

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة 8 ماي 1945 قالمة
Université 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences Et De La Technologie



Mémoire

Master Académique

Domaine: Science Et Technologie

Filière: Electronique

Spécialité/Option: Instrumentation

Département: D'électronique Et Télécommunication

Thème :

Reconnaissance Du Visage Dans Des Conditions D'Eclairage Variant

Présentée Par

Béchairia Nadjoua

Sous La Direction De

**BOUALLEG
ABDELHALIM**

Juin 2019

ملخص

لقد اصبحت البرامج الالية للتعرف على الوجه فعاله بدقه وهذا عندما تكون الصور المقارنة ملتقطه في ظروف مدروسة ولكن هذه الفعالية تسقط عندما تكون هذه الظروف متدنية والظروف المدروسة تكون تحت اضاءه متوازنة وكذلك الصور لملتقطه تكون على قدر كبير من الدقة والوضوح.

بعد الامام بمشكلة تدني ظروف التقاط الصور وطرح بعد ذلك العديد من الحلول المناسبة وبعد ان اجرينا العديد من الدراسات في مجال التعرف الالي هذه الدراسات تخص البرامج التي تتركز على النظريات المحلية ونظريات تعديل الضوء

الحلول المقترحة في كل مرحله من مراحل هاته الدراسة حملت تغيير جذري بالنسبة للنظريات الكلاسيكية . بالنسبة للبرامج التعرف اقترحنا الواصف المحلي LBP مع معياريه 8/1 و 8/2 وذلك بعد معالجه الصورة بتقنيه WF وهي تقنيه تعنى بفصل الضوء عن الصورة وتستعمل قاعدتي بيانات YaleB و Extended Yale B والي يتم تداولهما بكثره.

الكلمات الدلالية: معرفه الوجه / معالجة الضوء / WF / LBP

Résumé

De nos jours, les algorithmes de reconnaissance du visage proposés dans la littérature ont atteint un niveau de performance correct lorsque les conditions d'acquisition des images comparées sont contrôlées, mais les performances chutent lorsque ces conditions sont dégradées. Les conditions d'acquisition contrôlées correspondent à un bon équilibre d'illumination, ainsi qu'une haute résolution et une netteté maximale de l'image du visage.

Afin de bien cerner le problème de dégradation des performances dans les conditions d'acquisition difficiles et de proposer par la suite des solutions adaptées, nous avons effectué plusieurs études à différents niveaux de la chaîne de la reconnaissance.

Ces études concernent le comportement des algorithmes basés sur les approches locales. Elles concernent également les différentes méthodes de normalisation d'illumination.

Les solutions proposées à chaque niveau de cette chaîne ont apporté une amélioration significative des performances par rapport aux approches classiques. Pour les algorithmes de reconnaissance, nous avons proposé l'utilisation de descripteur binaire locale LBP avec ses deux échelles de voisinages 1/8 et 2/8 pour extraire les caractéristiques des images afin de les traiter par la technique de weber face. Nous avons, proposé une approche de normalisation basée sur la correction de la composante luminance. Les différentes études, la validation de nos mesures de qualité ainsi que la validation de la stratégie de reconnaissance ont été effectuées sur les deux bases de données publiques de visage Yale B et Extended Yale B largement utilisées par la communauté.

Mot-clef

Reconnaissance de visage, Illumination, Normalisation, LBP, Weber face.

Abstrat

Nowadays, the algorithms of face recognition, proposed in the literature, reached a correct performance level when the acquisition's conditions for the tested images are controlled, but this performances fall when these conditions degraded. The controlled conditions of acquisition correspond to a good balance of illumination, as well as a high-resolution and a maximum sharpness of the face image. In order to determine the problem of degradation of performances under difficult capture's conditions and also to propose adapted solutions, we carried out several studies at various levels of the recognition's chain. These studies relate to the behavior of the algorithms based on local approaches. They also relate to the various methods of illumination normalisation as well as strategies of recognition.

The solutions suggested on each level of this chain resulted in a significant improvement of the performances compared to the traditional approaches. For the recognition algorithms, we proposed the use of local binary pattern LBP with its two neighborhood scales 1/8 and 2/8 to extract the characteristics of the images in order to process them by recent technical Weber face.

So far we have proposed a normalisation approach with two databases Yale B and Extended Yale B which are used widely by the community.

Keywords

Face Recognition, Illumination, Normalisation, LBP, Weber Face.

Sommaire

| | |
|---|----------|
| Introduction Générale | 1 |
| <u>Chapitre I Notions Sur Le Traitement D'image & Classification</u> | |
| I.1 Introduction | 3 |
| I.2 Généralités Sur Le Traitement D'image | 4 |
| I.2.1 Définition D'une Image | 4 |
| I.2.2 Image Numérique | 4 |
| I.2.3 Caractéristiques D'une Image Numérique | 5 |
| I.2.3.1 Pixel | 5 |
| I.2.3.2 Résolution | 5 |
| I.2.3.3 Dimension | 5 |
| I.2.3.4 Texture | 5 |
| I.2.3.5 Bruit | 6 |
| I.2.3.6 Luminance | 6 |
| I.2.3.7 Contours | 6 |
| I.2.3.8 Histogramme | 6 |
| I.2.3.9 Contraste | 7 |
| I.2.4 Images Binaires (En Noir Et Blanc) | 7 |
| I.2.5 Images Au Niveaux De Gris (Monochromes) | 7 |
| I.2.6 Images En Couleurs (Polychromes) | 7 |
| I.2.7 La Représentation En Couleurs Réelles | 8 |
| I.2.8 La Représentation En Couleur Indexée | 8 |
| I.2.9 Images Bitmap Et Images Vectorielle | 8 |
| I.2.10 Système De Traitement D'image | 8 |
| I.2.10.1 Acquisition Des Données Images | 9 |
| I.2.10.2 Dispositifs De Numérisation D'images (Visualisation) | 9 |
| I.2.10.3 Traitement Des Images | 9 |
| I.2.11 Filtres Linéaires Et Les Filtres Non Linéaires | 9 |
| I.2.11.1 Filtres Linéaires | 9 |
| a) Filtre Passe-Bas (Lissage) | 10 |
| b) Filtre Passe-Haut (Accentuation) | 10 |

| | |
|---|----|
| I.2.11.2 Filtres Non Linéaire | 10 |
| a) Filtre Médian | 11 |
| b) Filtre Maximum | 11 |
| c) Filtre Minimum | 11 |
| I.2.12 Manipulations Sur L'image Numérique | 12 |
| I.2.12.1 La Convolution | 12 |
| I.2.12.2 La Segmentation | 12 |
| I.3 Classification | 13 |
| I.3.1 Définition D'un Classificateur | 13 |
| I.3.2 Fonction Discriminante | 13 |
| I.3.3 Discriminante Linéaire | 14 |
| I.3.4 Apprentissage | 14 |
| I.3.4.1 Mode Supervisé | 14 |
| I.3.4.2 Mode Semi-Supervisé | 15 |
| I.3.4.3 Mode Non Supervisé | 15 |
| I.3.5 Règle De Bayés | 15 |
| I.3.6 Classificateur Euclidien | 15 |
| I.3.7 Classificateur Gaussien | 16 |
| I.3.8 Classificateur De K Plus Proches Voisins (Kppv) | 16 |
| I.3.9 Analyse En Composantes Principales (PCA) | 17 |
| I.3.10 L'analyse Discriminante Linéaire (LDA) | 18 |
| I.3.11 Les Réseaux De Neurones (RNA) | 18 |
| I.3.12 Evaluation Des Performances De La Classification | 19 |
| I.4 Conclusion | 19 |
| <u>Chapitre II La Biométrie</u> | |
| II.1 Introduction | 20 |
| II.2 La Biométrie Et Ses Modes De Fonctionnements | 21 |
| II.2.1 Enroulement | 21 |
| II.2.2 L'identification | 21 |
| II.2.3 L'authentification | 22 |
| II.3 La Structure D'un Système Biométrique | 22 |
| II.3.1 Le Module De Capture | 23 |
| II.3.2 Le Module D'extraction Des Caractéristiques | 23 |

| | |
|---|----|
| II.3.3 Le Module De Comparaison | 23 |
| II.3.4 Le Module De Décision | 23 |
| II.4 Modalités Biométriques | 23 |
| II.4.1 Modalités Morphologiques | 24 |
| II.4.1.1 Les Empreintes Digitales | 24 |
| II.4.1.2 Reconnaissance De Visage | 25 |
| II.4.1.3 Iris | 25 |
| II.4.1.4 La Rétine | 25 |
| II.4.1.5 Géométrie De La Main | 26 |
| II.4.1.6 Veines De La Main | 26 |
| II.4.2 Modalités Comportementale | 26 |
| II.4.2.1 La Dynamique De La Signature | 26 |
| II.4.2.2 La Voix | 27 |
| II.4.2.3 La Démarche | 27 |
| II.4.2.4 La Dynamique De Frappe Au Clavier | 27 |
| II.4.3 Modalités Biologiques | 28 |
| II.4.3.1 L'ADN | 28 |
| II.4.3.2 L'odeur Corporelle | 28 |
| II.5 Représentation Comparative Entre Techniques Biométriques | 29 |
| II.6 Marché De La Biométrie | 29 |
| II.7 Evaluation Des Performances Des Systèmes Biométriques | 30 |
| II.7.1 Taux De Faux Rejet (<i>False Reject Rate</i> , FRR) | 30 |
| II.7.2 Taux De Fausses Acceptations (<i>False Acceptance Rate</i> , FAR) | 31 |
| II.7.3 Taux D'égal Erreur (<i>Equal Error Rate</i> , Ou EER) | 31 |
| II.7.4 L'évaluation D'authentification | 31 |
| II.7.5 L'évaluation D'identification | 32 |
| II.8 Systèmes De Biométrie Multimodale | 33 |
| II.8.1 Multi Capteurs | 33 |
| II.8.2 Multi Instances | 33 |
| II.8.3 Multi Algorithmes | 34 |
| II.8.4 Multi Echantillons | 34 |
| II.8.5 Multi Biométries | 34 |
| II.8.6 Les Systèmes Hybrides | 34 |

| | |
|-----------------|----|
| II.9 Conclusion | 35 |
|-----------------|----|

Chapitre III Reconnaissance Faciale

| | |
|---|----|
| III.1 Introduction | 36 |
| III.2 Reconnaissance De Visage | 37 |
| III.3 Détection De Visage | 38 |
| III.3.1 Approches Basées Sur Les Reconnaissances Acquises (<i>Top-Down</i>) | 38 |
| III.3.2 Approches Basées Sur Prototypes (<i>Template-Matching</i>) | 38 |
| III.3.3 Approches Basées Sur L'apparence | 39 |
| III.3.4 Approches Basées Sur Les Traits Invariants (<i>Bottom-Up</i>) | 39 |
| III.4 Normalisation De Visage | 39 |
| III.5 Extraction Des Caractéristiques | 39 |
| III.5.1 Les Méthodes Holistique Ou Globales | 39 |
| a) Les Techniques Linéaires | 40 |
| b) Les Techniques Non-Linéaires | 42 |
| III.5.2 Approches Locales | 42 |
| a) Méthodes Locales Basées Sur Les Caractéristiques D'intérêts | 43 |
| b) Méthodes Locales Basées Sur L'apparence Du Visage | 45 |
| III.5.3 Méthodes Hybrides | 47 |
| III.6 Principales Difficultés De La Reconnaissance Faciale | 48 |
| III.6.1 Changement D'illumination | 48 |
| III.6.2 Variation De Pose | 48 |
| III.6.3 Expressions Faciales | 49 |
| III.6.4 Occultations Partielles | 49 |
| III.6.5 Les Vrais Jumeaux | 50 |
| III.6.6 Autres Difficultés | 50 |
| III.7 Conclusion | 50 |

Chapitre IV Normalisation D'illumination & Méthodes De Texture Locale

| | |
|--|----|
| IV.1 Introduction | 51 |
| IV.2 Normalisation De L'illumination | 52 |
| IV.2.1 Egalisation D'Histogramme (HE) | 52 |
| IV.2.2 Méthode Image De Quotient Personnel (SQI) | 53 |
| IV.2.3 Correction Gamma (GC) | 54 |
| IV.2.4 Transformation Logarithmique (LT) | 54 |

| | |
|---|-----------|
| IV.2.5 Le Model De Réflexion De Lambertien | 55 |
| IV.2.6 La Méthode De Rétinex Multi-Echelle (MSR) | 56 |
| IV.2.7 La Technique De Weber Face (WF) | 57 |
| IV.3 Descripteurs De Textures Locales | 58 |
| IV.3.1 Descripteur Motif Binaire Local (LBP) | 58 |
| IV.3.2 Descripteur Quantification De Phase Locale -LPQ | 60 |
| IV.3.3 Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc (MB-LPQ) | 61 |
| IV.3.4 Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image (BSIF) | 62 |
| IV.4 Conclusion | 62 |
| <u>Chapitre V Méthodologie Et Conception</u> | |
| V.1 Introduction | 63 |
| V.2 Méthode D'illumination Proposée | 64 |
| V.3 Paramètres De Weber Face | 64 |
| V.4 Ajustement D'alpha | 65 |
| V.5 Ajustement De Sigma | 66 |
| V.6 La Base De Donnés Yale B | 67 |
| V.7 Résultats En Yale B | 69 |
| V.8 La Base De Donnés Extended Yale B | 69 |
| V.9 Résultats En Extended Yale B | 69 |
| V.10 Conclusion | 70 |
| Conclusion Générale | 71 |
| Bibliographie | 72 |

Liste Des Figures

| | |
|--|----|
| Figure (I.1) : Représentation d'une image numérique | 4 |
| Figure (I.2) : Image avec leur histogramme | 6 |
| Figure (I.3) : Système de traitement d'image | 8 |
| Figure (I.4) : Masque de filtre passe-bas | 10 |
| Figure (I.5) : Masque de filtre passe-haut | 10 |
| Figure (I.6) : Principe du filtre médian | 11 |
| Figure (I.7) : Principe du filtre maximum | 11 |
| Figure (I.8) : Principe du filtre minimum | 12 |
| Figure (I.9) : Processus de la reconnaissance des formes | 13 |
| Figure (I.10) : Frontières fournies par le classificateur du Plus Proche Voisin. | 17 |
| Figure (I.11) : Neurone formel | 19 |
| Figure (II.1) : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique | 21 |
| Figure (II.2) : Identification d'une personne dans un système biométrique | 22 |
| Figure (II.3) : Authentification d'une personne dans un système biométrique | 22 |
| Figure (II.4) : Modalités Biométriques | 24 |
| Figure (II.5) : Formes de Biométrie | 28 |
| Figure (II.6) : Parts du marché des procédés biométriques-2009 | 30 |
| Figure (II.7) : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs | 32 |
| Figure (II.8) : La courbe ROC .La courbe CMC | 33 |
| Figure (II.9) : Les différents systèmes multimodaux | 35 |
| Figure (III.1) : les points caractéristiques d'un visage | 37 |
| Figure (III.2) : Le principe de fonctionnement d'un système de reconnaissance faciale | 38 |
| Figure (III.3) : Un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale | 40 |
| Figure (III.4) : Illustration du principe de séparation optimale des classes | 41 |
| Figure (III.5) : Localisation des caractéristiques géométriques utilisées | 43 |
| Figure (III.6) : Exemple de grille d'appariement. | 44 |
| Figure (III.7) : Partitionnement de l'image visage en régions (ou patches) | 45 |
| Figure (III.8) : Processus de reconnaissance de visages basé sur l'MAA. | 47 |
| Figure (III.9) : Un visage d'une personne subissant un changement de luminosité | 48 |
| Figure (III.10) : Exemples de variation de poses | 49 |
| Figure (III.11) : Exemples de variation d'expressions | 49 |
| Figure (III.12) : Variabilité intra-classe due à la présence d'occlusions partielles | 50 |
| Figure (IV.1) : Exemple d'égalisation d'histogramme | 53 |
| Figure (IV.2) : G Corrections gamma/ \log Transformation logarithmique /Yale B | 55 |
| Figure (IV.3) : Schématisation de la réflexion diffuse | 56 |
| Figure (IV.4) : Opérateur LBP | 58 |
| Figure (IV.5) : Trois voisinages pour des R et P différents | 59 |
| Figure (IV.6) : Textures particulières détectées par LBP | 59 |
| Figure (IV.7) : Opérateur LPQ | 61 |
| Figure (IV.8) : Opérateur MB-LPQ | 62 |
| Figure (V.1) : Méthode proposé | 64 |
| Figure (V.2) : Illustration de WLD | 65 |
| Figure (V.3) : Ajustement d'alpha | 66 |
| Figure (V.4) : Ajustement de sigma | 66 |
| Figure (V.5) : Les sous ensemble de la base Yale B | 68 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau (II.1) : Comparaison des modalités biométriques | 29 |
| Tableau (V.1) : Taux de reconnaissance en pourcent de YaleB (100x100) | 69 |
| Tableau (V.2) : Taux moyen de reconnaissance en pourcent Extended YaleB (120x120) | 70 |
| Tableau (V.3) : Taux moyen de reconnaissance en pourcent Extended YaleB (64x64) | 70 |

Introduction Générale

Depuis quelques années, on observe l'émergence d'une tendance générale visant à rendre plus naturels les rapports hommes-machines. Il revient désormais à la machine de se comporter comme l'humain ou le dépasser pour certains

Dès lors, l'intérêt de l'analyse faciale paraît évident. En effet, la zone du corps la plus chargée de sens est sans conteste le visage, la bouche produit la parole, la position des yeux renseigne sur l'objet ou la zone observés, les rides d'expression sont les miroirs de nos émotions, le visage est au centre des communications humaines. Donc, le visage est un stimulus dont l'importance et la particularité ne cessent d'être remarquées ; il est tout d'abord un élément prépondérant de la vie sociale, il nous permet d'identifier une personne et ainsi retrouver un ensemble d'informations sémantiques et épisodiques qui lui sont propres, par ailleurs, il nous apporte un grand nombre d'informations que l'on connaisse ou non la personne, il permet de ce fait de déterminer si on a affaire à un homme, femme, enfant, adulte ou une personne âgée, il est également un élément de la communication des états émotionnels et source d'inférences sur la personnalité ou les compétences.

Le visage est pourtant un stimulus visuellement ambigu : deux visages se ressemblent beaucoup, la forme générale varie peu, ils ont exactement les mêmes traits principaux qui ont à peu près la même forme et la même position relative, alors que les images d'un même visage peuvent fortement varier du fait des variations des conditions d'éclairage, de posture, de l'échelle et des expressions faciale... De ce fait, la reconnaissance des visages humains a fait et continue de faire l'objet d'un nombre impressionnant d'études, le problème demeure jusqu'à aujourd'hui un problème non résolu comme le montre l'évaluation menée par le National Institute of Standards and Technology qui conclut sur le fait que les systèmes de reconnaissance des visages restent sensibles aux variations d'illumination, de pose, d'expression faciale...etc.

Par conséquent, le domaine reste fertile, et suscite de plus en plus de recherches, quoique durant les deux dernières décennies, une multitude d'applications et de systèmes de reconnaissances des visages ont été mis au point réalisant des résultats plus au moins satisfaisants relativement les uns aux autres.

Ce mémoire traite un sujet liée au problème de la reconnaissance de visage sous un éclairage variant. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour ce sujet.

Parmi ces méthodes nous avons opté pour deux techniques : la première méthode weber face qui se base sur la loi de weber elle consiste à éliminer les effets bruités de la lumière.

La deuxième méthode est la technique LBP (local Binary Pattern), c'est une méthode mathématique dont son principe consiste à caractériser la texture d'une image par le calcul du code LBP pour tous les pixels d'image, ensuite calcule d'histogramme de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques représentant l'image faciale. Nous avons choisir d'articuler notre étude autour de cinq chapitres principaux.

Le premier chapitre est réservé à des notions fondamentales sur le traitement de l'image numérique et la classification. Il expose les principales techniques de l'analyse de l'image ; filtrage, segmentation, classification...etc.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques puis définit les outils utilisés pour évaluer leurs performances.

Dans le troisième chapitre, nous évoquerons l'état de l'art des techniques de reconnaissance de visage. Nous allons citer les méthodes connue de reconnaissances ainsi leurs principes de fonctionnement et on mentionne les problèmes liées à la reconnaissance.

Le quatrième chapitre est partagé en deux parties. Dans la première partie nous allons présenter les méthodes récentes de normalisation d'illumination, ainsi la méthode proposée le weber face. Dans la deuxième partie nous présenterons les locales textures binaires : LBP, BSIF et LPQ.

Dans cinquième chapitre, Nous l'avons confine les résultats expérimentaux obtenus par chaque méthode en analysant leurs performances, suivi d'une discussion avec interprétation des résultats. Enfin, la conclusion générale résumera les résultats obtenus par les différentes approches et donnera quelques perspectives sur les travaux futurs.

Chapitre I

Notions Sur Le Traitement D'image & Classification

I.1 Introduction

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et des techniques opérant sur celle-ci. Son but est de rendre cette opération possible, plus simple plus efficace et plus agréable. Il vise aussi à améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes. Comprendre une image est une activité qui nécessite des connaissances sur l'image et sa formation, sur le domaine d'application et sur les objets que l'on peut y rencontrer, sur le contexte,...etc. et cela nécessite la classification [3].

De ce fait ce chapitre constitue une introduction au traitement d'image et à la classification, il est devisé en deux parties. La première partie a pour but de présenter quelque notion de base liée au traitement d'image. La deuxième partie constitue une introduction aux méthodes de la classification, dans laquelle on présente quelques approches statistiques de la classification.

I.2 Généralités Sur Le Traitement D'image

I.2.1 Définition D'une Image

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

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [1].

I.2.2 Image Numérique

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

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$, comme la montre la figure (I.1) où x, y : coordonnées d'un point de l'image. $f(x,y)$ niveau d'intensité.

