

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
Ministère de l'enseignement supérieur et de La recherche scientifique



**Université Akli Mohand Oulhadj de Bouira**

**Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées**

**Département de Génie électrique**



## **Mémoire**

### **MASTER ACADEMIQUE**

*Domaine* : Sciences et Techniques

*Filière* : Génie biomédical

*Spécialité* : Imagerie et Instrumentation Biomédicale

### **THÈME**

**Réalisation d'un Système de Reconnaissance  
Biométrique basé sur  
des Images 2D du Visage**

*Réalisé par :*

*DEBBI Youssouf*

*LAHOUARI Hamza*

*Soutenu publiquement le : 24 / 09 / 2017*

*Devant le jury composé de :*

M. MOUDACHE	Said	M.A.A	Président	UAMO Bouira
M. BENZAOUI	Amir	M.C.B	Encadreur	UAMO Bouira
M. CHALBI	Salim	M.C.B	Examineur	UAMO Bouira
M. DIB	Riad	M.A.A	Examineur	UAMO Bouira

**Année Universitaire : 2016 /2017**

# *Remerciement*

*En tout premier lieu, nous remercions du plus profond de nos cœurs ALLAH de nous avoir éclairés vers le bon chemin. Nous tenons à remercier nos familles pour leurs apports affectifs et leurs sacrifices. Nous remercions aussi notre encadreur monsieur **Amir BENZAOUI** pour sa patience tout au long de ce travail, qui a consacré leur temps à suivre de près l'évolution de ce projet, à orienter les différentes étapes et à pallier toutes les difficultés auxquelles nous avons eu pendant la réalisation de ce travail.*


*Nous tenons à remercier Mr **Said MOUDACHE**, Merci beaucoup pour votre encouragement durant notre parcours.*


*Nous remercions également le Président et les membres du Jury qui nous font l'honneur d'accepter de juger notre travail. Sans oublier bien entendu tous les enseignants qui ont contribué par leurs savoirs et leurs encouragements au long de notre parcours.*


# *Dédicaces*


*Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu,*

*C'est ainsi que je dédie ce travail à :*

 *A ma mère pour sa tendresse, sa patience et  
encouragement avec toute mon affection*

 *A mes très chers frères et mes chères sœurs pour  
leurs conseils.*

 *A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes  
que j'ai connues, qui m'ont aidé, soutenu et  
encouragé.*

 *A tous les enseignants de la spécialité pour leurs  
soutiens. Avec lesquels j'ai beaucoup appris.*

*Hamza*



# *Dédicaces*

*Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu,*

*C'est ainsi que je dédie ce mémoire à :*

- © A toute ma famille, mes sœurs et mes frères pour leurs encouragements, et leurs conseils.*
- © A ma future femme D.DOUAIDI "incha allah" pour sa tendresse, sa patience et encouragement.*
- © A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues, qui m'ont aidé, soutenu et encouragé.*
- © A tous les enseignants de la spécialité pour leurs soutiens. Avec lesquels j'ai beaucoup appris.*

YOUSSOUF

---

# Table des matières

---

<b>Table des matières</b> .....	<b>i</b>
<b>Liste des figures</b> .....	<b>v</b>
<b>Liste des tableaux</b> .....	<b>viii</b>
<b>Abréviation</b> .....	<b>x</b>
<b>Introduction générale</b> .....	<b>1</b>

---

## **chapitre I : Introduction à la Biométrie et aux Systèmes Biométriques**

---

I.1 Introduction .....	3
I.2 La biométrie .....	3
I.3 Modalités biométriques et comparaison .....	4
I.3.1 Modalites biologiques .....	4
I.3.2 Modalités Comportementales .....	4
I.3.3 Modalites Morphologiques .....	4
I.4 Caractéristiques biométriques .....	5
I.5 Système biométriques .....	7
I.5.1 Enrôlement .....	7
I.5.2 Vérification .....	7
I.5.3 Identification .....	8
I.6 Architecteur d'un système biométrique .....	9
I.6.1 Module de capture .....	9
I.6.2 Le module de traitement du signal .....	9
I.6.3 Module de stockage .....	9
I.6.4 Module de similarité .....	9
I.6.5 Module de décision .....	10
I.7 Évaluation de performance des systèmes biométriques .....	10
I.7.1 Evaluation de l'identification .....	10

I.7.2	Evaluation de la vérification _ .....	12
I.8	Applications des systèmes biométriques _ .....	13
I.8.1	Applications commerciales _ .....	13
I.8.2	Applications gouvernementales _ .....	13
I.8.3	Applications légales _ .....	13
I.9	Avantages et inconvénients des systèmes biométriques _ .....	14
I.9.1	Forme de la main _ .....	14
I.9.2	L'iris _ .....	14
I.9.3	Les empreintes digitales _ .....	15
I.9.4	La voix _ .....	16
I.9.5	Le visage _ .....	16
I.10	Principales difficultés de la reconnaissance du visage _ .....	17
I.10.1	Changement d'illumination (éclairage)_ .....	18
I.10.2	Variation de pose _ .....	18
I.10.3	Expression faciale _ .....	18
I.10.4	Présence ou absence des composantes structurelles _ .....	19
I.10.5	Les vrais jumeaux _ .....	19
I.10.6	Le vieillissement_ .....	20
I.11	Motivation: Pourquoi nous avons choisi d'étudier la reconnaissance faciale parmi les autres modalités biométriques _ .....	20
I.12	Conclusion _ .....	21

---

## **Chapitre II : Reconnaissance des Formes et La Reconnaissance faciale**

---

II.1	Introduction a la reconnaissance de forme _ .....	22
II. 2	La reconnaissance des formes _ .....	22
II. 2.1	Les approches de reconnaissance de formes_ .....	22
II.2.2	Principe et formulation _ .....	23
II.2.3	Domaines d'application _ .....	23

II.2.3.1 Domaines industriels _ .....	24
II.2.3.2 Domaine médical _ .....	24
II.2.3.3 Domaine de la biométrie _ .....	24
II.3 processus d'un système de RF _ .....	24
II.3.1 Le monde physique (L'extérieur) _ .....	25
II.3.2 Acquisition des données (ou capture) _ .....	25
II.3.3 Prétraitement _ .....	26
II.3.4 Analyse (Extraction de caractéristiques). _ .....	26
II.3.4.1 Méthodes locales (ou géométriques) _ .....	27
II.3.4.2 Méthodes globales (ou statistiques). _ .....	27
II.3.4.3 Méthodes hybrides. _ .....	28
II.3.5 Apprentissage _ .....	31
II. 3.5.1 Apprentissage supervisé _ .....	31
II. 3.5.2 Apprentissage Non supervisé _ .....	31
II.3.6 La décision _ .....	32
II. 3.6.1 La classification _ .....	32
II. 3.6.2 Les distances _ .....	33
II. 3.6.3 K-les plus proches voisins (k-NN) _ .....	33
II.4 Conclusion _ .....	35

---

### **Chapitre III : Implémentation & Etude expérimentale**

---

III.1 Introduction _ .....	36
III.2 Système de reconnaissance de visages implémenté _ .....	36
III.2.1 Module de prétraitement _ .....	37
III.2.2 Module de la décomposition de l'image _ .....	37
III.2.2.1 LBP multi-blocs (MB-LBP) _ .....	37
III.2.2.2 LBP multi-échelle (ML-LBP) _ .....	38
III.2.3 Module d'extraction des caractéristiques _ .....	39

