

N° Réf :.....

Centre Universitaire
Abdelhafid Boussouf Mila

Institut des Sciences et Technologie

Département de Mathématiques et Informatique

Mémoire préparé en vue de l'obtention du diplôme de Master

En : Informatique

Spécialité : Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
(STIC)

La mise en place d'un système biométrique de reconnaissance faciale

Préparé par : BELLOUAD Khawla
BOUHANNACHE Abdallah

Soutenue devant le jury

Melle. KHELFI Souheila
Melle. MEZZOUDJ Saliha
Melle. BOUMESSATA Meriem

MAB	C.U.Abd Elhafidid Boussouf	Président
MAB	C.U.Abd Elhafidid Boussouf	Rapporteur
MAA	C.U.Abd Elhafidid Boussouf	Examineur

Année Universitaire : 2016/2017

Remerciement

En premier lieu nous tenons à remercier

« ALLAH »

notre

dieu qui m'a aidé à accomplir ce travail,

Nous tenons à remercier notre encadreur

« MEZZOUDJ Salîha »

pour son aide durant toute cette

période de travail,

Nous tenons également à remercier notre

jury

« BOUMESSATA Meriem »

Et « KHELFI Souheïla »

pour son soutien et les renseignements

fournis pour nous.

Dédicace

*Au Début et avant tout, je veux remercier le DIEU
qui à permet le courage à faire et finir ce modeste
travail.*

*A mes très chers parents, à mon père « LARBI » que
DIEU lui pardonna et lui apporte dans sa paix
éternelle et a mère « BADIAA » qui m'a soutenu
durant tous mes années d'étude, qui mérité mon
amour éternel pour ses conseils précieuse et sa
patience.*

*A mes très chères sœurs « Hadjer », « Oumayma »,
« Chayma », « assema » et « sarra »*

A mes amis

A toute ma famille

*Et à notre enseignante « Mme saliha.Mezzoudj »
et ma collègue dans ce travail « bouhannache
abdallah »*

*A tous ceux que j'aime, et tous ceux qui m'aiment.
A la fin, je remercie tous ceux qui ont aidé de près
ou*

de Loin à réaliser notre travail.

KHALWA

Dédicace

Je dédie ce modeste travail:

*À mes très chers parents pour leur soutien durant
toute ma vie d'études et sans Lesquels
je n'aurais jamais devenu ce que je suis,
et à ma chère belle-mère.*

À mes frères: zineb , meriem , khaled.

À tous mes amis, mes cousin et cousines.

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

*Et à notre enseignante Mme saliha.Mezzoudj
pour son meilleur travail d'orientation
et de gestion de notre projet,*

et ma collègue dans ce travail Mlle khawla belouad

À tous personnes ayant contribué à ce travail

De près ou de loin

ABDALLAH

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale.	17
2.1	Comparaison entre les méthodes les plus utilisées dans la reconnaissance de visage ACP, LDA, CNN, LBP, AAM et CS-LBP	46
4.1	Accuracy obtenus pour différentes méthodes de la base FEI.	79
4.2	Accuracy obtenus pour différentes méthodes de la base GIT.	80
4.3	Erreur obtenus pour différentes méthodes de la base FEI.	82
4.4	Erreur obtenus pour différentes méthodes de la base GIT.	83
4.5	Image obtenus pour différentes K de la base FEI.	84
4.6	Image obtenus pour différentes K de la base GIT.	84

TABLE DES FIGURES

1.1	L’empreinte digitale [16].	6
1.2	Photo d’iris [16]	6
1.3	Photo de rétine [16].	7
1.4	Capture de l’image d’un visage [16].	8
1.5	Spectre d’un signal voix [16].	8
1.6	Capture d’une signature [16].	9
1.7	Structure d’un système biométrique [22].	11
1.8	Scores de compatibilité pour différentes technologies biométriques dans un système MRTD [22].	12
1.9	Système de reconnaissance de visage [24].	14
1.10	Exemple d’acquisition d’une image [24].	15
1.11	Détection de visage [24].	15
2.1	Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [14].	27
2.2	Image moyenne [26].	29
2.3	Image moyenne et les 15 eigenfaces [22].	32
2.4	les projections ACP et LDA d’un ensemble de données [14].	34
2.5	Architecture de notre réseau de neurones à convolution [29].	37

2.6	Opérateur LBP [14].	38
2.7	Figure 2.8. (a) : Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP [14].	38
2.8	Deux exemples d'ajustement d'un AAM à une image [32].	40
2.9	LBP et CS-LBP descripteur pour 8 pixels voisins [34].	41
2.10	Exemple de calcul du descripteur LTP sur un voisinage 3×3 (a) niveau de gris dans une zone 3×3 ; (b) masque ternaire obtenu [36]	43
2.11	Résultat de fractionnement de LTP en deux canaux LBP (LTPU et LTPL) [36].	43
2.12	Calcul des valeurs de LTPU et LTPL par multiplication avec le masque des poids et la somme des valeurs obtenues dans le voisinage [36].	44
3.1	Architecture du système de reconnaissance faciale.	50
3.2	L'apprentissage supervisé [45].	52
3.3	Principe de la technique SVM (hyperplan optimal, vecteurs de supports, marge maximale) [56]. La transformation d'un problème de séparation non linéaire des données de l'espace d'entrée (a) vers un problème de séparation linéaire dans un espace de redescription (b), La détermination d'un hyperplan de séparation optimale qui maximise la marge dans l'espace de re-description (b) [51].	54
3.4	Illustration de la classification par la méthode des k-plus proches voisins [51].	58
3.5	Organigramme de prétraitements.	59
3.6	Organigramme de la phase d'indexation.	60
3.7	Organigramme de la phase d'identification.	61
4.1	Quelques exemples des variations d'image de FEI [58].	64
4.2	Exemple de différents objets et classes de l'ensemble de données GIT [59].	65
4.3	Interface principale.	73
4.4	Interface login.	74
4.5	Interface admin	75

❖ *TABLE DES FIGURES*

4.6	Interface camera.	76
4.7	Interface user	77
4.8	exemple de test.	78
4.9	exemple de test.	78
4.10	Accuracy obtenus pour différentes méthodes à partir de FEI.	80
4.11	Accuracy obtenus pour différentes méthodes à partir de GIT.	81
4.12	Erreur obtenus pour différentes méthodes à partir de FEI.	82
4.13	Erreur obtenus pour différentes méthodes à partir de GIT.	83
4.14	Test de k voisin à partir de FEI.	84
4.15	Test de k voisin à partir de GIT.	85

LISTE DES ABRÉVIATIONS

- PCA** : Analyse en Composante Principale (Principal Component Analysis)
- MRTD** : Machine Readable Travel Documents
- ADN** : Acide Désoxyribo Nucléique
- BIC** : Les Approches Bayésiennes
- AAM** : Active Appearance Model (Modèle Actif d'Apparence)
- LBP** : Modèle Binaire Local (Local Binary Pattern)
- SVM** : Machine à vecteurs de support (Support Vector Machines)
- ICA** : Analyse en Composante Indépendantes (Independent Component Analysis)
- K-PCA** : Analyse en Composante Principale de kernel (kernel PCA)
- K-LDA** : Analyse Discriminante Linéaire de kernel (kernel LDA)
- LFA** : Analyse de Caractéristique Locale
- EGM** : Elastic Graph Matching
- EBGM** : Elastic Buch Graph Matching
- FLD** : les discriminants linéaires de Fisher (Fisher Linear Discriminate)
- EFM** : Enhanced FLD Model
- CP** : Composante Principale
- LG-PCA** : Log Gabor PCA
- LLE** : Local Linear Embedding
- CNN** : Réseau de Neurones à Convolution (Convolutional Neural Network)

CS-LBP : modèle binaire local symétrique central(Center-Symmetric LBP)

LTP : motifs locaux ternaires(Local Ternary Patterns)

KNN : k plus proches voisins(k nearest neighbours)

CS : symétrique central(Center-Symmetric)

LTPU : modèle supérieur de motifs locaux ternaires

LTPL : modèle inférieur de motifs locaux ternaires

RDF : Reconnaissance Des Formes

LR : Régression linéaire

Résumé

Récemment, on observe un intérêt croissant autour de la biométrie. La reconnaissance faciale en tant qu'une technologie biométriques de base, elle a pris une partie importante dans le domaine de la recherche. Malgré les nombreuses approches et méthodes qui ont été proposées pour résoudre le problème de reconnaissance du visage humain, il demeure un problème extrêmement difficile, ceci est dû au fait que le visage de personnes différentes ont généralement la même forme et varie du fait des conditions d'éclairage, de la variation de pose, et des expressions faciales.

Afin d'essayer de pallier ces problèmes, nous avons proposé un système d'identification automatique de visages qui se base sur trois méthodes de reconnaissance faciales, en utilisant la méthode LBP (Local Binary Pattern), CS-LBP (Center-Symmetric LBP) et LTP (Local Ternary Patterns) et la méthode KNN (k nearest neighbors) afin d'élaborer un processus de reconnaissance de visages.

Pour valider ce travail nous avons testé ces techniques sur des images, prises à partir de deux bases de données GIT (Géorgienne) et FEI (brésilienne), et les résultats obtenus ont montré que LTP donne nettement des meilleurs résultats par rapport à LBP et CS-LBP.

ملخص

مؤخراً تم الإهتمام بشكل كبير بالتقنيات البيومترية، حيث أن تقنية التعرف على الوجوه بإعتبارها من أهم تقنيات البيومترية حيث أنها إتخذت مكانة وقيمة عالية في البحث العلمي وبالرغم من التطور العالي في التقنيات والأساليب المتبعة في التعرف على الوجوه إلا أنه لم يتم حل المشكل بشكل كلي حيث أنه بسبب تغيرات الإضاءة والوضعية التي تلتق فيها الصورة والتعبير المختلفة لنفس الإنسان أدى إلى تغيير نمط الصورة بشكل كافي ليخطئ النظام في التعرف عليها حاولنا في مشروعنا هذا حل بعض هذه المشاكل وهذا عن طريق إنشاء نظام أوتوماتيكي يعتمد على إستعمال 4 تقنيات مختلفة :

LBP (Local Binary Pattern) و CS-LBP (center Symmetric local LBP) و LTP (Local Ternary Pattern) و

KNN(Knearest neighbors) من إكمال عملية التعرف على الوجوه من أجل تأكيد عملنا قمنا بتجريب هذه التقنيات على مجموعة مختلفة من الصور من قاعدتين للصور مختلفتين FEI, GIT, والناتج التي تحصلنا عليها أثبتت قوة وفعالية LTP بالمقارنة مع LBP و CS-LBP .

TABLE DES MATIÈRES

Introduction Générale	xvi
1 La reconnaissance faciale en générale	1
1.1 Introduction	1
1.2 Historique de la reconnaissance faciale	2
1.3 La reconnaissance biométrique	3
1.3.1 Définitions	3
1.3.2 Les systèmes biométriques	4
1.3.3 Motivation	4
1.3.4 Les différentes techniques biométriques	5
1.4 Les modes de reconnaissance	9
1.4.1 Le mode de vérification ou d'authentification	9
1.4.2 Le mode d'identification	10
1.5 La reconnaissance faciale	11
1.6 Le processus de la reconnaissance faciale	13
1.6.1 Acquisition	14
1.6.2 Détection de visage	15
1.6.3 Le prétraitement	16
1.6.4 Extraction	16

1.6.5	Classification	16
1.6.6	Apprentissage	17
1.6.7	Décision	17
1.7	Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale	17
1.8	Les domaines d'application	18
1.8.1	Contrôle d'accès physiques aux locaux	18
1.8.2	Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations	18
1.8.3	Equipements de communication	18
1.8.4	Machines & Equipements divers	19
1.8.5	Etat / Administration	19
1.9	Les tendances de biométrie	20
1.9.1	Le marché	20
1.10	Conclusion	22
2	État de l'art de la reconnaissance de visage	23
2.1	Introduction	23
2.2	Les classes des méthodes de la reconnaissance de visages	24
2.2.1	Les méthodes locales	24
2.2.2	Les méthodes globales	25
2.2.3	Les méthodes hybrides	26
2.3	Les techniques de la reconnaissance de visages	27
2.3.1	Analyse en Composantes Principales (PCA)	27
2.3.2	L'analyse Discriminante Linéaire (LDA)	32
2.3.3	Réseau de Neurones à Convolution (CNN)	35
2.3.4	Local Binary Pattern (LBP)	37
2.3.5	Méthode par le modèle d'apparence (AAM)	39
2.3.6	Center-Symmetric Local Binary Pattern (CS-LBP)	41
2.3.7	La méthode LTP	42
2.4	Comparaison entre les méthodes	45
2.5	Conclusion	47

3	Description générale du système facial	48
3.1	Introduction	48
3.2	Architecture du système de reconnaissance faciale	49
3.2.1	phase de prétraitement	49
3.2.2	phase d'indexation	49
3.2.3	phase de reconnaissance	49
3.3	Les méthodes d'indexation utilisées	50
3.3.1	La méthode LBP	51
3.3.2	La méthode CS-LBP	51
3.3.3	La méthode LTP	51
3.4	La phase de classification « apprentissage supervisé »	52
3.4.1	Qu'est ce que l 'apprentissage supervisée ?	52
3.4.2	Le principe de l'apprentissage supervisé	52
3.4.3	Les méthodes d'apprentissage supervisé	53
3.5	Organigramme détaillé de système proposé	59
3.5.1	Organigramme du prétraitement	59
3.5.2	Organigramme de la phase d'indexation	60
3.5.3	Organigramme de la phase d'identification	61
3.6	Conclusion	61
4	Implémentation et tests	62
4.1	Introduction	62
4.2	Langage de programmation utilisé	63
4.2.1	Caractéristique de MATLAB (R2014a)	63
4.3	Les bases d'images utilisées	64
4.4	Description des méthodes principales	66
4.4.1	Phase de prétraitement	66
4.4.2	Phase d'indexation	66
4.4.3	Phase de reconnaissance	71
4.5	Les interfaces de l'application	73

❖ *TABLE DES MATIÈRES*

4.5.1	Interface principale	73
4.5.2	Interface login	74
4.5.3	Interface admin	74
4.5.4	Interface camera	75
4.5.5	Interface user	76
4.6	Tests et évaluation	79
4.6.1	Test de taux de reconnaissance (accuracy)	79
4.6.2	Test de taux d'erreur (erreur)	81
4.6.3	Test de k voisin	83
4.7	Conclusion	85

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le progrès technologique en informatique a permis l'informatisation quasi-totale de tous les domaines. Cette révolution technologique implique un nouvel enjeu : la sécurisation des bases de données, dans ce sens la biométrie en est un exemple pratique. En effet, la biométrie est de plus en plus présente dans la vie quotidienne : au travail, opérations bancaires, l'accès à certains endroits militaires ou industriels. Il y a donc un intérêt grandissant pour les systèmes d'identification et d'authentification.

Au cours de dernières années, la biométrie est devenue l'une des tâches les plus importantes qui intéressent plusieurs chercheurs en informatique. Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie constitue une solution efficace, simple et surtout pas chère, qui assure de bonnes performances. La biométrie est « la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs ». Elle regroupe aussi « toutes les caractéristiques physiques ou traits personnels automatiquement mesurables, robustes et distinctives qui peuvent être utilisées pour identifier un individu ou pour vérifier l'identité prétendue d'un individu ». En effet, les technologies biométriques de reconnaissance apportent une sécurité beaucoup plus efficace aux utilisateurs, elles sont applicables à un large champ d'applications (contrôle d'accès, paiement sur Internet, login sur ordinateur, etc).

Le but de la reconnaissance du visage est de développer des systèmes informatiques capables d'égaler les être humains. La difficulté de la reconnaissance du visage par ordinateur varie énormément suivant les conditions d'acquisition. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lu-

mineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra par rapport au sujet, sont des paramètres maîtrisables par le système. Dans un environnement non contrôlé, une série de prétraitements sont souvent indispensables avant d'effectuer la reconnaissance proprement dite. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image. Le visage doit ensuite être segmenté. Enfin, si nous travaillons sur un flux vidéo, le système doit suivre le visage d'une image à l'autre.

Notre sujet concerne donc l'exploitation d'informations capturées par des appareils adéquats afin de reconnaître des personnes par leurs visages. Notre étude a des applications et des implications financières et technologiques. Plusieurs questions se posent à ce niveau : Que définit-on par les deux mots reconnaissance de visage en biométrie ? Quelles sont les méthodes utilisées ? Quelles sont les avantages et les inconvénients de la modalité visage en reconnaissance biométrique ? Que représente les méthodes utilisées dans notre approche (LBP, CS-LBP, LTP) et quel est leurs principes et comment associe-t-on ces méthodes dans le but de la reconnaissance de visage ? Les réponses à ces questions sont abordées dans les divers chapitres de notre mémoire.

Nous présentons un système de reconnaissance de visage, nous préconisons d'implémenter des techniques pour l'extraction de caractéristiques pour l'analyse du visage. Pour cela nous adoptons les méthodes bien connues de la reconnaissance de visage. Pour l'indexation des images avant le prétraitement. Après ça nous testons le comportement de notre système grâce à la technique d'apprentissage supervisé en utilisant l'algorithme KNN.

Ce travail vise à démontrer les différences entre les trois méthodes (LBP, CSLBP, LTP) dans une comparaison entre ces méthodes, en se basant sur les critères de temps, d'exactitude (accuracy) des résultats, simplicité d'algorithme, tout ça dans le but d'essayer à améliorer le processus de reconnaissance faciale.

Notre approche « FaceRecognition » est caractérisée par trois phases fondamentales :

- Phase de prétraitement dans laquelle l'image est découpée, décimée, convertie en niveau de gris.
- phase d'indexation cette dernière a été utilisée pour extraire les descripteurs d'image traitée, en appliquant les méthodes d'extraction de caractéristiques de notre choix

LBP, CS-LBP, LTP afin de sauvegarder ces descripteurs dans une base de données locale pour une utilisation ultérieure.

- L'objectif de la phase de reconnaissance est de tester la pertinence de notre système de reconnaissance de visage. Afin d'atteindre notre objectif de reconnaissance, nous avons passé par une phase de classification qu'il a fait par l'algorithme KNN. Finalement, l'identification de la personne proclamée est assurée.

Nous avons choisi d'articuler notre étude autour de quatre chapitres principaux :

- Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la reconnaissance biométrique. Ensuite, nous mettons en lumière les difficultés et les avantages rencontrés par les systèmes de reconnaissance de visage. Enfin, les tendances de la biométrie.
- Dans le deuxième chapitre, nous évoquerons l'état de l'art des techniques de reconnaissance de visages. Nous allons détailler des différentes méthodes de reconnaissance de visage les plus populaires et sur ceux les plus adaptés à notre contexte d'étude.
- Notre modèle ainsi étudié et conçu est détaillé dans le troisième chapitre. Il se présente en trois phases principales : phase de prétraitement, phase d'indexation (description des méthodes utilisées LBP, CS-LBP, LTP) et la phase de reconnaissance (description de la méthode supervisée utilisée KNN). Ainsi que, l'apprentissage supervisé et ses méthodes.
- L'implémentation réalisée et les résultats obtenus se trouvent dans le quatrième chapitre.
- Finalement, la conclusion générale résumera les résultats obtenus par les différentes approches.

CHAPITRE 1

LA RECONNAISSANCE FACIALE EN GÉNÉRALE

1.1 Introduction

La reconnaissance faciale malgré est un domaine nouveau dans la recherche scientifique, et que son utilisation reste tellement rare mais, c'était déjà entamé depuis des 30 d'années, le but de cette approche c'est de rendre l'ordinateur capable de reconnaître les personnes d'une manière proche à celle de l'être humain, le fonctionnement de cette technologie base principalement sur un simple ordinateur et une caméra pour le capture d'image de face.

Cette technique malgré que elle a beaucoup d'avantages mais vue que elle nécessite des image assez clair ,qui impose à son enrôlement dans l'utilisation quotidienne de la vie humain un peu loin ,et que les recherches ,essaye toujours d'accélérer son avancement avec de nouveaux approche mathématiques qui sert à rendre cette technique plus fiable pour quelle sera utilisée dans plusieurs domaines de sécurités et d'authentification, Dans ce chapitre, nous allons d'abord présenter le cadre général de la reconnaissance biométrie, ses techniques, ensuite nous abordons les plus importants principes des systèmes de reconnaissance faciale.

1.2 Historique de la reconnaissance faciale

La reconnaissance faciale automatique est un concept relativement nouveau. Le premier système semi-automatisé de la reconnaissance faciale a été développé dans les années 1960, il nécessite à l'administrateur de localiser les yeux, les oreilles, le nez et la bouche sur la photo et de saisir les distances calculées et les ratios à un point de référence commun, qui ont ensuite été comparés aux données de référence.

Dans les années 1970, Goldstein, Harmon et Lesk [1] ont utilisé 21 marqueurs spécifiques tels que la couleur des cheveux et l'épaisseur de la lèvre pour automatiser la reconnaissance. Le problème avec ces deux premières solutions, c'est que les mesures et les emplacements ont été calculés manuellement.

En 1988, Kirby et Sirovich [2] ont appliqué l'analyse en composantes principales (ACP), une technique standard de l'algèbre linéaire. Cela a été considéré en quelque sorte comme une étape importante car elle a montré qu'au moins une centaine de valeurs ont été nécessaires pour coder convenablement et avec précision une image alignée et normalisée.

En 1991, Turk et Pentland [3] ont découvert que lorsque vous utilisez la technique Eigen faces (ACP), l'erreur résiduelle peut être utilisée pour détecter un visage dans une image, une découverte qui a permis la reconnaissance faciale automatique en temps réel. Bien que l'approche fût quelque peu limitée par des facteurs environnementaux, elle a néanmoins créé un intérêt significatif pour promouvoir le développement des technologies de la reconnaissance faciale automatique. Cette technologie a été mise en essai en janvier 2001 lors de la finale du championnat de football américain SUPER BOWL en capturant des images de surveillance puis comparées à une base de données numérique [4].

Aujourd'hui la reconnaissance faciale est utilisée dans plusieurs domaines, et elle a de nombreuses applications en biométrie. Dans la section qui suit, nous allons préciser la relation entre la reconnaissance biométrique et la reconnaissance faciale.

1.3 La reconnaissance biométrique

1.3.1 Définitions

Dans la littérature il existe plusieurs définitions de la biométrie, donc elle peut être définie comme suit :

- « La reconnaissance automatique d'une personne à partir de son comportement ou d'une caractéristique physique » [5].
- « La biométrie recouvre l'ensemble des procédés tendant à identifier un individu à partir de la mesure de l'une ou de plusieurs de ses caractéristiques physiques, physiologiques ou comportementales » [6].
- Selon Roethen baugh [7] « La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité ». Mais Aucune modalité biométrique n'est en elle-même fiable à 100 %. Il existe des problèmes, liés aux dispositifs de capture des données, à l'utilisateur lui-même ou à la condition lors de la capture, dans lesquelles une modalité quelconque peut s'avérer défaillante. Parmi les principales modalités biométriques physiologiques et comportementales :
 - **Biométriques physiologiques** : Ce type est basé sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, de la forme du visage, de la rétine, de l'ADN et de l'iris de l'œil.
 - **Biométriques comportementales** : Ce type se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.
- La biométrie offre une solution naturelle et fiable pour certains aspects de la gestion d'identité en utilisant des systèmes biométriques entièrement automatisés ou semi-automatisés de reconnaissance des individus [8].

1.3.2 Les systèmes biométriques

Un système biométrique est essentiellement un système qui acquiert des données biométriques d'un individu, extrait d'un ensemble de caractéristiques à partir de ces données puis le compare à un ensemble de données stocké au préalable dans une base de données pour pouvoir enfin exécuter une action ou prendre une décision à partir du résultat de cette comparaison [5].