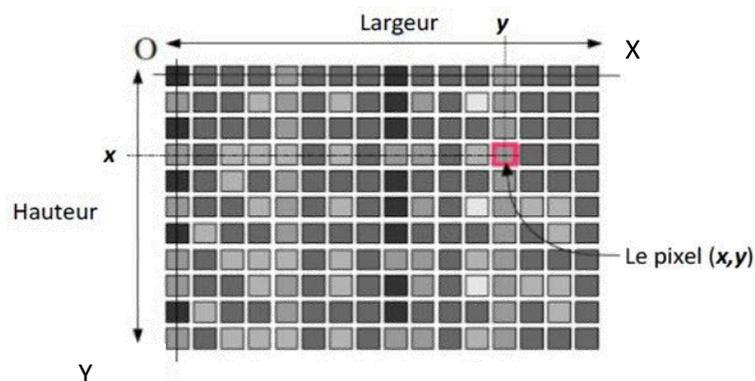


Figure (I.1) : Représentation d'une image numérique

Chaque élément $I(x,y)$ représente un pixel de l'image et à sa valeur est associé un niveau de gris codé sur m bits (2^m niveau de gris ; $0 = \text{noir}$; $2^m - 1 = \text{blanc}$) la valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse saisie par le capteur [2].

L'écran fait le balayage suivant les axes de l'image qui sont orientés de cette façon :

- L'axe X est orienté de gauche à droite

- L'axe Y est orienté de haute en bas

I.2.3 Caractéristiques D'une Image Numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants:

I.2.3.1 Pixel

Une image est constituée d'un ensemble de points appelés pixels. Le pixel est une abréviation de " *Picture Elements* " éléments d'image. Il représente ainsi le plus petit élément Constitutif d'une image numérique, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification.

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels sur l'image [3].

I.2.3.2 Résolution

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. C'est le nombre de pixels par unité de longueur dans l'image à numériser. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce).

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

I.2.3.3 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image [2].

I.2.3.4 Texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète. La texture est composée de Texel, l'équivalent des pixels [1].

I.2.3.5 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [2].

I.2.3.6 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet [3].

I.2.3.7 Contours

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [4].

I.2.3.8 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris figure (I.2) ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

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

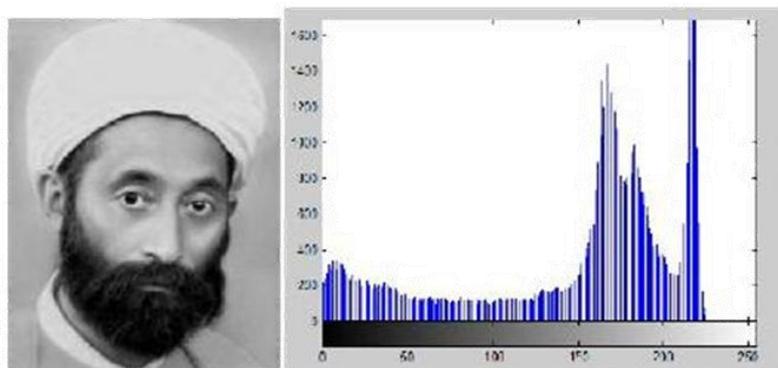


Figure (I.2) : Image avec leur histogramme

1.2.3.9 Contraste

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

Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport [4] :

$$c = \frac{l1 - l2}{l1 + l2} \quad (1.1)$$

1.2.4 Images Binaires (En Noir Et Blanc)

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

1.2.5 Images Au Niveaux De Gris (Monochromes)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par 1 bit, mais par 1 octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

1.2.6 Images En Couleurs (Polychromes)

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Pour $R=V=B=0$ nous aurons un noir pur, et pour $R=V=B=255$ nous aurons un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images (Images 24 bits Images à palettes) [5].

1.2.7 La Représentation En Couleurs Réelles

Elle consiste à utiliser 24 bit pour chaque point de l'image. Huit bits sont employés pour décrire la composante rouge (R), huit pour le vert (V) et huit pour le bleu (B). Il est ainsi possible de représenter environ 16.7 millions de couleurs différentes simultanément. Cela est cependant théorique, car aucun écran n'est capable d'afficher 16 million de points. Dans la plus haute résolution (1600 x 1200), l'écran n'affiche que 192000 points. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs.

1.2.8 La Représentation En Couleurs Indexées

Afin de diminuer la charge de travail nécessaire pour manipuler des images en 24 bits, on peut utiliser le mode de représentation en couleur indexée. Le principe consiste à déterminer le nombre des couleurs différentes utilisée dans l'image puis à créer une table de ces couleurs en attribuant à chacune une valeur numérique correspondant à sa position, cette table est appelée palette, comporte également la description de chacune des couleurs, sur 24 bits [3].

1.2.9 Image Bitmap Et Image Vectorielle

Les images appartiennent à deux grandes familles : bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide des courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points. Si les images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence.

1.2.10 Système De Traitement D'image

Un système de traitement numérique d'image est composé de : un système d'acquisition, un système de traitement numérique, un système de visualisation, ainsi une mémoire de masse voir figure (I.3) [4].

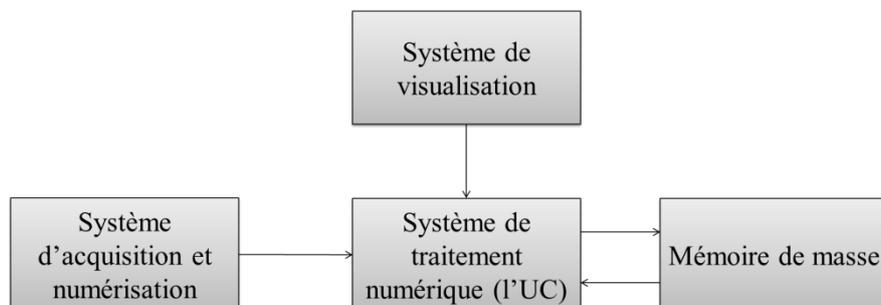


Figure (I.3) : Système de traitement d'image

I.2.10.1 Acquisition Des Données Images

Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners [1].

I.2.10.2 Dispositifs De Numérisation D'images (Visualisation)

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier...etc.

I.2.10.3 Traitement De L'image

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autres termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image [1].

I.2.11 Filtres Linéaires Et Filtres Non Linéaires

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

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories : les filtres linéaires et les filtres non linéaires.

I.2.11.1 Filtres Linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N impair. Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

a) Filtre Passe-Bas (Lissage)

Ce filtre figure (I.4) n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs [3].

$$H = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figure (I.4) : Masque de filtre passe-bas**b) Filtre Passe-Haut (Accentuation)**

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut figure (I.5) a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

$$H = \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 9 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$

Figure (I.5) : Masque de filtre passe-haut**I.2.11.2 Filtres Non Linéaire**

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). Les filtres non linéaires les plus connus sont : le filtre médian, le filtre maximum et le filtre minimum [4].

a) Filtre Médian

Ce filtre figure (I.6) est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ..). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que Les autres types de filtres ont tendance à les adoucir. L'algorithme de filtre médian est le suivant :

- Trier les valeurs par ordre croissant.
- Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
- Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

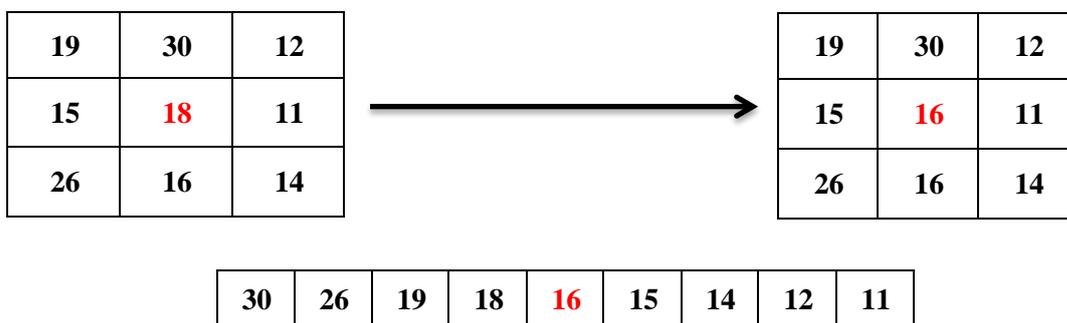


Figure (I.6) : Principe du filtre médian

b) Filtre Maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre comme la montre la figure (I.7) va être changée par le maximum [1].

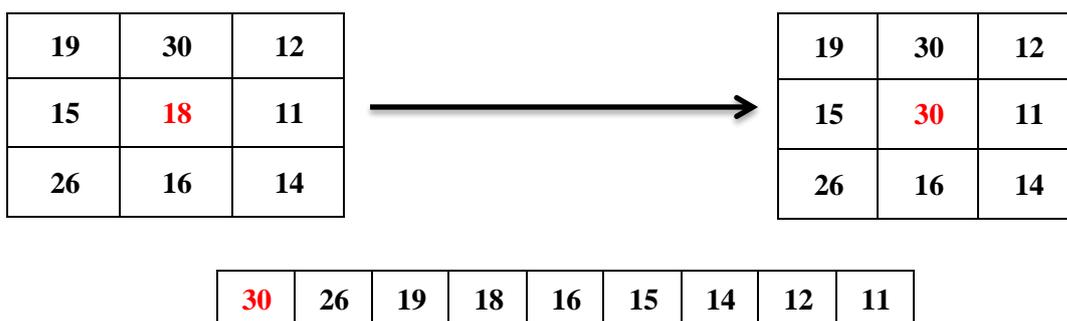


Figure (I.7) : Principe du filtre maximum

c) Filtre Minimum

On applique le même traitement que celui du filtre maximum mais, cette fois, la valeur du pixel du centre comme la montre la figure (I.8) va être remplacée par le minimum.

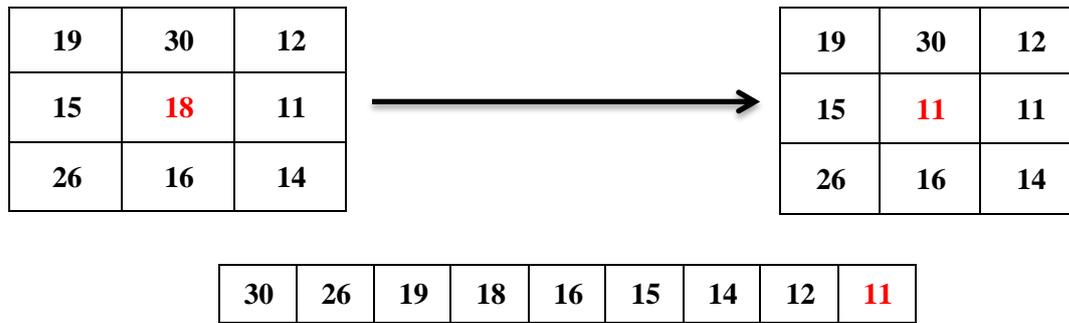


Figure (I.8) : Principe du filtre minimum

I.2.12 Manipulations Sur L'image Numérique

On peut citer les principales manipulations pour traiter une image numérique :

I.2.12.1 La Convolution

La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ces voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre (masque) sur l'ensemble des points de l'image [3].

I.2.12.2 La Segmentation

Consiste à faire joindre les pixels ayant la même propriété caractéristique P par une chaîne continue de points voisins ayant cette propriété P, c'est donc le partage de l'image en parties similaires. On ajoutant la visualisation comme un traitement obligatoire qui transforme l'image numérique en image visible

I.3 Classification

I.3.1 Définition D'un Classificateur

La classification est une partie de la reconnaissance des formes qui consiste à regrouper des objets à partir de leur représentation. Ainsi, un classificateur doit fournir une sortie $z(q)$ correspondantes à la classe $C(q)$ de l'exemple (q) représenté par son vecteur caractéristique $X^{(q)}$ figure (I.9).

De ce fait, le rôle d'un classificateur est de déterminer, parmi un ensemble de classes à laquelle appartient l'exemple présenté [3].

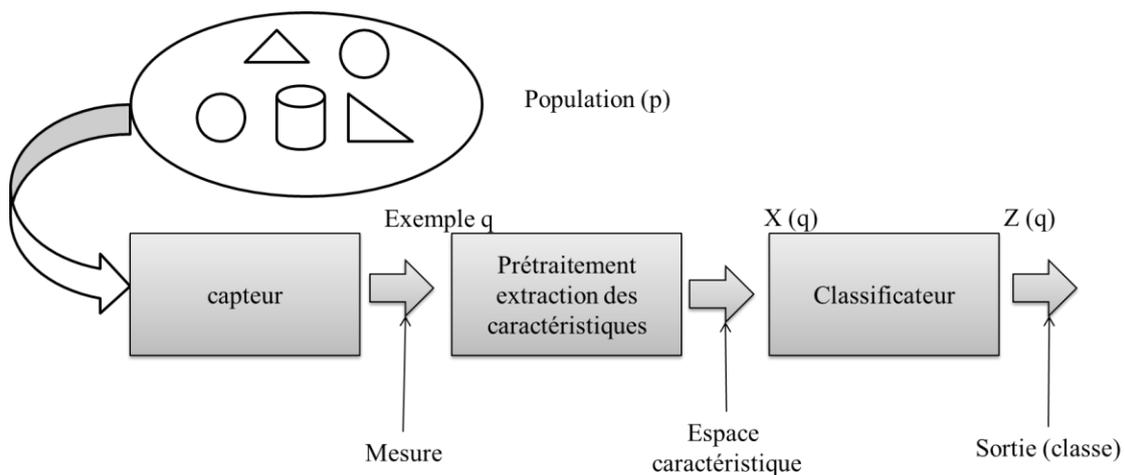


Figure (I.9) : Processus de la reconnaissance des formes.

I.3.2 Fonction Discriminante

Les performances d'un classificateur dépendent essentiellement des frontières séparant les classes dont il est capable de modéliser, Cette modélisation fait appel à la notion de fonction discriminante figure (I.10), qui permet de d'exprimer le critère de classification de la manière suivante :

Assigner la classe \emptyset_i à l'objet représenté par le vecteur X si et seulement si, la valeur de la fonction discriminante de la classe \emptyset_i est supérieur à celle de la fonction discriminante de n'importe quelle autre classe \emptyset_k .

Ou encore, sous forme mathématique :

$$X \in C_i \quad \text{Si } \emptyset_i(X) > \emptyset_k(X) \quad \forall k \neq i \quad (1.2)$$

Ou $\emptyset_i(X)$ est appelée fonction discriminante de la classe C_i , et K est le nombre total de classes.

I.3.3 Discriminante Linéaire

Considérons le cas bidimensionnel et bi classes, on dit que deux classes sont linéairement séparables si elles le sont par une ligne droite, et dans le cas inverse on dit qu'elles ne sont pas linéairement séparables. Dans ce cas l'hyperplan (H) qui sépare les deux classes est une ligne droite.

Soit un ensemble de (Q) exemples appartenant à deux classes linéairement séparables (C1 et C2), chacun d'eux étant représenté par son vecteur caractéristique X. la règle de décision est :

$$\begin{aligned} X \in C1 & \quad \text{Si} \quad \sum xiwi + b > 0 \\ X \in C2 & \quad \text{Sinon} \end{aligned} \quad (1.3)$$

La frontière de décision (l'hyperplan) est constituée de l'ensemble des points

$X = (x1, x2, \dots, xn)$ Vérifiant la relation :

$$\sum xiwi + b = 0 \quad (1.4)$$

D'une manière générale, pour une population dont les exemples appartiennent à deux classes C1 et C2 et représentés par un espace caractéristique de dimension (N) : s'il existe hyperplan (H) ; de dimension (N-1), de telle façon que tous les exemples de la classe C1 sont d'un côté, et ceux de la classe C2 sont de l'autre côté.

I.3.4 Apprentissage

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un classificateur suivant les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent on distingue trois modes d'apprentissage ; supervisé, non-supervisé et semi-supervisé [3].

I.3.4.1 Mode Supervisé

Dans ce cas fournit au classificateur la donnée à traiter et la réponse attendue. Il effectue une évaluation de la donnée, puis compare la valeur obtenue avec la valeur désirée. Ensuite, il modifie ses paramètres internes afin de minimiser l'erreur constatée.

I.3.4.2 Mode Semi-Supervisé

Il s'agit d'un couplage supervisé et non supervisé, on parle ici d'un réseau qui met en parallèle ou bien en série ; un réseau entraîné en mode supervisé et l'autre en mode non supervisé.

I.3.4.3 Mode Non Supervisé

Dans ce mode aucune information (les données à apprendre) n'est fournie au système. Celui-ci est conduit à découvrir la structure sous-jacente des données afin de les organiser en clusters.

I.3.5 Règle de Bayés

La théorie de décision Bayésienne, est l'approche statistique fondamentale dans la classification. Elle permet de déterminer la probabilité d'appartenance d'un objet à partir de son observation.

Si on connaît la probabilité à priori $P(X|C_k)$ d'un objet pour qu'il appartienne à la classe C_k , on peut le classifier de l'une des k classes C_1, C_2, \dots, C_k . Par déterminer leur probabilité à postérieure $P(C_k|X)$ comme suit :

$$P(C_k|X) = P(X|C_k) P(C_k) / P(X) \text{ ou } k=1,2,3,\dots, K \quad (1.5)$$

Avec

$$P(X) = \sum_{k=1}^K P(X|C_k)P(C_k) \quad (1.6)$$

On peut donc décider l'appartenance à posteriori d'un objet de son vecteur caractéristique :

$$X \in C_i \text{ Si } P(C_i|X) = \text{Max}_{k=1,2,3,\dots,K} \{P(C_k|X)\} \quad (1.7)$$

I.3.6 Classificateur Euclidien

C'est le classificateur statique le plus simple, il consiste à assigner, à l'exemple à classifier X , la classe dont son vecteur moyen M_i est le plus proche du vecteur caractéristique des vecteurs caractéristiques de cet exemple au de la distance euclidienne, ainsi sa fonction discriminante est donnée par :

$$\phi_i(X) = -1/2(X - M_i)^T(X - M_i) \quad (1.8)$$

Où : M_i est le vecteur moyen des éléments qui appartiennent à la classe C_i [5].

I.3.7 Classificateur Gaussien

Ce classificateur suppose que les éléments de chaque classe possèdent une distribution Gaussien multi variables. Sa fonction discriminante permet d'obtenir les frontières optimales de décision de Bayés, elle s'exprime comme suit [3] :

$$X \in w_i \Leftrightarrow P(X|w_i)P(w_i) > P(X|w_j)P(w_j) \quad j = 1,2,3, \dots, C \quad j \neq i \quad (1.9)$$

I.3.8 Classificateur De k Plus Proches Voisins (k-ppv)

Ce classificateur est une extrapolation du classificateur Euclidien supervisé décrit précédemment Au lieu d'utiliser le vecteur de caractéristiques moyen M comme unique prototype d'une classe la méthode du plus proche voisin fait intervenir tous les exemplaires des vecteurs de caractéristiques disponibles. La distance Euclidienne (ou une autre métrique de distance) entre chacun de ceux-ci et celle de l'objet à classer est calculée, et la classe assignée à l'objet est alors celle du prototype le plus proche de celui-ci. Les fonctions discriminantes sont donc de la forme :

$$\phi_i(X) = -1/2 \min_k (X - X_k)^T (X - X_k) \quad \text{ou} \quad X_k \in w_i \quad (1.10)$$

X : Vecteur caractéristique de l'exemple à classer.

X_k : Les vecteurs caractéristiques prototypes des classes w_i .

Les frontières de décision entre classes sont linéaires par morceaux figure (I.10), La méthode des k-ppv a l'avantage d'être très simple à mettre en œuvre et d'utiliser directement l'ensemble d'apprentissage. Elle ne fait aucune hypothèse a priori sur les données. La qualité de la discrimination par cette méthode dépend du choix du nombre k de voisins Considérés. Il est cependant souvent nécessaire de faire varier ce nombre k pour obtenir les Meilleurs résultats possibles. Un autre problème important de la méthode des k-pp est qu'elle nécessite un espace mémoire très important pour stocker les données et pour faire les différents calculs dans la phase de classification [5].

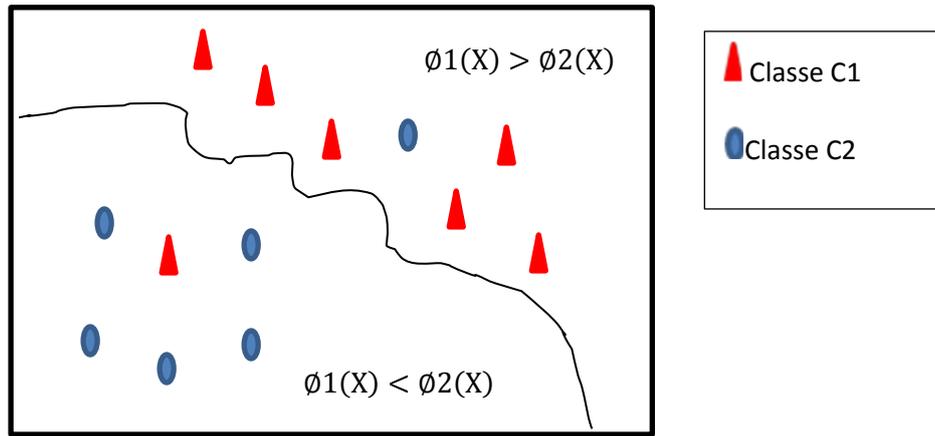


Figure (I.10) : Frontières fournies par le classificateur du K Plus Proche Voisin

I.3.9 Analyse En Composantes Principales (PCA)

L'objectif principal de l'ACP était de réussir à exprimer un système complexe de données de dimension quelconque, représenté par un tableau dit Individus/Variables, dans un petit nombre de dimensions, tout en minimisant la perte d'informations engendrée.