III.2.4	Classification et décision _	39
III.3	Bases d'images pour la reconnaissance de visages _	39
III.3.1	La base d'images ORL & Protocol d'évaluation _	39
III.3.1.1	Description de la base d'images ORL _	40
III.3.2	Protocol d'évaluation utilisé _	43
III.4	Expérimentations & Résultats _	44
III.4.1	Environnement du travail _	43
III.4.1.1	Environnement matériel _	44
III.4.1.2	Outils de développement Matlab R2011a _	44
III.4.2	Tests et résultats _	45
III.4.2.1	Test avec des paramètres par défauts _	45
III.4.2.2	Effet du prétraitement _	45
III.4.2.3	Effet des distances _	47
III.4.2.4	Effet de décomposition de l'image en plusieurs blocs _	47
III.4.2.5	du descripteur LBP utilisé _	48
III.4.2.6	Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance _	48
III.5	Présentation de l'application _	51
III.6	Conclusion _	57
	Conclusion générale et perspectives _	58
	Bibliographie _	60
	Annexe A _	66



---

# *Liste des figures*

---

---

## *Chapitre I : Introduction à la Biométrie et aux Systèmes Biométriques*

---

<b>Figure I.1:</b> Exemple de Quelques modalités biométriques par catégories.....	5
<b>Figure I.2:</b> Les différentes modes d'un système biométrique.....	9
<b>Figure I.3:</b> Architecture générique d'un système biométrique .....	10
<b>Figure I.4:</b> La courbe CMC.....	11
<b>Figure I.5:</b> Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques .....	12
<b>Figure I.6:</b> La Courbe DET .....	13
<b>Figure I.7:</b> géométrie de la main.....	14
<b>Figure I.8:</b> Iris de l'être humain.....	15
<b>Figure I.9:</b> Empreintes digitales.....	15
<b>Figure I.10:</b> Reconnaissance vocale.....	16
<b>Figure I.11:</b> Reconnaissance de visage .....	17
<b>Figure I.12:</b> Exemples de variation d'éclairage .....	18
<b>Figure I.13:</b> Exemples de variation pose. ....	18
<b>Figure I.14:</b> Exemples de variation d'expression .....	18
<b>Figure I.15:</b> Exemples de présence des composantes structurelles. ....	19
<b>Figure I.16:</b> Exemple des vrais jumeaux .....	19
<b>Figure I.17:</b> Exemples de vieillissement.....	20

---

## *Chapitre II : Reconnaissance des Formes et La Reconnaissance faciale*

---

<b>Figure II.1</b> : Exemple d'un espace de représentation des formes.....	23
<b>Figure II.2</b> : Les étapes principales d'une chaîne de reconnaissance des formes.....	25
<b>Figure II.3</b> : méthode base sur la Morphologie du visage et ses points caractéristiques.....	27
<b>Figure II.4</b> : Calcul de l'opérateur de modèles binaires locaux (LBP) d'origine appliqué sur une image. ....	30
<b>Figure II.5</b> : Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec des voisinages (P, R) différents. ....	31
<b>Figure II.6</b> : Point x à classer et ses k=11 plus proches voisins : 7 sont de la classe w1 et 4 de la classe w2. La classe majoritaire est w1 .....	34

---

## *Chapitre III : Implémentation & Etude expérimentale*

---

<b>Figure III.1</b> : Diagramme de notre système de reconnaissance biométrique de visage.....	37
<b>Figure III.2</b> : Exemple de décomposition d'image en blocs (5x4).....	38
<b>Figure III.3</b> : Exemple d'approche ML-LBP d'extraction de caractéristiques avec (n=3 niveaux):.....	38
<b>Figure III.4</b> : Base de données ORL.....	40
<b>Figure III.5</b> : L'acquisition se faite sous différents changements d'orientations du visage. ....	41
<b>Figure III.6</b> : Exemple de changements d'éclairage.....	41
<b>Figure III.7</b> : Exemples de changements d'échelle dus à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu .....	41

<b>Figure III.8:</b> Exemples de changements des expressions faciales (sourire, grimace,...) .....	41
<b>Figure III.9:</b> Exemple de port des lunettes. ....	42
<b>Figure III.10:</b> Exemples de changements de coiffure et de port de barbe.....	42
<b>Figure III.11:</b> Exemple d'individus de différents âges, races, et sexe.....	42
<b>Figure III.12 :</b> Application du filtre médian sur une image du visage .....	45
<b>Figure III.13:</b> Exemple d'égalisation d'histogramme.....	46
<b>Figure III.14 :</b> Exemple d'une image ajustée .....	46
<b>Figure III.15 :</b> Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance .....	49
<b>Figure III.16 :</b> Fenêtre d'accueil de l'application .....	51
<b>Figure III.17 :</b> chargement d'images. ....	52
<b>Figure III.18 :</b> Filtrage médian et ajustement d'une image .....	52
<b>Figure III.19:</b> Egalisation d'histogramme. ....	53
<b>Figure III.20 :</b> L'extraction des caractéristiques. ....	53
<b>Figure III.21:</b> Fenêtre d'accueil pour le calcul du taux de reconnaissance .....	54
<b>Figure III.22:</b> Calcul du taux de reconnaissance avec les paramètres suivants (5 image de chaque dossier pour l'apprentissage et 5 pour le test).....	54
<b>Figure III.23:</b> Calcul du taux de reconnaissance avec les paramètres suivants (2 image de chaque dossier pour l'apprentissage et 8 pour le test).....	55
<b>Figure III.24:</b> Fenêtre qui illustre le module de l'identification. ....	55
<b>Figure III.25 :</b> Sélection de l'image à identifier. ....	56
<b>Figure III.26:</b> Cas d'une personne bien identifiée.....	56
<b>Figure III.27:</b> Cas d'une personne mal identifiée.....	57

---

# *Liste des tableaux*

---

---

## *Chapitre I : Introduction à la Biométrie et aux Systèmes Biométriques*

---

**Tableau I.1** : Comparaison de quelques modalités biométriques. Pour la performance, Le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux de la reconnaissance .....6

**Tableau I. 2** : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007 .....21

---

## *Chapitre II : Reconnaissance des Formes et La Reconnaissance faciale*

---

**Tableau II.1** : Comparaison entre deux méthodes, l'une basée sur des caractéristiques locales et l'autre sur des caractéristiques globales.....28

---

## *Chapitre III : Implémentation & Etude expérimentale*

---

**Tableau III.1** : Résultats d'identifications en utilisant les paramètres par défauts (Aucun prétraitement, LBP(8,1), et distance euclidienne). .....45

**Tableau III.2** : Résultats après avoir appliqué un prétraitement sur les images .....47

**Tableau III.3**: Résultats montrant l'effet des distances sur taux de reconnaissance .....47

**Tableau III.4**: Effet de la décomposition de l'image en plusieurs blocs.....48

**Tableau III.5**: L'effet du descripteur LBP utilisé.....48

**Tableau III.6**: Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance .....49

**Tableau III.7**: Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour l'apprentissage et les cinq dernières pour le test. ....50