1.3.3 Motivation

Plusieurs raisons peuvent motiver l'usage des systèmes biométriques, due les faiblesses qui ont été décelées dans les systèmes actuels de contrôle d'accès sont les suivantes [9] :

- **Mots de passe faibles** : Les utilisateurs d'ordinateur sont notoirement susceptibles d'employer des pauvres mots de passe facilement devinés, ayant pour résultat des cambriolages où les intrus peuvent deviner les qualifications d'un autre utilisateur et gagner l'accès non autorisé à un système informatique. Ceci peut mener à une violation de la sécurité du personnel ou à un vol de secrets d'affaires par un étranger.
- **Qualifications partagées** : Dans de petits et grands organismes, nous entendons parler souvent des cas comme ceci : un utilisateur d'ordinateur partage son mot de passe avec un collègue qui a besoin de l'accès, quoique, dans la plupart des organismes (et dans beaucoup de lois et de règlements liés à la sécurité), ceci est interdit par la politique. Les personnes de nature sont disposées à aider un collègue dans le besoin même si cela signifie violer la politique pour réaliser un plus grand but.
- **Cartes d'accès principales perdues** : Beaucoup de fois dans nos carrières nous avons trouvé des cartes principales perdues dans des parkings et d'autres endroits publics. Souvent ils ont le nom de l'organisation sur eux, ainsi c'est comme si on trouvait une clef avec une adresse là-dessus, permettant à la personne qui l'a trouvée une libre incursion dans une certaine société.

Parmi les raisons qui peuvent être considéré comme motivant pour l'utilisation de la biométrie sont [9] :

- **Une haute sécurité** : en l'associant à d'autres technologies comme le cryptage.
- **Confort** : en remplaçant juste le mot de passe, exemple pour l'ouverture d'un système d'exploitation, la biométrie permet de respecter les règles de base de la sécurité (ne pas inscrire son mot de passe à côté du PC, ne pas désactiver l'écran pour éviter des saisies de mots de passe fréquentes). Et quand ces règles sont respectées, la biométrie évite aux administrateurs de réseaux d'avoir à répondre aux nombreux appels pour perte de mots de passe (que l'on donne parfois au téléphone, donc sans sécurité).
- **Sécurité/ Psychologie** : Dans certains cas, particulièrement pour le commerce électronique, l'utilisateur n'a pas confiance. Il est important pour les acteurs de ce marché de convaincre le consommateur de faire des transactions. Un moyen d'authentification connu comme les empreintes digitales pourrait faire changer le comportement des consommateurs.

1.3.4 Les différentes techniques biométriques

Il existe plusieurs techniques biométriques utilise dans plusieurs applications et secteurs, parmi ces techniques les suivants :

Les empreintes digitales

Une empreinte digitale est constituée d'un ensemble de lignes localement parallèles formant un motif unique pour chaque individu. On distingue les stries et les sillons. Les stries contiennent en leur centre un ensemble de pores régulièrement espacés. Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux et locaux. Les centres correspondent à des lieux de convergence des stries tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence. L'acquisition des données est faite par un capteur électronique de type optique, thermique, capacitif ou à ultrasons (voir la Figure 1.1) [10].



FIGURE 1.1 – L’empreinte digitale [16].

L’iris

L’iris est une technique extrêmement fiable, car il contient une infinité de points caractéristiques (ensemble fractal), la fraude étant néanmoins possible en utilisant des lentilles. L’acquisition de l’iris est effectuée au moyen d’une caméra pour pallier aux mouvements inévitables de la pupille. Elle est très sensible (précision, reflet...) et relativement désagréable pour l’utilisateur car l’œil doit rester grand ouvert et est éclairé par une source lumineuse pour assurer un contraste correct (voir la Figure 1.2) [11], [12].

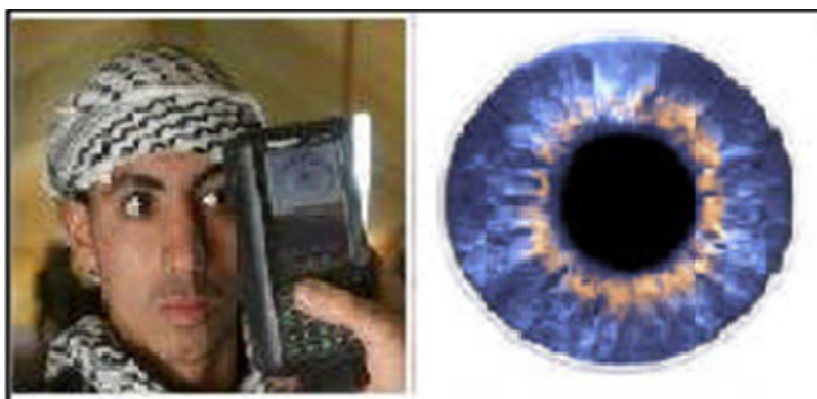


FIGURE 1.2 – Photo d’iris [16]

La rétine

Cette technique se base sur le fait que les vaisseaux sanguins d'une rétine sont uniques pour chaque personne. L'utilisateur doit placer son œil face à un orifice de capture situé sur le dispositif d'acquisition. Un faisceau lumineux traverse l'œil jusqu'aux vaisseaux sanguins capillaires de la rétine. Le système localise et capture ainsi environ 400 points de référence. Cette technique requiert une collaboration étroite de la part de l'utilisateur, car il doit placer son œil extrêmement près de la caméra (voir la Figure 1.3) [13].

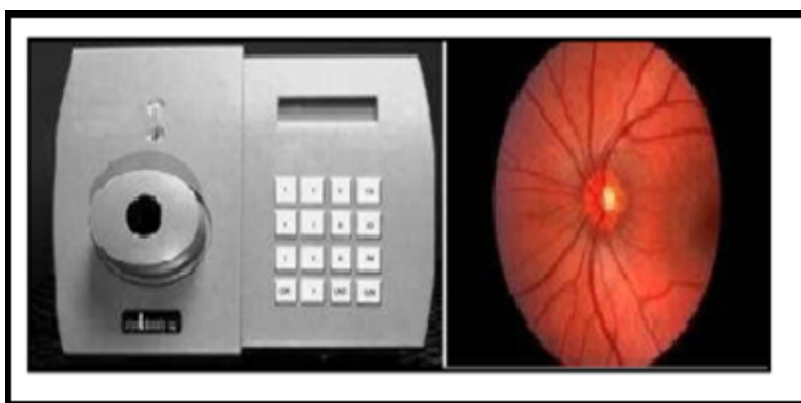


FIGURE 1.3 – Photo de rétine [16].

Le visage

Plusieurs parties du visage (joues, yeux, nez, bouche...) sont extraites d'une photo ou d'une vidéo et analysées géométriquement (distance entre différents points, positions, formes...). Le problème de cette méthode vient des possibles perturbations pouvant transformer le visage (maquillage, faible luminosité, présence d'une barbe ou d'une lunette, expression faciale inhabituelle, changement avec l'âge, etc.) (voir la Figure 1.4) [14].



FIGURE 1.4 – Capture de l'image d'un visage [16].

La voix

La voix humaine est une caractéristique biométrique intéressante, puisqu'elle dépend de la structure anatomique de l'individu ainsi que de l'apprentissage du langage fait lors de l'enfance. La capture de la voix est relativement facile à effectuer, à l'aide d'un microphone, mais elle est susceptible à être corrompue par les bruits ambiants (voir la Figure 1.5).

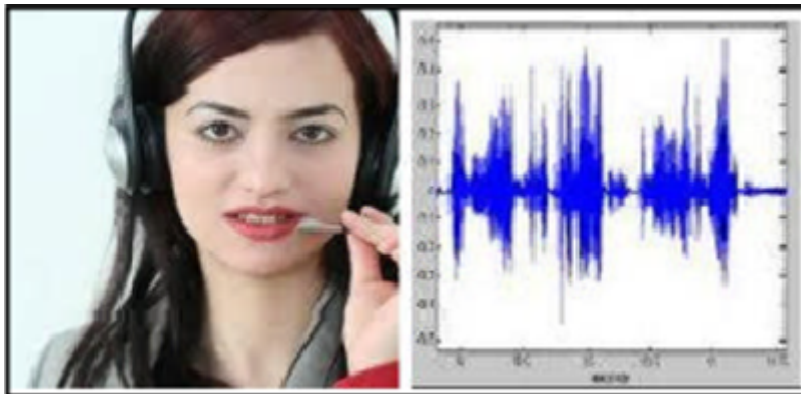


FIGURE 1.5 – Spectre d'un signal voix [16].

La dynamique du tracé de la signature

Il s'agit d'une analyse comportementale où différents éléments (mesure de la vitesse, ordre d'écriture, pression exercée, accélération...) sont mesurés lors de la signature. La falsification est possible en passant par une phase d'apprentissage, la signature peut carier selon le stress de l'utilisateur (voir la Figure 1.6) [15].



FIGURE 1.6 – Capture d'une signature [16].

1.4 Les modes de reconnaissance

Dans la littérature, les systèmes biométriques fonctionnent selon deux modes, soit en mode de vérification ou d'identification :

1.4.1 Le mode de vérification ou d'authentification

La reconnaissance automatique de visages est la technique d'authentification biométrique la plus naturelle et la plus prometteuse. Cependant, alors qu'un humain semble capable de reconnaître une personne à l'aide d'une simple photo, ceci semble hors d'atteinte pour un ordinateur. Les nouvelles méthodes s'orientent donc vers une modélisation 3D du visage pour prendre en compte ses propriétés élastiques caractéristiques [17].

C'est un procédé permettant de vérifier l'identité d'une personne. Il comprend deux étapes [18] :

- L'utilisateur fournit un identifiant au système de reconnaissance (par exemple un numéro d'utilisateur).
- L'utilisateur fournit ensuite un échantillon biométrique qui va être comparé à l'échantillon biométrique correspondant à l'utilisateur « Id » contenu dans la base de données biométrique du système. Si la comparaison correspond, l'utilisateur est authentifié.

1.4.2 Le mode d'identification

C'est un procédé permettant de déterminer l'identité d'une personne. Il ne comprend qu'une étape. L'utilisateur fournit un échantillon biométrique qui va être comparé à tous les échantillons biométriques contenus dans la base de données biométriques du système. Si l'échantillon correspond à celui d'une personne de la base, on renvoie son numéro d'utilisateur sinon l'identification échoue [19]. Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système. On effectue n fois le test et on voit, si la réponse du système (la personne la plus proche résultante de la comparaison entre le test et la base d'apprentissage). Un système biométrique comprend 4 modules (voir la Figure 1.7) dont certains sont communs à la phase d'enregistrement et à celle d'authentification : l'acquisition, l'extraction des caractéristiques, la comparaison et la décision [20].

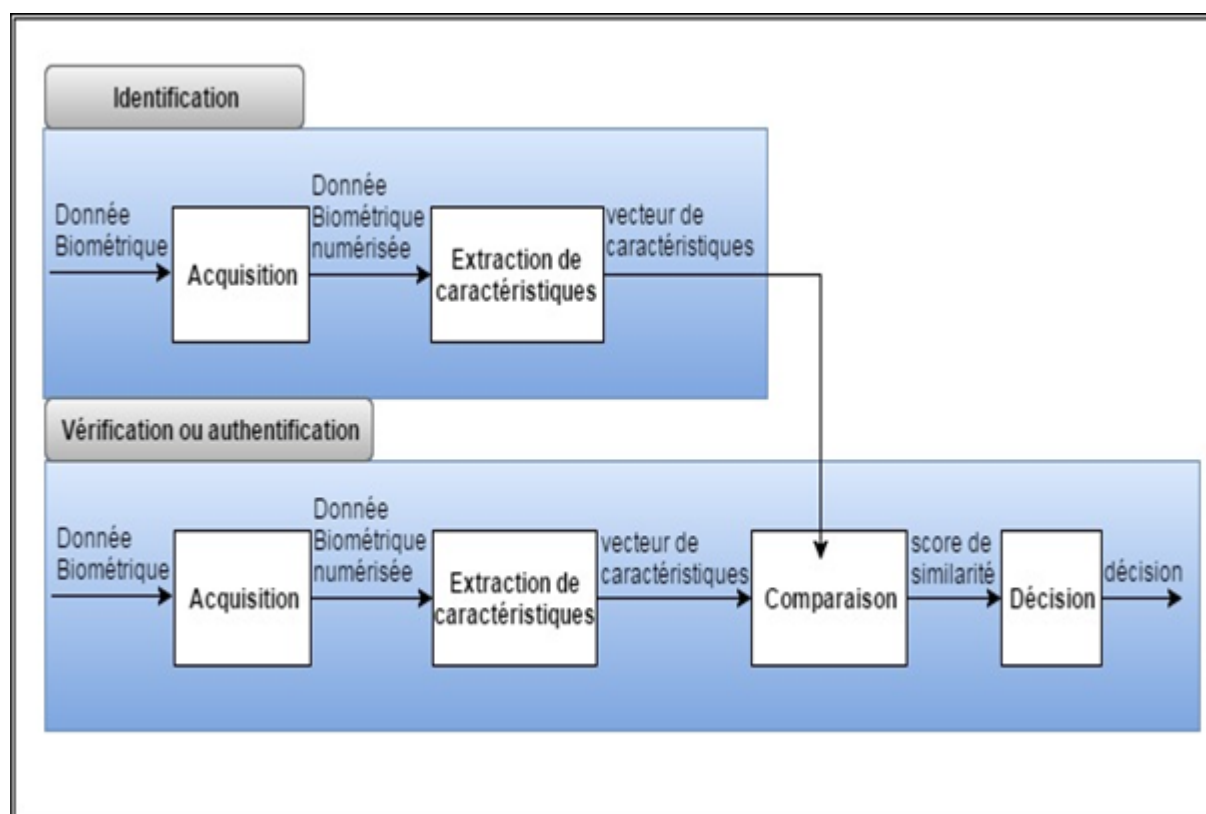


FIGURE 1.7 – Structure d'un système biométrique [22].

1.5 La reconnaissance faciale

Vu la demande grandissante pour la surveillance et le contrôle d'accès des lieux publics tels que les aéroports, banques et administrations, la reconnaissance du visage a connu grand intérêt parmi la communauté scientifique.

Si pour un être humain, reconnaître un visage relève d'une action naturelle et facile, il en va tout autrement pour un système biométrique autonome. Pour un ordinateur, une telle opération se base au contraire sur une chaîne de traitements, reposant sur des algorithmes complexes.

Les systèmes de reconnaissance faciale reposent sur des algorithmes d'analyse de l'image, pouvant identifier les personnes qui y sont associées. Ces programmes créent une image du visage, en mesurant ses caractéristiques. Ils en produisent ensuite un fichier

individuel, dénommé "Template ou signature". Les Template sont alors comparées avec toutes les images existantes au niveau de la base de données, en ressortant un score de similitude [14].

La reconnaissance faciale possède plusieurs avantages sur les autres technologies biométriques : elle est naturelle, non intrusive et facile à utiliser. Parmi les six attributs biométriques considérés par Hietmeyer [21], les caractéristiques faciales marquent un score de compatibilité le plus élevé dans un système MRTD ("Machine Readable Travel Documents"), ce score étant basé sur plusieurs facteurs d'évaluation tels que l'enrôlement, le renouvellement des données, les requis matériels et la perception des utilisateurs (voir la Figure 1.8).

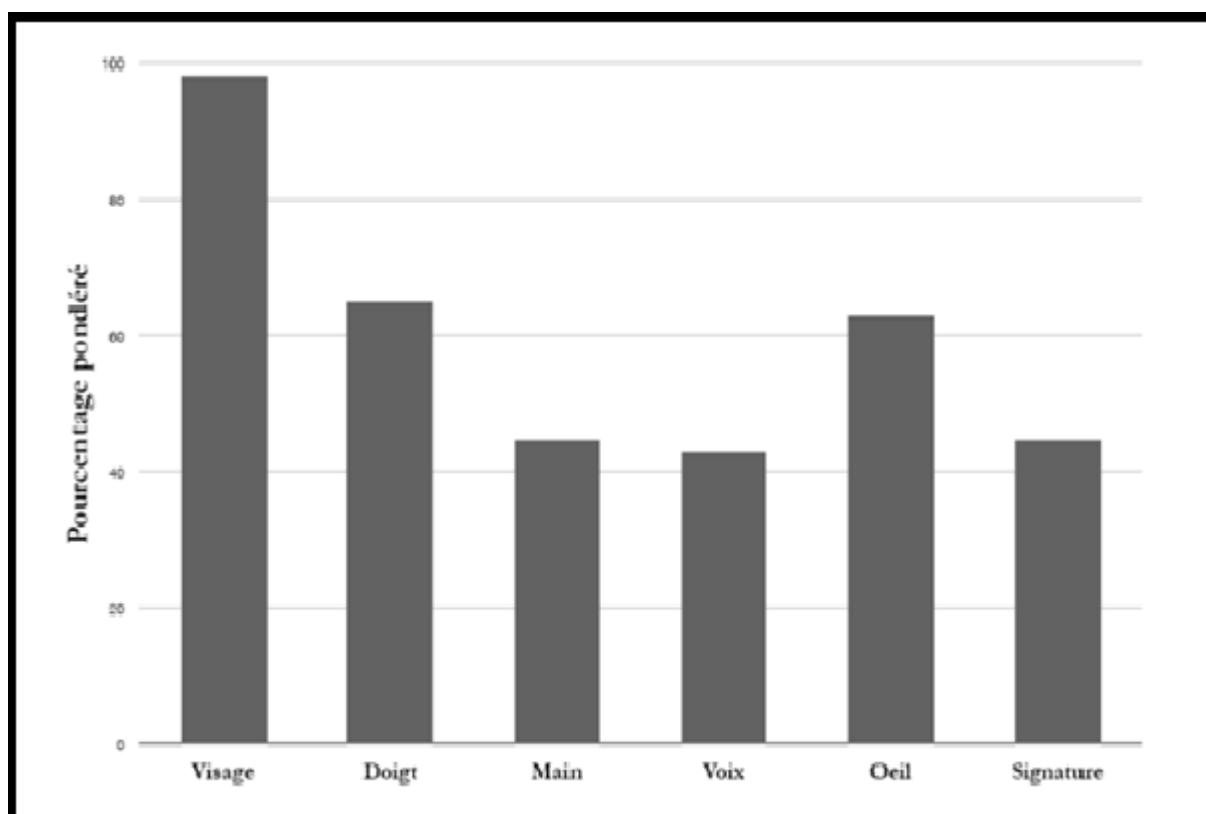


FIGURE 1.8 – Scores de compatibilité pour différentes technologies biométriques dans un système MRTD [22].

1.6 Le processus de la reconnaissance faciale

Un système de reconnaissance faciale doit, donc, pouvoir identifier des visages présents dans une image ou une vidéo de manière automatique. Le système peut opérer dans les deux modes suivants : authentification ou identification ; on peut également noter qu’il existe un autre type de scénario de reconnaissance faciale mettant en jeu une vérification sur une liste de surveillance (“watch-list”), où un individu est comparé à une liste restreinte de suspects [22].

La reconnaissance automatique de visage s’effectue en plusieurs étapes (voir la Figure 1.9). Certaines techniques de traitements d’images peuvent être communes à plusieurs étapes. Par exemple, l’extraction des paramètres faciales (yeux, nez, bouche) est utilisée aussi bien pour la détection que pour l’identification de visages. Par ailleurs, les étapes de détection de visage et d’extraction de caractéristiques peuvent être exécutées simultanément. Cela dépend notamment de la nature de l’application, de la taille de la base d’apprentissage, et des conditions de prise de vue (bruit, occultation, etc.). Enfin, les techniques de traitement utilisées dans chaque étape sont très critiques pour les applications biométriques, et doivent, par conséquence, être optimisées pour améliorer les performances du système global [23].

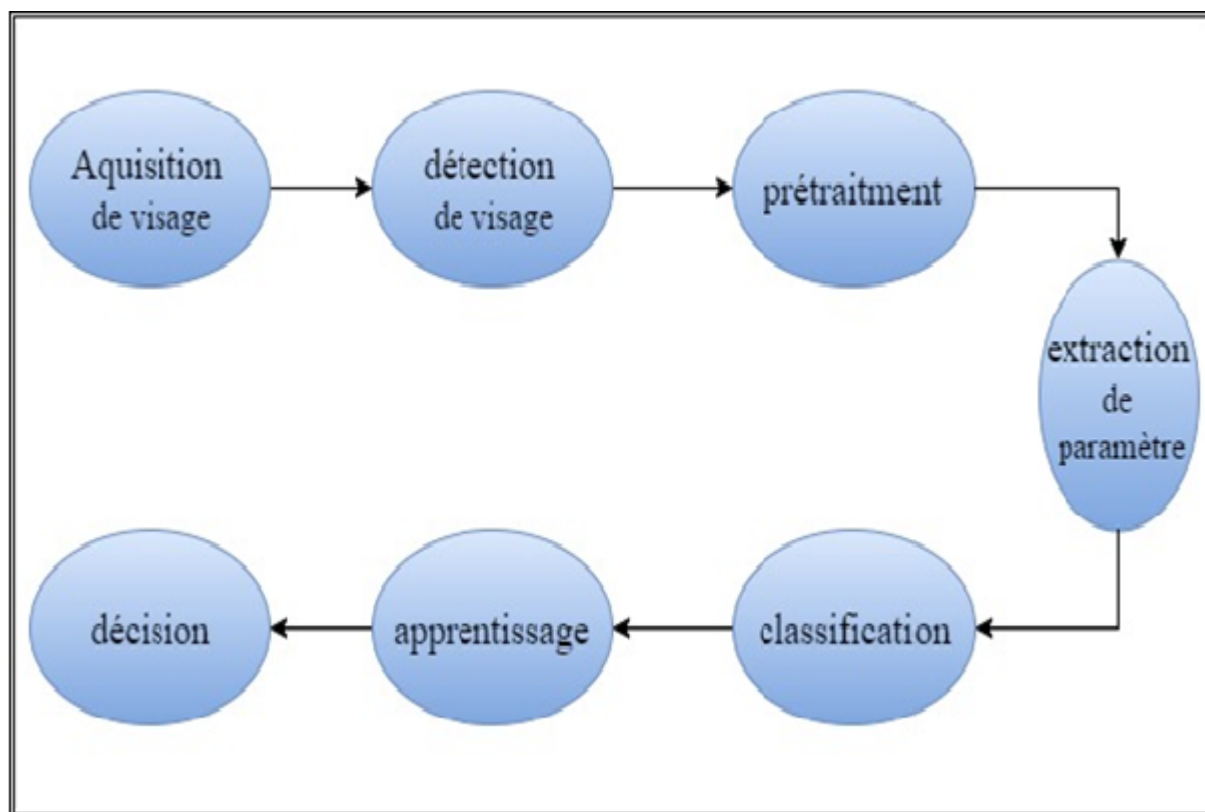


FIGURE 1.9 – Système de reconnaissance de visage [24].

Dans ce qui suit nous allons détailler chaque étape du système de reconnaissance faciale, et nous présenterons les principales difficultés rencontrées :

1.6.1 Acquisition

Un système d'acquisition équipé d'un capteur est utilisé pour acquérir une caractéristique spécifique de l'utilisateur, par exemple : un microphone dans le cas de la voix. C'est l'opération qui permet d'extraire du monde réel une représentation bidimensionnelle pour des objets en 3D, cette opération peut être statique (Appareil photo, Scanner, etc.) ou dynamique (Caméra, Web Cam), dans ce cas on aura une séquence vidéo .A ce niveau on aura une image brute (voir la Figure 1.10).

