analysis for Recognition of Human Face images», Journal of the Optical Society of America A, Volume : 14, Page(s) : 1724- 1733 ,August 1997.
- [12] S. Almabdy and L. Elrefaei, "Deep Convolutional Neural Network-Based Approaches for Face Recognition", Applied Sciences, vol. 9, no. 20, 2019.
- [13] R. Woods, "Image Filtering", Digital Image Processing, 2008, pp. 104-338.
- [14] I.T. Jolliffe, "Principle Component Analysis", Springer, Second edition UK, 2002
- [15] M. Erwin, N. Azriansyah, M. Hartuti, B. Fachrurrozi, A. Tama, "A Study about Principle Component Analysis and Eigenface for Facial Extraction", Journal of Physics: Conference Series, vol. 1196, p. 012010, 2019.