<b>Tableau III.8:</b> Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour le test et les dernières pour l'apprentissage .....	50
<b>Tableau III.9:</b> Images pairs en apprentissage et les images impairs pour le test. ....	50
<b>Tableau III.10:</b> Images pairs le test et images impairs pour l'apprentissage .....	50

---

## Abréviation

---

**ADN** : Acide Désoxyribo Nucléique

**CMC**: Cumulative Match Curve

**DET** : Detection Error trade-off

**EER**: Equal Error Rate

**FAR**: False Acceptance Rate

**FRR**: False Rejection Rate

**LBP** :Local Binary Pattern

**EBGM** : Elastic Bunch Graph Matching

**K-NN** : Nearest Neighbors

**MB-LBP**: multi block Local Binary Pattern

**ML-LBP**: multi levle Local Binary Pattern

**PCA**: Principal Component Analysis

**LPQ**: Local Phase Quantization

**PIN**: Personal Identification Number

**ORL** : Olivetti Research Laboratory

# Introduction générale

# Introduction générale

---

## Introduction générale

---

Avec le développement technologique et culturel permanent de la société mondiale, le besoin de se protéger a atteint une étape critique en vu de l'augmentation des méthodes de fraude et d'escroquerie. La sécurité des individus est devenue un souci majeur. En effet, les différentes techniques classiques de sécurité, à savoir: les pièces d'identité, les mots de passe, les codes PIN, ..., s'avèrent inefficaces ; qui peuvent être perdus, devinés, voire volés. Pour pallier à ces différents problèmes d'inefficacité et de non sécurité, l'homme a fait référence à une nouvelle technologie d'identification qui ne cesse de se croître depuis qu'elle a fait son apparition au début du précédent siècle, il s'agit de la **biométrie**, ou système d'identification biométriques.

La biométrie est une science qui s'est développée depuis le début du 20<sup>ème</sup> siècle. Elle se base sur les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu pour pourvoir l'identifier [1]. La première utilisation de cette technique était au début pour l'identification des criminels. La modalité qui a été mise en œuvre en premier, c'est bien l'empreinte digitale qui s'est diffusée auprès des services de police. Par la suite, les autres modalités (voix, visage, iris, forme de la main etc.) ont été mises en évidence. Cette technologie est actuellement envisagée pour un très grand nombre d'autres applications.

L'avantage principal de cette technique est que ces caractéristiques sont propres à chaque individu et ne souffrent donc pas des faiblesses des méthodes citées précédemment. Ainsi, elles sont plus fiables et sécurisées pour la reconnaissance des personnes, vis à vis les méthodes traditionnelles.

Si autrefois, cette technologie était surtout utilisée dans les services de sécurité notamment la police, aujourd'hui un individu a besoin d'être identifié dans une multitude d'endroits essentiellement ceux dont la sécurité est nécessaire (accéder à un aéroport, entrer dans des endroits militaires, entrer à son lieu de travail, pour retirer de l'argent à un distributeur,...etc.). Pour cela, différentes techniques d'authentications basées sur les caractéristiques physiques de l'utilisateur ont été développées, ceci a donné lieu à la naissance de plusieurs produits que l'on peut trouver sur le marché.

Dans notre projet, nous allons réaliser un système d'identification biométrique qui utilise l'une des techniques ou modalités biométriques citées précédemment. Il s'agit d'un système de reconnaissance faciale basé sur des images 2D du visage.



# Introduction générale

---

Grâce à sa simplicité, efficacité, voire même son acceptabilité sociale, ce système est considéré comme l'un des techniques d'identification des personnes les plus répandus dans le monde entier. L'objectif de notre travail consiste à augmenter le taux de reconnaissance ou bien le taux d'identification dans les cas non contrôlés, à savoir : les changements de pose, variations d'éclairage, les expressions faciales, les occultations partielles, etc.

Pour automatiser cette reconnaissance et augmenter le taux d'identification, nous avons choisi une méthode récente et très performante pour la reconnaissance de visages. Cette approche est intitulée motif binaire local (LBP : Local Binary Pattern, en anglais). Les raisons poussant à utiliser la méthode LBP sont dues à sa grande performance dans la reconnaissance de visages, l'efficacité et la simplicité du calcul, et il est bien adapté aux tâches exigeantes d'analyse d'image [2,3].

Dans le premier chapitre, nous présenterons des notions générales sur la biométrie et les systèmes biométriques. Dans le second, nous définirons le concept de la reconnaissance des formes en exposant son processus de fonctionnement et nous mettrons en évidence ses applications dans la biométrie tout en se focalisant sur notre système de reconnaissance de visages. Le dernier chapitre sera divisé en deux parties :

- La première partie est consacrée pour la présentation des différentes composantes et modules du système de reconnaissance faciale réalisé, ainsi que le Protocol expérimental suivi.
- La deuxième partie de ce chapitre portera les différents tests et résultats obtenus après l'évaluation de notre système. Ainsi que la modélisation de l'application sur le logiciel Matlab.

A la fin nous terminerons avec une conclusion et perspectives liées au travail effectué.

# Chapitre I

## Introduction à la Biométrie et aux Systèmes Biométriques

# Chapitre I: Introduction à la Biométrie et aux Systèmes Biométriques

## Biométriques

### I.1 Introduction

Depuis quelques dizaines d'années, l'explosion de l'informatique et des réseaux de communication a fait augmenter significativement le besoin d'identification des individus. Traditionnellement, il existe deux méthodes usuelles d'authentification. La première méthode est basée sur ce que l'on sait (code PIN, mot de passe, etc.), tandis que la seconde est basée sur une possession (badge, carte d'identité, carte à puce, etc.).

Cependant, ces méthodes posent de gros problèmes de fiabilité. Chacune d'elles souffre de faiblesses qui peuvent dégrader considérablement leur utilité. En effet, les mots de passes peuvent être oubliés ou bien décryptés via des logiciels spécifiques, et les badges peuvent être perdus voire volés. Depuis les récents attentats terroristes et les menaces qui pèsent sur de nombreux pays, une identification fiable des personnes est devenue un problème majeur pour des raisons de sécurité. La biométrie est une solution émergente permettant de pallier ce problème. Elle a pour objectif de déterminer une identité de manière irréfutable. Contrairement à ce que l'on sait ou ce que l'on possède, la biométrie est basée sur ce que l'on est, et permet aussi d'éviter la duplication, le vol, l'oubli ou la perte [4].

Dans ce chapitre, nous allons entamer notre travail par la présentation de la biométrie de manière générale, les systèmes biométriques, les différentes technologies utilisées dans ces systèmes ainsi que les diverses applications qui en découlent, en insistant plus particulièrement sur l'utilisation de la reconnaissance faciale comme méthode d'authentification avec une motivation justifiant notre choix.