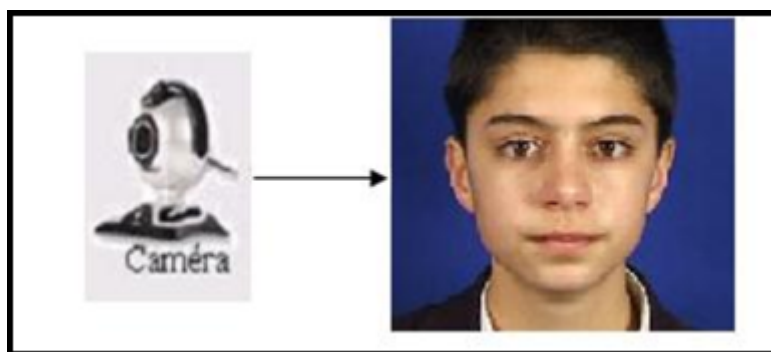


FIGURE 1.10 – Exemple d'acquisition d'une image [24].

1.6.2 Détection de visage

L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image. Dans la littérature scientifique, le problème de localisation de visages est aussi désigné par la terminologie "détection de visages". 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 narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc (voir la Figure 1.11).



FIGURE 1.11 – Détection de visage [24].

1.6.3 Le prétraitement

Où les données biométriques sont traitées pour enlever le bruit lié à l'environnement ou au dispositif de capture [24]. Il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images et procéder à une détection de visages, cette opération est très complexe, surtout dans le cas où l'image contient plusieurs visages ou le cas où l'arrière-plan n'est pas neutre [18].

Les performances globales de tout système automatique de reconnaissance dépendent amplement des performances de la détection de visages. On peut diviser les approches de détection en quatre catégories : les méthodes basées sur la connaissance où on code la connaissance humaine du visage, les méthodes de correspondance de masques, les méthodes à caractéristiques invariables où on utilise la couleur, les textures et les contours, et finalement les méthodes les plus répandues et qui sont celles basées sur l'apprentissage ou les statistiques comme PCA et Graph matching .

1.6.4 Extraction

Appelée aussi indexation, représentation, modélisation. Ayant une image ou une voix en entrée, une étape de segmentation permet d'extraire la caractéristique dont le processus d'authentification a besoin. Par exemple : extraire le visage du fond d'une image dans le cas de l'identification de visage [24]. Pour extraire l'information utile contenue dans le signal capturé [20]. Le choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes [18].

1.6.5 Classification

Cette étape consiste à modéliser les paramètres extraits d'un visage ou d'un ensemble de visages d'un individu en se basant sur leurs caractéristiques communes. Un modèle est un ensemble d'informations utiles, discriminantes et non redondantes qui caractérise un ou plusieurs individus ayant des similarités.

1.6.6 Apprentissage

C'est l'étape où on fait apprendre les individus au système, elle consiste à mémoriser les paramètres, après extraction et classification, dans une base de données bien ordonnées pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système [14].

1.6.7 Décision

Dans le cas de l'identification, il s'agit d'examiner les modèles retenus par un agent humain et donc décider. En ce qui concerne l'authentification, la stratégie de décision nous permet de choisir entre les deux alternatives suivantes : l'identité de l'utilisateur correspond à l'identité proclamée ou recherchée ou elle ne correspond pas.

C'est dans ce module que le système donne sa réponse soit dans une identification par la personne de la base la plus proche, soit par une vérification (oui ou non) [20]. Pour estimer la différence entre deux images, il faut introduire une mesure de similarité. Il est important de noter que le système de vérification automatique de visage se base en sa totalité sur la méthode de localisation [24].

1.7 Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale

Parmi les avantages et les inconvénients de la reconnaissance faciale [24] :

Avantages	Inconvénients
• Bien accepté par le public. • Aucune action de l'utilisateur (peu intrusive). • Pas de contact physique. • Technique peu coûteuse.	• Technologie sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage...) • Difficultés de différencier de vrais jumeaux. • Sensible aux changements.(barbe, moustache, lunettes, piercing ,chirurgie...).

TABLE 1.1 – Avantages et inconvénients de la reconnaissance faciale.

1.8 Les domaines d'application

Le champ d'application de la biométrie couvre potentiellement tous les domaines de la sécurité où il est nécessaire de connaître l'identité des personnes. Aujourd'hui, les principales applications sont la production de titres d'identité, le contrôle d'accès à des sites sensibles, le contrôle des frontières, l'accès aux réseaux, systèmes d'information, stations de travail et PC, le paiement électronique, la signature électronique et même le chiffrement de données. Cette liste n'est pas exhaustive, et de nouvelles applications vont très certainement voir rapidement le jour [25].

Due que la reconnaissance faciale est considérée comme une sous partie de la biométrie et elle a les mêmes finalités, donc la liste des applications pouvant utiliser la biométrie sont les mêmes de la reconnaissance faciale, pour cette raison nous allons donner dans la fin de ce chapitre une liste des domaines d'application de la biométrie en général [25] :

1.8.1 Contrôle d'accès physiques aux locaux

- contenu Salle informatique.
- Site sensible (service de recherche, site nucléaire).

1.8.2 Contrôle d'accès logiques aux systèmes d'informations

- Lancement du système d'exploitation.
- Accès au réseau informatique.
- Commerce électronique, paiement en ligne.
- Transaction (financière pour les banques, données entre entreprises).
- Signature de document (lot de fabrication de médicaments).
- Tous les logiciels utilisant un mot de passe.

1.8.3 Equipements de communication

- Terminaux d'accès à internet.
- Téléphones portables.

1.8.4 Machines & Equipements divers

- Coffre fort avec serrure électronique.
- Distributeur automatique de billets.
- Casier sensible (club de tir, police).
- Cantine d'entreprise, cantine scolaire (pour éviter l'utilisation d'un badge par une personne extérieure et améliorer la gestion).
- Casier de piscine (plus d'objet à porter sur soi).
- Contrôle des adhérents dans un club, carte de fidélité.
- Contrôle des temps de présence.
- Voiture (antidémarrage).

1.8.5 Etat / Administration

- Fichier judiciaire.
 - conte Le Fichier national automatisé des empreintes digitales (FNAED) comporte 2,7 millions données (août 2007 en France).
 - Le fichier national automatisé des empreintes génétiques (FNAEG) contient 545.092 données (août 2007).nu...
- Titres d'identité (carte nationale d'identité, passeport, permis de conduire, titre de séjour).
- Services sociaux (sécurisation des règlements).
- Services municipaux (sécurisation des accès aux écoles, contrôle de l'utilisation des services périscolaires).
- Système de vote électronique.

1.9 Les tendances de biométrie

1.9.1 Le marché

La biométrie connaît une popularité sans précédent. La croissance mondiale de la biométrie depuis quelques années est incontestable, tant le nombre d'intervenants est grand, même s'il existe peu d'informations publiques concernant ce marché. On peut toutefois considérer certaines données et certains chiffres sur son évolution au fil des années, tant à l'échelle mondiale, qu'américaine, européenne ou française.

Le marché de la sécurité informatique est encore atomisé, peu de fournisseurs peuvent prétendre offrir une gamme complète de produits. Les spécialistes estiment que ce marché est en pleine croissance et qu'il va également se concentrer [25].

Le marché mondial de la biométrie

Dans son rapport intitulé « Sensors for Biometry and Recognition 2016 », l'Institut d'études Yole Développement estime que les technologies d'empreintes digitales dominantes évolueront progressivement vers des solutions multimodales. La conclusion la plus importante souligne que le secteur des applications smartphone constitue le moteur majeur du développement de la biométrie à près de 66% du marché total de la biométrie. La biométrie pour le consommateur bénéficiera sans doute d'une croissance de l'ordre de 10% de 2016 à 2021, selon les analystes de Yole.

Selon Yole, 525 millions d'unités de capteurs auraient été vendues en 2015 et ce chiffre devrait atteindre 1.500 millions d'unités d'ici à 2021. A côté de la détection des empreintes digitales pour le déverrouillage et le paiement mobile, il faut compter avec les technologies de reconnaissance visuelle pour la sécurité basées sur les images combinées de l'œil et du visage. En outre, les assistants vocaux développés par Amazon et Google mettent en jeu des modules de reconnaissance vocale enregistrée [25].

Le marché de la biométrie est en plein boom : selon l'agence Markets, le marché mondial de la biométrie représentera 8,5 milliards d'euros d'ici 2015. Cette expansion se fait particulièrement sentir dans les pays émergents où les états civils, quand ils existent, sont souvent parcellaires [25] :

- **Le marché américain :** Les Etats-Unis ont compris la manière et la nécessité d'intégrer les produits d'authentification au sein de leur société depuis des années, Le besoin de sécuriser les transactions financières se fait ressentir. Pour s'en convaincre, notons que les fraudes aux distributeurs automatiques de billets atteignent 30
- **Le marché japonais :** La croissance en besoins biométriques, bien que mondiale, s'est particulièrement développée au Japon depuis avril 2005 et la mise en application pour toutes les entreprises de la loi sur la protection des informations personnelles qui oblige chaque entreprise à assurer elle même la sécurité des informations qu'elle détient. Mitsubishi Tokyo Financial Group par exemple, la seconde banque au Japon, reçoit quotidiennement 2 000 demandes pour sa nouvelle carte de crédit qui identifie les utilisateurs grâce aux veines de la paume de la main. Sur les 3 000 distributeurs que possède la banque la moitié est déjà équipée des technologies de reconnaissance compatibles.
- **Le marché européen :** «Le secteur de la biométrie est en train d'achever son premier cycle de développement. Il y a eu des progrès jusqu'à présent, sur les fronts technologiques, applicatifs et législatifs», mais ils se sont révélés «trop peu importants et trop fragmentés pour envisager un déploiement de systèmes biométriques de grande envergure», affirme la Commission européenne.
- **Le marché français :** En France, le marché de la biométrie est aujourd'hui peu développé du fait d'un très petit nombre d'acteurs français spécialisés. Cependant, des systèmes ont doré et déjà été installés sur certains sites (installations militaires, sites nucléaires, banques, établissements et cantines scolaires, ...), ce qui témoigne des premières prises de conscience au niveau de la demande.

1.10 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté une brève survole sur les méthodes les plus utilisées dans le domaine de reconnaissance de visages. En effet, nous avons vu que chaque méthode possède ces avantages et ces inconvénients, ce qui a entraîné l'apparition de l'approche de combinaison de méthodes et de biométries pour profiter des complémentarités qui existent entre elles.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART DE LA RECONNAISSANCE DE VISAGE

2.1 Introduction

L'extraction des caractéristiques faciales est une étape indispensable dans les systèmes de reconnaissance de visages. De nombreuses méthodes de reconnaissance de visage ont été proposées au cours de ces dernières années.

Dans ce chapitre nous allons donner une classification des méthodes de reconnaissance de visages selon le type des données en entrée du système est adoptée, on distingue trois grandes classes des méthodes (locale, globale et hybride). Ensuite, nous allons déterminer le principe de fonctionnement des méthodes les plus représentatives, ainsi une comparaison entre eux dans la fin de chapitre.

2.2 Les classes des méthodes de la reconnaissance de visages

Les méthodes de reconnaissance de visage peuvent être séparées en trois grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques), les méthodes locales et les méthodes hybrides (voir la Figure 2.1) :

2.2.1 Les méthodes locales

C'est une méthode géométrique, on l'appelle aussi la méthode à traits, à caractéristique locale, ou analytique. Dans ces méthodes, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

Les méthodes locales s'intéressent aux points critiques du visage comme le nez, la bouche, les yeux ; ce qu'il va engendrer plus de détails [24]. Ces méthodes basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci.

Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements [14].

Les avantages des méthodes locales

Elles sont qu'elles prennent en compte la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître et un nombre réduit de paramètres (de 9 à 14 distances au maximum à considérer) [20], en exploitant les résultats de la recherche en neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain [18].

Les inconvénients éprouvés sur les méthodes locales

c'est quand il s'agit de prendre en considération plusieurs vues du visage, ainsi que le manque de précision dans la phase « extraction » des points qui constitue leur inconvénient majeur [20].

Les techniques de l'approche locale

BIC (Les Approches Bayésiennes), AAM (Modèle Actif d'Apparence), LBP (Local Binary Pattern), SVM (Machines à Vecteur de Support).

2.2.2 Les 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, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images [24].

Le principe des approches globales

Le principe des approches globales est d'utiliser toute la surface du visage comme source d'information sans tenir compte des caractéristiques locales comme les yeux, la bouche, ... etc. Les algorithmes globaux s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire [20]. ou d'utiliser le visage complet comme source d'information, et ça sans segmentation de ses parties. En effet une image en niveau de gris de taille 112 x 92 est représentée par un vecteur de taille 10304, les couleurs ne sont généralement pas utilisées dans ses méthodes ce qui simplifie un grand nombre d'opérations [24].

L'avantage principal des méthodes globales

elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne [14].

Les inconvénients éprouvés sur les méthodes globales

elles sont très sensibles aux variations d'éclairement, de pose et d'expression faciale. Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de l'environnement entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement [14].

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 [20].

Les techniques de l'approche globale

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales, les techniques linéaires (PCA (Analyse en Composante Principale), LDA (Analyse Discriminante Linéaire), ICA (Analyse en Composante Indépendantes), les techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau (kernel) comme le K-PCA (Analyse en Composante Principale de kernel), le K-LDA (Analyse Discriminante Linéaire de kernel) et LLE (Local Linear Embedding).

2.2.3 Les méthodes hybrides

Elle se présente comme une association des avantages entre les méthodes globales et locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairement et d'expressions faciales [24].

Elles se basent sur le fait que le système de perception humain emploie les caractéristiques locales et la région entière du visage pour l'identification [18].

Les techniques de l'approche hybride

Parmi les techniques permises de cette approche sont : LFA (Analyse de Caractéristique Locale), EGM (Elastic Graph Matching), EBGM (Elastic Buch Graph Matching) et LG-PCA (Log Gabor PCA).

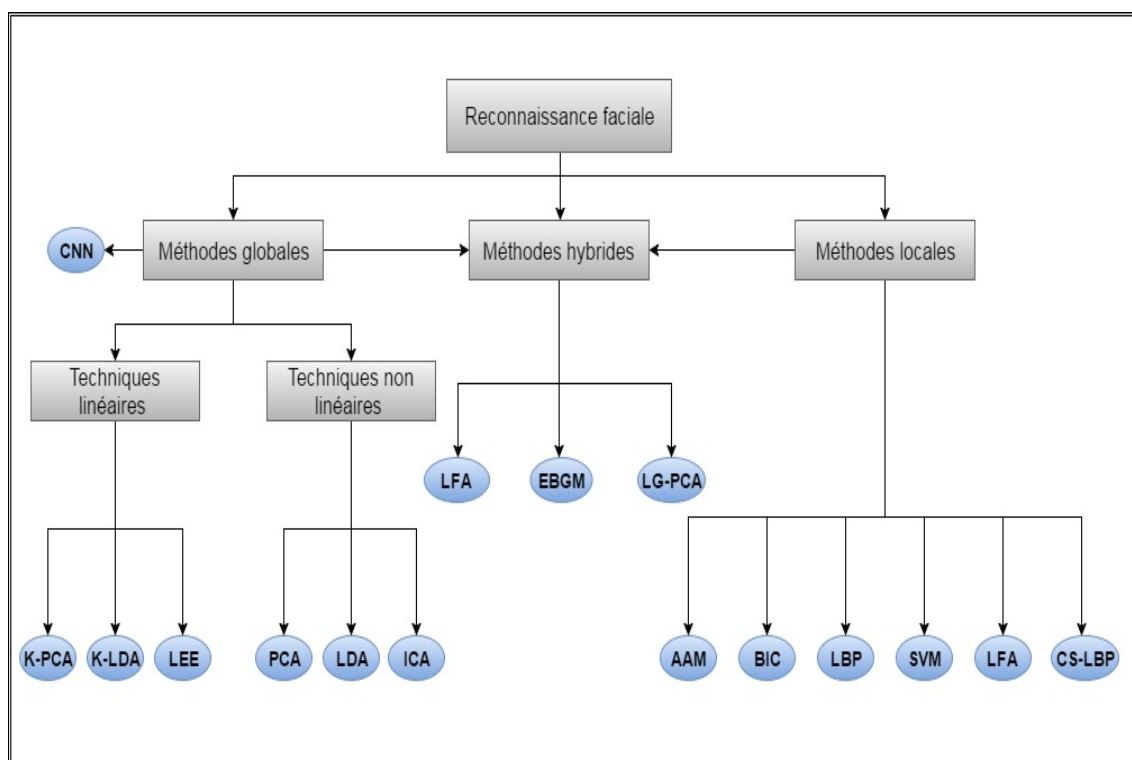


FIGURE 2.1 – Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [14].

2.3 Les techniques de la reconnaissance de visages

Plusieurs méthodes ont proposé dans la littérature, afin d'améliorer le taux de reconnaissance faciale, chacune d'elles à ces avantages et ces inconvénients. Parmi ces méthodes, nous allons présenter les sept méthodes suivant :

2.3.1 Analyse en Composantes Principales (PCA)

L'analyse en Composantes Principales (ACP) en anglais PCA (Principal Component Analysis, Pearson, 1901), Sirovich et Kirby appliquée PCA pour la représentation efficace d'une image de visage pour la première fois. Ils représentaient une image de visage comme une addition d'un petit nombre de valeurs de poids défini comme un vecteur de base du visage et du vecteur moyen. Ils ont fait valoir que toute image de visage pourrait être

reconstruite à peu près comme une moyenne pondérée somme d'une petite collection d'images que définis base du visage et une image moyenne de la face. Turk et Pentland ont proposé une méthode visages propres pour la reconnaissance faciale en 1991 [24] .

La méthode PCA est une méthode globale linéaire [24] qui est aussi connu sous le nom d'Eigen faces, puisque elle utilise des vecteurs propres et des valeurs propres (respectivement Eigenvectors et Eigenvalues en anglais). Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues et utilise l'algèbre linéaire. Il est à la base de nombreux algorithmes globaux actuels.

Le principe de la méthode PCA

L'idée principale de cette méthode consiste à exprimer les M images d'apprentissage selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage [14].

En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de la base d'apprentissage.

Une image $I_{i(m,n)}$ est traitée comme un vecteur $\Gamma_{i(m \times n, 1)}$ dans un espace vectoriel de grande dimension ($N = m \times n$), par concaténation des colonnes) [26].

$$\Gamma = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & \dots & a_{n,m} \end{pmatrix} \Rightarrow \Gamma = \begin{pmatrix} a_{1,1} \\ \vdots \\ a_{n,1} \\ \vdots \\ a_{1,m} \\ \vdots \\ a_{n,m} \end{pmatrix}$$

Passage d'une image vers un vecteur dans un espace vectoriel de grande dimension. Les coefficients $a_{i,j}$ représentent les valeurs des pixels en niveau de gris, codés de 0 à 255 [22].

- Après avoir rassemblé les M images dans une unique matrice, on obtient une matrice d'images Γ , où chaque colonne représente une image Γ_i [14] :

$$\Gamma = \begin{pmatrix} a_{1,1} & b_{1,1} & \dots & z_{1,1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n,1} & b_{n,1} & \dots & z_{n,1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{1,m} & b_{1,m} & \dots & z_{1,m} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n,m} & b_{n,m} & \dots & z_{n,m} \end{pmatrix}$$

- On calcule ensuite l'image moyenne Ψ de toutes les images collectées. Cette image peut être vue comme le centre de gravité du jeu d'images (voir la Figure 2.2) [14] :

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2.1)$$

- On ajuste ensuite les données par rapport à la moyenne.



FIGURE 2.2 – Image moyenne [26].

- l'image moyenne est alors soustraite de chaque image avec la formule suivante [26] :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi, \dots M \quad (2.2)$$

- On calcule ensuite la matrice de covariance du jeu de données. Cette matrice peut

être vue comme une matrice de moments d'ordre 2 [26] :

$$C = \sum_{i=1}^M \Theta_i \Theta_i^T = AA^T, A = [\Theta_1 \Theta_2 \dots \Theta_M] \quad (2.3)$$

La prochaine étape consiste à calculer les vecteurs propres et les valeurs de cette matrice de covariance C de taille $(N \times N)$, c'est-à-dire de l'ordre de la résolution d'une image.

Le problème est que cela peut parfois être très difficile et très long. En effet, si $N > M$ (si la résolution est supérieure au nombre d'images), il y aura seulement $M - 1$ vecteurs propres qui contiendront de l'information (les vecteurs propres restants auront des valeurs propres associées nulles). Par exemple, pour 100 images de résolution 320×240 , on pourrait résoudre une matrice L de 100×100 au lieu d'une matrice de 76800×76800 pour ensuite prendre les combinaisons linéaires appropriées des images. Le gain de temps de calcul serait considérable. Typiquement, on passerait d'une complexité de l'ordre du nombre de pixels dans une image à une complexité de l'ordre du nombre d'images [22].

Les étapes du processus qui on permet d'accélérer les calculs sont décrits Ci-dessous [14] :

- on considère les vecteurs propres e_i de $C = AA^T$, associés aux valeurs propres λ_i

On a :

$$C e_i = \lambda_i e_i \quad (2.4)$$

- Les vecteurs propres v_i de $l = A^T A$, associés aux valeurs propres u_i sont tels que :

$$l v_i = u_i v_i \quad (2.5)$$

Soit :

$$A^T A v_i = u_i v_i \quad (2.6)$$

- En multipliant à gauche par A des deux côtés de l'égalité, on obtient :

$$AA^T Av_i = Au_i v_i \quad (2.7)$$

- Puisque $C = AA^T$, on peut simplifier :

$$C(Av_i) = u_i(Av_i) \quad (2.8)$$

- De 2.4 et 2.8, on voit que Av_i et u_i sont respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de C :

$$\begin{cases} e_i = Av_i \\ \lambda_i = u_i \end{cases} \quad (2.9)$$

On peut, donc trouver les valeurs propres de cette énorme matrice C en trouvant les valeurs propres d'une matrice L beaucoup plus petite. Pour trouver les vecteurs propres de C , il suffit juste de pré-multiplier les vecteurs propres de L par la matrice A .

Les vecteurs propres trouvés sont ensuite ordonnés selon leurs valeurs propres correspondantes, de manière décroissante. Plus une valeur propre est grande, plus la variance capturée par le vecteur propre est importante. Cela implique que la majeure partie des informations est contenue dans les premiers vecteurs propres.

Une part de la grande efficacité de l'algorithme ACP vient de l'étape suivante qui consiste à ne sélectionner que les k meilleurs vecteurs propres (ceux avec les k plus grandes valeurs propres). On définit alors un espace vectoriel engendré par ces k vecteurs propres, que l'on appelle l'espace des visages Ev ("Face Space") [14].

Les images originales peuvent être reconstituées par combinaison linéaire de ces vecteurs propres, on les appelle eigenfaces (voir la Figure 2.3).

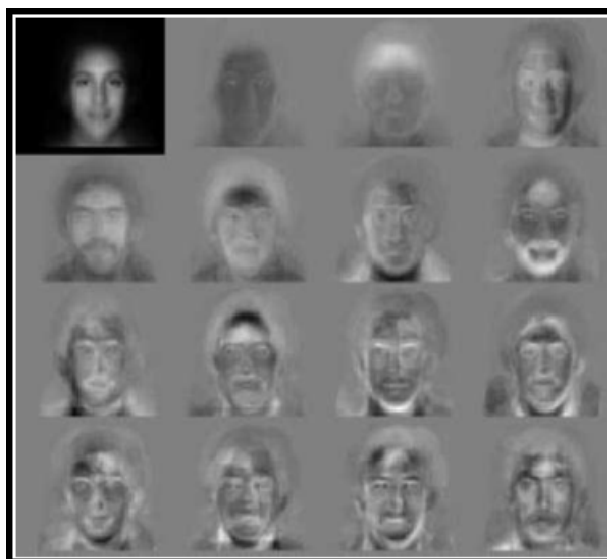


FIGURE 2.3 – Image moyenne et les 15 eigenfaces [22].