Ce processus consiste à construire de nouveaux caractères synthétiques à partir de facteurs (d'où le terme d'analyse multifactorielle) obtenus par combinaisons linéaires des variables initiales. Ce sont ces nouveaux caractères synthétiques qui sont appelés composantes principales. La problématique consiste alors à trouver les n composantes principales qui "expliquent" (c'est-à-dire qui résument) la plus grande quantité d'information originale (n étant le nombre de dimensions auxquelles on veut réduire l'étude. Dans de nombreux cas, on se limite à deux. L'étude des données pourra alors être réduite à ces composantes principales, si elles sont suffisamment représentatives. Il faut donc pouvoir quantifier l'efficacité des composantes principales, pour ne retenir que les plus significatives.

Dans le cadre des représentations graphiques, les composantes principales sont assimilées aux axes. Ainsi, dans le cadre d'une représentation de données dans un espace à deux dimensions, l'axe des abscisses représentera la première composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information d'origine, et l'axe des ordonnées sera la deuxième composante principale, celle qui explique la plus grande partie de l'information restante [5].

I.3.10 L'analyse Discriminante Linéaire (LDA)

Il est aussi connu sous le nom de « Fisherfaces ». Contrairement à l'algorithme PCA, celui de la LDA effectue une véritable séparation de classes. Pour pouvoir l'utiliser, il faut donc au préalable organiser la base d'apprentissage en plusieurs classes : une classe par personne et plusieurs échantillons par classe. La LDA analyse les vecteurs propres de la matrice de dispersion des données, avec pour objectif de maximiser les variations entre les classes différentes (interclasses) tout en minimisant les variations entre les échantillons d'une même classe (intra-classes).

Comme l'ACP ne prend pas en compte la discrimination des classes mais LDA résout 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 [6].

I.3.11 Les Réseaux De Neurons (RNA)

Parmi les techniques non-linéaires de classification qui ont été largement utilisées, on trouve celles qui reposent sur un réseau de neurones artificiels (RNA). Ces derniers ont été initialement inspirés de la physiologie du système nerveux si parfaitement créée et conçue. Le neurone formel, introduit par J. Mc Culloch et W. Pitts dans les années quarante, constitue la base de l'architecture des RNA.

Un neurone formel figure (I.11) est une fonction algébrique non-linéaire (paramétrée et à valeurs bornées) de variables réelles appelées entrées, qui tente de reproduire ce mode de fonctionnement. Un neurone formel effectue une somme pondérée des signaux d'entrée qui lui parviennent. Cette somme pondérée sert de paramètre à une fonction, souvent non linéaire, qui la transforme en nouveau signal transmis à la sortie. En référence au fonctionnement du neurone biologique, la fonction intervenant après la sommation des entrées est appelée fonction d'activation.

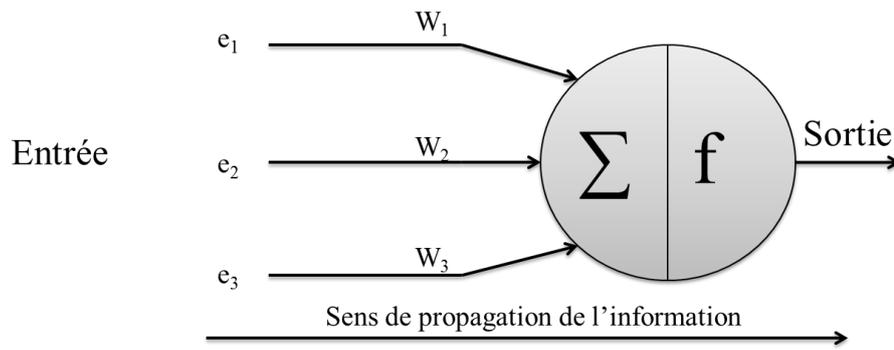


Figure (I.11) : Neurone formel

I.3.12 Evaluation Des Performances De La Classification

Les performances d'un classificateur supervisé se mesurent à l'aide de ses probabilités d'erreur, que l'on définit comme le rapport des nombre des exemples mal classés à leur nombre totale. Cette grandeur joue un rôle important dans la caractérisation des classificateurs.

Dans la méthode validation croisée, on partitionne la base de données en deux sous-ensembles distincts, une base d'apprentissage qui entraîne le classificateur, et une base de teste des échantillons restant sur laquelle on mesure les performances [3].

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un aperçu général sur le processus du traitement d'images, ou on a cité quelques méthodes qui sont nécessaires avant l'étape d'analyse en partant de l'image brute aboutissant à d'autres formes améliorées, nous avons également énuméré les approches de classification ainsi que leurs principes, lesquels, elle permet d'obtenir une représentation discriminante des formes à classer d'appartenance d'un visage à une classe; on a cité la méthode des plus proches voisins car cette dernière sera utilisé dans la conception de notre système.

Chapitre II

La Biométrie

II.1 Introduction

L'avènement de l'informatique, des nouvelles technologies de l'information et de la communication et l'essor fulgurant d'internet dans ces deux dernier décennies « 1990-2010 » constituent une véritable révolution dans la vie sociale et politique mondiale des entreprises et celles des individus.

Aujourd'hui toutes les transactions économiques et commerciales, médicales et même le transport des êtres se font en un clic de souris, et ça engendre des nouvelles menaces telles que le vol d'identité, le terrorisme, cybercriminalité. Des nouvelles solutions technologiques sont progressivement mise en œuvre. Parmi ces technologies, **la biométrie** c'est rapidement distinguée comme la plus pertinente pour identifier et authentifier les personnes de manière fiable et rapide, en fonction de caractéristiques biologique uniques.

Avec la biométrie, des systèmes automatisés sont mis en place, ils permettent de reconnaître les personnes avec précision, sans avoir besoin de carte ou de mot de passe. Les techniques biométriques sont basées sur l'idée de la sécurité dans un sens large. De ce fait la biométrie est une moyenne efficace de protection des biens et des personnes.

II.2 La Biométrie Et Ses Modes De Fonctionnements

Le mot biométrie est composée des deux mots grecs ; « bio » elle signifie la vie et le mot « metron » elle désignée la mesure [7].

Donc la biométrie est une science basée sur l'analyse des caractéristiques physiques ou comportementales propres et unique à chaque individu et permettent de l'identification et l'authentification de son identité. De manière plus simplifiée, la biométrie signifie ; la « mesure du corps humain ».

La biométrie fonctionne en mode ; enrôlement identification ou authentification.

II.2.1 Enroulement

En apprentissage, au cours de cette phase les caractéristiques biométriques des individus et tout d'abord mesurée grâce à un capteur : on parle d'acquisition ou de capture puis numérisées « création d'une signature » et enfin stockées dans la base de données figure (II.1).

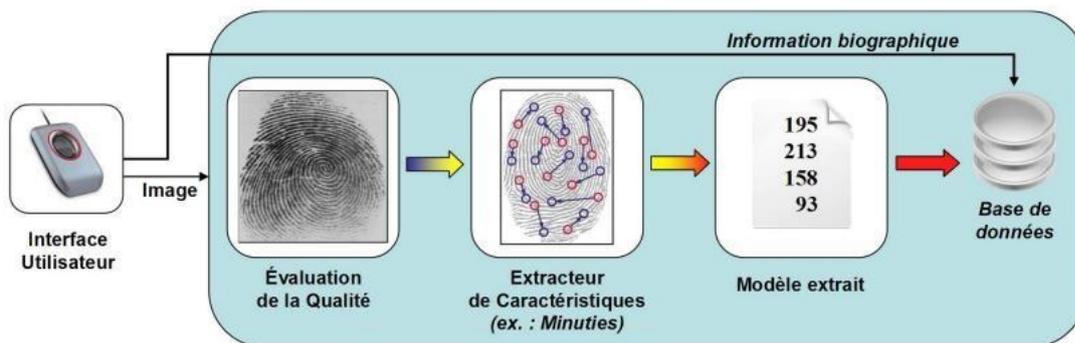


Figure (II.1) : Enrôlement d'une personne dans un système biométrique

II.2.2 L'identification

Ce mode consiste à déterminer l'identité d'une personne en effectuant une comparaison «un-à-N» (noté 1:N) figure (II.2). Il s'agit de saisir une donnée biométrique de cette personne, en prenant par exemple une photo de son visage, en enregistrant sa voix ou en captant l'image de son empreinte digitales ces données sont ensuite comparées aux données biométriques de plusieurs autres personnes qui figurant dans la base. Dans ce mode, on pose la question simple : « qui êtes-vous ? ».

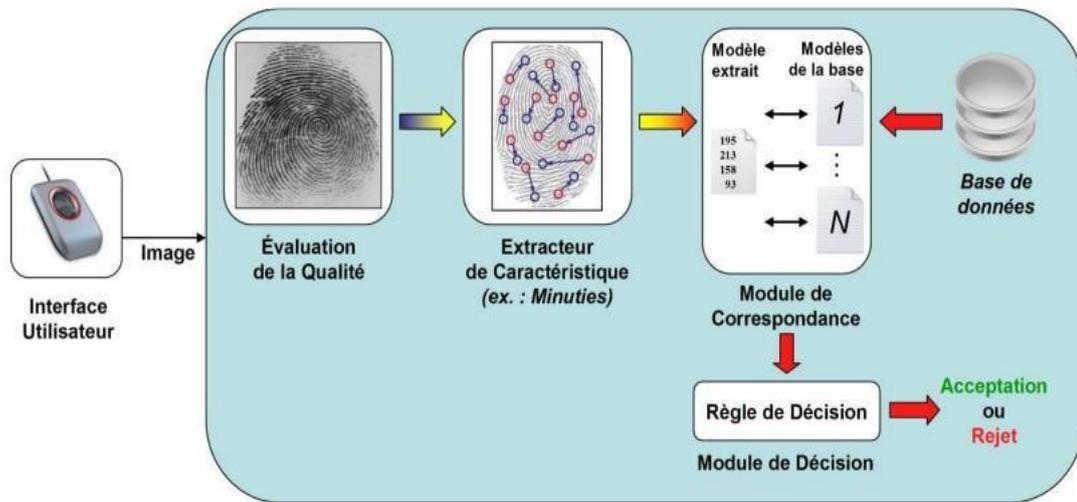


Figure (II.2) : Identification d’une personne dans un système biométrique

II.2.3 L’authentification

Appelée également vérification voir figure (II.3), c’est une comparaison “un-à-un“ (noté 1:1), cette processus consiste à comparer les données caractéristique provenant d’une personne, au modèle de référence biométrique de cette dernière « Template » afin de déterminer la ressemblance. Le modèle de référence est préalablement enregistré et stocké dans une base de données, dans un équipement ou objet personnel sécurisé. On vérifie que la personne présentée est la même prétend être et on pose la question : « êtes-vous bien la personne X ? » [8].

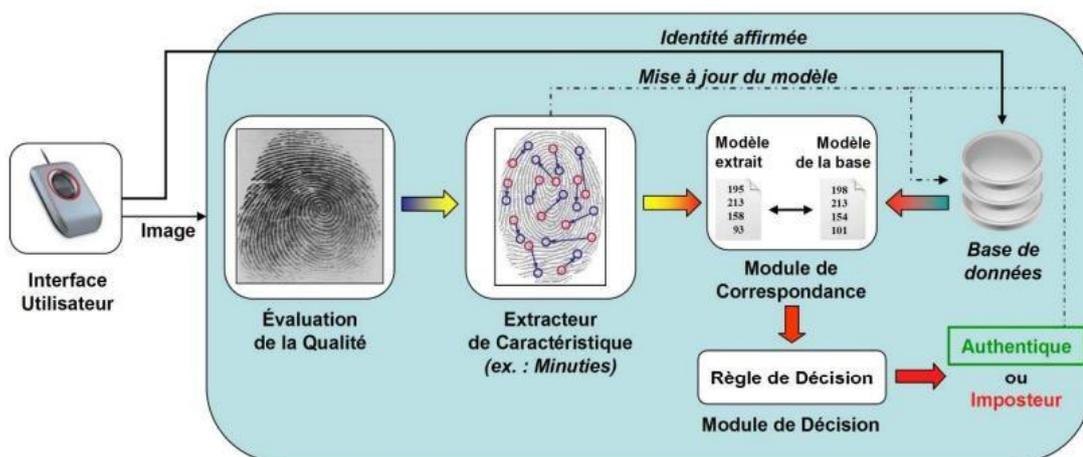


Figure (II.3) : Authentification d’une personne dans un système biométrique

II.3 La Structure D’un Système Biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système qui acquiert des données biométriques d’un individu, extrait un ensemble de caractéristiques à partir de ces données, puis les compare à un ensemble de données stockées au préalable pour pouvoir enfin exécuter

une action ou prendre une décision à partir du résultat de cette comparaison. Par conséquent, un système biométrique comprend quatre modules principaux: module de capture, module d'extraction des caractéristiques, module de comparaison et un module de décision.

II.3.1 Le Module De Capture

Responsable de l'acquisition de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'un individu (il peut être un appareil photo, scanner, un capteur d'empreintes digitales...etc.). La qualité du capteur peut grandement influencer les performances de système.

II.3.2 Le Module D'extraction Des Caractéristiques

Extrait les traits fondamentaux et les caractéristiques des données acquises, en permettant d'obtenir une signature biométrique de l'individu, généralement sous forme d'un vecteur (appelé référence).

II.3.3 Le Module De Comparaison

Compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle préenregistré dans la base de données et détermine le degré de similitude.

II.3.4 Le Module De Décision

Sert à prendre une décision sur le taux de correspondance de la signature pour la validation ou le rejet de l'identité de l'individu à connaître [9].

II.4 Modalités Biométriques

Plusieurs mesures aux êtres vivants sont permanentes et uniques, elles sont ordonnées en trois grandes modalités ; Morphologiques, Comportementales et Biologiques, figure (II.4) [2].

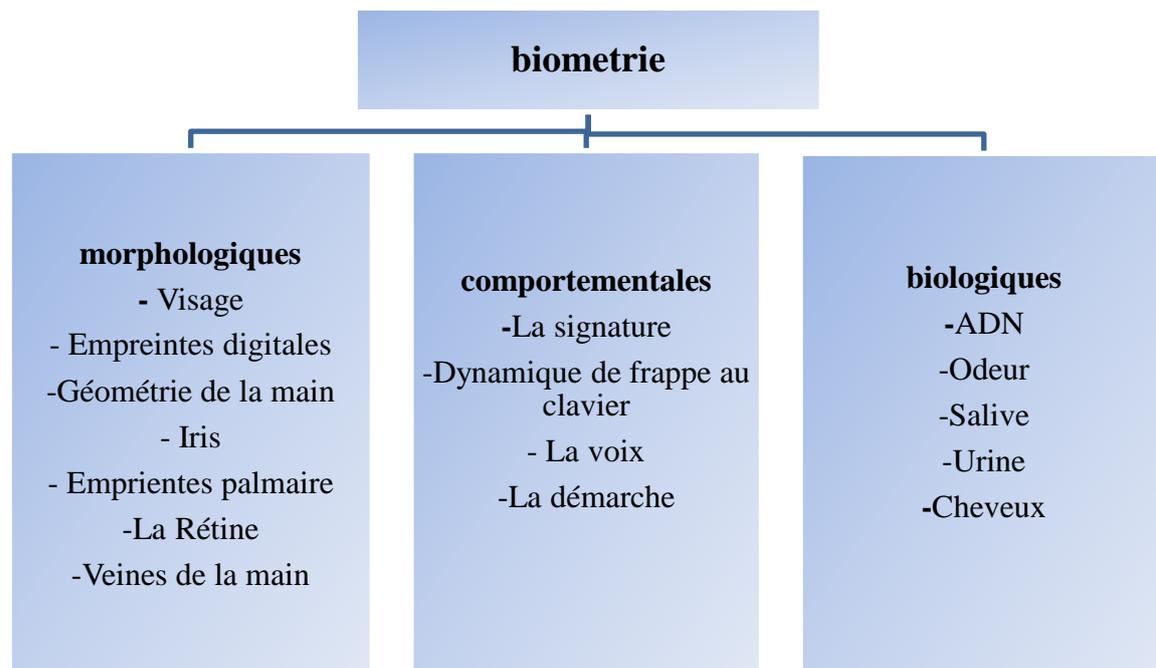


Figure (II.4) : Modalités Biométriques

II.4.1 Modalités Morphologiques

Ces types de modalités figure (II.5) sont utilisées la mesure des caractéristiques physiques (des parties des corps humain) pour faire l'identification, en citant : les empreintes digitales, reconnaissance de visage, reconnaissance par l'iris, reconnaissance par la rétine, géométrie de la main, les veines de la main.

II.4.1.1 Les Empreintes Digitales

Une empreinte digitale est le résultat de l'opposition sur un support d'un doigt préalablement encre, le dessin formé sur le support est constitué de l'empreinte, elle est constituée d'un ensemble de lignes Ponctuellement parallèles formant un motif unique pour chaque individu. On distingue les stries (ou crêtes, ce sont les lignes en contact avec une surface au toucher) et les sillons (ce sont les creux entre deux stries). Les stries contiennent en leur centre un ensemble de pores régulièrement espacés. Chaque empreinte possède un ensemble de points singuliers globaux (les centres et les deltas) et locaux (les minuties). Les centres correspondent à des lieux de convergence des stries tandis que les deltas correspondent à des lieux de divergence. Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de ces points caractéristiques, on peut extraire environ 40 ainsi les produits proposés sur le marché ne se basent que sur 12 points ; statiquement impossible de trouver deux individus présentant les même 12 points.

Les techniques utilisées pour la mesure d’empreinte sont diverses : capteur de champ électrique, capteur optique, capteur thermique, capteur capacitif ou à ultrasons [8].

II.4.1.2 Reconnaissance De Visage

Il s’agit de faire une photographie pour en extraire un ensemble de facteurs que se veulent propres à chaque personne, ces facteurs sont choisis pour leur forte constance et concernent des zones du visage tel que : les yeux, la bouche, la forme du visage (contour). La difficulté de la reconnaissance de visage varie énormément suivant que l’acquisition se fait dans un environnement contrôlé ou non. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l’arrière-plan, la direction et l’intensité des sources lumineuses, l’angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non-contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance à proprement parler. Il faut tout d’abord détecter la présence ou l’absence de visage dans l’image, Le visage doit ensuite être segmentée [10].

II.4.1.3 Iris

L’iris est la partie colorée de l’œil qui entoure la pupille noire La reconnaissance par l’iris est très utilisée dans les applications d’identification et de vérification suite à stabilité de sa forme, plus distinctive, et unique. Elle est extrêmement fiable mais les équipements d’acquisition sont coûteux. 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’utilisation car l’œil doit rester grand ouvert et il est éclairé par une source lumineuse par assurer un contraste correct [10].

II.4.1.4 La Rétine

La rétine est la « pellicule photographique » de l’œil. Elle couvre 75% du globe oculaire. La géométrie des vaisseaux sanguins de la rétine reste stable dans le temps, elle permet également de distinguer deux jumeaux grâce à la possible mesure de 400 caractéristique. La biométrie par la rétine procure un haut niveau en matière de reconnaissance. Cette technologie est plus utilisée dans les applications de haute sécurité (sites militaires et nucléaires, salles de coffres forts,...etc.). La disposition des veines de la rétine assure une bonne fiabilité contre la fraude.

Toutefois, en dépit de sa robustesse, cette technique n'est pas exempte de défauts : la mesure doit s'effectuer à très faible distance (quelque centimètres) et ça fait mal accepter par les utilisateurs, ainsi son coût trop élevé [11].

II.4.1.5 Géométrie De La Main

La reconnaissance par géométrie de la main est simple d'usage, l'utilisateur doit poser sa main sur une plaque qui possède des guides afin de l'aider à positionner ses doigts, le système prend une photo de la main pour déterminer les caractéristiques tridimensionnelles ; la forme, la longueur, la largeur, la courbure des doigts, ...etc.

Cette technique a un faible pouvoir distinguant et les systèmes peuvent être facilement trompés par de vrais jumeaux ou même par des personnes de la même famille.

Il existe une alternative à la géométrie de la main : la géométrie des doigts qui s'appuie sur la forme du majeur et de l'index [10].

II.4.1.6 Veines De La Main

L'analyse du flux veineux de la main permet l'identification ainsi que l'authentification unique des individus. Cette biométrie nécessite l'acquisition d'images en proche infrarouge. Les vaisseaux de la veine paraissent noirs lorsque le rayon infrarouge est absorbé par l'hémoglobine désoxydée dans les veines. Une fois que la forme des veines caractérisées, elle est comparée à une référence. La biométrie des veines est considérée comme une modalité fiable et robuste, car la structure globale des veines ne change pas au cours du temps (à l'exception de certaines modifications dues à la dilatation des veines où à des cas pathologiques). Par ailleurs, le « *Spoofing* » des systèmes biométriques utilisant les veines peut paraître difficile, mais des expériences récentes ont montré que la modalité peut présenter des failles, notamment lorsque l'identification et l'authentification sont effectuées en mode non-supervisé (en l'absence d'un contrôle humain) [13].

II.4.2 Modalités Comportementale

On s'intéresse dans ces modalités à l'étude de la manière de faire les individus figure (II.5) : La dynamique de La signature, La voix, La démarche, La dynamique de frappe au clavier.

II.4.2.1 La Dynamique De La Signature

La signature est plus utilisée pour authentifier les documents électroniques, les rapports, les contrats, ...etc. Les systèmes de vérification de signatures se classent en deux catégories selon le type d'acquisition des données ; en ligne ou hors-ligne. Système en ligne

habituellement combiné à une tablette graphique munie d'un stylo, ce dispositif va mesurer plusieurs caractéristiques lors de la signature, tel que la vitesse, l'ordre des frappes, la pression, accélérations, le temps de contact de stylo,...etc.

Les systèmes hors-ligne traitent la signature à partir d'une image provenant d'un scanner. Ces systèmes sont assez complexes dû à l'absence de caractéristiques dynamiques stables. La difficulté se situe également dans le fait qu'il est difficile de caractériser l'allure de la signature [12].

II.4.2.2 La Voix

L'identification de la voix n'est pas intrusive et n'exige aucun contact physique avec le lecteur du système. La plupart des systèmes de reconnaissance vocale utilisent l'affichage d'un texte, des mots spécifiques doivent être lus puis parler afin de vérifier que la personne à authentifier est bien présente et qu'il ne s'agit pas d'un enregistrement [10].