### I.2 La biométrie

Le mot « biométrie » vient de mots grecs "bio" signifie la vie et "metrics " signifie mesurer. La biométrie est définie comme la science servant à vérifier ou déterminer l'identité d'un individu à partir de ses caractéristiques biologiques (salives, ADN, ARN, etc.), comportementales (façon de marcher, dynamique de frappe au clavier, signature électronique, voix, etc.) ou morphologiques (empreinte digitale, géométrie de la main / du doigt, rétine, iris, visage, etc.) [5, 6,7]. C'est une méthode scientifique utilisée pour identifier les individus avec certitude et pour contrôler l'accès aux zones sécurisées [8]. Elle permet donc l'identification

d'une personne sur la base de ses caractères physiologiques ou de ses traits comportementaux automatiquement reconnaissables et vérifiables. L'avantage de l'identification basée sur cette technique; c'est que chaque individu a ses propres caractéristiques physiques qui ne peuvent être ni changées, ni perdues, ni volées.

### **I.3 Modalités biométriques et comparaison**

Les modalités biométriques sont les caractéristiques biométriques avec lesquelles il est possible de vérifier l'identité d'un individu. **La figure I.1** illustre un exemple de quelques modalités biométriques. Ces modalités sont basées sur l'analyse de données liées à l'individu et sont généralement classées en trois catégories [9,10]: biologique, comportementale et morphologique.

#### **I.3.1 Modalités Biologiques**

Cette catégorie se base sur l'analyse de caractéristiques biologiques liées à l'individu (exemple: salive, ADN, etc.). En effet, la donnée biologique de chaque individu constitue une signature personnelle.

#### **I.3.2 Modalités Comportementales**

Cette catégorie s'appuie sur l'analyse du comportement d'un individu (exemple: manière de marcher, dynamique de frappe au clavier, voix, etc.).

#### **I.3.3 Modalités Morphologiques**

La biométrie morphologique se base sur des traits physiques particuliers qui sont, pour toutes personnes, permanents et uniques. Plusieurs modalités ont été employées pour extraire cette information comme le visage (2D et 3D), l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'iris, etc.

 <p><b>Empreinte digitale</b></p>  <p><b>Iris</b></p>  <p><b>Visage</b></p>	   <p><b>ADN</b></p>	 <p><b>Façon de marcher</b></p>  <p><b>Frappe au clavier</b></p>
<p><b>Modalités morphologiques</b></p>	<p><b>Modalités biologiques</b></p>	<p><b>Modalités comportementales</b></p>

**Figure I.1 :** Exemple de Quelques modalités biométriques par catégories.

#### I.4 Caractéristiques biométriques

Pratiquement, toute caractéristique morphologique ou comportementale peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle satisfait les propriétés suivantes [9]:

- **Universalité:** signifie que chaque individu à identifier doit posséder cette caractéristique.
- **Unicité:** signifie que l'information doit être dissimilaire que possible entre les différentes individus.
- **Permanence:** la modalité reste stable pendant toute la vie de la personne.
- **Collectabilité:** l'information doit être collectable et mesurable à l'aide d'un capteur approprié pour qu'elle soit utilisée dans les comparaisons.

- **Performance:** elle vise l'efficacité en vitesse d'exécution et la précision de la reconnaissance.
- **Acceptabilité:** signifie que:
  - o Les individus acceptent de présenter leurs traits biométriques au système.
  - o le système doit respecter certains critères (facilité d'acquisition, rapidité, etc.).

En effet, chaque modalité possède ces caractéristiques biométriques mais avec des propriétés et degrés différents. Le tableau 1.1 compare les principales modalités biométriques selon ces propriétés (universalité, unicité, permanence, Collectabilité, acceptabilité et performance).

**Tableau I.1 :** Comparaison de quelques modalités biométriques. Pour la performance, Le nombre d'étoiles est relié à la valeur du taux de la reconnaissance [6].

Information	Universalité	Unicité	Permanence	Collectabilité	Acceptabilité	Performance
ADN	Oui	Oui	Oui	Faible	Faible	*****
Sang	Oui	Non	Oui	Faible	Non	*
Dynamique de frappe	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Voix	Oui	Oui	Faible	Oui	Oui	****
Iris	Oui	Oui	Oui	Oui	Faible	*****
Visage	Oui	Non	Faible	Oui	Oui	****
Empreinte digitale	Oui	Oui	Oui	Oui	Moyenne	*****

Le **tableau I.1.** montre qu'aucune caractéristique n'est donc idéale. Chaque caractéristique peut être plus ou moins adaptée à des applications particulières. Par exemple, l'analyse basée sur l'ADN est l'une des techniques les plus performantes pour vérifier l'identité d'un individu ou de l'identifier. Néanmoins, elle ne peut pas être utilisée pour le contrôle d'accès logique ou physique pour des raisons de temps de calcul, ainsi que les personnes n'acceptent pas de donner un peu de leur sang pour faire une vérification.

Le choix de telle ou telle modalité biométrique dépend aussi de la culture locale des usagers. En **Asie**, les méthodes nécessitant un contact physique comme les empreintes digitales sont rejetées pour des raisons d'hygiène alors que les méthodes sans contact sont plus répandues et acceptées.

## **I.5 Systèmes biométriques**

Un système biométrique peut être défini comme un système de reconnaissance des formes qui utilise les données biométriques d'un individu [11,12]. L'objectif de ces systèmes est l'authentification des personnes en fonction de certaines caractéristiques physiques ou comportementales intrinsèquement uniques pour chaque individu [13]. Selon le contexte de l'application, les systèmes biométriques fonctionnent selon les trois modes suivants: l'enrôlement, la vérification d'identité et l'identification (**Figure I.2**) [6].

### **I.5.1 Enrôlement**

L'enrôlement est la première phase de tout système biométrique. Il a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Pendant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée en utilisant un capteur biométrique pour extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite, en utilisant un **algorithme d'extraction** bien défini, afin de réduire la quantité de données à stocker et pour faciliter la vérification et l'identification. Le modèle biométrique retenu, est finalement stocké dans une base de données.

### **I.5.2 Vérification**

La vérification d'identité consiste à contrôler si l'individu utilisant le système est bien la personne qu'il prétend d'être. Dans ce cas, le système compare l'information biométrique acquise avec le modèle biométrique correspondant stocké dans la base de données, c'est une comparaison "**un à un**". Dans ce mode, le système doit alors répondre à la question suivante: *«Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer ?»*. Le processus de vérification peut être formalisé comme suit :

$$f(C_U, M_U) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(C_U, M_U) \geq \tau \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec :

$f$ : La fonction de vérification.

$C_U$ : Le vecteur d'entrée définissant les caractéristiques biométriques de l'utilisateur  $U$  extraites par le système.

$M_U$ : Le modèle biométrique du vecteur d'entrée, stocké dans la base de données.

$S$ : La fonction de similarité définissant la correspondance entre les deux vecteurs biométriques.

$\tau$ : Le seuil de décision à partir duquel les deux vecteurs sont considérés comme identiques.

Le système retourne une valeur booléenne suite au calcul de la fonction  $f$ .

### I.5.3 Identification

Ce mode consiste à associer une identité à une personne inconnue à partir d'une base de données d'identités, c'est une comparaison "**un à N**". En d'autres termes, il répond à des questions du type: « *Qui suis-je ?* ». Le système peut alors attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondante au profil le plus proche retrouvé dans la base, ou rejeter l'individu. Le processus d'identification peut être formalisé comme suit :

$$f(C_U) = \begin{cases} I_k & \text{si } \max_{1 \leq k \leq N} S(C_U, M_k) \geq \tau \\ I_0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec :

$f$ : La fonction d'identification.