En résumé, l'algorithme ACP est une méthode globale utilisant en premier lieu les niveaux de gris des pixels d'une image. Sa simplicité à mettre en œuvre contraste avec une forte sensibilité aux changements d'éclairement, de pose et d'expression faciale [27].

Le principe selon lequel on peut construire un sous-espace vectoriel en ne retenant que les «meilleurs» vecteurs propres, tout en conservant beaucoup d'information utile, fait de l'ACP un algorithme efficace et couramment utilisé en réduction de dimensionnalité [22].

2.3.2 L'analyse Discriminante Linéaire (LDA)

L'Analyse Discriminante Linéaire (ADL) en anglais LDA (Linear Discriminate Analysis, Fisher, 1936), LDA est une méthode globale linéaire [24].

L'algorithme LDA est né des travaux de Belhumeur et al. De Yale University (USA), en 1997. Il est aussi connu sous le nom de « Fisherfaces ». Contrairement à l'algorithme PCA, celui de la méthode LDA effectue une véritable séparation de classes. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage d'images en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs images par classe. La méthode LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, pour objectif de maximiser les variations entre les images d'individus différents (inter-classes) tout en minimisant les

variations entre les images d'un même individu (intra-classes) [28].

Cependant, lorsque le nombre d'individus à traiter est plus faible que la résolution de l'image, il est difficile d'appliquer la méthode LDA qui peut alors faire apparaître des matrices de dispersions singulières (non inversibles). Comme l'ACP ne prend pas en compte la discrimination des classes mais LDA résoudre ce problème, et que les méthodes basées sur LDA standard telles que Fisherfaces, appliquent en premier lieu l'ACP pour la réduction de dimension et puis l'analyse discriminante.

Des questions appropriées au sujet de l'ACP sont habituellement liées au nombre des composantes principales (CP) utilisées et comment elles affectent la performance? Concernant l'analyse discriminante on doit comprendre les raisons de sur-ajustage de précision et comment l'éviter?

Les réponses à ces deux questions sont étroitement liées. On peut réellement montrer qu'employer plus de CP peut mener à la diminution de la performance de l'authentification. L'explication de ce comportement est que les CP correspondantes aux vecteurs qui ont des petites valeurs propres correspondent aux composantes de hautes fréquences codent habituellement le bruit. En résulte, si les vecteurs propres correspondant aux petites valeurs propres sont employés pour définir le sous-espace réduit de PCA, le procédé FLD s'accompagne aussi bien par le bruit et par conséquence le sur-ajustage de précision a lieu. Pour cette raison le modèle amélioré du FLD (Enhanced FLD Model : EFM) est employé pour surmonter ces problèmes liés au sur-ajustage de précision [14].

La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. la Figure 2.4 5 représente un exemple de classification de deux nuages de points. L'axe principal de la méthode LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les deux classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des deux classes par rapport à la projection sur l'axe principal calculé par PCA [14].

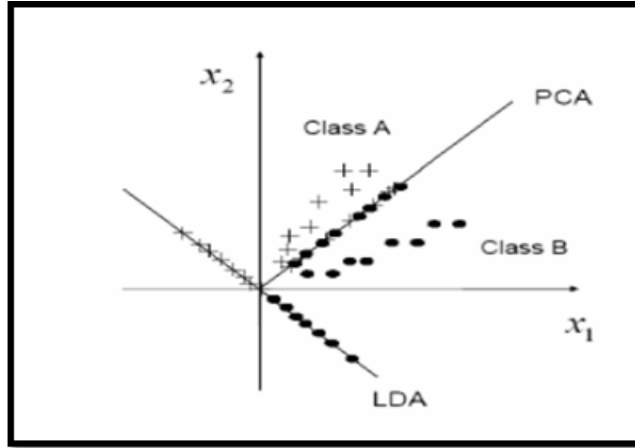


FIGURE 2.4 – les projections ACP et LDA d'un ensemble de données [14].

Le principe de la méthode LDA

- Tout comme dans le PCA, on rassemble les images de la base d'apprentissage dans une grande matrice d'images Γ où chaque colonne représente une image Γ_i , puis on calcule l'image moyenne Ψ [14].

Ensuite, pour chaque classe C_i , on calcule l'image moyenne ΨC_i :

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

Avec Θ_i , le nombre d'images dans la classe X_i .

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

- On obtient alors une nouvelle image Θ_i :

$$\Theta_i = \Gamma_i - \Psi C_i \quad (2.11)$$

- Vient ensuite le calcul de nos différentes matrices de dispersion. On notera le nombre total de classes (i.e. le nombre d'individus), Θ_i le nombre d'images dans la classe X_i et M le nombre total d'images :

1. La Matrice de Dispersion Intra-Classe (s_w) :

$$s_w = \sum_{i=1}^c \sum_{\Gamma_k \in C_i} (\Gamma_k - \Psi C_i)(\Gamma_k - \Psi C_i)^T \quad (2.12)$$

2. La Matrice de Dispersion Inter- Classe(s_b) :

$$s_b = \sum_{i=1}^c q_i (\Psi C_i - \Psi)(\Psi C_i - \Psi)^T \quad (2.13)$$

3. La Matrice de Dispersion Inter- Classe (s_t) :

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

Une fois ces matrices calculées, on doit trouver une projection optimale w qui minimise la dispersion intra-classe, relative à la matrice s_w , tout en maximisant la dispersion Interclasse, relative à la matrice [28].

2.3.3 Réseau de Neurones à Convolution (CNN)

Le réseau de neurones à convolution RNC en anglais CNN (Convolutional Neural Network, Cun et al, 1990) . CNN est une méthode globale . Motivé principalement par deux raisons : il intègre implicitement une phase d'extraction de caractéristiques et il a été utilisé avec succès dans de nombreuses applications [Garcia et Delakis en 2004 ; Le Cun et al en 1998 ; Osadchy et al en 2007] [28].

Les premières architectures profondes fonctionnelles à faire leur apparition ont été les CNNs qui appliqué sur des données d'entrées matricielles $N \times N$ pouvant représenter, par exemple, une image. Il est toutefois possible d'adapter ce modèle à des entrées vectorielles ou tensorielles.

Le principe de la méthode CNN

Dans un CNN, on retrouve deux types de couches en alternance : une couche de convolution et une couche de sous-échantillonnage (pooling). La couche de convolution est formée d'un certain nombre de filtres ayant un champ de perception limité (e.g. des petits carrés $n \times n$ tel que $n < N$). Ces filtres agissent en tant que détecteurs de caractéristiques.

Ils sont définis par des poids qui sont ajustables pendant l'apprentissage. On effectue une convolution de ces filtres sur l'entrée pour obtenir les activations de la couche. On peut voir la convolution des filtres comme un partage de poids entre les unités d'un même filtre appliqué à différents endroits. Les activations sont ensuite envoyées à la couche de sous-échantillonnage. Celle-ci, également formée d'unités ayant un champ de perception limité, réduit la dimension de la couche précédente grâce à une fonction de sous-échantillonnage (typiquement la moyenne ou le maximum des activations dans le champ perceptif). La prochaine couche effectue ensuite une convolution sur les sorties de la couche de sous-échantillonnage, et ainsi de suite. Après la dernière couche de sous-échantillonnage, on ajoute une couche de neurones de sortie, nous permettant ainsi d'effectuer l'entraînement supervisé en rétropropageant le gradient.

L'alternance entre convolution et sous-échantillonnage donne une structure pyramidale au CNN. Ainsi, les couches supérieures représentent des caractéristiques de plus en plus globales de l'entrée car leur champ perceptif, bien que de faible dimensionnalité, correspond à une plus grande partie de l'entrée. De plus, le partage de poids permet de limiter le nombre de paramètres du modèle, ce qui facilite l'apprentissage [30].

La Figure 2.5 décrit l'architecture développée en suivant les recommandations de Simard et al en [2003] [29].

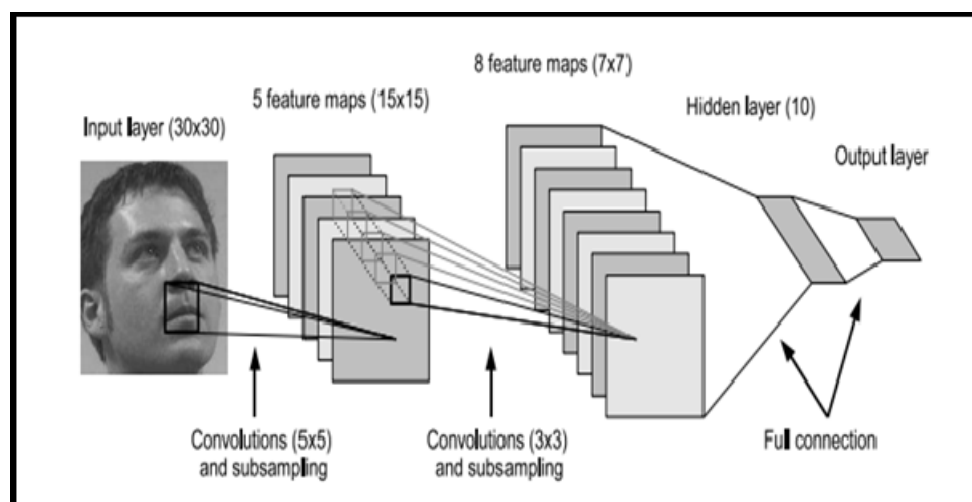


FIGURE 2.5 – Architecture de notre réseau de neurones à convolution [29].

2.3.4 Local Binary Pattern (LBP)

Le Modèle Binaire Local en anglais LBP (Local Binary Pattern, Ojala et al, 1996) [31], LBP sont des descripteurs locaux de textures souvent utilisés en analyse de visages [Rodriguez et Marcel, 2006 ; Zhao et Pietikäinen, 2007] [29].

Dans le but de caractériser la texture d'une image.

Le principe de la méthode LBP

Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à seuiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant. Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure (voir la Figure 3.1).

Le code LBP du pixel courant est alors produit en concaténant ces 8 valeurs pour former un code binaire. On obtient donc, comme pour une image à niveaux de gris, une image des valeurs LBP contenant des pixels dont l'intensité se situe entre 0 et 255 [31].

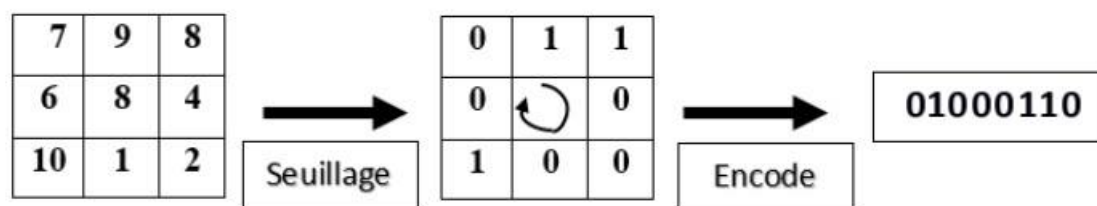
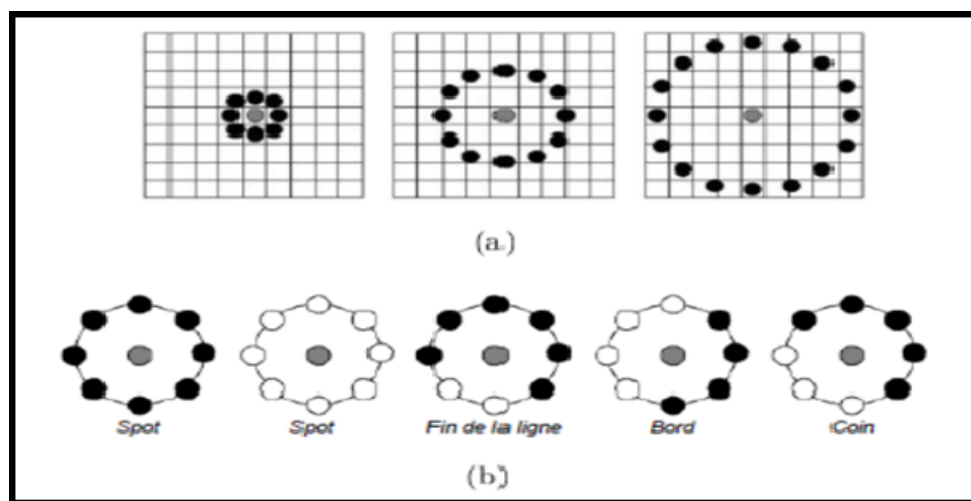


FIGURE 2.6 – Opérateur LBP [14].

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille différente. Dans ce cas, un cercle de rayon R autour du pixel central et les valeurs des P points échantillonnés sur le bord de ce cercle sont prises et comparées avec la valeur du pixel central. Pour obtenir les valeurs des P points échantillonnés dans le voisinage pour tout rayon R , une interpolation est nécessaire. On adopte la notation (P, R) pour définir le voisinage de P points de rayon R d'un pixel. (voir la Figure 2.7(a)), illustre trois voisinages pour des valeurs de R et P différentes [14].

FIGURE 2.7 – Figure 2.8. (a) : Trois voisinages pour des R et P différents, (b) : Textures particulières détectées par LBP [14].

2.3.5 Méthode par le modèle d'apparence (AAM)

Le Modèle Actif d'Apparence MAA en anglais AAM (Active Appearance Model, Edwards et al, 1998) [29]. MAA est une méthode local de la reconnaissance de visage [32].

Le principe de la méthode MAA

son principe comprend deux étapes (la construction du modèle et l'ajustement de celui-ci sur de nouveaux visage) [32] :

- **Construction** : La modélisation du visage est une étape d'apprentissage qui consiste à générer un modèle statistique représentant les variations de la forme et de la texture d'un ensemble d'images de visages constituant la base d'apprentissage. Les images sont toutes annotées manuellement par un nombre donné de points caractéristiques marqués sur chaque visage. Afin de générer le modèle de forme, les ensembles de points caractéristiques marqués sur chaque visage sont alignés dans un système de coordonnées commun et sont représentés par des vecteurs. une ACP est ensuite appliquées sur l'ensemble de ces vecteurs .la construction du modèle de variation d'apparence est effectuée en déformant d'abord la forme de chaque visage afin qu'elle soit alignée à la forme moyenne. Le vecteur d'apparence est ensuite extrait et une ACP est appliquée afin d'obtenir un modèle linéaire. les deux modèles peuvent être utilisés séparément ou conjointement.
- **Ajustement** : Une fois que le modèle est construit, la deuxième étape consiste à ajuster les paramètres du modèle selon une image donnée en cherchant l'ensemble optimal des paramètres qui représentent le mieux d'image en entrée .Ceci est considéré comme un problème d'optimisation où l'on essaie de faire varier les paramètres du modèle tout en minimisant la distance entre le modèle et l'image. Pour cela, une étape d'apprentissage est d'abord appliquée afin de permettre au modèle d'apprendre comment résoudre le problème d'optimisation a priori. Elle consiste en un apprentissage à partir d'un ensemble d'image annotées où paramètres du modèle sont connus. Pour chaque exemple dans l'ensemble d'apprentissage, un certain nombre de déplacements connus sont appliqués au modèle, et le vecteur de

différences est enregistré. Quand les données d'apprentissage sont suffisantes, Une régression multiple est appliquée pour modéliser la relation entre les départements du modèle et les vecteurs de différence.

L'AAM encode donc des informations sur la manière dont les paramètres doivent être ajustés pour atteindre le meilleur alignement. étant donné une image d'un visage à reconnaître, le modèle est d'abord placé sur le visage et le calcul du vecteur de différences est réalisé. Ensuite, l'ajustement est effectué en utilisant le modèle de régression obtenu dans la phase d'apprentissage : celui-ci prédit le mouvement qui donne la meilleure correspondance. Le processus est répété jusqu'à la convergence. les La Figure 2.8 montre deux exemples d'ajustement d'un AAM sur un visage après différents nombres d'itération.



FIGURE 2.8 – Deux exemples d'ajustement d'un AAM à une image [32].

L'efficacité de ces méthode est forment liée à la richesse de la base d'apprentissage utilisée pour construire le modèle. Ce dernier devrait être aussi complet que possible pour être capable de synthétiser une approximation suffisamment proche de toute image du visage de personne cible [31].

2.3.6 Center-Symmetric Local Binary Pattern (CS-LBP)

Une autre méthode locale est le modèle binaire local symétrique central en anglais CS-LBP (Center-Symmetric Local Binary Pattern, Heikila, 2009) [33] pour la description des régions d'intérêt.

Le principe de la méthode CS-LBP

Son principe est basé sur le calcul de la différence des valeurs des pixels (deux à deux) symétrique par rapport au pixel centrale ; c'est-à-dire les valeurs de pixel ne sont pas comparées au pixel central mais plutôt au pixel opposé symétriquement par rapport au pixel central [34]. La figure 2.9 illustre la procédure de ce calcul.

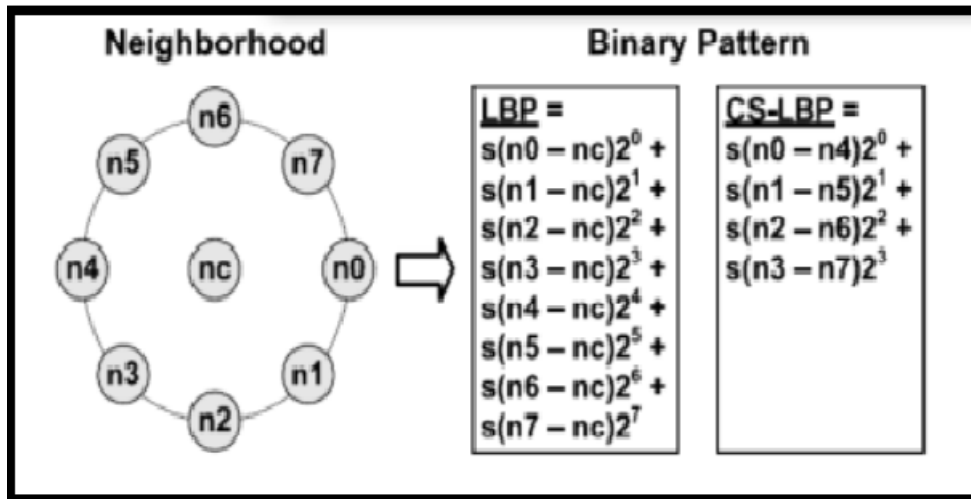


FIGURE 2.9 – LBP et CS-LBP descripteur pour 8 pixels voisins [34].

Calcule par pixel CS-LBP valeur en prenant et en modulant la différence d'intensité de pixels centraux symétriques pour tous les pixels voisins. Pour chaque pixel, on privilège d'une région de pixels de 3×3 ce qui conduit à un nombre entier scalaire entre 0 et 16. Ensuite, un histogramme de bacs 16 est calculé compte tenu d'une zone rectangulaire. Cela signifie un descripteur de cette famille. Pour toutes les positions et les échelles possibles de la région rectangulaire, un descripteur distincte (qui est un histogramme) est calculé et ajouté à l'ensemble CS-LBP [35].

2.3.7 La méthode LTP

Ces dernières années, plusieurs recherches se sont intéressées à son utilisation dans le domaine de la reconnaissance des visages dans le spectre visible. Plus récemment, un nouveau descripteur similaire au LBP a été proposé. Ce descripteur appelé les motifs locaux ternaires LTP en anglais (Local Ternary Patterns, Tan et Triggs, 2007), vise à réduire l'influence du bruit dans des régions uniformes de l'image à travers un encodage local basé sur l'utilisation d'un seuil.

Il s'agit de la généralisation des local binary patterns au système ternaire. Elle a été proposée comme solution au problème de sensibilité qu'éprouve le LBP face au bruit aléatoire et celui de quantification [14].

Le principe de la méthode LTP

Le descripteur LTP étend le LBP à un code de 3 niveaux dans lequel les pixels locaux ayant leurs niveaux de gris dans un intervalle défini par les seuils $-t$ et $+t$ par rapport au pixel central sont marquées par la valeur 0. Les pixels au-dessus du seuil $+t$ par rapport au pixel central sont affectées d'une marque de valeur 1 et ceux en-dessous du seuil $-t$ par rapport au pixel central sont marqués par la valeur -1 [36].

- **Le calcul des descripteurs LTP :**

L'équation ci-dessous montre comment calculer le descripteur LTP dans un voisinage [36] :

$$p'_i = \begin{cases} 1 & \text{si } p_i \geq p_0 + t \\ 0 & \text{si } |p_i - p_0| < t \\ -1 & \text{si } p_i \leq p_0 - t \end{cases} \quad (2.15)$$

t est un seuil défini par l'utilisateur. L'utilisation d'un seuil permet de rendre le descripteur résultant moins sensible au bruit, mais il n'est plus strictement invariant aux transformations des niveaux de gris.

La Figure 2.10 montre le résultat de l'application du LTP sur une image en utilisant un seuil $t = 5$.

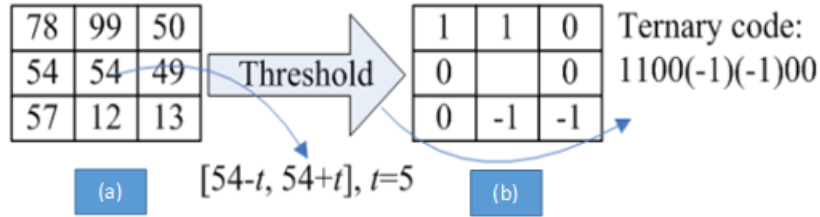


FIGURE 2.10 – Exemple de calcul du descripteur LTP sur un voisinage 3×3 (a) niveau de gris dans une zone 3×3 ; (b) masque ternaire obtenu [36]

Afin de se débarrasser de la partie négative du masque ternaire du descripteur LTP et de rester dans un encodage sur 8 bits, ce dernier est divisé en deux canaux LBP. Le modèle supérieur (LTPU) est obtenu en remplaçant les valeurs négatives par la valeur 0. Le modèle inférieur (LTPL) est obtenu en remplaçant la valeur 1 par 0 et puis en changeant les valeurs négatives à 1. La Figure 2.11 montre le résultat de ce fractionnement et les masques binaires supérieur LTPU et inférieur LTPL obtenus [36].

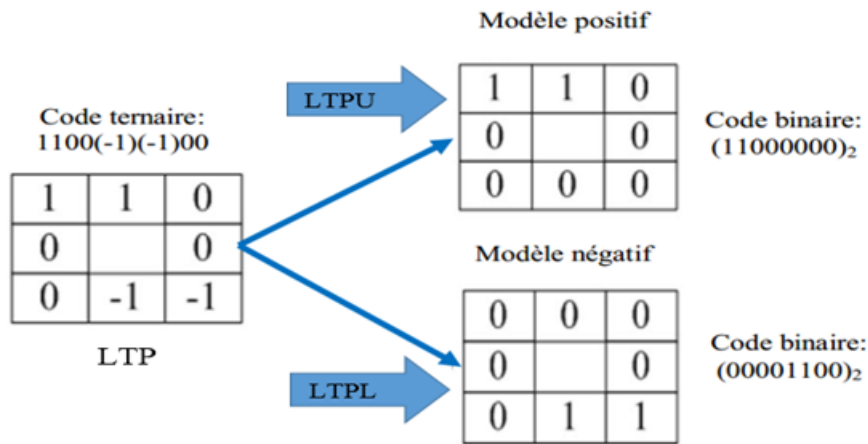


FIGURE 2.11 – Résultat de fractionnement de LTP en deux canaux LBP (LTPU et LTPL) [36].