La voix humaine est unique. Mais, elle n'est pas un attribut permanent. Elle change avec l'âge et peut être aussi affectée temporairement par l'état de santé ou émotionnel du locuteur. Cette biométrie est en général très bien acceptée car la voix est un signal naturel à produire.

II.4.2.3 La Démarche

L'une des techniques à distance, elle s'agit de reconnaître un individu par sa façon de marcher et de bouger. Elle analyse les déformations des jambes et bras au niveau des articulations. Cette modalité est notamment appropriée pour les applications de vidéo surveillance. Les performances des systèmes à base de la démarche ne sont pas assez acceptables, car elles sont affectées par le changement de l'environnement [12].

II.4.2.4 La Dynamique De Frappe Au Clavier

Cette modalité facile à appliquer car tout système de reconnaissance automatique a un clavier de saisie il suffit d'installer un logiciel de calcul, ce dernier extrait Les paramètres utiles ; la façon d'utiliser ou de taper sur un clavier, Les durées entre frappes, La fréquence des erreurs et la durée de la frappe. En revanche ces caractéristiques dépend de l'état moral et psychique de la personne (âge, maladie...) qui feront varier la qualité de la frappe. Ce dispositif biométrique est utilisé comme méthode de vérification pour le commerce électronique et comme mécanisme de contrôle d'accès à des bases de données [8].

II.4.3 Modalités Biologiques

Elles sont basées sur l'identification de traits biologiques particuliers figure (II.5), on a : l'ADN, l'odeur corporelle.

II.4.3.1 L'ADN

Appelé aussi empreinte génétique, est une molécule contenant l'information « génétique », elle est spécifique à chaque individu.

L'analyse de ce liquide biologique utilise des techniques lourdes, coûteuses et à longue durée. La biométrie par l'analyse de l'ADN utilisé généralement dans la criminalistique pour l'identification des personnes inconnues ou pour déterminer la source des échantillons biologiques laissées dans les lieux de crime [10].

II.4.3.2 L'Odeur Corporelle

Les systèmes biométriques basées sur cette technologie analysent les composantes chimiques contenues dans l'odeur pour les transformer en données comparatives dont chaque être a une odeur corporelle spécifique [11].

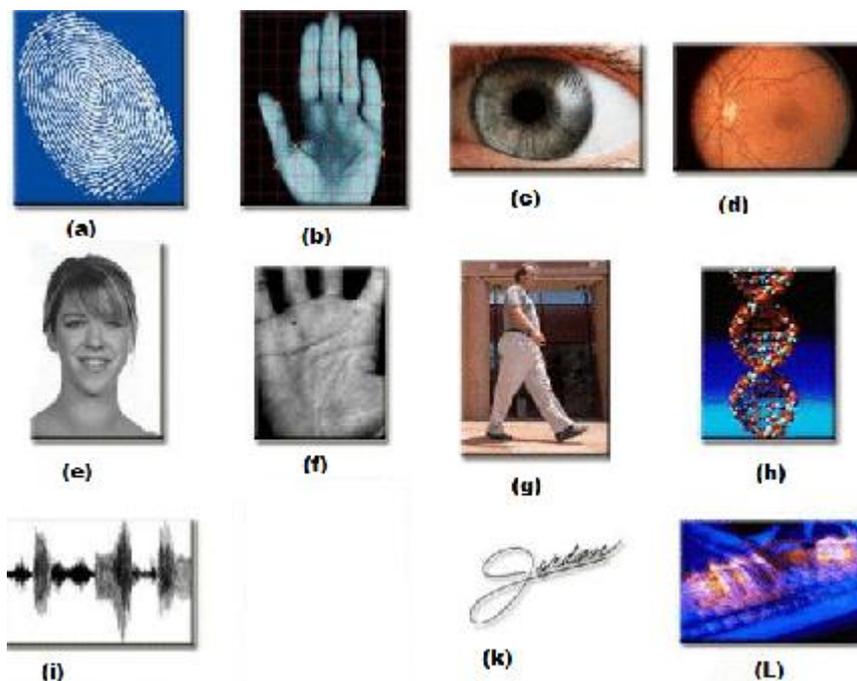


Figure (II.5) : Biométrie par (a) Empreinte digitale (b) Géométrie de la main (c) Iris (d) Rétine (e) Visage (f) Empreinte palmaire (g) Démarche (h) ADN (i) Voix ((k) Signature (l) Dynamique de frappe.

II.5 Représentation Comparative Entre Techniques Biométriques

Les modalités biométrique sont déterminées par quelques propriétés. Parmi- les :

- **Universelle** : exister chez tous les individus.
- **Unique** : permettre de différencier un individu par rapport à un autre.
- **Permanente** : invariante dans le temps.
- **Mesurable** : non coûteuse et non intrusives.
- **Précise** : peu de confusion entre individus.
- **Difficilement reproductible** : difficilement imitables.

En pratique, on ne trouve pas toutes ces caractéristiques dans une même modalité [12]. Chaque technique biométrique a ses forces et faiblesses voire tableau (II.1), alors le choix dépend de l'application. Aucune technique biométrique ne répond efficacement aux exigences de toutes les applications. En d'autres termes, aucune technique biométrique n'est optimale. La correspondance entre une technique biométrique et une application dépend du mode opérationnel de l'application et des propriétés de la caractéristique biométrique [10].

| Information | U | N | P | C | A | E |
|-----------------------------|-----|-----|--------|--------|---------|-------|
| ADN | Oui | Oui | Oui | Faible | Faible | ***** |
| Sang | Oui | Non | Oui | Faible | Non | * |
| Démarche | Oui | Non | Faible | Oui | Oui | *** |
| Dynamique de frappe | Oui | Oui | Faible | Oui | Oui | **** |
| Voix | Oui | Oui | Faible | Oui | Oui | **** |
| Voix | Oui | Oui | Oui | Oui | Faible | ***** |
| Iris | Oui | Oui | Oui | Oui | Faible | ***** |
| Rétine | Oui | Non | Faible | Oui | Oui | **** |
| Visage | Oui | Non | Oui | Oui | Oui | **** |
| Géométrie de la main | Oui | Oui | Oui | Oui | Oui | ***** |
| Oreille | Oui | Oui | Oui | Oui | Oui | ***** |
| Empreinte digitale | Oui | Oui | Oui | Oui | Moyenne | **** |

Tableau (II.1) : Comparaison des modalités biométriques selon les propriétés suivantes : (U) universalité, (N) Unicité, (P) Permanence, (C) Collectabilité, (A) Acceptabilité et (E) Performance [10].

II.6 Marché De La Biométrie

La figure (II.6) est réalisée d'après les chiffres d'affaire de l'International Biometric Group montre que l'industrie de la biométrie est en fort croissance. Les applications de la

détection des empreintes digitales pour le déverrouillage Smartphones et le paiement mobile ainsi la sécurité des bâtiments et les automobiles constituent le moteur majeur des développements, plus de la moitié du marché mondial (hors application judiciaire). Il faut compter avec les technologies de reconnaissance visuelle pour la sécurité vient en deuxième position, près de 12% de ce même marché (hors application judiciaire), dépasse ainsi la reconnaissance de la main (qui avait avant la deuxième place après les empreintes digitales) [9].

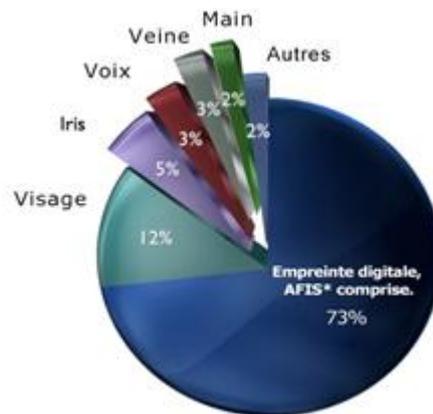


Figure (II.6) : Parts du marché des procédés biométriques-2009

II.7 Evaluation Des Performances Des Systèmes Biométriques

La performance d'un système biométrique peut se mesurer principalement à l'aide de trois critères ; sa précision, son efficacité (temps d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque locuteur. Nous nous intéressons dans ce qui suit à la précision, qui est considérée comme étant un point important pour estimer la performance d'un système biométrique. Tout d'abord, nous introduisons les trois critères principaux suivants figure (II.7) : FRR, FAR et EER.

II.7.1 Taux De Faux Rejet (*False Reject Rate*, FRR)

Indique la probabilité qu'un utilisateur connu soit rejeté par le système biométrique, ce taux définit en partie le confort d'utilisateur du système biométrique. C'est le ratio entre le nombre de faux rejets et le nombre de tests des personnes légitimes [14].

II.7.2 Taux De Fausses Acceptations (*False Acceptance Rate, FAR*)

Indique la probabilité qu'un utilisateur inconnu soit identifié comme étant un utilisateur connu ce taux définit la sécurité du système biométrique. Il est égale au nombre de fausses acceptations divisé par le nombre total d'accès imposteurs [15].

II.7.3 Taux D'égal Erreur (*Equal Error Rate, Ou EER*)

Donne un point pour lequel le $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

On peut aussi présenter les performances d'un système biométrique graphiquement Selon la nature de l'application que nous l'avons vu précédemment (authentification ou identification), deux façons de mesures de précision peuvent être distinguées [14] :

II.7.4 L'évaluation D'authentification

L'authentification consiste à appairer le modèle biométrique stocké d'une personne (I) et les données acquises par le système biométrique voire figure (II.7), plus formellement :

Soient X_Q le vecteur de caractéristique (Feature vector), de la personne proclamée I, et X_I celui de la personne I stockée dans la base de données, le test de vérification est défini ainsi:

$$(I, X_Q) = \begin{cases} w_1 & \text{si } (X_Q, X_t) \geq t \\ w_2 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.1)$$

Où S est la fonction de similarité entre le vecteur X_Q et X_I , w_1 indique que la personne proclamée est un client et w_2 désigne qu'elle est imposteur, et « t » c'est le seuil.

La figure (II.7) représente l'estimation des taux FAR et FRR suivant les distributions des imposteurs et des personnes légitimes données par les équations (2) et (3) ci-dessous :

$$FAR = \int_0^t P(S(X_Q, X_t)|H_0)ds \quad (2.2)$$

$$FAR = \int_t^1 P(S(X_Q, X_t)|H_1)ds \quad (2.3)$$

Légende :

H_0 : Hypothèse indique que la signature(X_Q, X_t), ne reviennent pas de la même personne.

H_1 : Hypothèse indique que la signature(X_Q, X_t), proviennent de la même personne.

d_0 : La décision associée à H_0 qui indique que la personne n'est pas celle qu'elle prétend être.

d_1 : La décision associée à H_1 qui indique que la personne est celle qu'elle prétend être.

$P(S|H_0)$: La distribution des scores des personnes imposteurs.

$P(S|H_1)$: La distribution des scores des personnes légitimes [9].

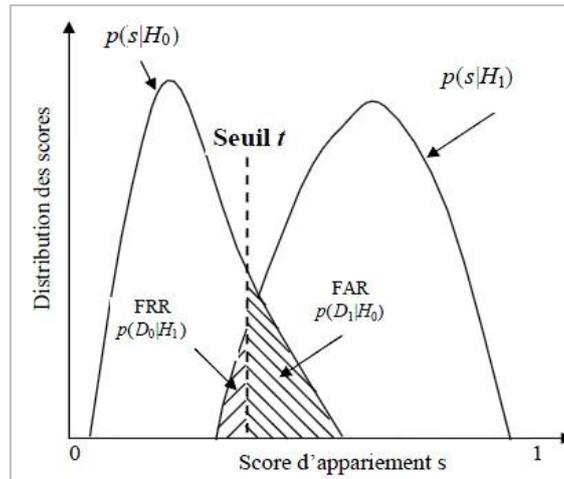


Figure (II.7) : Distribution des scores des personnes légitimes et des imposteurs

FAR et FRR sont influencés par un seuil de décision. Donc le choix de ce point de fonctionnement est important, il dépend essentiellement du type d'application et des performances souhaitées. En effet plus le seuil de décision est bas, plus le système acceptera des clients, mais plus il acceptera aussi des imposteurs. Par contre, plus ce seuil est grand plus le système rejettera des imposteurs et rejettera aussi des clients [9].

L'utilisation de la courbe ROC ('Receiver Operating Characteristic') Figure (II.8) (a) est très fréquente pour l'évaluation de tels systèmes d'authentification, elle représente la variation de taux FRR en fonction du taux de FAR [10].

Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c.- à-d possède un taux de reconnaissance global élevé.

Le taux d'égale erreur (EER) correspond à l'intersection de la courbe ROC avec la première bissectrice. Il est fréquemment utilisé pour donner un aperçu de la performance d'un système. Il est dit performant s'il possède un EER fiable.

II.7.5 L'évaluation D'identification

Soit X_Q le vecteur de caractéristique d'entrée, l'identification revient à déterminer l'identité I_k , $k = \{1, 2, \dots, N, N+1\}$, où I_1, I_2, \dots, I_N sont les identités des personnes préalablement enrôlées dans le système, et I_{N+1} indique une identité rejetée. La fonction d'identification est définie ainsi:

$$(I, X_Q) = \begin{cases} I_K w1 & \text{si } \max \{S(X_Q, X_{I_k})\} \geq t, K = 1, \dots, N \\ I_{N+1} w2 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.4)$$

Où X_{Ik} est le vecteur de caractéristique correspond à l'identité I_k , t est le seuil fixé. Le teste d'identification se fait souvent en utilisant la courbe CMC (Cumulative Match Characteristics) figure (II.8) (b) qui représente le taux d'identification de système en fonction d'une variable que l'on appelle le *rang*, c'est-à-dire le taux d'erreur est mesuré sur k décision avec k variant de 1 à N , où N est le nombre d'identités enregistré dans la base de référence. On dit qu'un système reconnaît au rang 1 lorsqu'il choisit le plus proche individu correspond à l'identité proclamée. On dit qu'un système reconnaît au rang 2 lorsqu'il choisit parmi deux images celle qui correspond le mieux à l'image d'entrée, et ainsi de suite. La courbe CMC est une courbe croissante autrement dit, plus le degré du rang augmente, plus le taux de reconnaissance correspondant est lié à un niveau de sécurité faible [9].

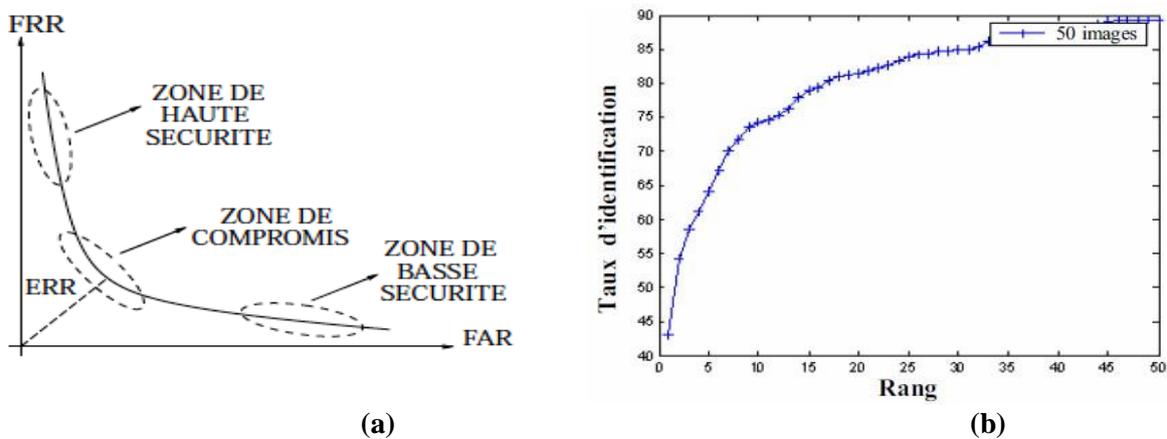


Figure (II.8) : (a) La courbe ROC, (b) La courbe CMC

II.8 Systèmes De Biométrie Multimodale

La biométrie multimodale figure (II.9) est la combinaison de plusieurs modalités biométriques différentes, elle a pour but d'augmenter la quantité d'informations discriminante de chaque personne et cela peut améliorer les performances de reconnaissance et lutter contre les tentatives d'attaques par des sources de données frauduleuses telles que les faux doigts, Cette combinaison peut faire avec plusieurs méthodes, la multi modalité peut prendre les formes suivantes [10].

II.8.1 Multi-Capteurs

On prend la même caractéristique biométrique par plusieurs capteurs.

II.8.2 Multi-Instances

Plusieurs acquisition de la même donnée biométriques sont effectuées, un ensemble de captures de même type, par exemple l'acquisition de plusieurs images de visage avec

changement de pose d'expression ou d'illumination.

II.8.3 Multi-Algorithmes

Plusieurs algorithmes sont utilisés dans la phase d'extraction ou dans la phase de la mise en comparaison pour traiter une même caractéristique biométriques. On prend l'exemple l'utilisation des algorithmes pour analyser la texture et les minuties de l'empreinte digitale afin d'extraire des caractéristiques pouvant améliorer la performance du système.

II.8.4 Multi-Echantillons

Plusieurs échantillons différents de la même modalité sont capturés, par exemple deux empreintes digitales de doigts différents ou les deux iris. Dans ce cas, les différentes données sont traitées par le même algorithme.

II.8.5 Multi-Biométries

Les systèmes multi-biométries utilisent l'information de plusieurs modalités biométriques différentes combinées pour la réalisation de la reconnaissance des individus, par exemple, la reconnaissance faciale (visage) associée à la reconnaissance par l'empreinte digitale.

II.8.6 Les Systèmes Hybrides

Les systèmes hybrides concernent les autres types de systèmes : ils sont composés de plusieurs scénarios parmi ceux présentés précédemment. Les systèmes hybrides disposent donc de plus d'information que les systèmes précédents.

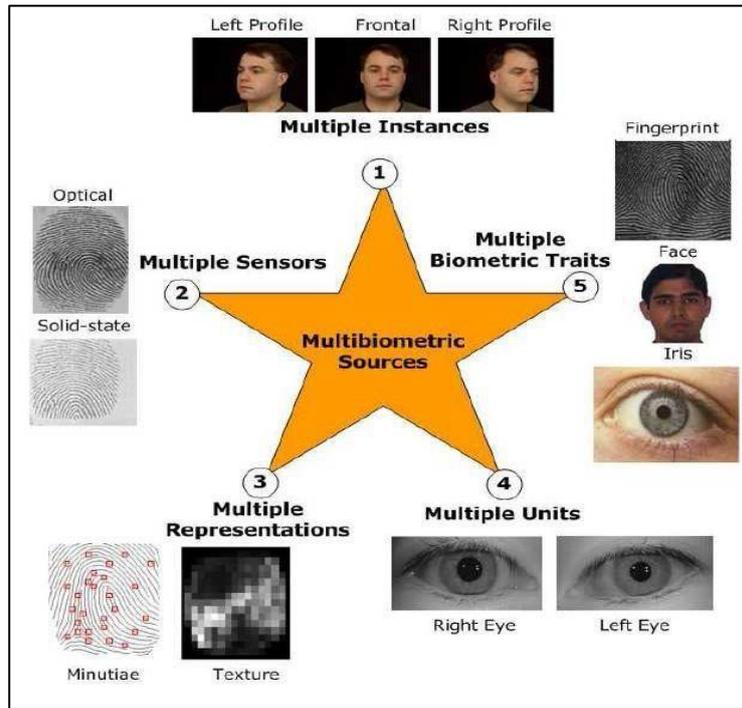


Figure (II.9) : Les différents systèmes multimodaux.

II.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons abordé l'état de l'art de la biométrie, qui fournit une alternative aux systèmes traditionnels. Nous avons déterminé ses propriétés, ses principes, et ses éléments. Nous avons défini la structure des systèmes biométriques, les critères utilisés pour les évaluer, avant d'introduire la multi modalité, approche qui vise à réduire les inconvénients des systèmes uni modaux, dans le chapitre suivant nous allons étudier la reconnaissance faciale.

Chapitre III

Reconnaissance Faciale

III.1 Introduction

L'une des techniques biométriques la plus acceptables et la plus économique, la reconnaissance faciale. Elle n'est pas la première modalité demandée au marché mondiale mais elle est toujours préférable par le public, du fait de ses caractères. En fait ; elle est naturelle, non-intrusive, et facile à utiliser. Le développement des technologies telles que les appareils photos numériques, les ordinateurs équipés de webcam et les dispositifs mobiles a contribué son déploiement à large échelle. Elle est utilisée dans diverses applications de sécurité telles que : la télésurveillance, le contrôle d'accès à des sites, l'accès à des bâtiments ...etc.

De nombreuses méthodes de reconnaissance faciale ont été proposées depuis plus de trois décennies, cependant les systèmes de reconnaissance du visage restent complexes et offrent un grand challenge pour les chercheurs. L'amélioration de taux de reconnaissance, la diminution de taux de fausse acceptation, et l'accélération de temps de recherche dans les grandes bases de données sont des défis auxquels faire face les algorithmes proposés.

On essaie dans ce chapitre de présenter l'aspect et les différentes méthodes de la reconnaissance de visage, ainsi les importantes difficultés de cette technique.

III.2 Reconnaissance De Visage

Ce type de mesure consiste à faire une photographie du visage pour en extraire un ensemble de points caractéristiques propres à chaque individu. Ces points concernent des zones du visage tel que les coins de la bouche, la distance entre les orbites des yeux, la longueur du nez,... etc.