$C_U$ : Vecteur d'entrée qui définit les caractéristiques biométriques extraites par le système lorsqu'un utilisateur  $U$  se présente devant celui-ci, l'identification revient à déterminer l'identité de  $I_t$ ,  $t \in \{0, 1, \dots, N\}$  où  $I_1, \dots, I_N$  sont les identités des utilisateurs préalablement enrôlés dans le système,

$I_0$ : Indique une identité inconnue.

$M_k$ : Le modèle biométrique correspondant à l'identité  $I_k$ .

$S$ : La fonction de similarité.

$\tau$ : Le seuil de décision.



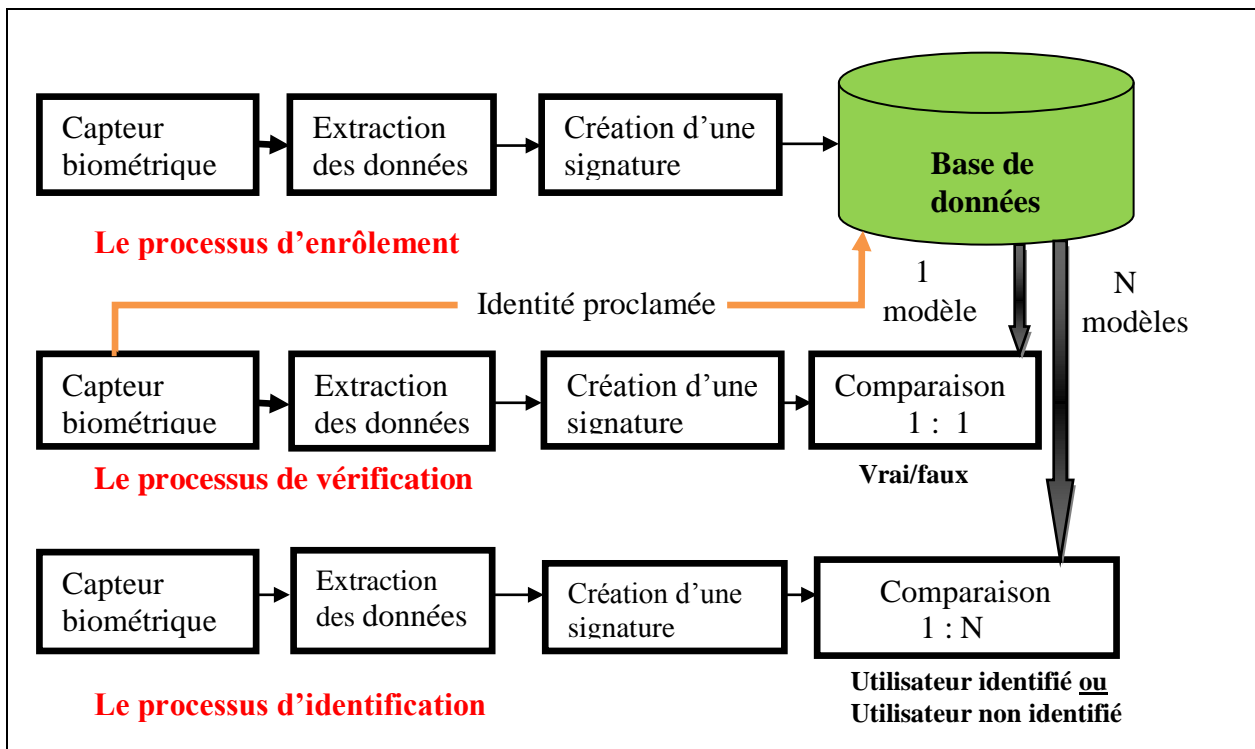


Figure I.2 : Les différents modes d'un système biométrique.

## I.6 Architecture d'un système biométrique

L'architecture d'un système biométrique contient généralement cinq modules comme illustrés dans la figure 1.3 [9]

**I.6.1 Module de capture:** responsable de l'acquisition des données biométriques d'un individu afin d'extraire une représentation numérique nécessaire pour l'enrôlement, la vérification ou l'identification. Cela peut être: un appareil photo, un lecteur d'empreintes digitales, une caméra de surveillance, un microphone etc.

**I.6.2 Le module de traitement du signal:** il permet de réduire la représentation numérique extraite afin de: (i) Optimiser la quantité de données à stocker lors de la phase d'enrôlement, et (ii) Faciliter le temps de traitement pendant la phase de vérification et l'identification. Ce module peut avoir un test de qualité pour contrôler les données biométriques acquises.

**I.6.3 Module de stockage:** il contient les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés dans le système.

**I.6.4 Module de similarité:** il compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similarité ou de divergence entre les deux vecteurs biométriques.

**I.6.5 Module de décision:** il détermine l'identité d'une personne basée sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le(s) modèle(s) stocké(s). Autrement dit, il détermine la suffisance de l'indice de similarité retourné pour l'identification de l'individu.

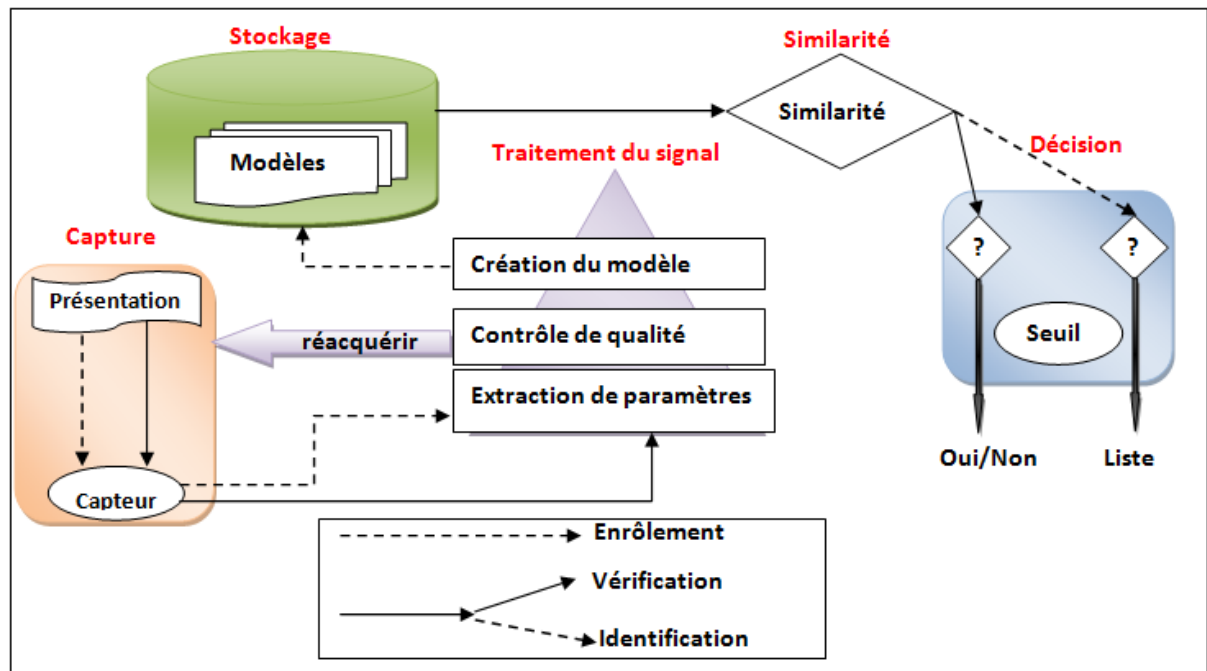


Figure I.3 : Architecture générale d'un système biométrique [9].