Cette approche donne lieu à deux mesures (voir la Figure 2.12). Chaque mesure est calculée en utilisant la même approche que celle pour les LBP. La valeur du descripteur LTPU est obtenue en multipliant le masque binaire résultant par les poids correspondants au voisinage utilisé et ensuite en sommant les valeurs obtenues

dans ce voisinage. La valeur du descripteur LTPL est obtenue en utilisant la même procédure. Ce traitement donne deux images dans l'espace des textures faisant ressortir des caractéristiques différentes.

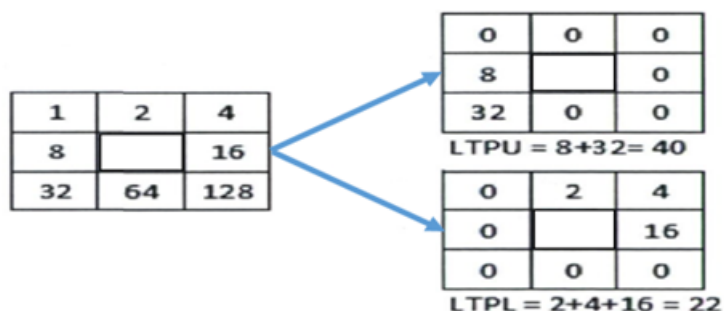


FIGURE 2.12 – Calcul des valeurs de LTPU et LTPL par multiplication avec le masque des poids et la somme des valeurs obtenues dans le voisinage [36].

Comme précédemment, le LTP peut être étendu à un voisinage de dimension plus grande donnant lieu à un descripteur sur plusieurs échelles [36]. Cette méthode a l'avantage de garder le système simple d'élimination des patterns non-uniformes [14].

2.4 Comparaison entre les méthodes

Méthodes	Approche	Avantage	Inconvénient
ACP [Pearson, 1901]	Globale non linéaire	• Permet de bien représenter les données, supprime les redondances [37]. • Méthode simple à mettre en œuvre, fournir des outils simples et lisibles de représentation des informations traitées, sans oublier sa puissance et sa flexibilité [39].	• Ne préserve pas la discrimination des classes [37]. • Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il est sensible aux problèmes d'éclairages, de pose et d'expression faciale [14].
LDA [Fisher, 1936]	Globale non linéaire	• Méthode simple [37]. • LDA maximise l'éparpillement inter-classes [38]. • Réduit l'éparpillement intra-classes [38]. • La méthode de fisher-faces résout le problème de la robustesse face aux variations de pose, et d'expressions faciales [38].	• Hypothèse de gaussianité, garde les redondances [37]. • Couteuse en temps de calcul [38]. • Couteuse en espace mémoire [38]. • Rend de mauvais résultats quand le nombre d'images d'apprentissage est grand [38].
CNN [Cun et al, 1990]	Globale	• Une bonne précision des résultats retournés pour la reconnaissance par CNN. • il intègre implicitement une phase d'extraction de caractéristiques et il a été utilisé avec succès dans de nombreuses applications.	• Les descripteurs CNN ont été particulièrement difficiles à implémenter [39] . • Consomme beaucoup de temps pour faire la reconnaissance.

LBP [Ojala et al, 1996]	local	• Amélioré les performances et la rapidité de la reconnaissance [40]. • pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression. • Cette technique permet de réduire les vecteurs descripteurs semblables et compressés, sans toutefois souffrir de perte d'information pertinente pour caractériser les visages [41].	• c'est une méthode qui est a priori relativement sensible au flou [40].
AAM [Edwards et al, 1998]	local	• pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression. • extraire automatiquement des paramètres caractérisant le visage [41].	• il est impossible de faire converger un modèle déformable créé à partir d'une base d'apprentissage contenant beaucoup de variabilité. • Les modèles actifs sont beaucoup moins performants dès lors que l'illumination, la pose ou le type de visage changent [32].
CS-LBP [Heikkilä, 2009]	local	• Cette méthode est moins sensible au problème de changement d'illumination, ce qui lui rend plus attractive pour le suivi d'objet mobile [33]. • Donne des descripteurs de taille réduite par rapport à LBP.	

TABLE 2.1 – Comparaison entre les méthodes les plus utilisées dans la reconnaissance de visage ACP, LDA, CNN, LBP, AAM et CS-LBP .

2.5 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté une brève survole sur les méthodes les plus utilisées dans le domaine de reconnaissance de visages. En effet, nous avons vu que chaque méthode possède ces avantages et ces inconvénients, ce qui a entraîné l'apparition de l'approche de combinaison de méthodes et de biométries pour profiter des complémentarités qui existent entre elles.

CHAPITRE 3

DESCRIPTION GÉNÉRALE DU SYSTÈME FACIAL

3.1 Introduction

Comme nous l'avons évoqué au chapitre précédent, il existe de nombreuses méthodes d'extractions des caractéristiques dans le domaine de reconnaissance de visage. En effet, la bonne précision d'un tel système de reconnaissance faciale base sur la robustesse et l'efficacité des méthodes d'extraction des descripteurs a utilisées.

Le but de ce chapitre est de présenter tous d'abord l'architecture de notre système. Ensuite, les méthodes que nous avons utilisées pour extraire les descripteurs des images, afin de faire la reconnaissance de visage, nous allons expliquer le principe de la méthode KNN qui nous permet de classifier ces descripteurs. Enfin les organigrammes détaillés de système proposés.

3.2 Architecture du système de reconnaissance faciale

Le but de ce projet est la réalisation d'un système de reconnaissance de visage. Pour faire ce travail nous avons besoin de plusieurs étapes fondamentales, nous commençons par la préparation de la base d'images, par prétraitement des images. Pour l'indexation des images nous implémentons quelques variantes de la méthode LBP [Ojala et al, 1996], qui sont CS-LBP [Heikkilä, 2009], LTP [Tan et Triggs, 2007]. Après ça nous testons le comportement de notre système grâce à la technique d'apprentissage supervisé en utilisant l'algorithme KNN. En effet, l'architecture générale de notre système « FaceRecognition » se compose de trois étapes principales 3.1 :

3.2.1 phase de prétraitement

C'est l'étape où nous changeons les dimensions de la matrice d'image importée soit d'un dispositif de capture (une caméra par exemple) soit à partir d'un dossier d'image facial (une base de données). Ensuite, nous convertissons cette image en image de niveau de gris (généralement codé sur 8 bit).

3.2.2 phase d'indexation

C'est l'étape où nous prenons l'image déjà préparée et faisons un calcul des descripteurs selon une des trois méthodes qu'on a utilisées (LBP, CS-LBP et LTP). Enfin, nous faisons simplement une sauvegarde de ces descripteurs dans une base de données locale pour une utilisation ultérieure.

3.2.3 phase de reconnaissance

Pour tester la pertinence de notre système de reconnaissance de visage et l'efficacité des méthodes d'indexations nous avons besoin d'une phase de classification se fait par l'algorithme KNN.

Ce dernier utilise deux paramètres pour trouver la classe de la requête le nombre des voisins K et la fonction de similarité, il compare le nouvel exemple avec les exemples déjà classés et il affecte la requête à la classe majoritaire. Pour chaque requête il conserve la classe originale, la classe trouvée et la valeur de K dans un fichier.

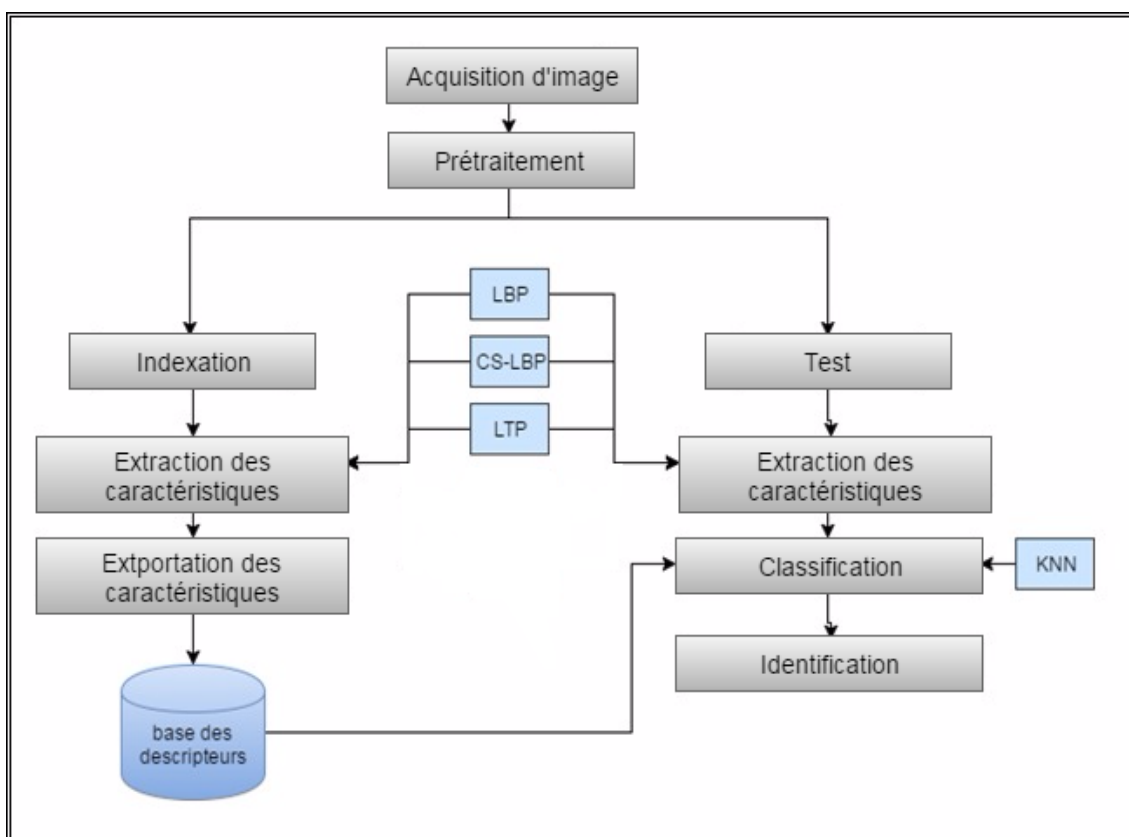


FIGURE 3.1 – Architecture du système de reconnaissance faciale.

3.3 Les méthodes d'indexation utilisées

Pour indexer les images de la base de données des visages, nous utilisons l'indexation par le contenu, nous choisissons d'implémenter quelques variantes de méthode LBP comme des descripteurs de texture et l'histogramme CS comme un descripteur de l'image LBP obtenu, LTP.

3.3.1 La méthode LBP

LBP de base : est un descripteur utilisé pour reconnaître des textures ou pour la détection d'objet dans les images. Il consiste à attribuer à chaque pixel P de l'image $I(i, j)$ à analyser, une valeur caractérisant le motif local autour de ce pixel. Ces valeurs sont calculées en comparant le niveau de gris du pixel central P aux valeurs des niveaux de gris des pixels voisins pour construire un code binaire, ensuite on convertit ce code binaire pour qu'il soit la valeur de pixel P de l'image LBP, finalement on calcule l'histogramme de l'image LBP (Voir la méthode détaillée dans chapitre 02).

3.3.2 La méthode CS-LBP

on applique la même méthode LBP classique mais on calcule l'histogramme CS (Voir la méthode détaillée dans chapitre 02).

Les nouvelles caractéristiques présentent dans le descripteur CS-LBP ont de nombreuses propriétés souhaitables telles que la tolérance aux changements d'éclairage, la robustesse sur les zones d'image plates et la simplicité de calcul. Ils permettent également d'appliquer un schéma de pondération plus simple [42].

3.3.3 La méthode LTP

En raison du seuil à exactement la valeur du pixel central en LBP, il tend à être sensible au bruit, en particulier dans des régions d'image presque uniformes. Étant donné que de nombreuses régions faciales sont relativement uniformes, il est potentiellement utile d'améliorer la robustesse des descripteurs sous-jacents dans ces domaines.

LTP étend les codes LBP à 3, les modèles locaux Ternary. Dans lequel les niveaux de gris dans une zone de largeur $\pm t$ autour de pixel centre i_c sont quantifiés à zéro, ceux ci-dessus sont quantifiés à +1 et ceux ci-dessous à -1, et le code LBP binaire est remplacé par un code LTP ternaire. Ici, t est un seuil spécifié par l'utilisateur (ce qui est fixé à 5 dans notre cas) (donc les codes LTP sont plus résistants au bruit, mais ne sont plus strictement invariables pour les transformations de niveau de gris).

3.4 La phase de classification « apprentissage supervisé »

3.4.1 Qu'est ce que l' 'apprentissage supervisée ?

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des « exemples » (en général des cas déjà traités et validés) [44].

ces exemples sont associés une classe par un professeur ou un expert. Cet ensemble d'exemples constitue la base d'apprentissage. Les méthodes d'apprentissage supervisé se donnent alors comme objectif général de construire à partir de la base d'apprentissage, des classifieurs, ou fonctions de classement. Une telle fonction permet, à partir de la description d'un objet, de reconnaître un attribut particulier, la classe (voire la Figure 3.2).

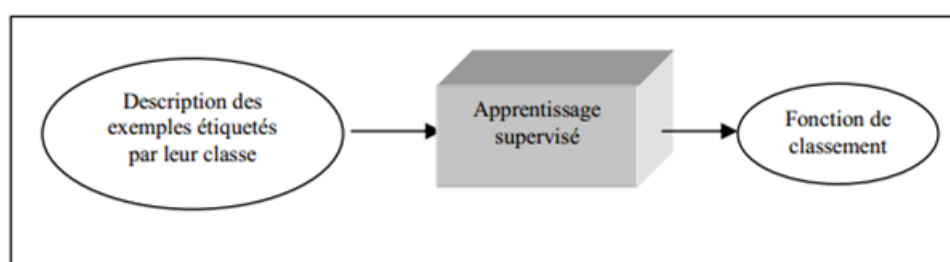


FIGURE 3.2 – L'apprentissage supervisé [45].

3.4.2 Le principe de l'apprentissage supervisé

Dans le cadre supervisé, les données $z_i = (x_i, y_i) \in R_m \times R_n$ sont formées d'une entrée $x_i \in R_m$ et d'une cible, ou étiquette, $y_i \in R_n$. Le but est alors d'apprendre une fonction : $f(x_i) \in R_n$ capable de prédire la cible. La nature de la cible définit le genre de problème à résoudre. Dans le cas où la cible est discrète, on parle alors d'un problème de classification. Le cas le plus simple est la classification binaire, où il n'y a que deux classes à séparer. Dans ce cas, on peut représenter les deux classes par 0 et 1 [30].

3.4.3 Les méthodes d'apprentissage supervisé

Les méthodes d'apprentissage supervisé tentent de trouver un classifieur, un modèle de prédiction ou une fonction mathématique, qui permette d'expliquer le lien entre des données d'entrée et les classes existantes. De nombreuses méthodes de classifieurs existent dans la littérature [46], [47], [48], [49]. Nous citons trois méthodes très populaires dans la communauté de la théorie de l'apprentissage : k-plus proches voisins (KNN), Machine à vecteurs de support (SVM) et la régression linéaire (RL). Les détails de ces méthodes sont exposés dans la suite :

La méthode de Machine à vecteurs de support (SVM)

Machine à vecteurs de support SVM en anglais (Support Vector Machines, V. Vapnik, 1995), c'est une technique d'apprentissage supervisé, Elle permet d'aborder des problèmes très divers comme le classement, la régression, la fusion,...etc. Depuis son introduction dans le domaine de la Reconnaissance de Formes (RdF), plusieurs travaux ont pu montrer l'efficacité de cette technique principalement en traitement d'image [50].

- **Le principe de la méthode SVM :**

L'idée essentielle 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 telles que les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.

Le but du SVM est donc de trouver une séparatrice qui minimise l'erreur de classification sur l'ensemble d'apprentissage mais qui sera également performante en généralisation sur des données non utilisées en apprentissage. Pour cela le concept utilisé est celui de marge (d'où le nom de séparateurs à vaste marge).

La marge est la distance quadratique moyenne entre la séparatrice et les éléments d'apprentissage les plus proches de celle-ci appelés vecteurs de support (voir la

Figure 3.3). Ces éléments sont appelés vecteurs de support car c'est uniquement sur ces éléments de l'ensemble d'apprentissage qu'est optimisée la séparatrice [50].

Hyperplan optimal : est un Hyperplan qui classe correctement les données (lorsque c'est possible) et qui se trouve le plus loin possible de tous les exemples, on peut dire aussi que cet hyperplan maximise la marge.

Vecteurs de support : ce sont Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan.

La marge : est la distance entre l'hyperplan et les exemples. La marge est calculée à partir du produit scalaire entre les vecteurs situés la frontière de chaque classe et le vecteur unitaire normal de l'hyperplan séparateur.

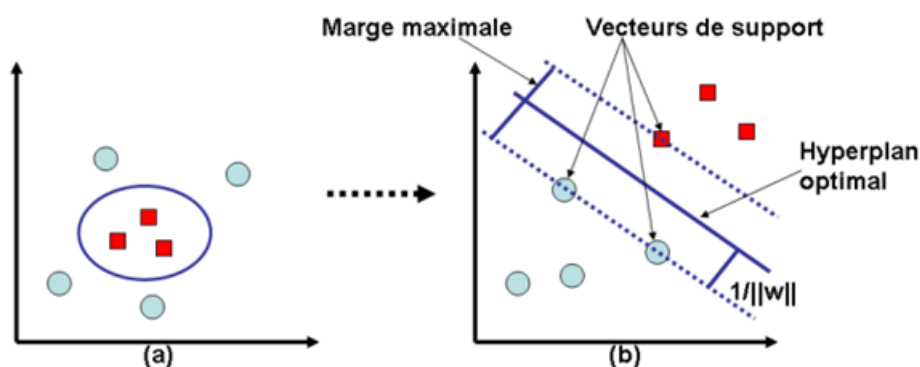


FIGURE 3.3 – Principe de la technique SVM (hyperplan optimal, vecteurs de supports, marge maximale) [56]. La transformation d'un problème de séparation non linéaire des données de l'espace d'entrée (a) vers un problème de séparation linéaire dans un espace de redescription (b), La détermination d'un hyperplan de séparation optimale qui maximise la marge dans l'espace de re-description (b) [51].

Tout classifieur a pour but de classer un élément x , ici $x = (s_1, \dots, s_N)$ est un vecteur de scores de dimension N , dans l'une des classes possibles. Dans notre problème il y a deux classes, Client ou Imposteur, dont l'étiquette sera noté y avec $y = -1, 1, -1$ correspondant à la classe des imposteurs et 1 à la classe des clients. Le classifieur a donc pour but de déterminer f telle que $y = f(x)$ [24] :

Le SVM a pour but de trouver la meilleure séparatrice linéaire (en terme de marge maximale, c'est à dire la meilleure généralisation) dans l'espace transformée par la fonction de noyau K , c'est à dire de déterminer le vecteur ω et la constante b tels

que la séparatrice ait pour équation :

$$\omega.k(x) + b = 0 \quad (3.1)$$

La distance entre un point de l'espace x_i et l'hyperplan d'équation 3.1 est égal à :

$$h(x_i) = \frac{\omega.k(x_i) + b}{\|\omega\|} \quad (3.2)$$

Pour maximiser la marge, il faut donc minimiser $\|\omega\|$ tout en maximisant $\omega.k(x_i) + b$ pour les x_i définis comme vecteurs de support. Ces vecteurs de supports sont les x_i pour $i = 1 : m$ de la base d'apprentissage tels que $\omega.k(x_i) + b = \pm 1$.

La résolution de ce problème d'optimisation est faite par l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange où le Lagrangien est donné par :

$$l(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^M \alpha_i (y_i (\omega.k(x_i) + b) - 1) \quad (3.3)$$

Avec les coefficients α_i appelés multiplicateurs de Lagrange. Pour résoudre ce problème d'optimisation, il faut minimiser le Lagrangien par rapport à ω et b et le maximiser par rapport à α .

Dans la pratique, il est souvent impossible de trouver une séparatrice linéaire (même dans l'espace transformé par la fonction noyau) car il y a toujours des erreurs de classification. Il a donc été introduit par Vapnik la technique de marge souple. Ce principe de marge souple tolère les mauvais classements par l'introduction de variables ressorts qui permettent de relâcher les contraintes sur les éléments d'apprentissage qui ne doivent plus être à une distance supérieure ou égale à 1 de la marge (l'égalité correspondant aux vecteurs de support), mais à une distance supérieure ou égale à $1 - \xi_i$, c'est à dire [50] :

$$y_i(\omega, k(x_i)) + b \geq 1 - \xi_i \quad (3.4)$$

Avec $\xi_i \geq 0$ pour $i = 1 : M$, M étant le nombre d'éléments de la base d'apprentissage. Le problème d'optimisation est donc modifié et le Lagrangien devient :

$$l(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i - \sum_{i=1}^M \alpha_i (y_i(\omega \cdot k(x_i) + b) - 1) \quad (3.5)$$

Où C est une constante strictement positive qui permet de régler le compromis entre le nombre d'erreurs de classification et la largeur de la marge. Cette constante est en général déterminée empiriquement par validation croisée sur l'ensemble d'apprentissage.

Régression linéaire (LR)

La régression linéaire (LR) est un modèle qui est utilisé comme méthode de référence pour poser la normalisation [52].

- **Principe de la méthode LR :**

Le modèle de régression le plus répandu et le plus important dans la pratique est le modèle linéaire (dépendance linéaire entre Y et les variables explicatives). Rappelons que dans le cas de la régression linéaire simple, c'est-à-dire avec une unique variable explicative X ($p=1$), le modèle recherché est de la forme [48] :

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (3.6)$$

Le problème est d'estimer α, β ainsi que la variance du résidu ε . Cette estimation se fait sur l'échantillon d'apprentissage en utilisant la méthode des moindres carrés.

La régression linéaire multiple généralise la régression linéaire simple, et sa pratique reste assez délicate. L'objectif d'un modèle de régression linéaire multiple est de trouver l'hyperplan qui ajuste au mieux le nuage de points constitué par les valeurs des exemples pour toutes les variables ($X_1, \dots, X_p$ et Y). Par conséquent le modèle va chercher les coefficients de l'équation tels que le carré des écarts des points à l'hyperplan soit minimal, c'est toujours le critère des moindres carrés qui est utilisé. Les méthodes de régression sont très utilisées en matière de prédiction, mais leur

particularité est que toutes les variables sont quantitatives continues. Une extension à des variables explicatives qualitatives est possible, mais la variable expliquée Y reste quant à elle toujours quantitative. Dans le cadre d'un problème de Reconnaissance de Formes, le nombre de classes est fini, ce qui correspond à une variable expliquée Y qualitative, cette situation non prise en compte par la régression est traitée par l'analyse discriminante [45].

La méthode k plus proches voisins (KNN) (utilisée)

L'algorithme des k plus proches voisins K-PPV en anglais (KNN, k nearest neighbours) permet de classer un échantillon inconnu en comparant simplement la distance euclidienne (ou autre paradigme) entre cet échantillon et les échantillons connus dans l'espace de description [53].

- **Principe de la méthode KNN :**

C'est une approche très simple et directe. Elle ne nécessite pas d'apprentissage mais simplement le stockage des données d'apprentissage.

Son principe est le suivant :

Une donnée de classe inconnue est comparée à toutes les données stockées. On choisit pour la nouvelle donnée la classe majoritaire parmi ses K plus proches voisins (Elle peut donc être lourde pour des grandes bases de données) au sens d'une distance choisie [54].