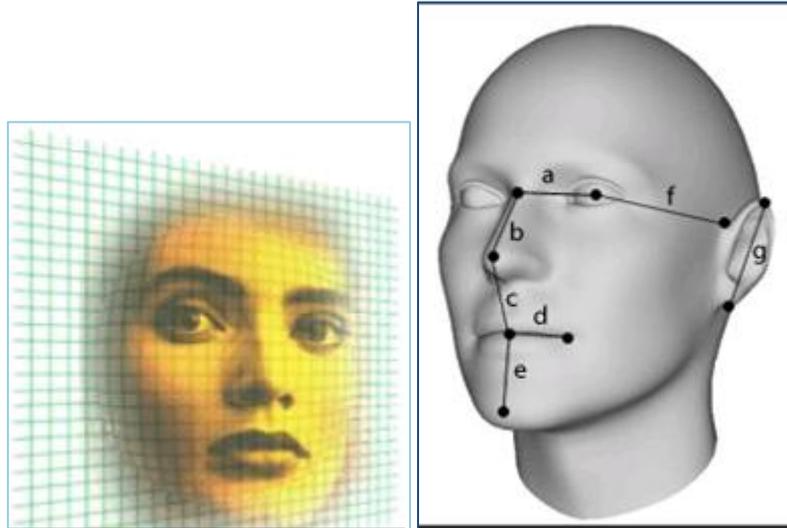


Figure (III.1) : Les points caractéristiques d'un visage.

Pour une gamme des images de visage incluent les caméras vidéo et les appareils photo numériques. Il s'agit de détecter la présence d'un visage sur l'image en faisant appel à des techniques d'intelligence artificielle, ensuite on applique une série d'opérations de traitement avec des algorithmes d'analyse.

Les algorithmes d'analyse de l'image, pouvant identifier les personnes qui y sont associées. Ces programmes analysent l'image du visage, en mesurant ses points caractéristiques figure (III.1). 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.

Par ailleurs, on peut classer les systèmes de reconnaissance du visage en deux grandes catégories selon la source de capture de l'image : reconnaissance du visage dans une séquence vidéo ou bien à partir d'images fixes. Dans ce dernier cas, on peut aussi différencier les systèmes basés sur des images 3D de ceux utilisant des images 2D.

Nous allons intéresser essentiellement aux systèmes de reconnaissance du visage figure (III.2) basés sur des images 2D fixes à travers des bases de données d'images construites et partagées par les laboratoires de recherche spécialisés dans ce domaine [8].

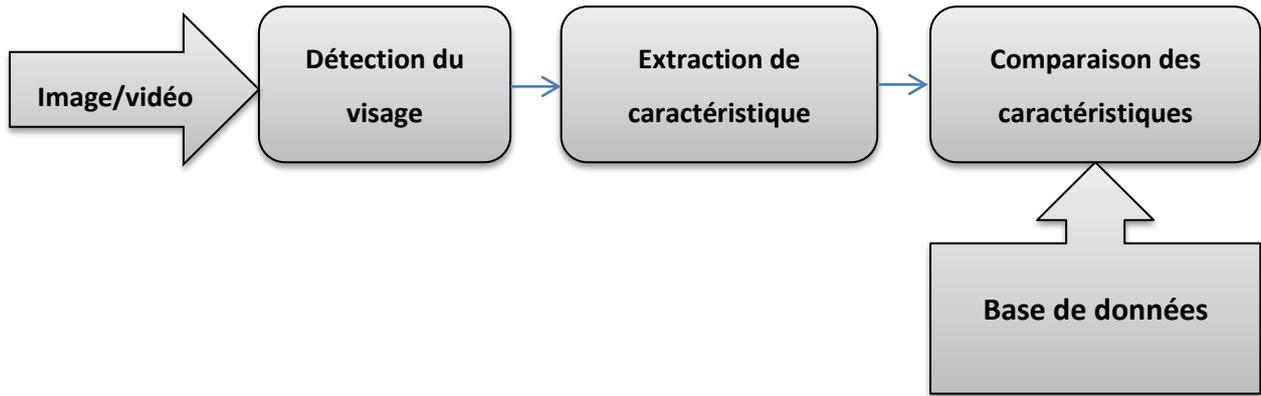


Figure (III.2) : Le principe de fonctionnement d'un système de reconnaissance faciale

III.3 Détection De Visage

La détection de visage dans l'image brute d'entrée est l'étape la plus complexe du processus de reconnaissance faciale. Cette étape comporte deux sous étapes : la localisation et la normalisation. Pour détecter les visages, de nombreuses méthodes peuvent être appliquées Yang et al les divisent en quatre catégories [9].

III.3.1 Approches basées sur les reconnaissances acquises (*top-down*)

Ces méthodes se basent sur la connaissance des différents éléments qui constituent un visage et des relations qui existent entre eux. Ainsi, les positions relatives de différents éléments clés tels que la bouche, le nez et les yeux sont mesurées pour servir ensuite à la classification 'visage' 'non visage' chez Chiang et al. Le problème dans ce type de méthode est qu'il est difficile de bien définir de manière unique un visage. Si la définition est trop détaillée, certains visages seront ratés tandis que si la description est trop générale, le taux de faux positifs montera en flèche [16].

III.3.2 Approches Basées Sur Prototypes (*Template-Matching*)

Des modèles caractéristiques d'un visage entier ou de sous-partie de visage (bouche, œil, nez) sont créés. La localisation se fait ensuite sur la base de la corrélation de ces modèles avec les candidats.

III.3.3 Approches Basées Sur L'apparence

Ces méthodes utilisent le même principe que présenté au point précédent mais se basent sur des modèles appris à partir d'un ensemble d'essai. Ces méthodes présentent l'avantage de s'exécuter très rapidement mais demandent un long temps d'entraînement. Les méthodes appartenant à cette catégorie ont montré de bons résultats par rapport aux trois autres types de méthodes. On peut citer parmi celles-ci, la méthode basée sur les réseaux de neurones de Rowley et al, la méthode de Schneiderman et Kanade basée sur un classificateur de Bayes naïf ainsi que le fameux algorithme de Viola et Jones fonctionnant en temps réel.

III.3.4 Approches Basées Sur Les Traits Invariants (*Bottom-Up*)

Ces approches utilisent les éléments invariants aux changements d'illumination, d'orientation ou d'expression tels que la texture ou la signature de couleur de la peau pour la détection [16].

III.4 Normalisation De Visage

La normalisation est constituée de deux processus : géométrique et photométrique. La normalisation géométrique est nécessaire parce que la taille du visage à l'intérieur de l'image acquise peut varier en fonction de la distance entre le module d'acquisition et la personne. L'étape de normalisation photométrique tente d'éliminer ou de réduire les effets de l'illumination de l'image [17].

III.5 Extraction Des Caractéristiques

Il existe de nombreuses méthodes de reconnaissance de visage que nous pouvons classer en trois groupes : les méthodes locales, les méthodes globales et les méthodes hybrides.

III.5.1 Les Méthodes Holistique Ou Globales

Le principe de cette approche est de représenter l'image de visage de dimension (m, n) par un seul vecteur de dimension $(m \times n)$ obtenu par la concaténation des valeurs du niveau de gris des pixels de l'image faciale figure (III.3), puis on projette l'image d'entrée dans un espace de plus faible dimension, en sélectionnant les caractéristiques nécessaires et discriminantes. L'avantage des méthodes globales est qu'elles conservent implicitement les informations de texture et de forme utiles pour la reconnaissance de visage, ainsi qu'elles permettent une meilleure capture de l'aspect global du visage que les présentations locales,

de plus elles sont rapides à mettre en œuvre. Cependant leurs inconvénients résident dans leurs sensibilités aux conditions de la luminosité, de pose et d'expression faciale, de même, la taille des données à traiter est importante par exemple une image 100×100 est représentée par un vecteur de dimension 10^4 , donc l'utilisation des techniques de réduction de la dimension est obligée [9].

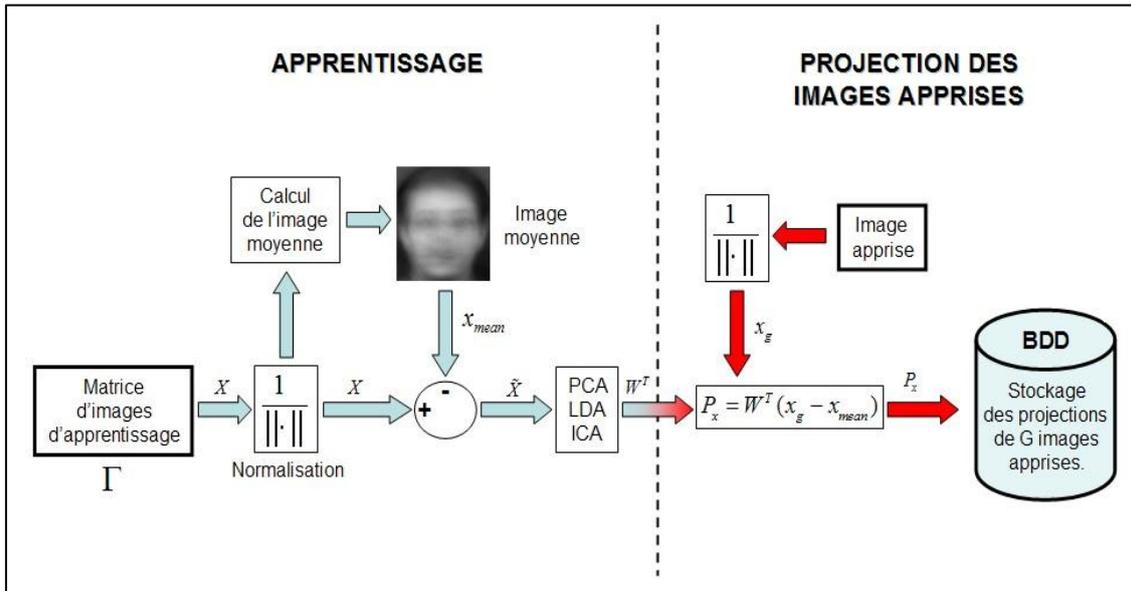


Figure (III.3) : Un système de reconnaissance faciale utilisant une méthode globale.

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

a) Les Techniques Linéaires

Ce sont des techniques qui projettent linéairement les données des visages d'espace de grande dimension sur un espace de plus faible dimension. Cependant elles sont sensibles à la luminosité et surtout aux variations non convexe, et même l'utilisation des distances classiques dans l'espace projeté comme la distance Euclidienne et plus généralement les distances de Mahalanobis ne permettent pas de réaliser une bonne classification entre les classes "visages" et "non-visages" et entre les individus eux-mêmes. La technique linéaire la plus connue est :

Eigenfaces, (**PCA** pour "*Principal Component Analysis*"). Son principe consiste à chercher les directions de l'espace qui représentent le mieux les corrélations entre les variables aléatoires. Il s'agit d'une transformation orthogonale linéaire des données dans un nouvel espace représenté par des vecteurs propres associés aux plus grandes valeurs propres, les images des visages seront ensuite projetées sur cet espace. Cette technique est à la base de

nombreuses méthodes globales qui apportent des améliorations ou des variations. Par exemple pour les travaux réalisés sur le choix des vecteurs propres nous pouvons citer :

- Les travaux de Kirby et al. qui proposent de retenir les vecteurs propres associés aux plus grandes valeurs propres jusqu'à ce que la somme de ces dernières dépasse 90% de leur énergie totale.
- Martinez et al. dans obtiennent un meilleur taux de reconnaissance en ignorant les premiers vecteurs propres (encodant souvent les variations d'illumination).

La technique Belhumeur et al. (**LDA** pour "*Linear Discriminant Analysis*"), appelée *Fisherfaces* qui divise les visages en classes selon le critère de Fisher. Cette technique est une variante de PCA, elle vise à trouver les directions de projection les plus discriminantes dans l'espace propre en maximisant le ratio entre la variance inter-classe et la variance intra-classe. Une des méthodes la plus utilisée pour le contourner consiste à utiliser d'abord le PCA pour diminuer la dimension des échantillons et ensuite nous réalisons le LDA.

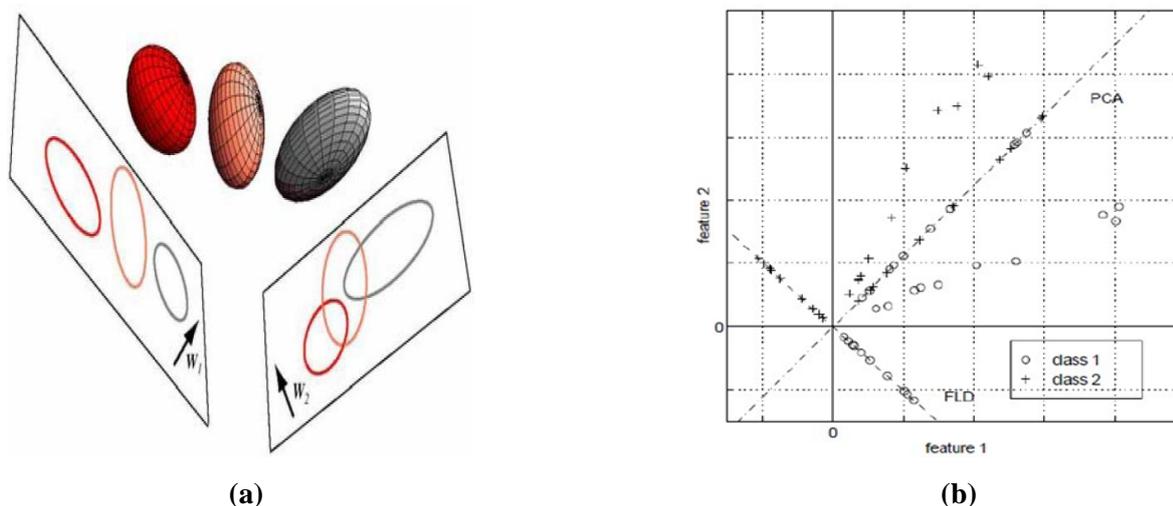


Figure (III.4) : (a) Illustration du principe de séparation optimale des classes par le LDA. Trois distributions 3D sont projetées sur deux sous-espaces 2D décrits par les vecteurs W_1 et W_2 . Puisque le LDA essaye de trouver la plus grande séparation parmi les classes, on voit bien que W_1 est ici le vecteur optimal, (b) Comparaison entre les projections PCA et LDA de deux classes de points.

Donc chaque visage se compose d'un grand nombre de pixels sera réduit à un plus petit ensemble de combinaisons linéaires avant la classification. Les combinaisons linéaires obtenues en utilisant PCA construisent un sous-espace pour représenter de manière "optimale" seulement "l'objet visage" tandis que LDA cherche à réaliser un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes. Cependant quand il n'y a pas beaucoup d'images par personne cette méthode marche moins bien que celle basée sur PCA.

D'autres techniques linéaires ont également été proposées nous citons par exemple :

- L'analyse en composantes indépendantes (ICA).
- La factorisation de matrices non négatives (NMF).
- L'analyse discriminante bilinéaire (BDA).
- La technique de "Vecteurs communs discriminants" (DCV).

Bien que les méthodes globales linéaires soient efficaces, et aient eu beaucoup de succès, elles ne sont pas assez précises. Ceci est dû à des transformations non-linéaires, une simple modification de la luminosité déforme les images de visages de façon non linéaire [16].

b) Les Techniques Non-Linéaires

Afin de pouvoir traiter le problème de la non-linéarité, des techniques globales non-linéaires ont été développées. Parmi ces méthodes on trouve :

Kernel-PCA (l'Analyse en Composantes Principales à Noyaux), et Kernel-LDA (L'Analyse Discriminante Linéaire à Noyaux), qui se basent sur la notion mathématique "noyau" en étendant les techniques PCA et LDA.

La technique de MDS (*Multi Dimensional Scaling*) vise à préserver autant que possible les propriétés globales des données d'apprentissage dans le nouvel espace de faible dimension en réalisant un *mapping*. La qualité de ce dernier est exprimée à travers une fonction de stress (ex. la fonction de stress brut, la fonction de coût de Sammon), qui est une mesure de l'erreur des distances entre les paires des échantillons dans les espaces de faible et de grande dimension.

Il existe d'autres techniques comme l'*Isomap*, les diffusions *maps*, les approches neuronales etc. Bien que les méthodes non-linéaires peuvent atteindre une amélioration de taux de reconnaissance sur les données d'entraînement en effectuant une projection non-linéaire de l'espace des images sur l'espace de caractéristiques "*feature space*" permettant une réduction de dimension de meilleure façon, elles ne peuvent pas être robustes pour de nouvelles données en raison de leur grande flexibilité contrairement aux méthodes linéaires [16].

III.5.2 Approches Locales

Les méthodes locales reposent sur la reconnaissance *à priori* que l'on possède sur les objets caractéristiques pour pouvoir les localiser. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories, la première concerne les méthodes basées sur les caractéristiques locales, il s'agit des méthodes d'extraction et de localisation des points d'intérêts, la deuxième catégorie est

celle des méthodes basées sur l'apparence faciale qui divisent l'image de visage en petites régions (ou patches) de caractéristiques locales.

a) Méthodes Locales Basées Sur Les Caractéristiques D'intérêts

Ces méthodes se basent sur l'extraction des caractéristiques géométriques du visage telles que les distances entre les yeux, la largeur de la tête, etc. Cependant ces approches présentent deux inconvénients à savoir :

- La difficulté d'extraire les caractéristiques géométriques dans certains cas complexes (exemple occultations, la variation de pose, d'illumination, etc.).
- Les caractéristiques géométriques seules ne sont pas suffisantes pour présenter entièrement le visage, tandis que d'autres informations utiles telles que les niveaux de gris sont écartées.

Pour remédier à ces deux limites, deux directions de recherche sont produites. La première se base sur la performance des détecteurs de points caractéristiques du visage. C'est ainsi que Brunelli et Poggi proposent une technique qui extrait automatiquement un ensemble de 35 caractéristiques géométriques d'une image de visage figure (III.5). Ils comparent ensuite ces ensembles de caractéristiques deux à deux via la distance de Mahalanobis. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance estimé à 90% sur une base de données de 47 sujets.

Rowley et al. Utilisent plusieurs détecteurs de traits correspondant à chaque partie du visage. Lanitis et al. Proposent de construire des modèles statistiques de la forme du visage. Malgré ces travaux, les chercheurs n'arrivent pas à trouver un détecteur de points caractéristiques suffisamment fiable.



Figure (III.5) : Localisation des caractéristiques géométriques utilisées.

Plutôt que d'utiliser des méthodes purement géométriques, la deuxième direction de recherche s'appuie sur les méthodes basées sur des représentations fournissant des informations portées par les points caractéristiques du visage. Ainsi Manjunath et al. Ont

proposé une méthode pour détecter et extraire les caractéristiques locales du visage en utilisant les ondelettes de Gabor. Un graphe topographique est construit pour modéliser la relation entre les points caractéristiques. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance estimé à 90% sur un ensemble de données de visages de 86 sujets, toutefois le graphe topographique ne peut pas être modifié par la suite pourtant l'image de visage se change en différentes variations (illumination, expression, pose,...etc.). C'est ainsi que Lades et al. ont proposé un graphe topologique élastique déformable qui varie en fonction des variations d'apparence du visage connu sous le nom d'EGM "*Elastic Graph Matching*" au lieu d'un graphe topologique fixe. Ce graphe est une grille rectangulaire, placée sur l'image de visage figure (III.6), où les nœuds sont des points labélisés auxquels on associe un jeu de coefficients d'ondelettes complexes de Gabor, appelés *Jets*. La comparaison entre deux graphes de visage s'effectue en mettant en correspondance le graphe de l'image de visage à reconnaître et ceux des visages de base de données.

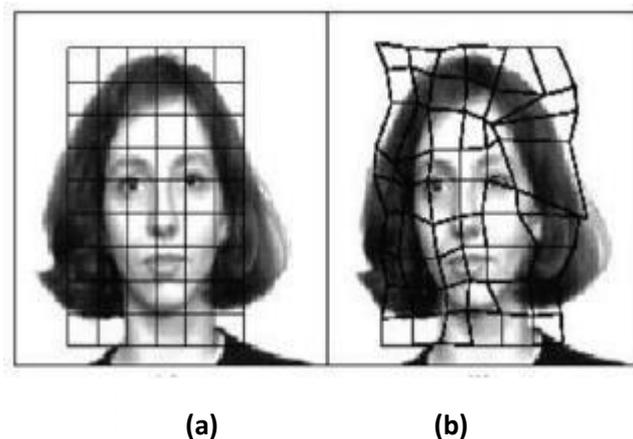


Figure (III.6) : Exemple de grille d'appariement. **(a)** grille de référence, **(b)** grille correspondante.

Wiskott et al. ont étendu la méthode d'*Elastic Graph Matching* à une méthode très connue appelée "*Elastic Bunch Graph Matching*" (EBGM), où chaque nœud comporte un ensemble de 40 coefficients complexes d'ondelette de Gabor, incluant la phase et l'amplitude, codant la variation des niveaux de gris, toutefois cette technique nécessite un temps de calcul important. Beaucoup de travaux apportent des améliorations à cette méthode, nous citons par exemple la méthode proposée par Kepenekci et al. Les chercheurs utilisent, ici, un ensemble de matrices de filtres de Gabor pour parcourir les régions faciales locales, et au lieu de fixer le nombre de points caractéristiques du visage comme dans la méthode EBGM, ils choisissent seulement ceux obtenus avec la réponse fréquentielle la plus haute du filtre de Gabor pour représenter le visage, ce qui minimise le temps de calcul.

Les méthodes basées sur l'extraction des caractéristiques d'intérêts sont efficaces dans le cas où une seule image d'apprentissage par personne est disponible. Cependant leurs performances dépendent de la précision des algorithmes de localisation des points caractéristiques. En pratique cette tâche reste difficile notamment dans le cas où la forme et l'apparence du visage peuvent grandement changer.

b) Méthodes Locales Basées Sur L'apparence Du Visage

Ces techniques sont appliquées de manière modulaire sur les différentes régions de visage. En fait les méthodes basées sur l'apparence faciale comportent généralement quatre étapes : le découpage en régions de la zone du visage, l'extraction des caractéristiques locales, la sélection des caractéristiques et la classification.

▪ Le Découpage En Régions

Cette étape consiste à localiser les régions d'intérêt à l'intérieur de visage. Deux paramètres définissent ces régions : la forme et la taille. La forme peut être rectangulaire, elliptique, etc. figure (III.7), mais ce qui est le plus largement utilisé c'est le découpage rectangulaire. La taille des régions influence le nombre des caractéristiques donc elle est cruciale pour les performances de la méthode choisie.