## I.7 Évaluation de performance des systèmes biométriques

La performance d'un système biométrique est un élément très important à prendre en compte dans le choix d'un tel système. Elle comprend de nombreux aspects, tels que : sa précision, son efficacité (vitesse d'exécution) et le volume de données qui doit être stocké pour chaque personne, le coût des matériels et des logiciels, la facilité d'usage pour les utilisateurs, etc. [14]

L'identification et la vérification sont des modes opératoires différents qui peuvent être évalués séparément.

### I.7.1 Évaluation de l'identification

Lorsqu'un système fonctionne en mode Identification, celui-ci peut faire deux types d'erreurs:

- **Mauvaise identification** : C'est le système propose une identité qui ne correspond pas à celle de personne présenté.
- **Non détection** ; Elle correspond au cas où le système n'a pas pu identifier le visage de la personne présentée dans la base de données.

La mesure des performances des systèmes d'identification se base sur le **Taux d'identification Correct (TIC)** obtenu en phase de test :

$$TIC = \frac{\text{nombre de tests correspondant à une identification correcte}}{\text{nombre total de tests}}$$

La courbe la plus utilisée dans ce mode est appelée la courbe CMC « Cumulative Match Characteristic, en anglais ». La courbe CMC (voir la **Figure I.4**) donne le pourcentage de personnes reconnues (taux de reconnaissance du système) en fonction d'une variable que l'on appelle le rang. Le rang est une variable définissant lorsque l'identification de la personne est effectuée avec succès. On dit qu'un système reconnaît une personne au rang **1** si l'individu le plus proche selon le module de similarité correspond bien à l'identité recherchée. S'il s'agit de la deuxième personne la plus proche, elle est alors reconnue au rang **2**. La courbe CMC est une courbe strictement croissante, dont l'abscisse est comprise entre **[1, n]** où **n** est le nombre d'identités dans la base, et l'ordonnée est comprise entre **0** et **100**. Un des points les plus importants sur ce type de courbe est le taux de reconnaissance pour l'abscisse **1**, c'est-à-dire le nombre de bonnes identifications réussies du premier coup par le système.

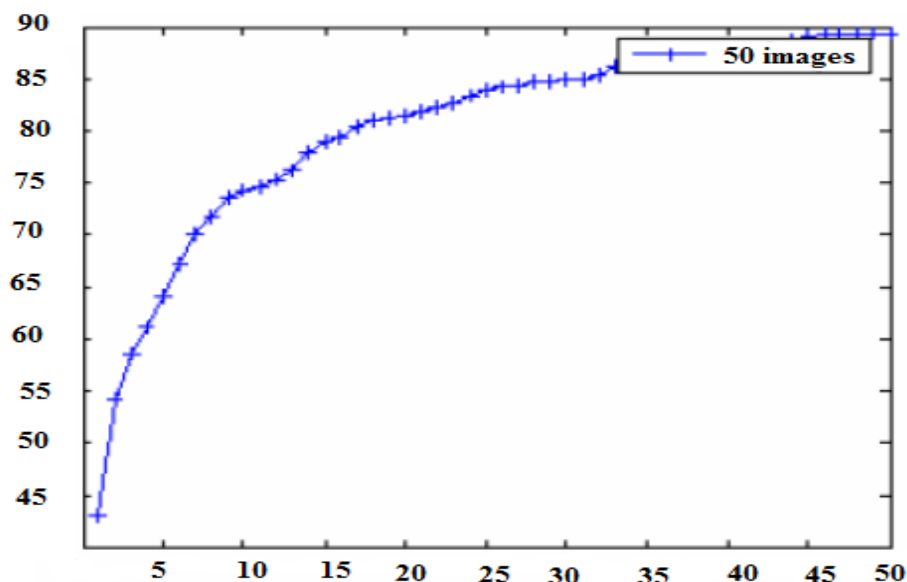


Figure I.4: La courbe CMC

**I.7.2 Evaluation de la vérification**

Dans le mode de vérification, un utilisateur final doit faire une demande d'authentification de son identité, alors le système biométrique doit déterminer si l'identité proclamée par l'utilisateur est acceptée ou rejetée. Afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système d'authentification biométrique, il nous faut définir clairement **trois critères principaux** :

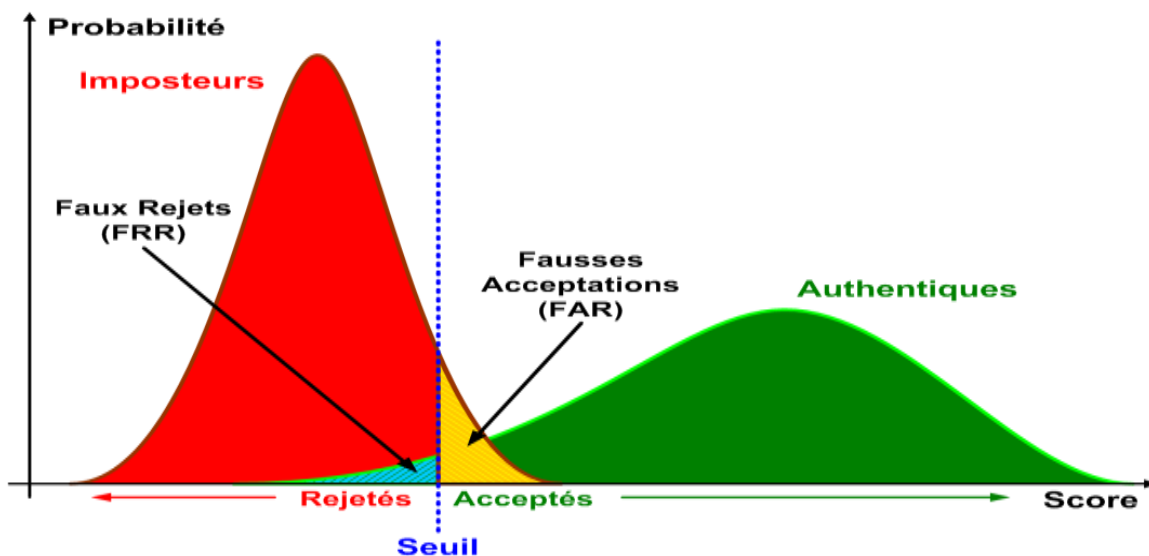
- **Fausse acceptation (FA):** Elle correspond que le système accepte une personne qui a proclamée une identité qui n'est pas dans la base de donnée (imposteur).

$$\text{Taux des Fausses Acceptations}(TF) = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}(FA)}{\text{nombre total d'accès d'imposteurs}}$$

- **Faux rejet (FR):** Lorsque le système rejette une personne qui a proclamé sa vraie identité.

$$\text{TAUX DES FAUX REJETS}(TFR) = \frac{\text{nombre des personnes rejetés}(FR)}{\text{nombre total d'accès de personnes}}$$

- **Taux d'égale erreur ("Equal Error Rate" ou EER) :** Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où **FRR=FAR**, c'est-à dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations



**Figure I.5:** Courbes de distribution des imposteurs et des authentiques. [15]

Le choix du seuil de similarité est important car il influe directement sur les performances du système. **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 de client, mais plus il acceptera aussi d'imposteur (applications de basse sécurité), par contre, plus ce seuil est grand plus le système rejettera d'imposteur mais plus il rejettera aussi de client (pour des applications de haute sécurité).