Calcule de distance :

Afin de trouver les K plus proches d'une donnée à classer, on peut choisir la distance euclidienne. Soient deux données représentées par deux vecteurs x_i et x_j , la distance entre ces deux données est donnée par [54] :

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (3.7)$$

Algorithme des k plus proches voisins (KNN) :

Voici l'algorithme de KNN [55] :

1. Choix d'un entier $k : 1 \leq k \leq n$.

2. Calculer les distances : $d(x_i, x_j)$.
3. Retenir les k observations $x(1), \dots, x(k)$ pour lesquelles ces distances sont les plus petites.
4. Compter les nombres de fois $k_1; \dots; k_m$ que ces k observations apparaissent dans chacune des classes.

La Figure 3.4 présente un exemple visuel de l'algorithme des k -plus proches voisins.

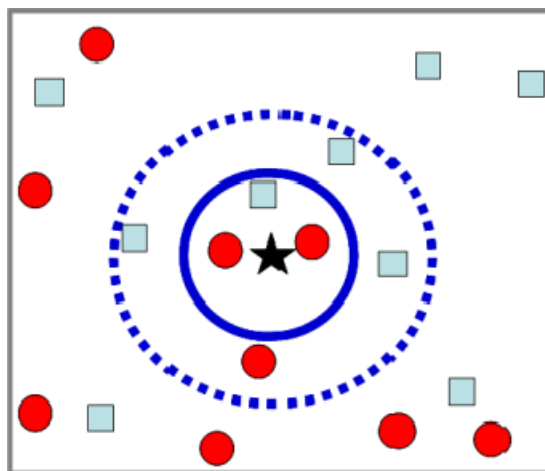


FIGURE 3.4 – Illustration de la classification par la méthode des k -plus proches voisins [51].

Considérant une base de données de 18 éléments de deux classes : cercles et carrés, un nouvel élément étoile est attribué à la classe des cercles si on considère la valeur de $k = 3$, parce que ses trois plus proches voisins sont constitués de deux cercles et d'un carré. Par contre, si on considère ses $k = 7$ voisins, le nouvel élément est attribué à la classe des carrés car ses 7 premiers voisins sont constitués de 4 carrés pour 3 cercles [51].

3.5 Organigramme détaillé de système proposé

Notre organigramme se divise en trois parties : la première est le prétraitement suivi de la phase d'indexation et se termine par la phase d'identification :

3.5.1 Organigramme du prétraitement

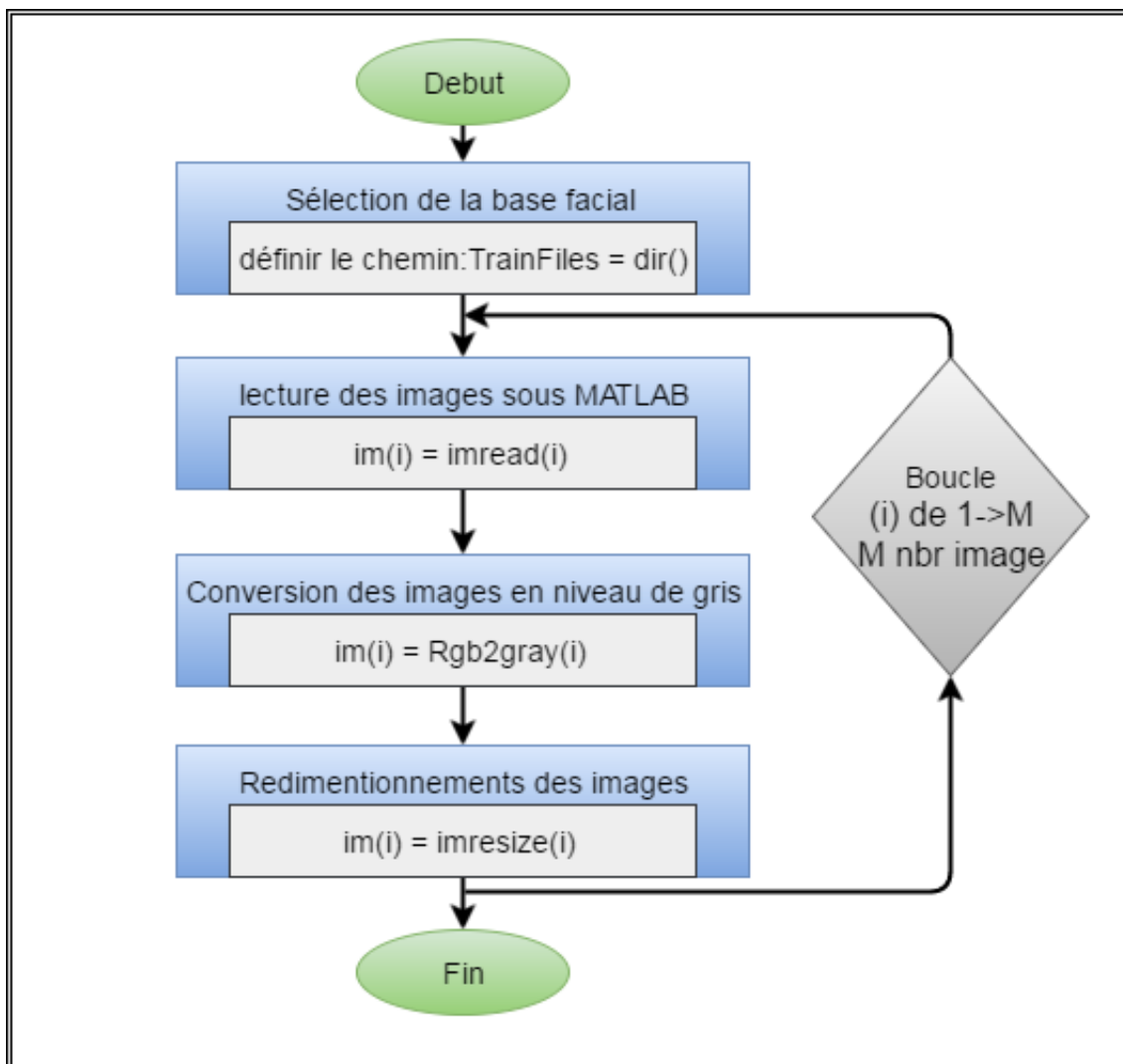


FIGURE 3.5 – Organigramme de prétraitements.

3.5.2 Organigramme de la phase d'indexation

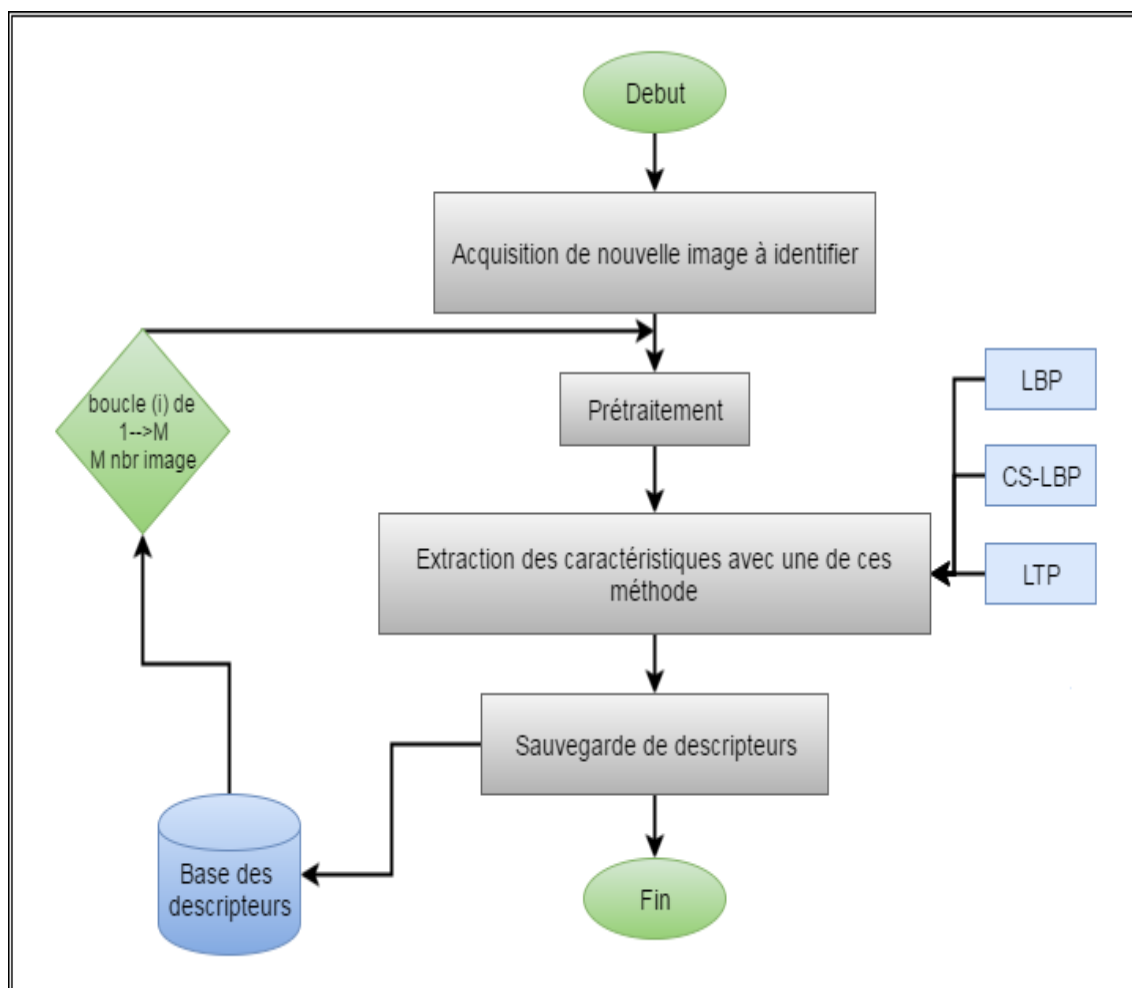


FIGURE 3.6 – Organigramme de la phase d'indexation.

3.5.3 Organigramme de la phase d'identification

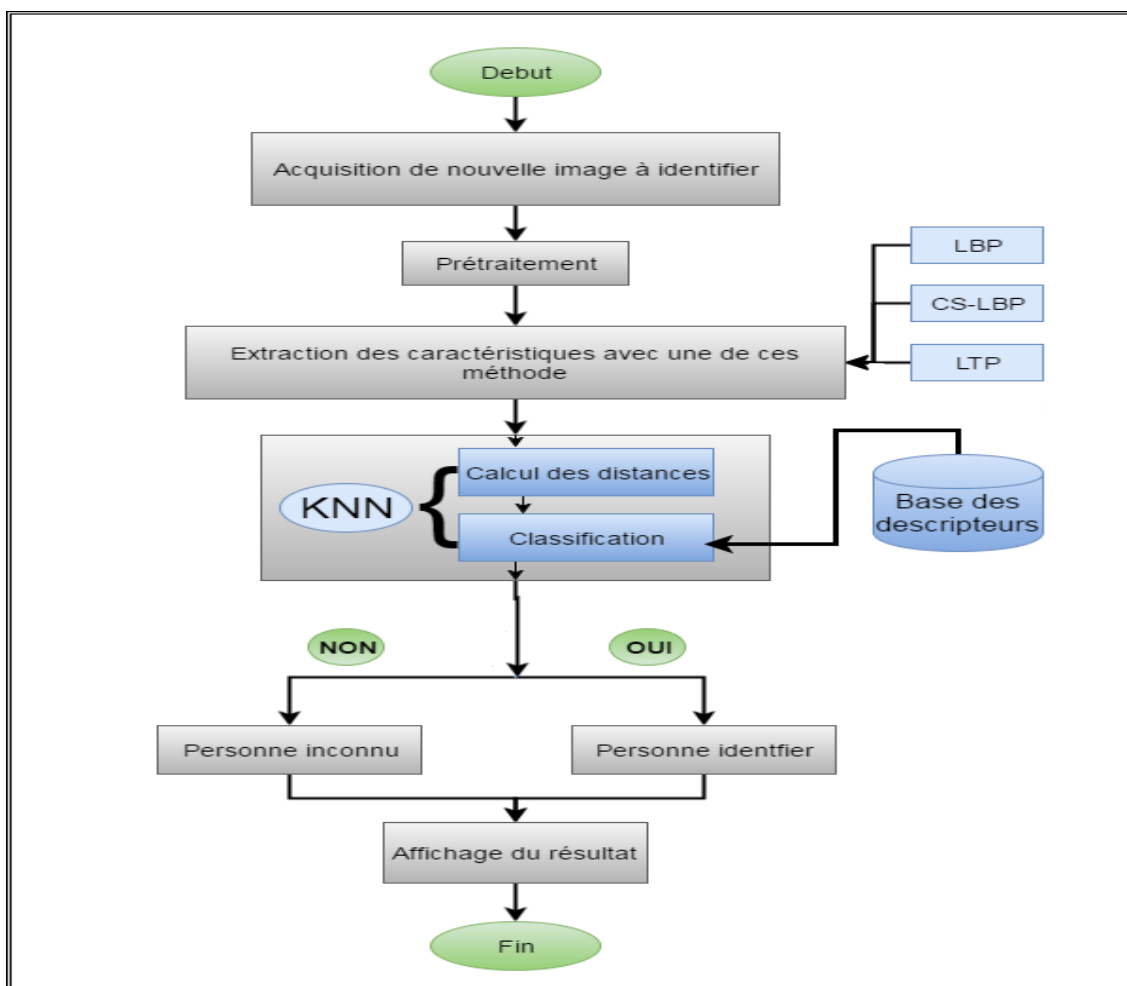


FIGURE 3.7 – Organigramme de la phase d'identification.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des méthodes de reconnaissance faciale utilisée dans notre système qui basée sur l'utilisation des descripteurs (LBP, CS-LBP et LTP) et le classifier avec KNN gras à obtenir des meilleurs résultats.

Dans le chapitre suivant, nous testerons le système dans son environnement afin d'évaluer ses performances pour en déduire les paramètres optimaux qui garantissent une meilleure efficacité du système.

CHAPITRE 4

IMPLÉMENTATION ET TESTS

4.1 Introduction

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles sur le marché. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées pour évaluer l'efficacité des méthodes décrites dans le chapitre 3, nous avons opté pour une validation sur des bases de données standard « GIT » et « FEI ».

Dans ce chapitre nous allons présenter notre application sous MATLAB et les résultats obtenus avant le test de système dans son environnement afin d'évaluer une meilleure efficacité.

4.2 Langage de programmation utilisé

Nous avons eu recours lors de l'élaboration de notre système à MATLAB (R2014a) que nous présenterons ci-dessous, Matlab est un environnement de calcul scientifique et de visualisation de données qui existe depuis plus de dix ans [56]. Il est développé par la société « The MathWorks Inc. », son nom vient de MATrix LABoratory [57].

4.2.1 Caractéristique de MATLAB (R2014a)

Parmi les caractéristiques de MATLAB [57] :

- Son langage de haut niveau, doté notamment de structures de contrôles, fonctions d'entrée-sortie et de visualisation 2D et 3D, outils de construction d'interface utilisateur graphique (GUI).
- Les capacités de MATLAB peuvent en outre être enrichies par des fonctions plus spécialisées regroupées au sein de dizaines de toolboxes (boîtes à outils qui sont des collections de M-files) couvrant des domaines nombreux et variés tels que :
 - Analyse de données, analyse numérique,
 - statistiques,
 - traitement d'image, cartographie,
 - traitement de signaux et du son en particulier,
 - acquisition de données et contrôle de processus (gestion ports série/parallèle, cartes d'acquisition, réseau TCP ou UDP), instrumentation,
 - logique floue,
 - Finance.
 - ...etc.

4.3 Les bases d'images utilisées

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des Systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance, chacune d'elle a été construite avec des conditions d'acquisition d'images de visages diverse (changements d'illumination, de pose, d'expressions faciales), ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu. Nous allons utiliser deux bases faciales pour la phase test de notre application :

FEI

FEI est une base de données brésilienne de visage qui contient un ensemble d'images de visage prises entre juin 2005 et mars 2006 au laboratoire d'intelligence artificielle de FEI dans São Bernardo font Campo, São Paulo, Brésil.

Elle contient des images de visage de 200 personnes, avec 14 images pour chacune d'entre elles, un total de 2800 images. Toutes les images sont en couleur et prises sur un fond blanc homogène en position frontale avec divers angles de pose de chaque personne, s'étendant du profil aux vues frontales. La variation d'éclairage est de 10% et la résolution de l'image est de 640x480 Pixel.

Tous les visages sont principalement représentés par les étudiants et le personnel de FEI, entre 19 et 40 ans avec apparence, coiffure et ornement distinctifs. Le nombre de sujets masculins et féminins est exactement le même et égal à 100. La figure 4.1 montre quelques exemples de variations d'image à partir la base de données de visage FEI [58].



FIGURE 4.1 – Quelques exemples des variations d'image de FEI [58].

GIT

GIT est une base de visage contient des images de 50 personnes prises en deux ou trois sessions entre 06/01/99 et 15/11/99 au centre de traitement du signal et de l'image au Georgia Institute of Technology.

Toutes les personnes dans la base de données sont représentées par 15 images JPEG couleur avec un fond encombré pris lors de la résolution 640x480 pixels.

La taille moyenne des visages dans ces images est de 150x150 pixels. Les images montrent frontale Et / ou des visages inclinés avec différentes expressions faciales, conditions d'éclairage et échelle. Chaque image est étiquetée manuellement pour déterminer la position du visage dans l'image. La figure 4.2 montre quelques exemples de différents objets et classes de l'ensemble de données GIT [59].



FIGURE 4.2 – Exemple de différents objets et classes de l'ensemble de données GIT [59].

4.4 Description des méthodes principales

Dans ce qui suit, nous essayons de donner les algorithmes en Matlab des méthodes les plus importants de notre application :

4.4.1 Phase de prétraitement

Ce module contient les procédures de transformation l'image couleur en niveaux de gris et le redimensionnement d'image. On peut utiliser directement la fonction `rgb2gray` disponible en Matlab pour convertir l'image niveau de gris :

`img=rgb2gray(img)`, où `img` : c'est l'image en couleur ;

4.4.2 Phase d'indexation

Dans la phase d'indexation, nous avons implémenter trois fonctions principales LBP et CS-LBP et LTP, le pseudo code de ces trois méthodes est décrit au-dessous :

L'algorithme de LBP

La fonction `histo` crée un vecteur de caractéristique de taille $[1 \times 256]$ et retourne comme résultat l'histogramme de LBP :

```
function histo = MyLbp(I)
```

- Création et initialisation du vecteur histogramme :

```
histo=zeros(1,256);
```

```
[y x]=size(I);
```

- Deux boucle imbriquées qui fait le calcul de chaque valeur du pixel (i,j) ,en faisant une comparaison entre le pixel du centre et son voisinage dans le sens horaire et après nous nous convertissons ces valeur binaires, en une valeur décimal et nous créons l'histogramme final, directement a partir ces valeurs décimal :

```
for i=2:y-1
```

```
    for j=2:x-1
```

- En gardant l (j, i) en tant que centre, pendant nous calculons LBP :

```
        if(I(i-1,j-1)>I(i,j)) a=2^0; else a=0;end %% N0 > I(i,j)
```

```
        if(I(i-1,j)>I(i,j)) b=2^1; else b=0;end %% N1 > I(i,j)
```

```
        if(I(i-1,j+1)>I(i,j)) c=2^2; else c=0;end %% N2 > I(i,j)
```

```
        if(I(i,j+1)>I(i,j)) d=2^3; else d=0;end %% N3 > I(i,j)
```

```
        if(I(i+1,j+1)>I(i,j)) e=2^4; else e=0;end %% N4 > I(i,j)
```

```
        if(I(i+1,j)>I(i,j)) f=2^5; else f=0;end %% N5 > I(i,j)
```

```
        if(I(i+1,j-1)>I(i,j)) g=2^6; else g=0;end %% N6 > I(i,j)
```

```
        if(I(i,j-1)>I(i,j)) h=2^7; else h=0;end %% N7 > I(i,j)
```

```
        hi=a+b+c+d+e+f+g+h;
```

```
        histo(hi+1) = histo(hi+1) + 1;
```

```
    end
```

```
end
```

L'algorithme de CS-LBP

La fonction `h` prend l'image `I` comme entrée et retourne comme résultat l'histogramme de caractéristiques CS-LBP :

```
function h = CSLBP(I)

• Création et initialisation du vecteur histogramme final :

h=zeros(1,16);

[y x]=size(I);

T = 0.1;

• Deux simple boucle qui faite un glissement d'une fenêtre de [3×3] sur l'image entière,
avec une comparaison des pixels opposés par rapport au pixel du centre au même sens
horaire et affectant le résultat cette opération après nous la convertit en décimale a une
position au vecteur d'histogramme de taille 16 :

for i=2:y-1
    for j=2:x-1
        • En gardant l(j, i) en tant que centre, pendant nous calculons CS-LBP :

        a = ((l(i,j+1) - l(i, j-1) > T) * 2^0); %% N0 - N4
        b = ((l(i+1,j+1) - l(i-1, j-1) > T) * 2^1); %% N1 - N5
        c = ((l(i+1,j) - l(i-1, j) > T) * 2^2); %% N2 - N6
        d = ((l(i+1,j-1) - l(i-1, j+1) > T) * 2^3); %% N3 - N7

        e=a+b+c+d;

        h(e+1) = h(e+1) + 1;

    end
end
```

L'algorithme de LTP

La fonction de LTP :

```
function [ ltp_upper, ltp_lower ] = LTP(im, t)

• Obtenez les dimensions :
rows = size (im, 1);
cols = size (im, 2);

• Réordonner le vecteur -Essentiellement pour obtenir des chaînes binaires au
même sens d'horloge :
reorder_vector = [8 7 4 1 2 3 6 9];

• création des upper et lower vecteurs :
ltp_upper = zeros(size(im));
ltp_lower = zeros(size(im));

• Pour chaque pixel dans notre image, à l'exception des bordures :
for row = 2 : rows - 1
    for col = 2 : cols - 1

• Obtenir le centre :
cen = im(row,col);

• Obtenir le voisinage - et le convertir pour une meilleur précision :
pixels = double(im(row-1:row+1,col-1:col+1));

• Obtenir le seuil et déterminer LTP :
out_LTP = zeros(3, 3);
low = cen - t;
high = cen + t;
out_LTP(pixels < low) = -1;
out_LTP(pixels > high) = 1;
out_LTP(pixels >= low & pixels <= high) = 0;
```

```
• Obtenir (upper and lower) LTP :  
    upper = out_LTP;  
    upper(upper == -1) = 0;  
    upper = upper(reorder_vector);  
    lower = out_LTP;  
    lower(lower == 1) = 0;  
    lower(lower == -1) = 1;  
    lower = lower(reorder_vector);  
  
• Concaténation des matrice crée dans deux LTP matrices lower et upper:  
    ltp_upper(row-1:row+1,col-1:col+1)= upper;  
    ltp_lower(row-1:row+1,col-1:col+1)=lower;  
end  
  
end  
  
• Calcule du histogramme pour chaque LTP :  
    ltp_upper=transpose(imhist(ltp_upper));  
    ltp_lower=transpose(imhist(ltp_lower));  
end
```