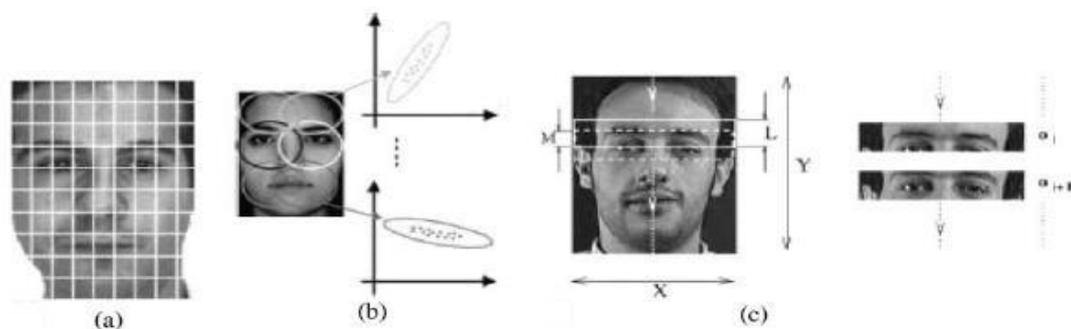


Figure (III.7) : Partitionnement de l'image visage en régions (ou patches).

▪ L'extraction Des Caractéristiques Locales

Dans cette étape nous déterminons les caractéristiques de chaque région en utilisant quelques techniques comme, les Ondelettes de Gabor, les Ondelettes de Harr, les transformées de Fourier, les caractéristiques basées sur les indices LBP (*Local Binary Pattern*), SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) ou l'analyse des valeurs de niveau de gris.

- **La Sélection Des Caractéristiques**

Une fois les caractéristiques locales ont été extraites, nous en sélectionnons les plus pertinentes. Cette étape permet d'accélérer le traitement, le PCA, le LDA, et l'Adaboost sont des méthodes couramment utilisées pour la sélection des caractéristiques les plus discriminantes.

- **La Classification**

Dans cette étape, nous identifions le visage en utilisant par exemple la stratégie de fusion par vote à la majorité ou par somme pondérée (*Matcher Weighting*) de l'ensemble des scores de chaque classificateur.

Notons que les quatre étapes ne sont pas obligatoires pour toutes les méthodes. Par exemple la sélection des caractéristiques peut être éliminée ou combinée avec d'autres étapes. Martinez et al présentent une approche probabiliste locale pour la reconnaissance de visages occultés partiellement et avec des variations d'expression, En utilisant une seule image d'apprentissage par classe, ils divisent le visage en six régions elliptiques. Les tests effectués sur un ensemble de 2600 images montrent que l'approche probabiliste locale ne réduit pas la précision même lorsque 1/6 du visage est occulté. Toutefois les coûts de calcul et de stockage et la procédure de génération des échantillons virtuels sont très élevés.

Bien que les méthodes locales de reconnaissance de visage soient efficaces dans le cas d'une seule image d'apprentissage, de plus elles peuvent modéliser les variations d'acquisition, plusieurs problèmes restent non résolus. En fait, les méthodes locales sont robustes vis-à-vis d'une certaine variation ; par exemple la méthode EBGMM est efficace pour modéliser le changement d'expression, d'illumination et de pose, mais elle n'est pas robuste vis-à-vis d'occultation, alors que la méthode probabiliste locale est robuste aux variations d'expression et aux occultations mais pas aux changements de pose. De même, les méthodes locales nécessitent souvent le placement manuel des points caractéristiques, ce qui les rend lourdes à mettre en œuvre.

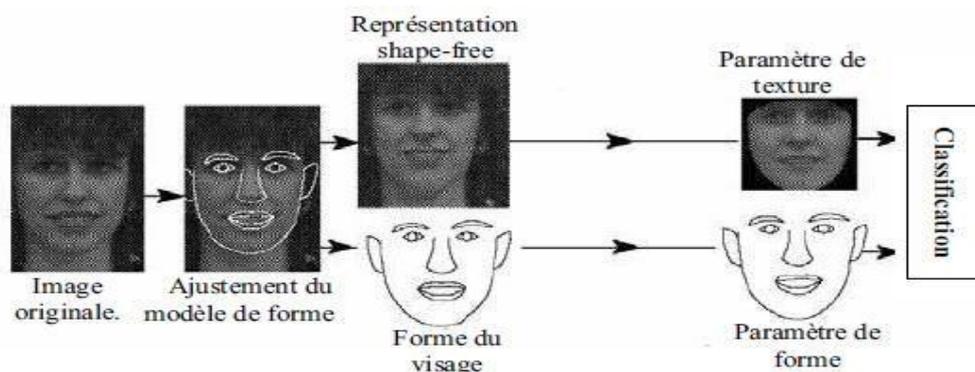


Figure (III.8) : Processus de reconnaissance de visages basé sur le Modèles Actifs d'Apparence MAA.

Notons que, d'un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides, puisque les informations globales sont généralement prises en compte dans l'algorithme de reconnaissance. Par exemple, dans la méthode probabiliste locale de nouveaux échantillons d'apprentissage pour chaque personne sont d'abord produits avec la méthode globale, une méthode locale est ensuite utilisée pour l'identification.

III.5.3 Méthodes Hybrides

Les méthodes hybrides (ou méthodes de fusion) sont des approches utilisant à la fois des caractéristiques globales et des caractéristiques locales. Les facteurs clés qui influent les performances des méthodes de fusion comprennent le choix des caractéristiques pour la combinaison et la manière de les combiner de telle sorte que leurs avantages soient préservés et que leurs inconvénients soient évités.

Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification. Notons aussi que d'un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides car des informations globales sont généralement prises en compte. Dans la méthode probabiliste locale de nouveaux échantillons d'apprentissages ont d'abord produits pour chaque personne par méthode globale, puis une méthode locale est utilisée pour la reconnaissance [16].

III.6 Principales Difficultés De La Reconnaissance Faciale

Les êtres humains peuvent détecter et identifier facilement les visages des gens familiers à partir d'images de mauvaise qualité ou de faible résolution, ce qui n'est pas le cas par un système automatique de reconnaissance du visage. Le principal problème est dû à la variation d'acquisition des images, notamment la variance intra-classe, c.à.d. la variabilité que peut prendre le visage d'une même personne à cause des facteurs que nous détaillons ci-dessous.

III.6.1 Changement D'illumination

Les variations d'illumination viennent entraîner des variations considérables dans l'apparence d'un visage. Deux types d'éclairage peuvent influencer celle-ci: l'illumination globale et l'illumination locale. Alors que l'illumination globale affecte tout le visage de manière uniforme, l'illumination locale entraîne la création de zones d'ombre et de zones éclairées et ce de manière non linéaire. La figure (III.9) présente un exemple de visage dont la source lumineuse l'éclairant se déplace. De nombreuses approches ont été proposées pour gérer ces problèmes de luminosité. L'extraction de caractéristiques invariantes aux changements de luminosité est également une approche largement décrite dans la littérature [14].



Figure (III.9) : Un visage d'une même personne subissant un changement de luminosité.

III.6.2 Variation De Pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux

(passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible figure (III.10) [8].



Figure (III.10) : Exemples de variation de poses.

III.6.3 Expressions Faciales

La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu figure (III.11) [8].

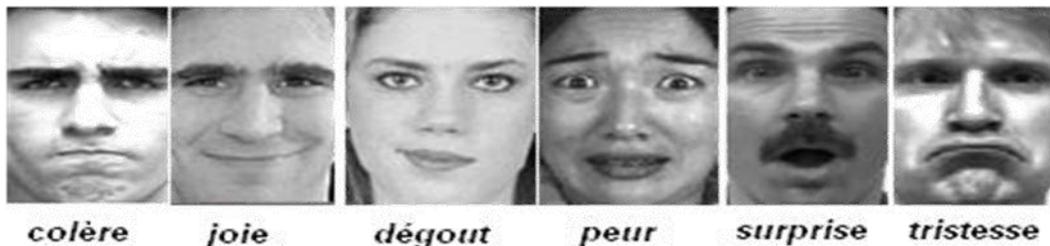


Figure (III.11) : Exemples de variation d'expressions.

III.6.4 Occultations Partielles

Le visage peut être partiellement occulté par d'autres objets dans la scène (par exemple occulté par une autre personne), ou par le port des accessoires tels que les lunettes de vue ou de soleil, un chapeau, les cheveux longs, etc. La figure (III.12) présente la variabilité intra-classe due à la présence d'occlusions partielles [18].



Figure (III.12) : Variabilité intra-classe due à la présence d'occlusions partielles.

III.6.5 Les Vrais Jumeaux

Qui ont le même indicatif d'ADN, peuvent tromper les personnes qui ne les connaissent pas (les personnes familières avec les jumeaux ont reçu une grande quantité d'information sur ces derniers et sont donc beaucoup plus qualifiées à distinguer les jumeaux.). Il est peu probable que la vérification automatique de visage, ne pourra jamais détecter les différences très subtiles qui existent entre les jumeaux [8].

III.6.6 Autres Difficultés

D'autres difficultés peuvent influencer le système automatique de reconnaissance de visage. La présence des composants structurels tels que la barbe, la moustache, la présence de maquillage, d'opérations chirurgicales etc. peuvent modifier énormément les caractéristiques faciales. Nous ajoutons un autre point très important qui est l'âge de capture (moment à laquelle les captures ont été réalisées) [3].

III.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques. Nous avons aussi mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visage, Ainsi, les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance.

Chapitre IV

Normalisation D'illumination

&

Méthodes de Textures Locales

IV.1 Introduction

La reconnaissance automatique de visage est devenue un sujet très actif dans les dernières décennies. Toutefois la reconnaissance des visages robuste dans des conditions d'éclairage incontrôlé est toujours un défi. La plupart des méthodes existantes sont très sensibles aux variations d'aspect des faces dues aux différentes conditions d'éclairage sont généralement plus importantes que celles dues à des identités personnelles différentes.

Au cours de dernières années, diverse solutions proposées pour résoudre le problème de l'illumination.

Dans le présent chapitre on essaie de faire présenter celles qui sont à base holistique et à base locale tel que LBP, LPQ et BSIF. Ainsi les techniques traditionnelles basées sur la compensation de l'éclairage uniforme tel que (HE) égalisation d'histogramme et (CG) correction gamma, d'autres méthodes de normalisation de l'éclairage comme ; image auto quotient image (SQI), multi-scale retinex (MSR) le visage dégradés (GF) weber face (WF) qui sont basées sur le modèle de réflexion de lambertien.

IV.2 Normalisation de l'illumination

Dans le domaine de la reconnaissance de visage, un certain nombre de méthodes de normalisation de l'illumination ont été présentées. Ces méthodes peuvent être classées en 2 grandes catégories, les méthodes basées sur la modification de la dynamique (égalisation d'histogramme, égalisation d'histogramme adaptative, transformation linéaire ou non linéaire de l'histogramme...) et des méthodes basées sur l'estimation de la réflectance de l'image (Retinex, MultiScale- Retinex, Weber face, méthodes basées sur l'isotropie de la luminance et d'autres sur l'anisotropie de la réflectance).

Les normalisations de l'état de l'art présentées dans ce chapitre sont les plus utilisées dans la reconnaissance du visage et font partie de ces deux catégories [19].

IV.2.1 Egalisation d'histogramme (HE)

Cette normalisation appartient la catégorie des méthodes basées sur l'amélioration de la dynamique de l'image. Le but de l'égalisation est d'harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image. Elle permet de tendre vers un même nombre de pixels pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise augmenter les nuances dans l'image et donc son contraste Figure (IV.1), Plus concrètement, si n_i est le nombre de pixels un niveau i de gris, la probabilité qu'un pixel x de l'image ait un niveau i est :

$$p(x_i) = \frac{n_i}{n}, \quad i \in 0, \dots, L \quad (4.1)$$

Avec n le nombre total des pixels de l'image et L le nombre des niveaux de gris. La probabilité p représente dans ce cas l'histogramme de l'image normalisée [0, 1]. Soit c la distribution cumulative de l'histogramme normalisé p , elle est donnée par :

$$C(i) = \sum_{j=0}^i p(x_j) \quad (4.2)$$

L'idée est de trouver une transformation $y = T(x)$ qui, pour chaque niveau x de l'image, produira un niveau y de telle fa on que la distribution cumulative des différents niveaux de l'image transformée soit linéaire. Cette fonction est définie par :

$$y_i = T(x_i) = L \frac{C(i)}{n} \quad (4.3)$$

Avec L le niveau maximal de gris.

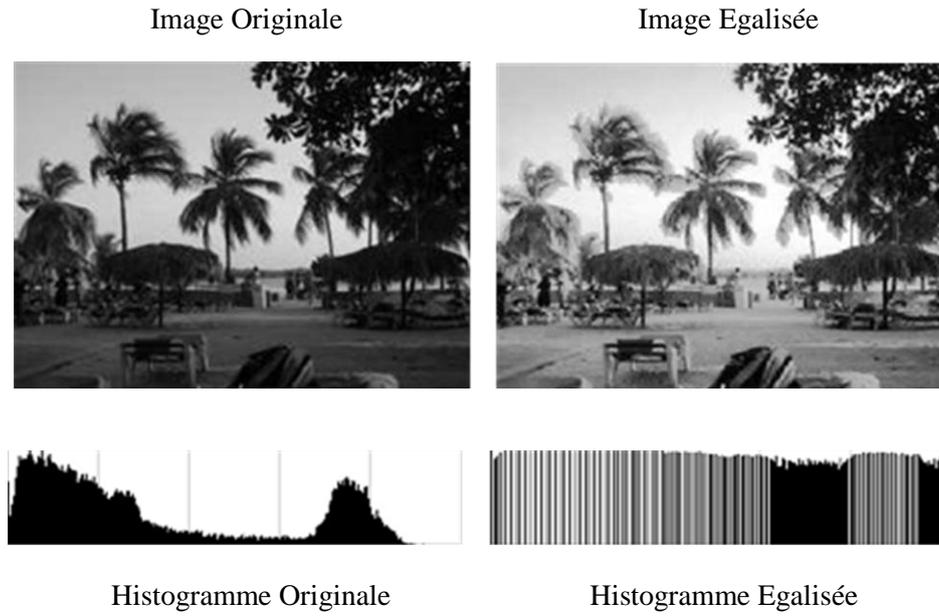


Figure (IV.1) : Exemple d'égalisation d'histogramme

IV.2.2 Méthode Image De Quotient Personnel (SQI)

La technique SQI (Self-quotient image) (Wang et al, 2004) a été proposée pour la synthèse d'une image normalisée en éclairage à partir d'une image de visage unique, [20] le SQI est défini par une image de visage $I(x, y)$ et image lissé $S(x, y)$ comme :

$$Q(x, y) = \frac{I(x, y)}{S(x, y)} = \frac{I(x, y)}{F(x, y) * I(x, y)} \quad (4.4)$$

Ou $F(x, y)$ est un filtre de lissage, * est l'opération de convolution dans le cas où un filtre de lissage est un filtre gaussien isotrope $G(x, y)$, l'équation (4.4) est équivalente à la transformation Retinex d'ambiance centrale, Toutefois, dans le cas de la technique SQI on utilise un filtre gaussien pondéré anisotrope $W(x, y)G(x, y)$, $Q(x, y)$ est une invariante illumination si certaines hypothèses sont remplies, la réflexion diffusé est définie par le modèle de lambertien comme :

$$i = \max(\mathbf{a} \mathbf{l} \mathbf{n}^T \mathbf{s}, 0) \quad (4.5)$$

Ou i est la valeur de pixel de $I(x, y)$, \mathbf{a} et \mathbf{n} sont l'albédo et la normale de la surface de l'objet, \mathbf{l} et \mathbf{s} sont la force et la direction de la source de lumière, les longueurs de \mathbf{n} et \mathbf{s} sont normalisées. Une ombre attachée apparaît dans le cas où le produit scalaire entre \mathbf{n} et \mathbf{s} est négatif, nous faisons deux hypothèses dans la région locale : que \mathbf{a} , \mathbf{l} , \mathbf{n} et \mathbf{s} sont uniformes et que tout aspect observé (b) est une réflexion diffuse et que le rapport albédo est extrait comme :

$$Q(x, y) = \frac{\mathbf{a}(x, y) \mathbf{l} \mathbf{n}^T \mathbf{s}}{F(x, y) * \mathbf{a}(x, y) \mathbf{l} \mathbf{n}^T \mathbf{s}} = \frac{\mathbf{a}(x, y)}{F(x, y) * \mathbf{a}(x, y)} \quad (4.6)$$

Sous plusieurs sources de lumière, le rapport albédo est également obtenu en utilisant l'additivité :

$$s = \sum_{k=1}^n s_k \quad (4.7)$$

IV.2.3 Correction Gamma (GC)

Cette normalisation appartient la catégorie des méthodes basées sur la modification de la dynamique de l'image figure (IV.2). A l'histogramme original de l'image, on applique une transformation non linéaire dans le but de corriger des grandes variations de contraste. Les zones les plus sombres seront alors rehaussées alors que les zones brillantes seront réduites :

$$y = \lambda * x^{\frac{1}{\gamma}}, \quad x \in 0, \dots, L \quad (4.8)$$

Avec x le niveau de gris, L le maximum des niveaux de gris, γ le facteur de correction (en général, ce facteur dépend de l'application) et λ une constante de gain [19].

IV.2.4 Transformation Logarithmique (LT)

La transformation logarithmique figure (IV.2) correspond aux techniques de prétraitement utilisée pour normaliser la variation de l'illumination dans le domaine logarithmique, la réflectance $r(x, y)$ et l'éclairage incident $e(x, y)$ de l'image $f(x, y)$ peuvent être séparés comme indiqué :

$$\log f(x, y) = \log r(x, y) + \log e(x, y) \quad (4.9)$$

Dans l'éclairage incident $e(x, y)$

Et que l'illumination uniforme désirée soit connue, l'image normalisée en niveaux de gris $f'(x, y)$ est donnée par :

$$\log f'(x, y) = \log r(x, y) - \log e(x, y) \quad (4.10)$$

Ou :

$$e(x, y) = \log e(x, y) - \log e' \quad (4.11)$$

Et $e'(x, y)$: variation des albédos des caractéristiques à petite échelle $e(x, y)$: c'est la réflectance multipliée aux albédos des zones de la peau a grande échelle du sol. La transformation logarithmique améliore le contraste des zones d'image plus sombres en les rendant plus claires et assure ainsi un certain niveau de robustesse à l'éclairage [20].

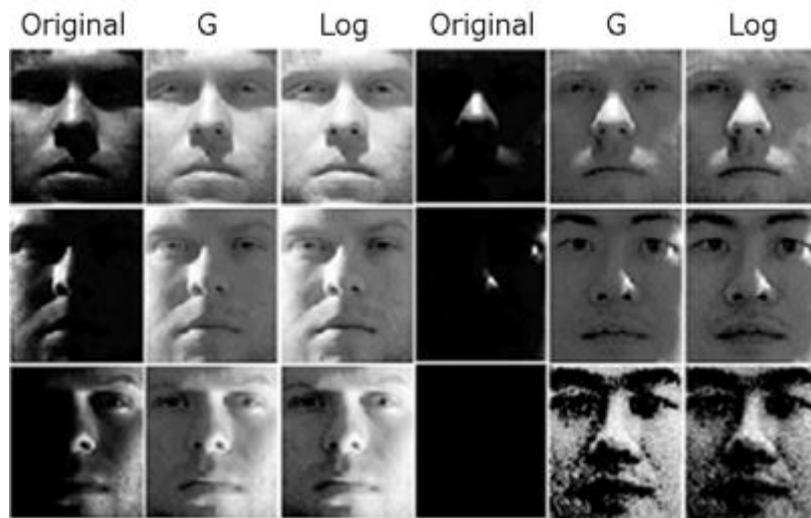


Figure (IV.2) : G Correction gamma/ log transformation logarithmique sur la base Yale B

IV.2.5 Le Model De Réflexion De Lambertien

Les deux méthodes MultiRetinex et weber face qui seront présentées à la suite, se basent sur la séparation des deux composantes de l'image: la luminance et la réflectance. La modélisation de l'image par combinaison de la réflectance et de la luminance a été proposée par Barrow et Tenenbaum en 1978. Ceci du, en raison des différents facteurs qui peuvent entrer en jeu pour la construction de l'image (l'illumination de l'objet, la géométrie de la scène acquise, les paramètres de la caméra...), une telle modélisation reste très difficile mettre en œuvre.

En 1999, Laszlo a proposé un modèle génératif de l'image, basé sur la combinaison de l'intégrale de Fredholm et d'une modélisation des paramètres de la caméra. Cette modélisation reste assez complexe mettre en œuvre [19]. La modélisation par réflexion diffusé de l'image reste la plus utilisée :

$$I(x, y) = L(x, y) * R(x, y) * \cos \theta (x, y) \quad (4.12)$$

Avec x et y les coordonnées d'un pixel de l'image, $I(x, y)$ le niveau de gris du pixel, $L(x, y)$ l'amplitude de l'illumination en ce point (dépendante de la source), $R(x, y)$ la réflectance du point ou le coefficient de réflectance (dépendante de la nature intrinsèque de la surface de l'objet) et $\cos \theta (x, y)$ le cosinus de l'angle entre le rayon lumineux incident et la surface normale au point de l'objet figure (IV.3).

En traitement d'image, cette modélisation a été encore plus simplifiée en intégrant $\cos \theta (x, y)$ dans la composante $L(x, y)$. Le modèle final devient alors :

$$I(x, y) = L(x, y) * R(x, y) \quad (4.13)$$

Cette modélisation de l'image est loin d'être parfaite, car elle ne prend pas en compte ni les problèmes liés la géométrie de l'objet (présence de surfaces qui peuvent créer des ombres sur l'objet...), ni les bruits, ni les facteurs externes la formation de l'image. L'avantage de cette modélisation simple est de pouvoir estimer la réflectance d'un objet à partir d'une approximation de sa luminance.