L'utilisation de la courbe DET (Detection Error trade-off) est très fréquente pour l'évaluation de tels systèmes d'authentification, elle représente la variation de taux FRR en fonction du taux de FAR. L'allure de cette courbe est illustrée par la **figure I.6**.

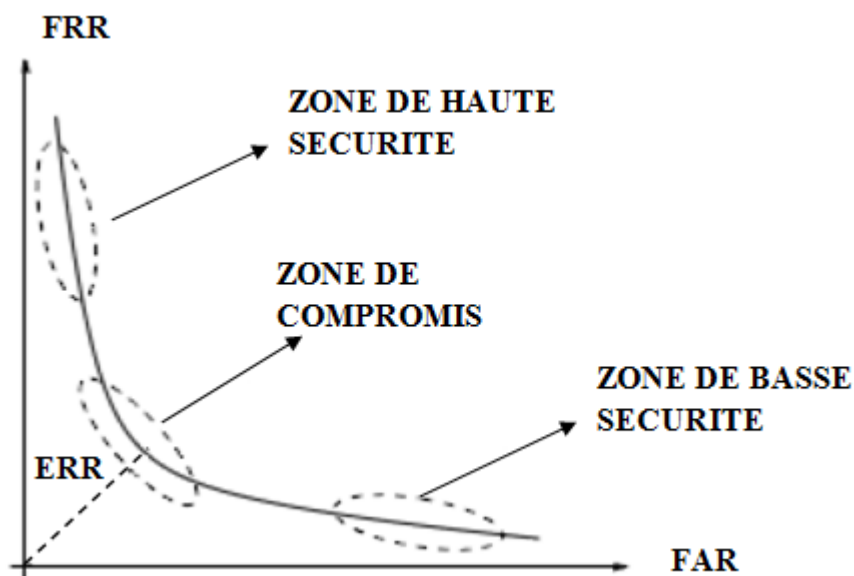


Figure I.6: La Courbe DET [15].

### I.8 Applications des systèmes biométriques

Les applications de la biométrie peuvent être classées en trois groupes principaux [16]:

**I.8.1 Applications commerciales :** Nous citons: la sécurité de données électroniques, l'ouverture de réseau informatique, l'accès Internet, les cartes de crédit, le contrôle d'accès physique, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

**I.8.2 Applications gouvernementales:** telles que la carte d'identité nationale biométrique, le permis de conduire, le contrôle des passeports, le contrôle des frontières, etc.

**I.8.3 Applications légales:** la biométrie impose aussi sa valeur dans le coté légal (l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.).

Actuellement, les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés dans des applications civiles. Par exemple, le dispositif de **Schiphol Privium** à l'aéroport d'Amsterdam. Ce dispositif utilise un capteur de l'iris afin d'accélérer la procédure de contrôle des passeports et des visas [16].

## I.9 Avantages et inconvénients des systèmes biométriques

Nous définissons maintenant les avantages et les inconvénients de quelques modalités biométriques.

**I.9.1 Forme de la main:** Chaque individu a sa propre forme de la main. Dans cette technique, les systèmes d'identification par géométrie de la main sont basés sur un certain nombre de mesures, qui sont prises à partir de la main humaine y compris sa forme, la taille de la palme, les longueurs et les largeurs des doigts [17,18] Un scanner spécialisé permet l'acquisition d'image de la main.



**Figure I.7:** géométrie de la main.

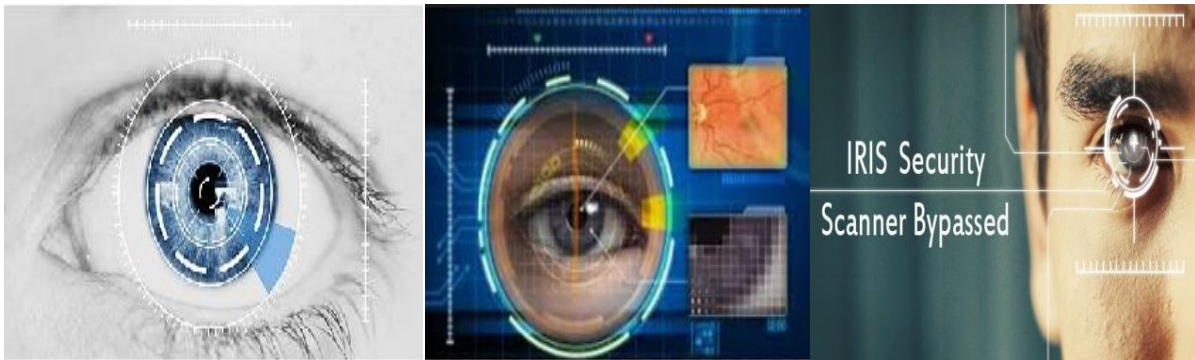
### ➤ **Avantage**

- Très bien accepté par les individus.
- Simple à utiliser.

### ➤ **Inconvénients**

- Encombrant pour les bureaux, dans une voiture ou un téléphone.
- Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres d'une même famille.

**I.9.2 L'iris:** La texture complexe de l'iris comporte des informations très distinctives et utiles permettant l'identification des individus avec des résultats d'une très grande fiabilité [19].



**Figure I.8:** Iris de l'être humain.

➤ **Avantage**

- L'iris contient une grande quantité d'information.
- Pas de confusion pour les vrais jumeaux.

➤ **Inconvénients**

- Méthode invasive (nécessite coopération utilisateur-capteur) et non conviviale.
- L'iris peut être facilement photographié.

**I.9.3 Les empreintes digitales:** Les systèmes biométriques utilisant l'empreinte digitale sont les plus utilisés. Cette modalité est unique pour chaque individu et permet de différencier même les vrais jumeaux [20,21].



**Figure I.9:** Empreintes digitales.

➤ **Avantage**

- La technologie la plus connue et la plus éprouvée.
- Son lecteur étant de petite taille, il facilite son intégration dans la plupart des systèmes.
- Faible coût des lecteurs.
- Se traite rapidement.
- Taux de faux rejets et de fausse acceptation, est acceptable.

### ➤ Inconvénients

- Indispensabilité de la coopération de l'individu.
- Acceptation d'un moulage de doigt ou un doigt coupé.
- En **Asie**, cette méthode est rejetée pour des raisons d'hygiène

**I.9.4 La voix:** La biométrie de la voix traite des données qui proviennent à la fois de facteurs physiologiques dépendants de l'âge, du sexe, de la tonalité, de l'accent et de facteurs comportementaux comme la vitesse et le rythme.