4.4.3 Phase de reconnaissance

L'algorithme de KNN

La fonction au dessous « kNearestNeighbors » décrit la méthode d'apprentissage supervisé k - nearest neighbors (KNN), afin de trouver les K plus proches vecteurs à une requête donnée parmi un ensemble de vecteurs numériques, cette fonction basée sur la distance euclidienne (voir Chapitre 03 équation 3.7) :

```
function [neighborIds, neighborDistances, classes] = kNearestNeighbors(dataMatrix,
    queryMatrix, k, file)

• dataMatrix (N x D) - N vecteurs avec dimensionnalité D (Dans lequel nous recherchons
  les voisins les plus proches).
• queryMatrix (M x D) - M vecteurs de requête avec dimensionnalité D.
• k (1 x 1) - Nombre de voisins les plus proches souhaités.

neighborIds = zeros(size(queryMatrix,1),k);
neighborDistances = neighborIds;
classes=[];

numDataVectors = size(dataMatrix,1);
numQueryVectors = size(queryMatrix,1);
for i=1:numQueryVectors

• Calcul de la distance euclidienne
re=sqrt((( repmat(queryMatrix(i,:),numDataVectors,1)-dataMatrix).^2)+((dataMatrix-
repmat( queryMatrix(i,:),numDataVectors,1)).^2));

    dist = sqrt(sum(re,2));

• arrangement croissant des distances :

    [sortval,sortpos] = sort(dist,'ascend');

• Sauvegarde des positions des paramètres les plus proches :

    neighborIds(i,:)= sortpos(1:k);

• Sauvegarde des distances de ces paramètres.

    neighborDistances(i,:)= sqrt(sqrt(sqrt(sqrt(sqrt(sortval(1:k))))));

end
```

- conversion des valeurs en valeurs inférieure a 1 :

```
neighborDistances=1-(neighborDistances/10);
```

- La sélection du fichier à ouvrir d'où se trouve les classes à chercher :

```
fid=[];
```

```
switch file
```

```
case 'LBP'
```

```
    fid=fopen('lbppaths.txt','r');
```

```
case 'CSLBP'
```

```
    fid=fopen('cslbppaths.txt','r');
```

```
case 'LTP'
```

```
    fid=fopen('ltppaths.txt','r');
```

```
case 'LTPS'
```

```
    fid=fopen('ltpspaths.txt','r');
```

```
case 'LTPN'
```

```
    fid=fopen('ltpnpaths.txt','r');
```

```
otherwise
```

```
end
```

```
C = textscan(fid, '%s','delimiter', '\n');
```

- Extraction des classes depuis le fichier désigné selon les id retrouvé :

```
j=1;
```

```
while(j<=k)
```

```
[tok ,remain]=strtok(C{1,1}{neighborIds(j), 1});
```

```
classes{j}=strtok(remain);
```

```
j=j+1;
```

```
end
```

```
fclose(fid);
```

4.5 Les interfaces de l'application

On présente dans cette section les différents aspects du notre système de reconnaissance :

4.5.1 Interface principale

C'est une interface simple telle qu'elle apparait lors du lancement de l'application depuis MATLAB. C'est la fenêtre à partir de laquelle on choisit un de deux boutons, le bouton ADMINISTRATOR permettant de passer à la fenêtre admin, et un bouton USER pour passer à la fenêtre user, la figure 4.3 montre cette fenêtre :

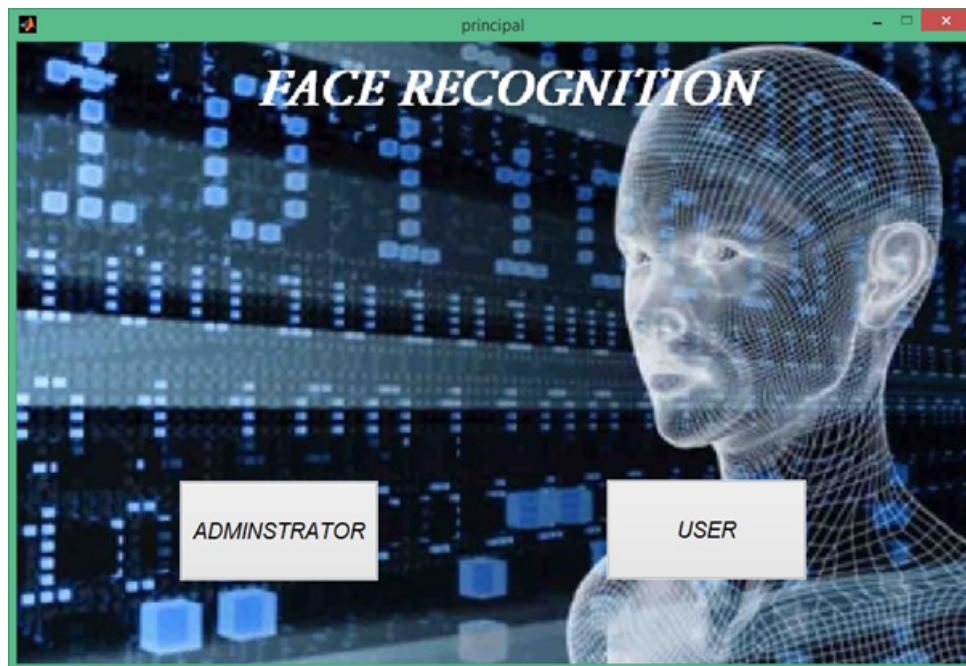


FIGURE 4.3 – Interface principale.

4.5.2 Interface login

Si nous allons choisir le bouton ADMINISTRATOR la fenêtre d'authentification login est affichée et l'administrateur est obligé de metre son nom et mode de passe pour accéder à l'interface avec les privilèges admin la Figure 4.4 montre la fenêtre login :

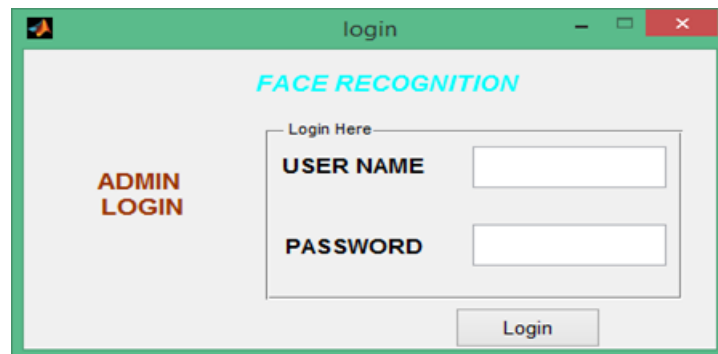


FIGURE 4.4 – Interface login.

4.5.3 Interface admin

Après avoir s'authentifier, la fenêtre admin s'ouvrera, la figure 4.5 montre cette fenêtre :

- permet de charger l'image depuis la camera ou, à partir une base facial(FEI,GIT par exemple).
- faire indexer les images importées, avec les 3 méthodes LBP ,CS-LBP,LTP.
- afficher l'ensemble des images déjà indexer selon chaque classe.



FIGURE 4.5 – Interface admin

4.5.4 Interface camera

Cette interface affichée après le choix de bouton FROM CAMERA pour importer des images, la figure 4.5 montre cette interface :

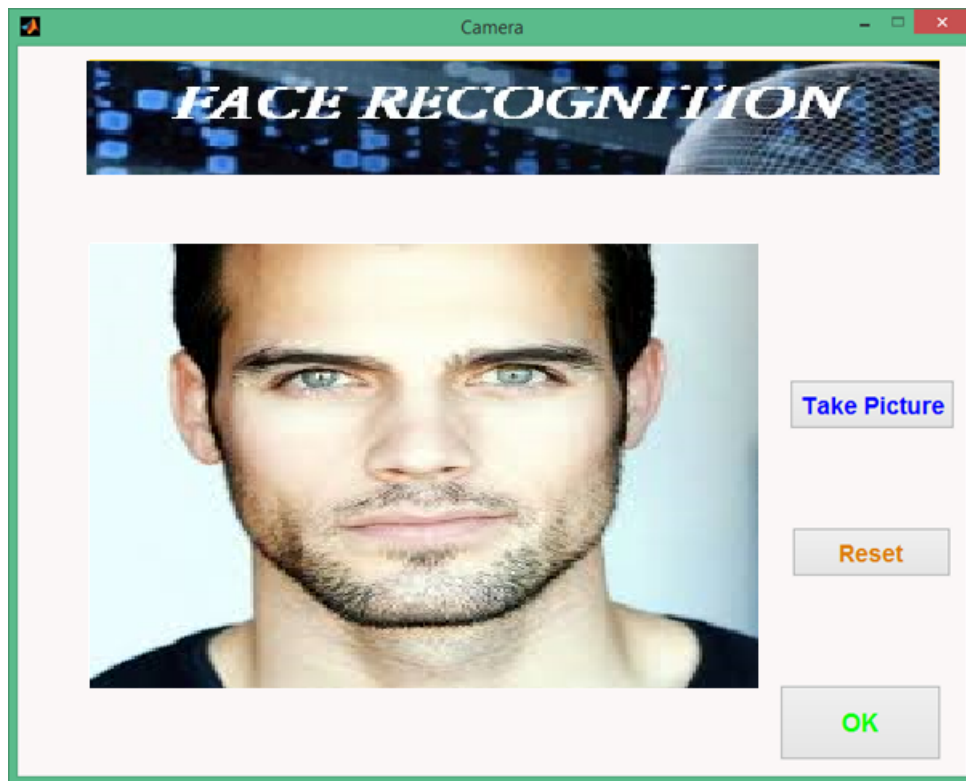


FIGURE 4.6 – Interface camera.

4.5.5 Interface user

Si nous allons choisir le bouton user à partir de l'interface principal, la fenêtre user 4.7 va être affichée qui permet à :

- charger une image pour le test d'identification.
- trouver les k images proches a l'image importé en utilisant une des trois méthodes, LBP , CS-LBP et LTP.

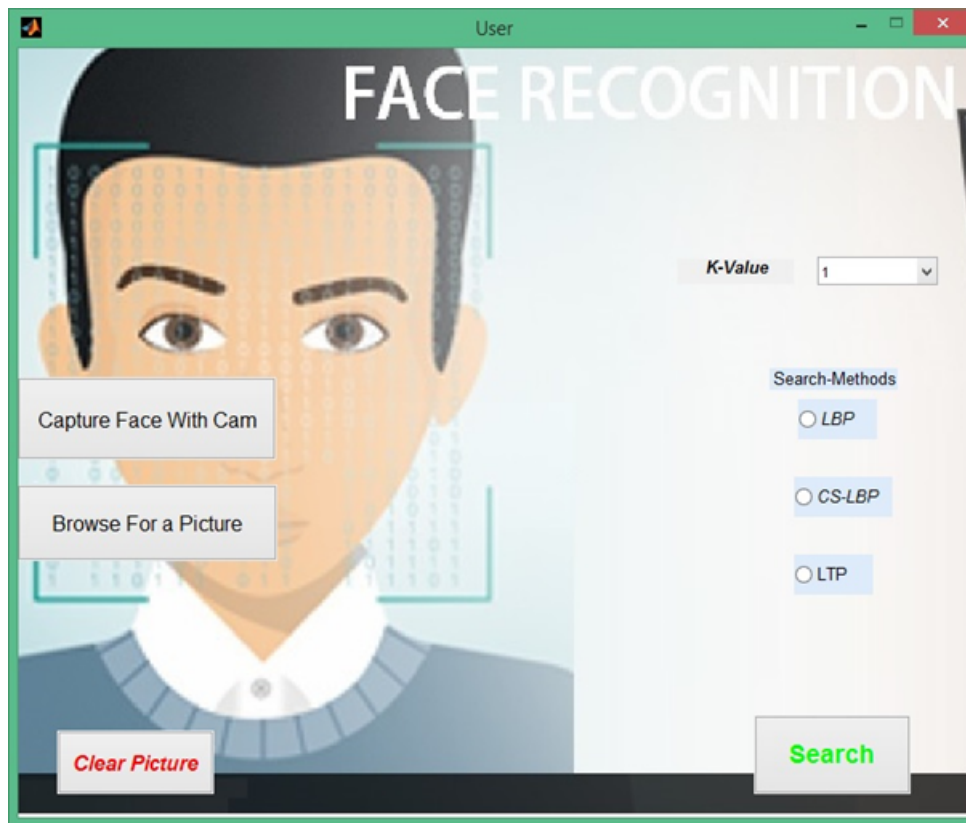


FIGURE 4.7 – Interface user

Voici l'exemple de test de notre application 4.8 qui montre un résultat positive en utilisant la méthode LBP, nous voyons que l'image retrouvé à la droite est identique à la même personne chercher dans la figure à gauche, avec une distance très proche à 1 0.89.

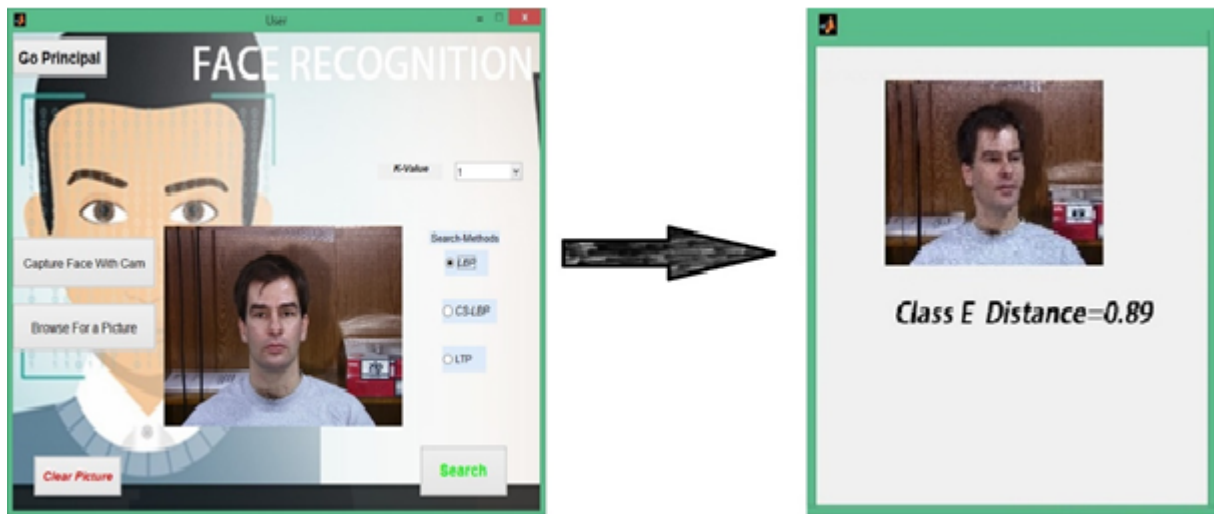


FIGURE 4.8 – exemple de test.

Mais ici 4.9 c'est le cas d'échec de test en utilisant la même méthode lbp ,car nous voyons que l'image entré a gauche est totalement différente a celle retrouvé dans la figure droite par le système ,et la distance est un peu loin du 1 .

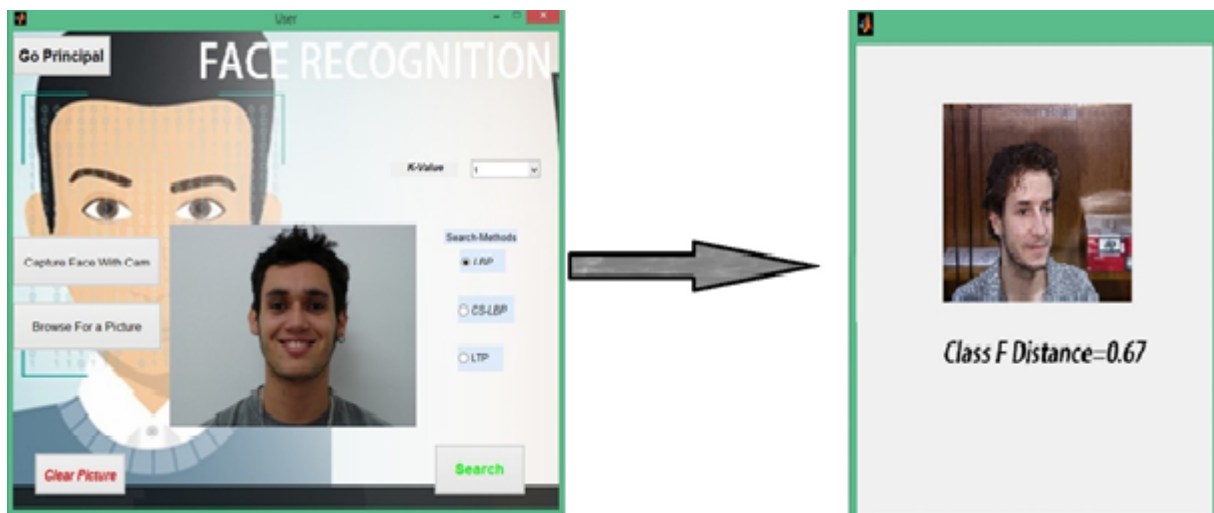


FIGURE 4.9 – exemple de test.

4.6 Tests et évaluation

Afin de développer une application de reconnaissance de visage, il est nécessaire de disposer des bases de données pour tester les techniques et déterminer leurs performances. Nous avons choisi deux bases « FEI » et « GIT », dans les séries de tests que nous avons effectué la base a été scindée de la façon suivante : (images d'indexation et images test).

4.6.1 Test de taux de reconnaissance (accuracy)

Le rôle de cette phase est de faire une comparaison entre les méthodes d'indexation utilisées dans ce projet en termes de pertinence des résultats. Nous avons suivi un protocole de test basé sur la mesure de taux de reconnaissance :

$$\text{Accuracy} = \text{nbrimReconnues} / \text{nbrimTEST}$$

Tel que :

nbrimReconnues = nombre d'image de teste reconnues.

nbrimTEST = nombre totale d'image de teste.

Test pour la base FEI

Le tableau représente comment nous allons scindée la base FEI à partir de 1400 image :

nbrimTEST	50	100	150	200
nbrimIndexation	1350	1300	1250	1200

nbrimIndexation = le nombre totale des images de la base – nbrimTEST

Le tableau 4.1 illustre les valeurs des différents test d'accuracy du système de reconnaissance de visages à partir de différentes méthodes :

nbrimTEST	50	100	150	200
Accuracy LBP	0,66	0,58	0,586	0,655
Accuracy CS-LBP	0,58	0,41	0,386	0,53
Accuracy LTP	0.8	0.71	0.753	0.6

TABLE 4.1 – Accuracy obtenus pour différentes méthodes de la base FEI.

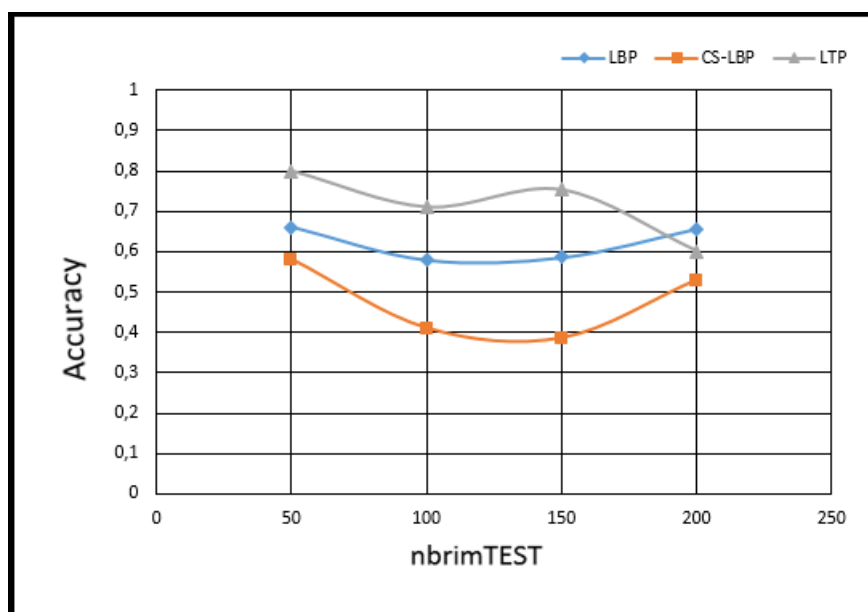


FIGURE 4.10 – Accuracy obtenus pour différentes méthodes à partir de FEI.

Selon le test des image de la base FEI, nous remarquons de la Figure4.10 que le taux de reconnaissance obtenu par LBP est meilleur que celle de CS-LBP dans tous les cas de test et LTP meilleur que celle de LBP dans les trois premier test 50, 100 et 150 , donc nous allons déduire que LTP est plus efficace avec la base FEI .

Test pour la base GIT

Le tableau représente comment nous allons scindée la base GIT à partir de 700 image :

nbrimTEST	50	100	150	200
nbrimIndexation	650	600	550	500

Le tableau 4.4illustre les valeurs des différents test d'accuracy du système de reconnaissance de visages à partir différentes méthodes :

nbrimTEST	50	100	150	200
Accuracy LBP	0,8	0,85	0,913	0,87
Accuracy CS-LBP	0,82	0,87	0,893	0,89
Accuracy LTP	0.88	0.88	0.953	0.925

TABLE 4.2 – Accuracy obtenus pour différentes méthodes de la base GIT.

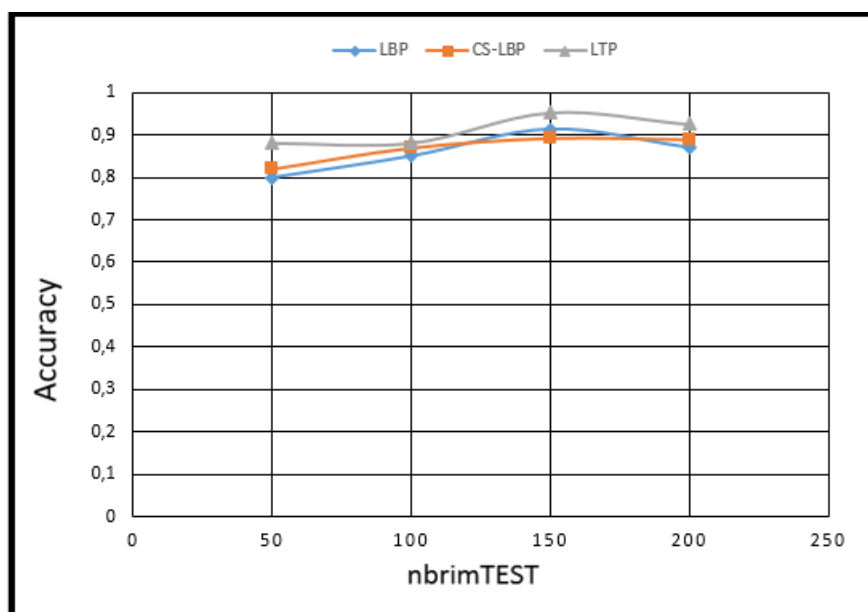


FIGURE 4.11 – Accuracy obtenus pour différentes méthodes à partir de GIT.

Nous observons dans Figure 4.11 que les descripteurs LBP, CS-LBP et LTP sont les plus pertinents pour tous les nombres de requêtes, ils restent toujours stables, et le taux de reconnaissance en utilisant la méthode est meilleur dans tous les cas de test 50, 100, 150 et 200 de la base GIT.

4.6.2 Test de taux d'erreur (erreur)

Dans le but d'évaluer le taux d'erreur de différents algorithmes présenté, en suivant un protocole de test basé sur la mesure de taux de reconnaissance :

$$\text{Erreur} = \text{nbrimNonReconnues} / \text{nbrimTEST}$$

Tel que :

$\text{nbrimNonReconnues} = \text{nombre d'image de teste non reconnues} = \text{nbrimTEST} - \text{nbrimReconnues}$.

$\text{nbrimTEST} = \text{nombre totale d'image de teste}$.

Test pour la base FEI

Le tableau 4.3 illustre les valeurs des différents test d'Erreur du système de reconnaissance de visages à partir différentes méthodes :

nbrimTEST	50	100	150	200
Erreur LBP	0,34	0,42	0,413	0,345
Erreur CS-LBP	0,42	0,59	0,613	0,47
Erreur LTP	0.2	0.29	0.246	0.4

TABLE 4.3 – Erreur obtenus pour différentes méthodes de la base FEI.