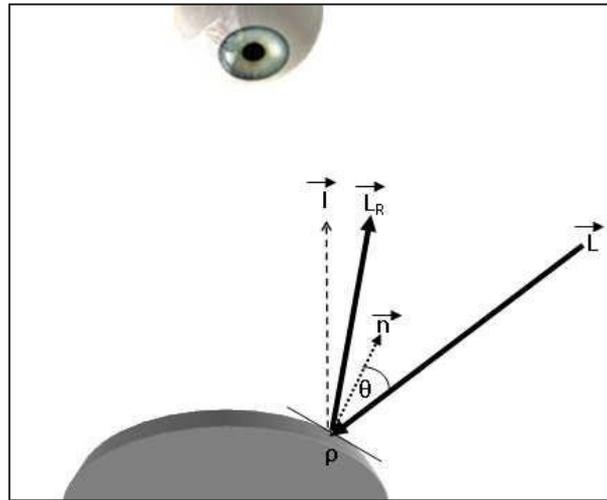


Figure (IV.3) : Schématisation de la réflexion diffuse. C'est la quantité de lumière I reçu par l'œil (ou par un capteur). Pour un objet lambertien, c'est la projection de \vec{L}_R sur l'axe vertical, avec \vec{L}_R la réflexion de vecteur luminance L sur la surface de l'objet pondéré par son coefficient de réflectance ρ .

L'estimation de la réflectance est très importante, car nous avons ici une possibilité de caractériser un objet indépendamment des problèmes liés à l'illumination.

IV.2.6 La Méthode De Rétinex Multi-Echelle (MSR)

La luminance peut être considérée comme une version lisse de l'image originale. En effectuant une convolution de l'image originale par un filtre gaussien, nous obtenons une estimation de la luminance. Proposée par Edwin H. Land en 1937, cette méthode est appelée "retinex" ou "Single Scale Retinex". Cette idée n'a pas vraiment de preuves physiques mais elle a le mérite de donner des résultats assez exceptionnels.

$$L(x, y) = I(x, y) \otimes G(x, y) \quad (4.14)$$

La méthode MSR (*MutliScale-Retinex*) [19] est un dérivé de la méthode "Single Scale Retinex". En 1997, Rahman a proposé une estimation de la luminance comme combinaison pondérée d'images filtrées de l'image originale. Les filtrages se font par des noyaux gaussiens avec différentes variances (dans un sens, c'est une analyse multi-résolution, d'où le terme "multi-scale").

$$L(x, y) = \sum_{j=1}^s W_s(I(x, y) \otimes G_s(x, y)) \quad (4.15)$$

Avec W_s un coefficient de pondération et G_s un noyau gaussien avec un écart type σ_s . Une fois la luminance déterminée, on peut déduire la réflectance de l'objet en divisant l'image des niveaux du gris par l'image luminance $L(x, y)$:

$$R(x, y) = \frac{I(x, y)}{L(x, y)} \quad (4.16)$$

IV.2.7 La Technique De Weber Face (WF)

Le psychologue allemand Ernst weber est le premier qui a proposé la loi de weber et a souligné que la perception humaine du changement de stimulus dépendait du rapport entre l'incrément de stimulus et stimulus lui-même. Il existe un seuil de ratio perçu, uniquement le rapport supérieur au seuil.

Le changement du stimulus peut être perçu le ratio minimum perçu pourrait être décrit.

$$\frac{\Delta I_{min}}{I} = k \quad (4.17)$$

Où ΔI_{min} représente le plus petit changement pouvant être perçu, I est l'intensité du stimulus d'origine et k est un constant. La technique de weber face WF définie comme suit est utilisé pour extraire les caractéristiques insensibles à l'éclairement selon la loi de weber.

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (4.18)$$

D'où $A = \{-1, 0, 1\}$, α est utiliser pour ajuster la différence entre les pixels adjacents en fonction du modèle de lambertian, l'équation suivante peut être dérivée.

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (4.19)$$

$$I(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) = L(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) \cdot R(x, i - \Delta x, y - i\Delta y) \quad (4.20)$$

En se référant aux formules ci-dessus, WF peut être réécrit comme suit :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{I(x, y) - I(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{I(x, y)}\right) \quad (4.18)$$

$$= \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{R(x, y) \cdot l(x, y) - R(x - i\Delta x, y - i\Delta y) \cdot l(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{R(x, y) \cdot l(x, y)}\right) \quad (4.21)$$

On supposant que la composante d'éclairage varie lentement dans les zones locales, saufs aux limites de l'ombre, on peut obtenir l'équation ci-dessous :

$$L(x, y) = L(x - i\Delta x, y - i\Delta y) \quad (4.22)$$

Substituer les formules (4.22) dans la formule (4.21) on trouve :

$$WF(x, y) = \arctan\left(\alpha \sum_{i \in A} \sum_{j \in A} \frac{R(x, y) - R(x - i\Delta x, y - i\Delta y)}{R(x, y)}\right) \quad (4.23)$$

Comme le montre WF peut être décrit par la composante de réflectance $R(x, y)$ et $R(x - i\Delta x, y - i\Delta y)$.

Nous nous pouvons donc considérer WF comme une représentation insensible à l'éclairage des images de visage [21].

IV.3 Méthodes De Textures Locales

IV.3.1 Descripteur Motif Binaire Local (LBP)

L'opérateur du Motif Binaire Local (ou *Local Binary Pattern* : LBP) a été proposé initialement par Ojala et al. Dans le but de caractériser la texture d'une image. Le calcul de la valeur LBP consiste pour chaque pixel à souiller ses huit voisins directs avec un seuil dont la valeur est le niveau de gris du pixel courant.

Tous les voisins prendront alors une valeur 1 si leur valeur est supérieure ou égale au pixel courant et 0 si leur valeur est inférieure Figure (IV.4). 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.

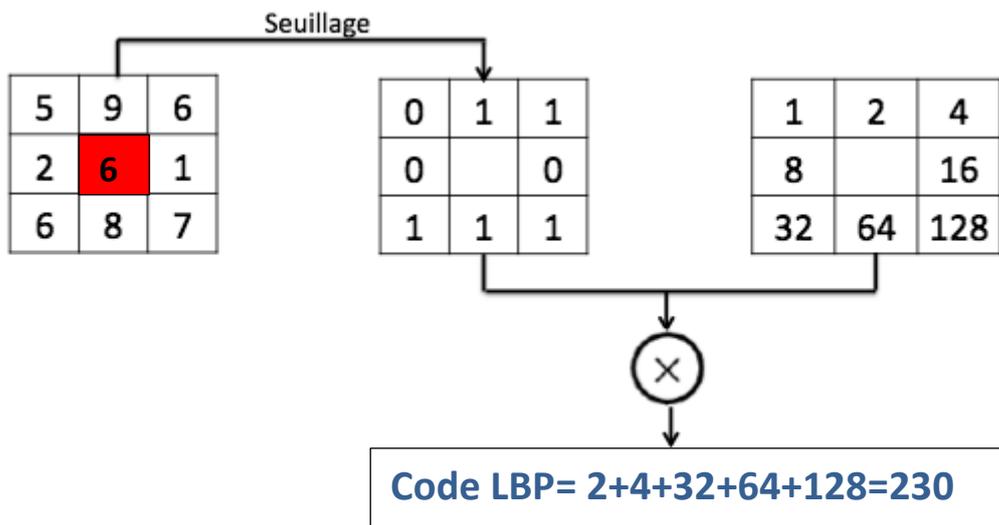


Figure (IV.4) : Opérateur LBP

La technique LBP a été étendue ultérieurement en utilisant des voisinages de taille déferente. 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. La Figure (IV.5) illustre trois voisinages pour des valeurs de R et P différentes.

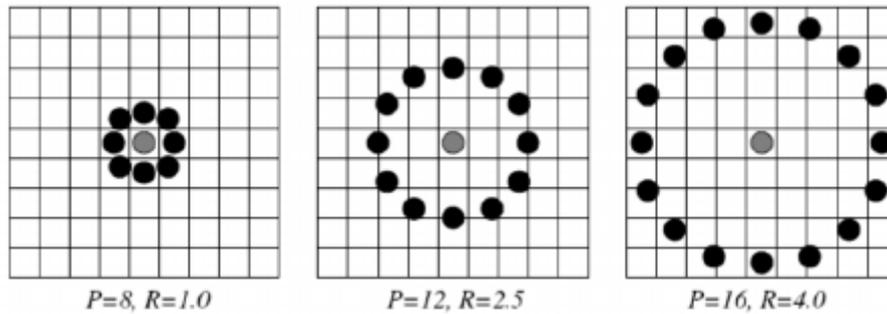


Figure (IV.5) : Trois voisinages pour des R et P différents

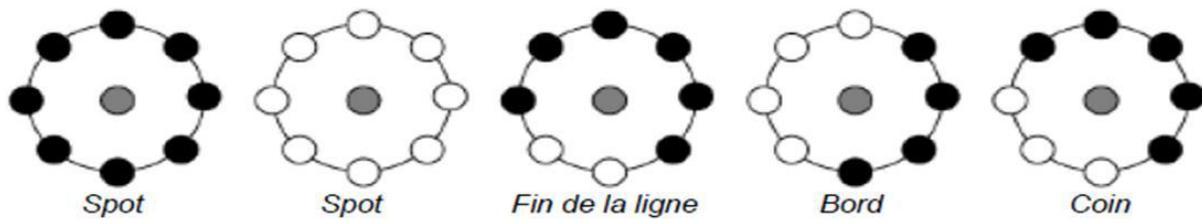


Figure (IV.6) : Textures particulières détectées par LBP

Soit g_c le niveau de gris du pixel central, g_p ($P = 1 \dots P$) les niveaux de gris de ses voisins. L'indice LBP du pixel courant est calculé comme suit :

$$LBP_{PR}(x_c, y_c) = \sum_{p=1}^P S(g_p, g_c) 2^{p-1} \quad (4.24)$$

Ou

$$S(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (4.25)$$

Ou (x, y) sont les coordonnées du pixel courant, LBP_{PR} est le code LBP pour le rayon R est le nombre de voisins P. L'opérateur LBP obtenue avec $P = 8$ et $R = 1$, ($LBP_{8,1}$) est très proche de l'opérateur LBP d'origine. La principale déférence est que les pixels doivent d'abord être interpolés pour obtenir les valeurs des points sur le cercle (voisinage circulaire au lieu de rectangulaire).

Une autre extension à l'opérateur d'origine est le LBP uniforme. Un code LBP est uniforme s'il contient au plus deux transitions de bits de 0 à 1 ou vice-versa lorsque la chaîne binaire est considérée circulaire. Par exemple, 00000000, 00011110 et 10000011 sont des

codes uniformes. L'utilisation d'un code LBP uniforme, noté LBPu2 a deux avantages. Le premier est le gain en mémoire et en temps de calcul. Le deuxième est que LBPu2 permet de détecter uniquement les textures locales importantes, comme les spots, les fins de ligne, les bords et les coins Figure (IV.6), pour des exemples de ces textures particulières. En effet, Ojala et al ont montré que les LBPs uniformes contiennent plus de 90% de l'information d'une image. La propriété importante du code LBP est que ce code est invariant aux changements uniformes globaux d'illumination parce que le LBP d'un pixel ne dépend que des différences entre son niveau de gris et celui de ses voisins [10].

IV.3.2 Descripteur Quantification de Phase Locale (LPQ)

Le descripteur de texture Quantification de Phase Locale (ou *Local Phase Quantization*) a été introduit pour la première fois par Ojansivu et al. Il permet d'améliorer la classification de textures tout en étant robuste aux artéfacts générés par différentes formes de flou présents dans une image. Pour cela, le descripteur est construit de façon à ne retenir dans une image que l'information locale invariante à un certain type de flou. Les auteurs ne considèrent en effet que les flous pouvant être représentés par une fonction d'étalement du point (PSF, "*Point Spread Function*") présentant une symétrie centrale [10].

Cette hypothèse sur la PSF ne limite pas pour autant l'utilisation de cette méthode étant donné que la réponse à une source ponctuelle de la majorité des capteurs et des systèmes d'imagerie peut être modélisée par ce type de fonctions mathématiques, qui peuvent également présenter des symétries d'ordre supérieur (axial ou radial par exemple). Une fois les conditions sur le flou définies, une transformée de Fourier à fenêtre glissante est calculée pour plusieurs fréquences u choisies pour respecter les critères de la fonction d'étalement. Les coefficients ainsi obtenus sont quantifiés afin d'obtenir un mot de 8 bits.

L'information de LPQ peut être extraite en utilisant la transformée discrète de Fourier fenêtre à deux dimensions (2DWFT).

$$F_u(x) = \sum_{m \in N_x} h(m-x) f(m) e^{-j2\pi u^T m} = E_u^T f_x \quad (4.26)$$

Où E_u , de taille $(1 \times M_2)$, est un vecteur de base de 2DWFT avec la fréquence u , et f_x de taille $(M_1 \times N)$, est un vecteur contenant les valeurs des pixels d'image dans N_x à chaque position x . La fonction fenêtre, $h(x)$ est une fonction rectangulaire. La transformation est calculée à quatre valeurs de la fréquence, $u = [u_0, u_1, u_2, u_3]$ où $u_0 = [a, 0]^T$, $u_1 = [0, a]^T$, $u_2 = [a, a]^T$ et $u_3 = [a, -a]^T$. La valeur a est la plus haute fréquence scalaire pour laquelle $H(u) > 0$. Ainsi, seuls quatre fonctions complexes comme un banc de filtres sont nécessaires

pour produire huit images résultantes, composées de 4 images de la partie réelle et 4 images de la partie imaginaire de la transformée. Chaque pixel de l'image complexe résultant peut être codé en une valeur binaire représentée dans l'équation (4.27) en appliquant (*the quadrant bit*) [14].

$$B_{ui}^{Re}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{Re}(x) \leq 0 \end{cases} \quad B_{ui}^{lm}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{ui}^{lm}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } F_{ui}^{lm}(x) \leq 0 \end{cases} \quad (4.27)$$

Ce procédé de codage attribue deux bits pour chaque pixel pour représenter le quadrant dans lequel se trouve l'angle de phase. En fait, il fournit également la quantification de la fonction de phase de Fourier. En général, LPQ est une chaîne binaire, présentée dans l'expression (4.27), obtenue pour chaque pixel par la concaténation des codes quadrant bits réelles et imaginaires des huit coefficients de Fourier d' u_i

$$LPQ(x) = [B_{u0}^{Re}(x), B_{u0}^{lm}(x), \dots, B_{u3}^{Re}(x)B_{u3}^{lm}(x)] \quad (4.28)$$

La chaîne binaire est convertie en nombre décimal pour produire une étiquette de LPQ. La Figure (IV.7) résume l'ensemble de ces étapes.

$$LPQ(x) = B_{u0}^{Re}(x) + B_{u0}^{lm}(x) \times 2^1 + \dots + B_{u3}^{Re}(x) \times 2^{k-1} + B_{u3}^{lm}(x) \times 2^k \quad (4.29).$$

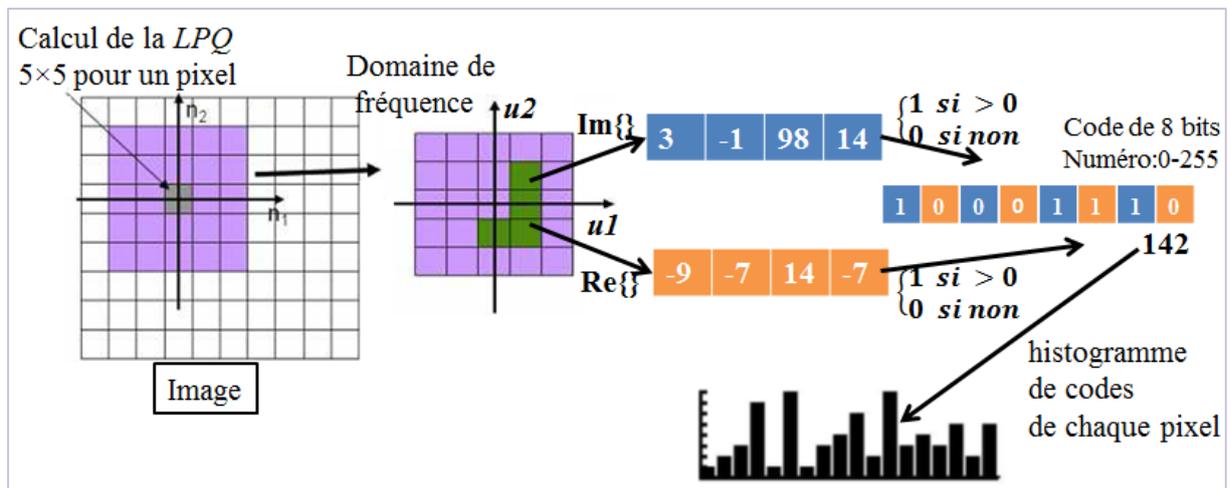


Figure (IV.7) : Operateur LPQ

IV.3.3 Descripteur Quantification De Phase Locale Multi-Bloc (MB-LPQ)

Nous avons divisé l'image acquissent régions d'intérêt en $(n \times n)$ sous-blocs et on applique la méthode de LPQ sur chaque sous-bloc $n = 1, 2, 3, 4$ et 5. Cette méthode est appelée LPQ Multi-Blocs.

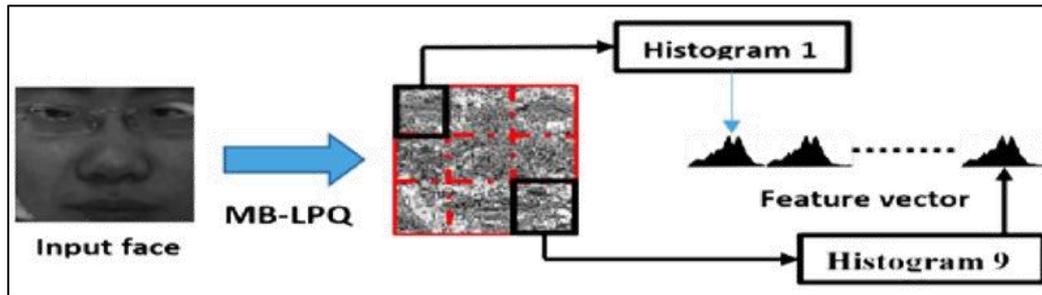


Figure (IV.8): Operateur MB-LPQ

IV.3.4 Descripteur De Caractéristiques Statiques Binarisées De L'image (BSIF)

Contrairement à la LBP et la LPQ qui peuvent être utilisées pour calculer les statistiques d'étiquettes dans les voisinages des pixels locaux, le nouveau descripteur local appelé BSIF (*Binarized Statistical Image Features*), qui a été récemment proposé par Kannala and Rahtu pour la reconnaissance faciale 2D et la classification de texture, utilise un ensemble prédéfini manuellement des filtres linéaires et binarisation des réponses du filtre [14].

Détails

Compte tenu d'une image patch X de taille $L \times L$ pixels et un filtre linéaire de la même taille, W_i la réponse du filtre s_i est obtenue par:

$$s_i = \sum_{u,v} W_i(u,v)X(u,v) = w_i^T x \quad (4.30)$$

D'où la notation de vecteur est introduite dans la dernière étape, à savoir, les vecteurs w et x contiennent les pixels de W_i et X et. La fonction binarisée b_i est obtenue par:

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } s_i > 0 \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.31).$$

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des méthodes traditionnelles de prétraitement de visage comme l'égalisation d'histogramme, correction gamma. Ainsi les méthodes de normalisation de l'éclairage comme ; self-quotient image et la transformation logarithmique, multi-scale retinex et la méthode Weber face. Dont les résultats nous verrons ensuite dans le prochain chapitre. Nous avons aussi bien détaillé les méthodes de textures locales dont les quelle avoir une bonne robustesse pour les variations d'aspect locale telle que : LBP, LPQ, MB-LPQ et BSIF.

Chapitre V

Méthodologie

Et

Conception

V.1 Introduction

La reconnaissance de visage dans des conditions d'éclairage variant est une tâche difficile bien que de nombreuses techniques aient été proposées pour résoudre ce problème, aucune d'entre elles nous pouvons atteindre des performances élevées sous différentes variations d'éclairage.

Dans ce chapitre nous proposons trois techniques de traitement d'éclairage dans une image étroitement liées pour traiter différentes variations d'éclairage ; la technique WF combiner avec le local descripteur binaire pattern LBP (1/8), WF combiner avec le descripteur local LBP (2/8) et WF combiner avec les deux descripteurs.

Nous examinerons attentivement ses résultats sur les deux bases de données ; Yale B et Extended Yale B, et verrons quels sont les effets obtenus pour améliorer la reconnaissance de visage sous l'illumination variante.

V.2 Méthode D'illumination Proposée

Nous avons vu dans le chapitre précédent la méthode de weber face en détail. Dans ce présent chapitre nous aurons testé sa robustesse lorsqu'elle combine avec le descripteur LBP. Au début, nous allons traiter l'image par la technique de weber face ensuite on va la partitionner en sous blocs de pixels ensuite on applique sur chaque bloc le descripteur LBP (1/8) puis LBP (2/8). Chaque descripteur après la concaténation nous donne un histogramme finale on va concaténer les deux histogrammes résultants, et ça nous offre un autre histogramme r, le classificateur (kppv) va classer ce dernier avec la distance chi-square, Cette combinaison a pour but d'éliminer le bruit du à la lumière et extraire le plus grand nombre possible des caractéristiques pour différencier les visages et faire la reconnaissance.

La figure (V.1) montre les différentes étapes de la méthode proposée.

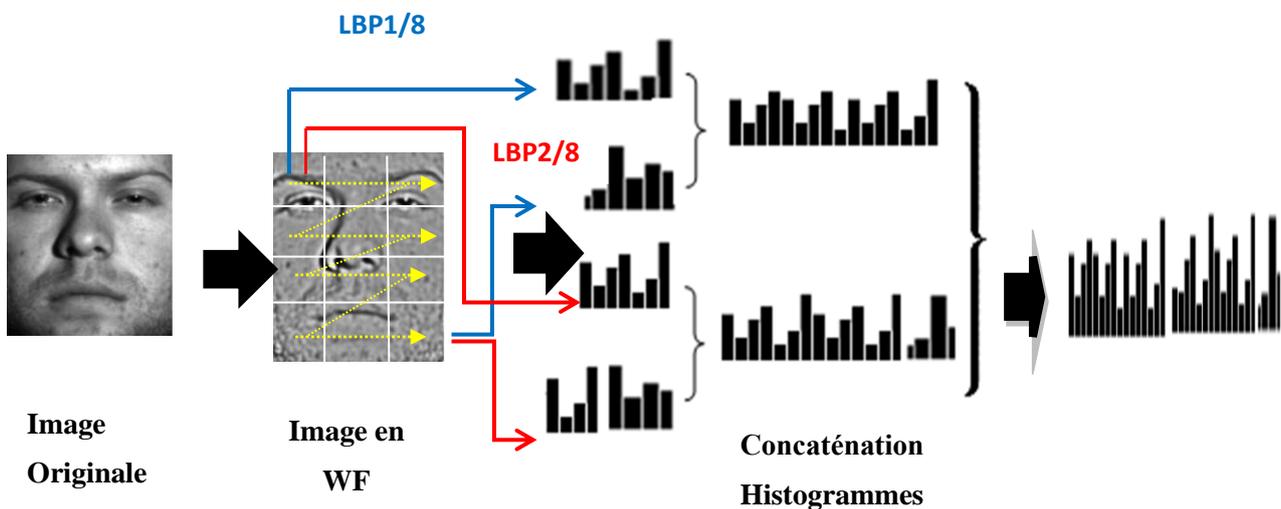


Figure (V.1) : Méthode proposé

V.3 Paramètres De Weber Face

Nous avons suivi la définition de l'excitation différentielle de WLD (Weber local descriptor) pour calculer le ratio image qui est illustré à la figure (V.2). La réponse de pixel actuel dans l'image de sortie pourrait être exprimée comme suit :

$$\varepsilon(x) = \arctan \left(\alpha \sum_{i=0}^{p-1} \frac{x_c - x_i}{x_c} \right) \quad (5.1)$$

Où la fonction arc tangente est utilisée pour empêcher la sortie d'être trop grande et pourrait ainsi partiellement supprimer l'effet secondaire du bruit, x_c désigne le pixel central et $x_i = (1, 2, \dots, p-1)$ sont les pixels voisins, p est le nombre des voisins ($p=8$), α est un

paramètre pour ajuster (grossir ou rétrécir) la différence d'intensité entre les pixels voisins [21]. Il y a un autre paramètre qui est la valeur σ elle désigne la déviation standard de la distribution de filtre gaussien sa valeur sert à éliminer le bruit dans les hautes fréquences :

$$g_c(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}} \quad (5.2)$$

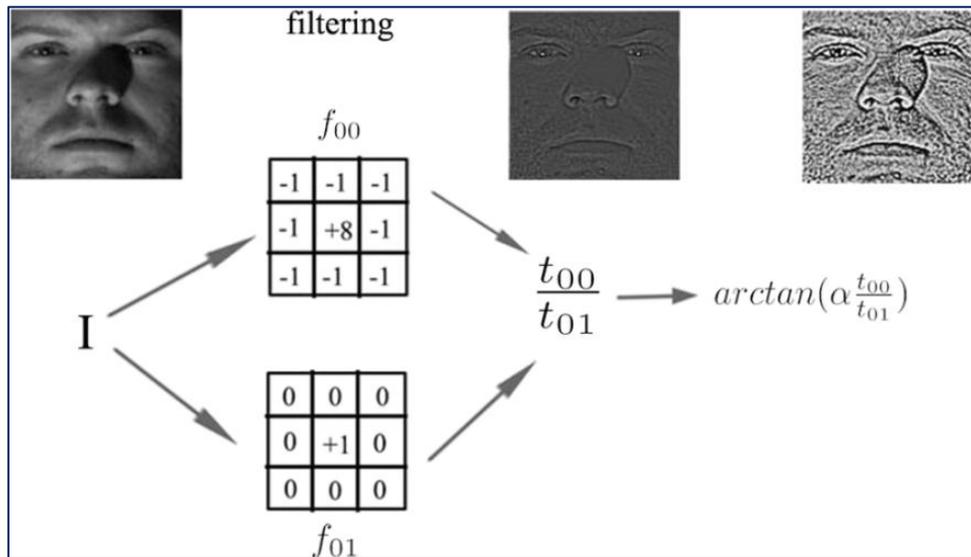


Figure (V.2): Illustration de WLD

V.4 Ajustement d'Alpha

Dans cette expérience on cherche le meilleur taux de reconnaissance quelle peut fournir α sur la base Extended Yale B avec le descripteur LBP (1/8 et 2/8) et on fixe la valeur de $\sigma = 1$.

Selon la figure (V.3) la valeur de $\alpha = 4$ marque le meilleur taux de reconnaissance. Alors nous allons garder cette valeur tout au long des prochaines expériences.

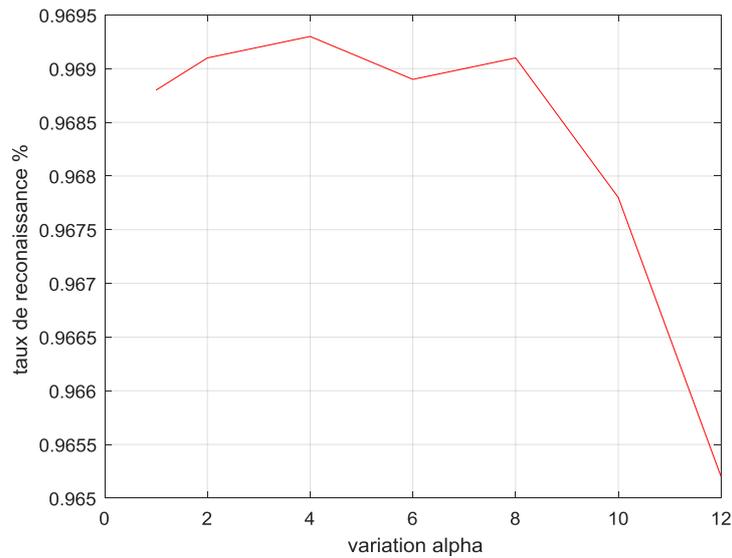


Figure (V.3) : Ajustement d'alpha

V.5 Ajustement De Sigma

Dans cette expérience on cherche le meilleur taux de reconnaissance quelle peut fournir σ avec la méthode proposé.

La valeur $\sigma = 1.7$ marque le meilleur taux de reconnaissance comme montre la figure (V.4). On va garder cette valeur dans toutes nos expériences.

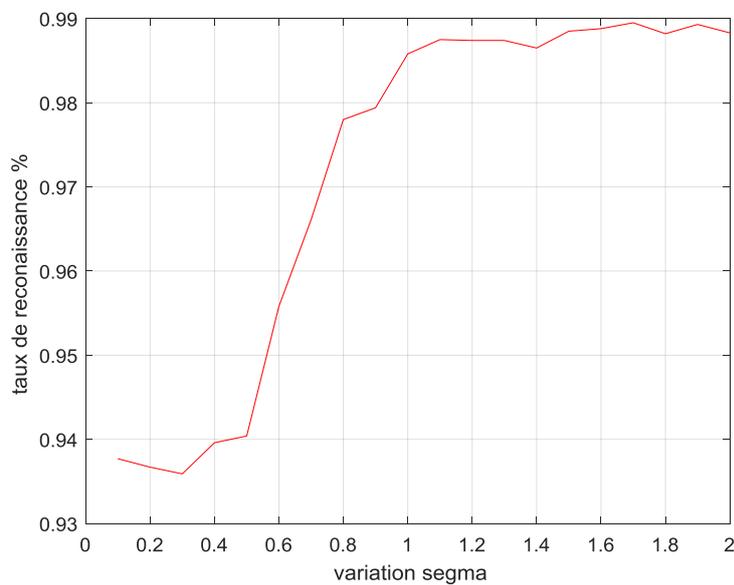


Figure (V.4) : Ajustement de sigma

Dans les prochaines sections, les expériences sont menées sur deux bases de données de visage disponibles au publique avec des grande variations d'éclairément, à savoir :

- La base **Yale B** [22]
- La base **Extended Yale B** [22].

Pour illustrer l'efficacité de notre technique nous allons également comparer nos résultats avec plusieurs méthodes d'état de l'art : LBP [10,23], BLCP[23], WF [21], GWF [22], wGWF [22], LTP [23], GF[24], AWOGBP[25], TT[23] et DWLNN-face [26]

L'approche proposée est implémenté sous Matlab avec le Protocol d'évaluation définie dans les méthodes de comparaison.

V.6 La base de donnés Yale B

La base de données Yale B contient 10 personnes, pour chaque personne 9 poses sont prises sous 64 différents conditions d'illumination. Seulement les images frontales sont utilisées dans notre expérience. Donc, Il y a 640 images frontales qui ont divisées en cinq sous ensemble qui sont accordées suivant l'angle entre la direction de la source de la lumière et l'axe central de la caméra [22].

Sous-ensemble (1) ($0-12^\circ$, 70 images).



Sous-ensemble (2) ($13^\circ-25^\circ$, 120 images).



Sous-ensemble (3) ($26^\circ-50^\circ$, 120 images).



Sous-ensemble (4) ($51^\circ-77^\circ$, 140 images).



Sous-ensemble (5) ($> 78^\circ$, 190 images).



Figure (V.5) : Les sous ensemble de la base Yale B

V.7 Résultats En Yale B

Nous allons utiliser l'image frontale avec la condition de lumière la plus neutre ('A +00E+00') comme une image galerie (référence) dans cette expérience. Les sous-ensembles (l'ensemble 1 jusqu'à l'ensemble 5) sont utilisées comme des images test. Toutes les images sont correctement alignées, recadrées et redimensionné à 100 x100.

| Méthodes | Année | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | AVG |
|-----------------|----------------------|-----|-------|-------|-------|-------|--------------|
| GF [25, 27] | 2009 | 100 | 100 | 99.17 | 92.86 | 86.84 | 94.29 |
| TT [24, 27] | 2010 | 100 | 99.17 | 98.33 | 96.43 | 96.32 | 97.62 |
| WF [21, 27] | 2011 | 100 | 100 | 100 | 95.71 | 94.74 | 97.47 |
| DWLNN-face [27] | 2016 | 100 | 100 | 100 | 96.43 | 96.84 | 98.10 |
| GWLNN-face [27] | 2016 | 100 | 100 | 100 | 98.57 | 97.37 | 98.37 |
| | WF+LBP1/8 | 100 | 100 | 100 | 97.86 | 100 | 99.57 |
| MP | WF+LBP2/8 | 100 | 100 | 100 | 97.14 | 100 | 99.43 |
| | WF+LBP1/8+2/8 | 100 | 100 | 100 | 97.86 | 100 | 99.57 |

Tableau (V.1) : Taux de reconnaissance en pourcent de Yale B (100x100) **MP** : Méthode Proposé

Le tableau (5.1) montre les taux de reconnaissance des différentes méthodes ; GF, TT, WF, DWLNN-face, GWLNN-face avec la méthode proposé. Les meilleurs taux de reconnaissance sont obtenus par nos méthodes dans tous les sous-ensembles. La méthode WF+LBP (1/8+2/8) améliore le taux de reconnaissance avec 1,2%, 1,47%, 1,95%, 2,1% et 5% par rapport aux cinq premières méthodes.

V.8 La Base De Donnés Extended Yale B

La base de donnés Extended Yale B est une version étendue de la base Yale B, elle contient 38 personnes avec 9 poses et sous 64 conditions d'éclairages, on élimine les images males éclairer. La division de la base de données est similaire de Yale B [22].

V.9 Résultats En Extended Yale B

Pour voire l'efficacité de notre méthode proposée, nous allons la réévaluer sur la base de données extended Yale B avec les mêmes paramètres utilisés dans l'expérience de la base Yale B. Les images utilisées sont redimensionnées de taille 120x120 et 64x64 respectivement pour pouvoir comparer nos résultats avec d'autres méthodes récentes.

| Méthodes | Année | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | AVG |
|----------------------------|-------|-----|-----|-------|-------|-------|--------------|
| LBP [10, 23] | 2017 | 100 | 100 | 96.6 | 61.1 | 34.9 | 78.6 |
| BLCP [23] | 2017 | 100 | 100 | 99.9 | 95.6 | 96.2 | 98.3 |
| WF [21,23] | 2011 | 100 | 100 | 99.7 | 96.3 | 90.0 | 97.2 |
| GWF [23] | 2014 | 100 | 100 | 99.7 | 97.1 | 92.8 | 97.9 |
| wGWF [23] | 2014 | 100 | 100 | 100 | 97.5 | 95.6 | 98.6 |
| WF+LBP1/8 | | 100 | 100 | 99.12 | 56.58 | 95.38 | 98.22 |
| <u>MP</u> WF+LBP2/8 | | 100 | 100 | 98.02 | 98.29 | 96.92 | 98.65 |
| WF+LBP1/8+2/8 | | 100 | 100 | 99.12 | 98.29 | 97.34 | 98.95 |

Tableau (V.2) : Taux moyen de reconnaissance en pourcent d'Extended Yale B (120x120)

| Méthodes | Année | S1 | S2 | S3 | S4 | S5 | AVG |
|----------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| LTP [24, 26] | 2010 | 98.24 | 99.12 | 87.93 | 82.70 | 73.26 | 88.25 |
| GF [25, 26] | 2009 | 99.12 | 99.12 | 84.87 | 70.87 | 73.27 | 85.45 |
| WF [21, 26] | 2011 | 99.56 | 99.34 | 90.57 | 85.15 | 81.16 | 91.15 |
| AWOGBP[26] | 2016 | 100 | 99.34 | 94.96 | 90.04 | 83.93 | 93.65 |
| WF+1/8 | | 100 | 100 | 97.80 | 83.27 | 84.31 | 93.08 |
| <u>MP</u> WF+LBP2/8 | | 99.11 | 100 | 95.16 | 81.18 | 87.39 | 92.57 |
| WF+LBP1/8+2/8 | | 100 | 100 | 96.92 | 86.50 | 90.48 | 94.78 |

Tableau (V.3) : Taux moyen de reconnaissance en pourcent d'Extended Yale B (64x64)

Les deux tableaux résument les taux de reconnaissance obtenus. Noter que dans les deux tableaux notre méthode marque le plus haut taux. Lorsqu'on combine le WF avec les deux descripteurs LBP (1/8) et LBP (2/8). Par contre avec un seul descripteur le résultat reste modeste.

V.10 Conclusion

Nous présentons une méthode invariante par illumination pour la reconnaissance de visage qui s'inspire des propriétés de Weber face. Elle utilise le prétraitement de l'éclairage et l'extraction de caractéristiques invariants de l'éclairage avec le descripteur LBP (1/8 et 2/8) pour obtenir différentes informations de l'image du visage. Notre méthode améliore considérablement le taux de reconnaissance par rapport aux plusieurs méthodes de reconnaissance de visage existante sur un seul échantillon sous un éclairage variable.

Conclusion Générale

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

Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage dans des conditions d'éclairage mauvaise en utilisant deux méthode parmi les méthodes les plus utilisées dans ce domaine. La premier technique est «Weber- face» qui se base sur la réflectance de lambartien, cette technique prouve leurs efficacité dans la désinformation à la lumière par l'élimination des bruits des hautes fréquence de l'illuminance.

Une seconde technique utilisée est le descripteur local binaire LBP, c'est une méthode mathématique dont son but consiste à ajuster les textures d'une image. Par le calcul de code LBP.

Dans le présent travail on traite l'image par le WF après on calcule le code LBP 1/8 pour tous les pixels d'image ensuite on va compter et concaténer les histogrammes de cette image LBP pour former un vecteur de caractéristiques de même pour le LBP 2/8, ensuite la concaténation des deux vecteurs caractéristiques résultants. Enfin on fait la classification avec le kppv.

En résumé, dans cette expérience qu'elle nous apporte des taux très élever est remarquable lors de la comparaison avec des nouvelles techniques qui sont faites dans des grands laboratoires de recherches qu'elle améliore considérablement la reconnaissance des visages sur un seul échantillon sous un éclairage variable. Alors nous présentons une forte méthode invariante par illumination pour la reconnaissance de visage à échantillons unique, qui s'inspire des propriétés de Weber face et la réflectance de l'ambertien pour une représentation du visage plus efficace et plus stable et ça nous donne une vue sur les futurs travaux qui seront à propos de cette méthode mais avec d'autres descripteurs comme LPQ ou BSIF.

Bibliographies

- [1] **Benfariha Sara, Hamel Asma**, « Segmentation D'image Par Coopération Région-Contour », Mémoire Master. Université Kasdi Merbah Ourgla, 2016.
- [2] **M Sandeli**, « traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images », Mémoire magister. Université Constantine 2014.
- [3] **Bechairia Nadjoua, Selmioui Hanen**, « Classification Supervisé Par Réseaux De Neurone Artificielles », Mémoire Ingénierie. Université 8 Mai 45 Guelma, 2006.
- [4] **M .T.Chikh** ,« amélioration des images par un modèle de réseau de neurones ,comparaison avec les filtres de base », Mémoire Master, Université abou-bakrbelkaid Tlemcen.2011.
- [5] **Amirouche Radia**, « Une Combinaison De Classificateurs Pour La Reconnaissance Des Visages Humains », Mémoire Magister. Université Badji Mokhtar Annaba,2006.
- [6] **Ahmed Chaari**, « Reconnaissance De Visage Par Réseau D'ondelette De Gabor », Thèse. Université Lille 1 Tunisie, 2009.
- [7] **Talib Hichem Betaouaf**, « Caractérisation De La Rétine Pour La Reconnaissance Biométrique Des Personnes », Mémoire Magister. Université Aboubakr Belkaïd Tlemcen, 2011.
- [8] **BettaharAbdessettar, SaberFathi**, « Extraction Des Caractéristiques Pour L'analyse Biométrique D'un Visage », Mémoire Master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2014.
- [9] **Souheila Benkhaira**, « Systèmes Multi Modaux Pour L'identification Et L'authentification Biométrique », Mémoire Magister. Université Skikda, 2010.
- [10] **Zitouni Sif Eddine, Saci Abdelmoumen**, « Authentification Et Identification Biométrique Des Personnes Par Les Empreintes Palmaire » Mémoire Master, Université Kasdi Merbah OUARGLA-2016.
- [11] **Benchennane Ibtissam**, « Etude Et Mise Au Point D'un Procédé Biométrique Multimodale Pour La Reconnaissance Des Individus » Thèse. Université Mohamed Boudiaf Oran, 2016.
- [12] **Hafs Toufik** «Reconnaissance Biométrique Multimodale Basé Sur La Fusion En Score De Deux Modalités Biométriques ; L'empreinte Digitale Et La Signature Manuscrite Cursive En Ligne », Thèse, Université Badji Mokhtar-ANNABA-2016.
- [13] **Yeihya Kabbara**,« Caractérisation Des Images A Rayon-X De La Main Par Des Modèles Mathématiques : Application A La Biométrie », Thèse, Université Libanaise Paris-Est ,2015.
- [14] **Abdelmalik Ouamane**, « Reconnaissance Biométrique Par Fusion Multimodale Du Visage 2D Et 3D » Thèse, Université Mohamed Khider Biskra, 2015.
- [15] **Pierre Buysens**, « Fusion De Différents Modes De Captures Pour Reconnaissance Du Visage Appliquée Aux E_ Transaction » Thèse. Université De Caen Basse Normandie, 2011.
- [16] **Kheffif Bouchra**, « Mise au point d'une application de reconnaissance faciale », Mémoire Master, Université Abou Bakr Belkaid – Tlemcen, 2012.
- [17] **Ouamane Hanane**, « Identification De Reconnaissance Faciale Avec Des Expressions », Mémoire Master. Université Mohamed Khider Biskra, 2012.

[18] **Souhila Guerfi**, «Authentification D'individus Par Reconnaissance De Caractéristiques Biométriques Liées Aux Visages 2D/3D. Traitement Du Signal Et De L'image ». Université d'Evry-Val d'Essonne, France, 2008.

[19] **Anouar Mellakh**, « Reconnaissance des visages en conditions dégradées »,Thèse, Université d'Evry-Val d'Essonne.2009.

[20] **Vishwanatha H M,Srinivamurthy T.R** , « Illumination Normalization for Face recognition », Ramaiah Institute of Technology, Banglore, 560 007,India,2012.

[21] **B.Wang, W.Li, W. Yang, Q. Liao, et al**, « Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition », IEEE signal process. Lett.18 (2011) 462-465

[22] **Georghiades, A.S., Belhumeur, P.N., Kriegman**, « From Few to many: Illumination conemodels for face recognition under variable lighting and pose »',IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2001, 23, (6), pp. 643–660

[23] **Yong.Wu, Yinyan.Jiang, et al**, « Generalized Weber-face for illumination-robust face recognition », Elsevier B.V.

<http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2014.01.006>.

[24] **X. Tan, B. Triggs**, « Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting Conditions », IEEE Transactions on Image Processing 19 (2010) 1635-1650.

[25] **T.Zhang, Y. Y. Tang, B. Fang, et al**, « Face recognition under varying illumination using gradient faces », IEEE Transactions on Image Processing , 18 (2009) 2599-2606.

[26] **Yang. Hui-xian, Cai .Yong-yong**, « Adaptively weighted orthogonal gradient binary pattern for single sample face recognition under varying illumination »IET Biom., 2016, Vol. 5, Iss. 2, pp. 76–82.

[27] **Changhui Hu, Xiaobo Lu, et al**, « Singular value decomposition and local near neighbors for face recognition under varying illumination», Pattern Recognition.

<http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2016.10.029>