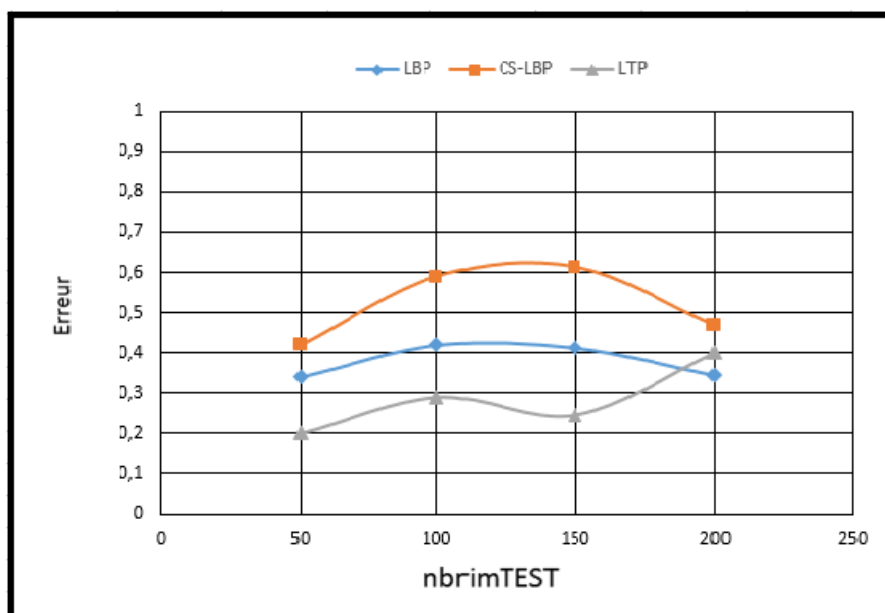


FIGURE 4.12 – Erreur obtenus pour différentes méthodes à partir de FEI.

Nous remarquons à partir de Figure 4.12 que le taux d'erreur augmente avec l'augmentation de nombre des images de test, et malgré tous cela, la méthode LTP présente un taux d'erreur petit par rapport à celui de LBP et CS-LBP, ce qui montre que LTP est plus robuste aux erreurs avec la base FEI.

Test pour la base GIT

Le tableau 4.4 illustre les valeurs des différents test d'Erreur du système de reconnaissance de visages à partir différentes méthodes :

nbrimTEST	50	100	150	200
Erreur LBP	0,2	0,15	0,086	0,13
Erreur CS-LBP	0,18	0,13	0,106	0,11
Erreur LTP	0.12	0.12	0.046	0.075

TABLE 4.4 – Erreur obtenus pour différentes méthodes de la base GIT.

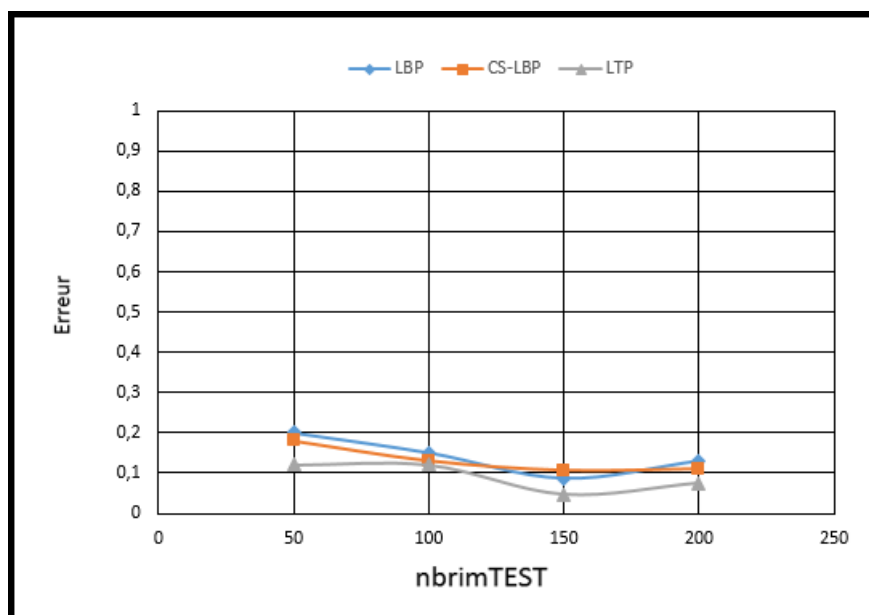


FIGURE 4.13 – Erreur obtenus pour différentes méthodes à partir de GIT.

La Figure 4.13 montre clairement en utilisant la base GIT, que la méthode LTP donne un taux d'erreur plus petit par rapport à la méthode LBP et CS-LBP, il arrive à 0.075 avec 500 images de test, tout cela indique que la méthode LTP reste robuste même si nous augmentons dans le nombre des images de tests.

4.6.3 Test de k voisin

Nous allons prendre 50 images comme image de test à partir des bases, ou k est le nombre des images les plus proches aux images de tests « requêtes » :

Test pour la base FEI

Le tableau 4.5 illustre les valeurs de K voisin du système de reconnaissance de visages à partir de la base FEI :

K	1	2	3	4	6	8	10
LBP	33	41	35	32	33	37	24
CS-LBP	29	42	37	29	31	34	20
LTP	40	40	36	35	30	29	26

TABLE 4.5 – Image obtenus pour différentes K de la base FEI.

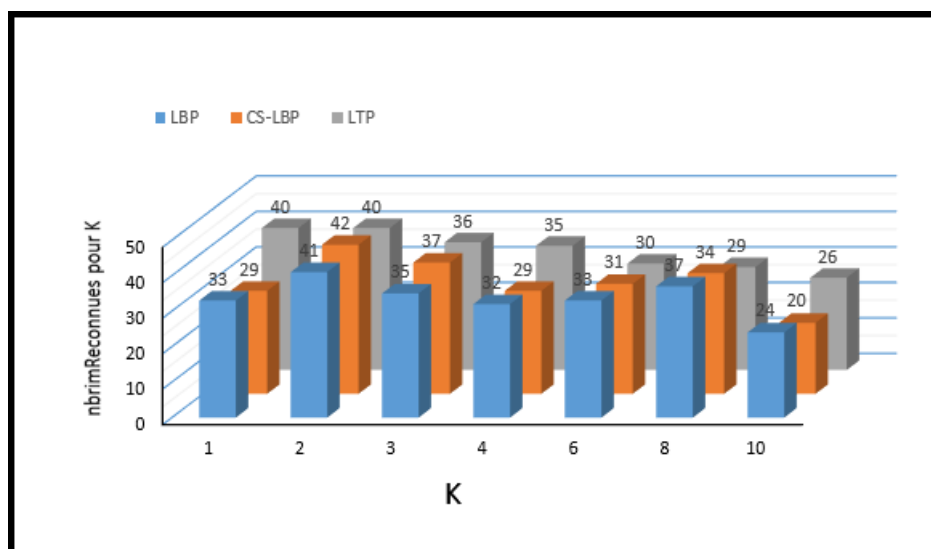


FIGURE 4.14 – Test de k voisin à partir de FEI.

Nous remarquons dans Figure 4.14 en utilisant la base FEI, que la méthode LTP est la plus pertinente, elle a un taux de reconnaissance stable quelque soit le nombre de requêtes K, puis on trouve LBP et CS-LBP.

Test pour la base GIT

Le tableau 4.6 illustre les valeurs de K voisin du système de reconnaissance de visages à partir de la base GIF :

K	1	2	3	4	6	8	10
LBP	40	45	44	41	33	41	38
CS-LBP	41	46	45	38	31	38	33
LTP	44	46	45	46	41	42	40

TABLE 4.6 – Image obtenus pour différentes K de la base GIT.

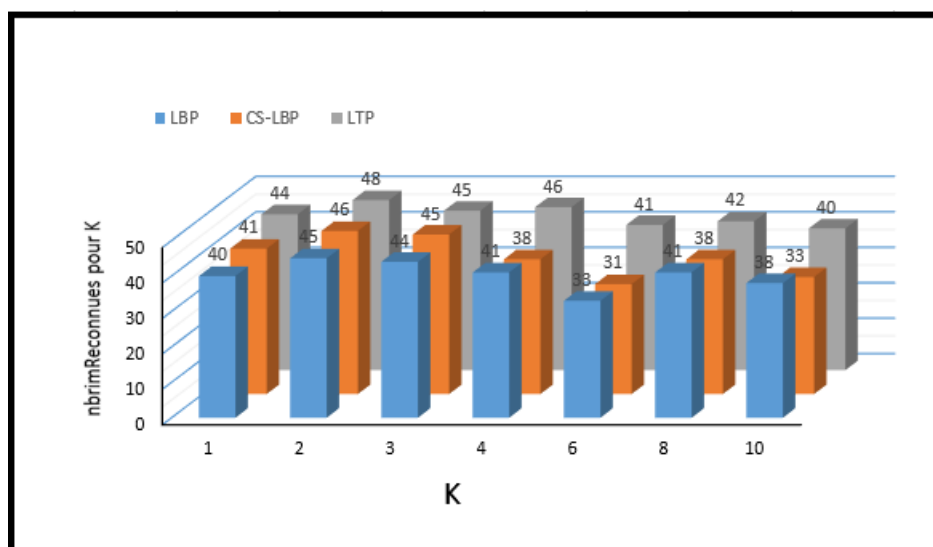


FIGURE 4.15 – Test de k voisin à partir de GIT.

Avec la base GIT, tous les méthodes sont presque, pareils, nous voyons pas de grande différences entre les 3 méthodes utilisées.

4.7 Conclusion

Nous pouvons dire que notre implémentation est fonctionnelle et les résultats obtenus sont satisfaisantes.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une application de reconnaissance faciale basée sur les algorithmes LBP, CS-LBP, LTP on a présenté aussi les différents résultats obtenus pour chaque algorithme. Notre système de reconnaissance de visages « face recognition », est appliquée sur deux bases de données de visages GIF et FEI. Pour conclure, Nous pouvons noter que LTP est la plus efficace que LBP et CS-LBP dans certains cas de tests que nous avons fait.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'identification biométrique consiste à identifier une personne au moyen de l'une de ses caractéristiques physiques : voix, empreintes digitales, visage, iris. Toutefois, un tel processus n'est pas infallible et une personne mal intentionnée peut parvenir à contourner le processus d'identification.

Afin de pallier un tel inconvénient, on a utilisé plusieurs caractéristiques pour identifier chaque personne, nous avons utilisé trois méthodes pour indexer les images de ces personnes, la première méthode utilisée c'est LBP (local binary pattern), elle est forte, et robuste au changement de lumière, mais son vecteur descripteur est un peu long de taille 256, aussi y a la méthode CS-LBP qui est développé au début pour la description des régions d'intérêt, et présente une grande stabilité dans les régions plates d'images, le flou dans l'image ainsi de suite, son vecteur descripteur est de taille 16, cette taille peut réduire le temps d'exécution, ces deux méthodes produisent des résultats proches et parfois les mêmes, elles sont aussi sensibles contre le bruit dans des régions d'image uniforme, afin de résoudre ces deux problèmes, nous avons utilisé LTP, cette dernière donne aussi une meilleure précision. Pour faire la reconnaissance des visages, nous avons basé sur la méthode la plus utilisée dans le domaine de classification, qui s'appelle KNN (k nearest neighbors) qui sert à trouver les k plus proches voisins à un point défini, (dans notre cas des descripteurs de visages).

D'après avoir fait certains tests, les résultats, présentent que les méthodes LTP est mieux,

pour le cas des images pris par camera avec des mauvaises conditions de capture, puisque ça crée généralement le bruit et LTP fonctionne bien dans ce type de situations, par contre les deux autres méthodes sont un peu similaire, dans leurs résultats sauf que pour CS-LBP est plus rapide en temps de son calcule par rapport à celui de LBP. Aussi, nous avons arrivé que la base GIT donne des résultats assez bonne, due qu'elle utilise des images prise avec des arrière-plans plus semble qui donne un codage plus uniforme, par contre la base FEI, puisque elle utilise une arrière-plan complètement blanc, ça crée un petit enjeux de lumière, puisque la même image pourras être codé différemment à cause de changement d'illumination d'une grande partie d'image même avec un petite niveau mais ça prévient le programme a bien fonctionné.

En effet, ce projet nous a permis de découvrir plus profondément plusieurs aspects du développement d'une application complexe. Il nous a fallu d'abord nous renseigner sur le côté algorithmique de la reconnaissance de visage, et plus généralement de la vision par ordinateur (computer vision), qui est un domaine vaste à la croisée des chemins entre les mathématiques, le traitement du signal et l'intelligence artificielle.

En perspectives, dans un premier temps une extension de ce travail peut être envisagé par l'étude et la réalisation d'un système de détection et de localisation du visage avec des performances assez hautes, une autre consiste à appliquer ce système sur d'autres bases de visages présentant de fortes variations dans l'éclairage et de la pose ainsi que d'envisager la possibilité d'employer une approche basée sur les éléments locale du visage. Ensuite, un des grands challenges serait de pouvoir mieux maîtriser les variations d'environnement, qui perturbent encore trop les systèmes de reconnaissance, Les dernières avancées de la technologie de capture 3D des images de visage ont permis de mettre en place des systèmes de reconnaissance assez robustes par rapport à la 2D.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A. J. Goldstein, L. D. Harmon and A. B. Lesk, « Identification of Humman Faces», Proceedings of the IEEE , Volume : 59, Issue : 5, Page(s) : 748 – 760,May 1971.
- [2] L. Sirovich and M. Kirby, « A Low -Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces», Journal of the Optical Society of America A, Volume : 4, Issue : 3, Page(s) : 559-524, 1987.
- [3] M. A. Turk and A. P. Pentland, «Face Recognition Using Eigenfaces», Proceedings of the IEEE, Page(s) : 586-591, 1991.
- [4] National Science and Technology Concil (NSTC), Comittee on Technology, «Face-Recongition», 7 Aout 2006.
- [5] Anil. k.jain, P. Flynn, A.Ross, « Handbook of biometrics »,Springer, 2007.
- [6] Anil. K.Jain, R. Bolle, And S. Pankanti, «biometrics : Personal Identification In Networked Society», Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [7] G. Roethenbaugh. «An Introduction to Biometrics and General History», Biometrics Explained, Section 1, 1998.
- [8] Pierre Royer, «Identification et authentification Bionumériques», Dossier d'architecture, 2003.
- [9] BETAOUAF Talib Hicham, « Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes », thèse de magistère, université de Tlemcen, 2011.

- [10] 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.
- [11] R. A. Fisher, « The use of multiple measurements in taxonomic problems », *Annals of Eugenics*, Volume : 7, Issue : 5, Page(s) : 179-188, 1936.
- [12] 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», Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), département d'Electronique, 2006.
- [13] R. O. Duda, P. E. Hart, « Pattern Classification and Scene Analysis », John Wiley and Sons, New York, 1973.
- [14] Bettahar Abdessettar et Saber Fathi, « Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage », Mémoire Master Académique, Domaine : Mathématique et Informatique, Filière : Informatique ,Spécialité : Informatique Fondamentale, Université Kasdi Merbah Ouargla ,15 / 06 / 2014.
- [15] T. W. S. Chow, G. Fei, « Three phase induction machines asymmetrical faults identification using bispectrum » *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 10, Volume : 10, Issue : 4, Page(s) : 688-693, December 1995.
- [16] Mohammed Demri, « Multimodal Evolutionary Techniques Biometric Fusion Using», Mémoire Présenté pour l'obtention du diplôme de Magister en Informatique, Option : Intelligence Artificielle et Aide à la Décision , Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen ,Faculté des Sciences ,Département d'informatique ,June 2012.
- [17] <http://www.cmap.polytechnique.fr/~peyre/cours/x2005signal/13:07,12/04/2012>.
- [18] Ouamane Abdelmalik et Mehdaoui Abdelghaffar, «identification et authentification des visages en biométrie», Mémoire de Fin d'Etudes, en vue de la préparation du diplôme : INGENIEUR, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Keider Biskra, 2009.
- [19] Ouamane AbdElmalik, «Etude de la fusion de modalités pour l'authentification en biométrie (visage, voix)», Mémoire de Fin d'Etudes, en vue de la préparation du di-

- plôme : MAGISTER, Département de Génie Electrique Université Mohamed Keider Biskra, 2011.
- [20] Adjout Mohamed et Benaissa Abdelhak, «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.
- [21] R. Hietmeyer. «Biometric identification promises fast and secure processing of airline passengers», The International Civil Aviation Organization Journal, Volume : 17, Issue : 9, Page(s) : 10–11, 2000.
- [22] DIB Soumeiya, « identification des individus par les techniques multimodales : application sur les images du visage », Pour l’obtention du diplôme de magister en informatique, FACULTE DES MATHEMATIQUES ET D’INFORMATIQUE DEPARTEMENT D’INFORMATIQUE, UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA THECHNOLOGIE D ‘ORAN MOHAMED BOUDIAF, 2014 / 2015.
- [23] Souhila Guerfi Ababsa, « Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D », Docteur de l’Université Evry Val d’Essonne Spécialité : Sciences de l’Ingénieur, UNIVERSITE D’EVRY VAL D’ESSONNE, 2008.
- [24] DJEDI Sara, « Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie », Mémoire de Fin d’Etudes En vue de l’obtention du diplôme : MASTER, Département de Génie Electrique, Filière : Electronique Option : Télécommunication, 2012.
- [25] <http://www.biometrie-online.net/biometrie/le-marche>.
- [26] Nicolas MORIZET, « Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris », Thèse de doctorat, l’école Nationale Supérieure des Télécommunications (Paris), 2009.
- [27] V. PERLIBAKAS, «Face recognition using Principal Component Analysis and Log-Gabor Filters», March 2005.
- [28] 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.

- [29] Kévin Bailly, « Méthodes d'apprentissage pour l'estimation de la pose de la tête dans des images monoculaires », Interface homme-machine [cs.HC], Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2010.
- [30] Philippe Hamel, « Apprentissage de représentations musicales à l'aide d'architectures profondes et Multiéchelles », Département d'informatique et de recherche opérationnelle Faculté des arts et des sciences, Thèse de Doctorat en informatique, Université de Montréal, 2012.
- [31] T. Ojala, M. Pietikainen, and T. Maenpää, « Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns », IEEE Trans. Page(s) : 971-987, 2002.
- [32] Amal Aissaoui, « Reconnaissance Bimodale de visages par Fusion de Caractéristique Visuelles et de Profondeur », thèse de doctorat, université des sciences et technologies de Lille, informatique, 23 juin 2014.
- [33] Heikkilä, M. Pietikainen, M. Schmid, « Description of interest regions with center-symmetric local binary patterns », In Computer Vision, Graphics and Image Processing, Page(s) : 58-69, Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [34] Hanane Rami, « Contribution au développement de descripteurs LBP pour le suivi d'objet en mouvement », THÈSE DE DOCTORAT, Discipline : Physique, Spécialité : Electronique, Imagerie et Vision, 30 Avril 2016.
- [35] Alhayat Ali Mekonnen, Frédéric Lerasle, Ariane Herbulot, Cyril Briand, « Détection de personnes par apprentissage de descripteurs hétérogènes sous des considérations CPU », Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA), Rouen, France, 2014.
- [36] Moulay Abdellatif Akhloufi, « Reconnaissance Des Visages Par Imagerie Multi spectrale Du visible à l'infrarouge lointain, Thèse présentée à la Faculté des études supérieures et postdoctorales de l'Université Laval, 2013.
- [37] <http://www-ia.lip6.fr/tollaris/ARTICLES/THESE/node7.html#SECTION02222000000000000000>

- [38] [http ://www.memoireonline.com/02/13/6979/m_Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-0.html](http://www.memoireonline.com/02/13/6979/m_Reconnaissance-de-visages-par-Analyse-Discriminante-LineaireLDA-0.html)
- [39] Francis C. Migneault, professeur-superviseur : Éric Granger, « Évaluation de méthodes de reconnaissance de visages pour l'identification d'individus à partir d'une image de référence », Département de génie de la production automatisée, Laboratoire d'imagerie de vision et d'intelligence artificielle École de Technologie Supérieure, Université du Québec, Montréal, Canada, 2016.
- [40] Anouar Mellakh, « Reconnaissance des visages en conditions dégradées », Thèse de doctorat, Département Électronique et Physique de l'Institut National des Télécommunications, Université d'Evry-Val d'Essonne, 07 Avril 2009 .
- [41] Fedias Meriem, Combinaisons de données d'espaces couleurs et de méthodes de vérification d'identité pour l'authentification de visages, Doctorat en sciences en automatique, Université Mohamed Khider – Biskra.
- [42] Marko Heikkilä¹, Matti Pietikäinen¹, and Cordelia Schmid², «Description of Interest Regions with Center-Symmetric Local Binary Patterns », Machine Vision Group, Infotech Oulu and Department of Electrical and Information Engineering, University of Oulu.
- [43] Naresh Kumar Garg, « Binarization Techniques used for Grey Scale Images, Department of Computer Science & Engineering, International Journal of Computer Applications, page : (0975 – 8887), Volume : 71 No.1, June 2013.
- [44] [http ://dictionnaire.sensagent.leparisien.fr/Apprentissage%20supervisé/fr-fr/](http://dictionnaire.sensagent.leparisien.fr/Apprentissage%20supervisé/fr-fr/)
- [45] Najeh NAFFAKHI, « Apprentissage supervisé pour la classification des images à l'aide de l'algèbre P-tree », Diplôme des études approfondies en informatique appliquée à la gestion, Université de Tunis Institut Supérieur de Gestion de Tunis, Février 2004.
- [46] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, «The elements of statistical learning », Second edition, Springer, 2009.

- [47] K. Beyer, J. Goldstein, R. Ramakrishnan, and U. Shaft, « When is "nearest neighbor" meaningful? », International Conference on Database Theory, Page(s) : 217–235, 1999.
- [48] C. Cortes and V. Vapnik, « Support vector networks », Machine Learning, Volume : 20, Page(s) : 273–297, 1995.
- [49] L. Breiman, « Random forests », Machine learning, Volume : 45, Page(s) : 5–32, 2001.
- [50] Ouamane Hanane, « Identification de reconnaissance faciale avec des expressions », Mémoire de Fin d'Etudes En vue d'obtention de diplôme Master, Université Mohamed Khider Biskra 07 Juin 2012.
- [51] Huu Giao NGUYEN, « Caractérisation et modélisation de la distribution spatiale de signatures locales dans les images : application à la classification d'image sonar de fonds marins », Thèse de Doctorat, Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne, 28 Octobre 2011.
- [52] NECIB Soufiane, « FUSION DE FACE 3D, COULEUR ET PROFONDEUR POUR SRV 3D », Faculté des Sciences et de la Technologie, Université Mohamed Khider Biskra, juin 2013.
- [53] Jonathan Bouchard, « MÉTHODES DE VISION ET D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLES POUR LA RECONNAISSANCE DE SPÉCIMENS CORALLIENS », MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE, ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE UNIVERSITÉ DU QUÉBEC, 6 AVRIL 2011.
- [54] Faicel Chamroukhi, « Classification supervisée : Les K-plus proches voisins », Licence 2 Sciences Pour l'Ingénieur, Université du Sud Toulon – Var, 2012-2013.
- [55] PHILIPPE BESSE & BÉATRICE LAURENT, « Apprentissage Statistique modélisation, prévision, data mining », Apprentissage Statistique, Institut de Mathématiques de Toulouse.
- [56] Mr. GHALI Ahmed, « Amélioration de la reconnaissance par le visage », diplôme de magister, Domaine : Mathématiques Informatique, Filière : Informatique, Option : Simulation et Intelligence Artificielle 2014-2015.
- [57] <http://www.MATLAB%20et%20Octave%20-%201.%20Notions%20de%20base.html>

❖ *BIBLIOGRAPHIE*

[58] <http://fei.edu.br/~cet/facedatabase.html>

[59] http://www.anefian.com/research/face_reco.htm