**Figure I.10:** Reconnaissance vocale.

### ➤ Avantage

- Les lecteurs sont facilement protégés.
- Impossibilité d'imitation de la voix.
- Elle n'est pas intrusive.

### ➤ Inconvénients

- Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu.
- Fraude possible par enregistrement.
- Sensible aux bruits ambiants [22].
- Taux de faux rejet et fausse acceptation élevés.

**I.9.5 Le visage:** L'identification basée sur la reconnaissance de visage est une méthode non-intrusive. Le visage est la modalité la plus commune, populaire, et plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle. Les caractéristiques jugées significatives pour la reconnaissance du visage sont: les yeux, la bouche et le tour du visage. Cette technologie est employée dans des domaines très variés allant du contrôle d'accès physique ou logique à la surveillance ou l'accès aux distributeurs automatiques de billets.





**Figure I.11:** Reconnaissance de visage.

➤ **Avantage**

- Bien accepté par les usagers.
- Elle n'est pas très coûteuse.
- Ne demande aucune action de l'utilisateur, pas de contact physique.

➤ **Inconvénients**

- Sensible à l'environnement (éclairage, position, expression du visage etc.).
- Problème de différenciation entre les vrais jumeaux.
- Sensible aux changements (barbe, moustache, lunettes, chirurgie etc.).

### **I.10 Principales difficultés de la reconnaissance du visage**

Construire un système qui accomplit la tâche de la reconnaissance automatique du visage représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Ces conditions, notamment l'angle sous lequel le visage est observé et la puissance des sources de luminosité, influent considérablement sur l'apparence d'un visage [23].

Les principaux paramètres qui ont un impact sur les performances d'un système de reconnaissance faciale sont :

### I.10.1 Changement d'illumination (éclairage)

L'intensité et la direction d'éclairage lors de la prise de vue influent énormément sur l'apparence du visage dans l'image ce qui rend la tâche de la reconnaissance du visage très difficile.



**Figure I.12:** Exemples de variation d'éclairage.

### I.10.2 Variation de pose

La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Elle permet de baisser considérablement le taux de reconnaissance.



**Figure I.13:** Exemples de variation pose.

### I.10.3 Expression faciale

Les visages sont des objets non rigides. L'expression faciale de l'émotion, combinée avec la parole, peut produire des changements d'apparence importants des visages. Cette expression entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance.



**Figure I.14 :** Exemples de variation d'expression

#### **I.10.4 Présence ou absence des composantes structurelles**

La présence des composants structurels (la barbe, la moustache, les lunettes, etc.) peut modifier énormément les caractéristiques à savoir la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base.



**Figure I.15:** Exemples de présence des composantes structurelles.

#### **I.10.5 Les vrais jumeaux**

Les vrais jumeaux peuvent tromper les gens 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.



**Figure I.16:** Exemple des vrais jumeaux.

### I.10.6 Le vieillissement

Les visages changent d'apparence au fil du temps (la tension des muscles, l'apparition de rides, etc.). Une diminution du taux de reconnaissance a été démontrée expérimentalement sur une base d'images. Ces dernières ont été prises en deux temps différents [23].



**Figure I.17:** Exemples de vieillissement

### I.11 Motivation: Pourquoi nous avons choisi d'étudier la reconnaissance faciale parmi les autres modalités biométriques ?

Les empreintes digitales sont les caractéristiques biométriques les plus fréquemment utilisées dans le domaine de criminologie. D'autres parts, plusieurs études ont démontré que l'iris est la caractéristique la plus fiable car sa texture reste stable durant toute la vie [11]. Cependant, ces techniques présentent l'inconvénient majeur d'être intrusives, ce qui limite énormément leurs domaines d'applications. Contrairement aux autres modalités, la reconnaissance faciale est la technique la plus acceptable puisqu'elle est naturelle (elle correspond à ce que les êtres humains utilisent dans l'interaction visuelle), non-intrusive c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (observation à distance), sans oublier la disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles (simple camera). En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut pas avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels.

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages suscite un intérêt croissant auprès de la communauté scientifique. D'après le **Tableau I.2** qui mentionne des résultats issus d'une analyse statistique des publications sur les techniques biométriques soumises et publiées dans la revue *IEEE Transaction on PAMI*, nous constatons que la reconnaissance faciale arrive largement en tête. Ceci démontre bien l'intérêt scientifique pour cette technique.

**Tableau I. 2** : Répartition des articles sur les techniques biométriques soumis et acceptés dans la revue IEEE PAMI en 2007. [11]

Article(%)	Visage	Empreintes digitales	Multimodale	Iris	Performance Evaluation	Autres
Soumission	33%	17%	16%	9%	4%	21%
Acceptation	33%	16%	16%	11%	5%	20%

## I.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini la biométrie et les systèmes biométriques, les différentes technologies utilisées dans ces systèmes pour l'identification de personnes. Puis, nous avons présenté l'architecture d'un système biométrique, ainsi que quelques applications de ces systèmes. Ensuite, les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ont été mises en évidence, notamment la variance à l'illumination, pose et expressions faciales. A la fin, nous avons terminé avec une motivation justifiant notre choix de cette modalité.

Dans le chapitre prochain de ce travail, nous allons discuter sur le concept de la reconnaissance des formes, ainsi que le processus d'un système de reconnaissance des formes.

## Chapitre II

# Reconnaissance des Formes et La Reconnaissance faciale

## Chapitre II : Reconnaissance des Formes et La Reconnaissance faciale

### II.1 Introduction à la RF

La reconnaissance automatique des formes fait aujourd'hui référence à de nombreuses applications issues du domaine des sciences de l'ingénieur, le tri automatique du courrier, l'automatisation des systèmes industriels, l'authentification, etc.

Dans ce qui suit, nous allons présenter le concept de la reconnaissance des formes en illustrant d'une manière globale le fonctionnement et le processus des systèmes de reconnaissances d'objets. Nous préciserons aussi le cadre général et les objectifs de cette approche, les domaines d'application en se focalisant beaucoup plus sur une application dans le domaine biométrique. Il s'agit de la reconnaissance faciale.

### II.2 La reconnaissance des formes

La reconnaissance des formes est un domaine de l'intelligence artificielle qui désigne toutes les techniques et méthodes qui permettent de doter des systèmes informatiques de capacités proches de celles de l'être humain [24]. Cette branche est issue de différentes disciplines qui sont les mathématiques (probabilités et statistiques), les sciences de l'ingénieur, et l'informatique [25]. Elle désigne les méthodes qui, à partir de l'observation d'un objet, lui attribuent une classe spécifique. L'observation d'un objet se diffère selon le domaine d'application. Souvent c'est une observation visuelle qui est utilisée (photo, séquence vidéo, image médicale, image satellite, etc.) [26].

L'objectif de la reconnaissance des formes est de classifier des données basées sur des informations a priori (mesures statistiques) pour faciliter la communication humaine et Homme/Machine [27, 28].

#### II.2.1 Les approches de reconnaissance de formes

De manière générale, la reconnaissance des formes peut être distinguée en deux types [27]:

- **Les approches syntaxiques, structurelles et la mise en correspondance des formes:** Dans ce cas, la classification est construite à l'aide d'hypothèses probabilistes (Ex. classement Bayésien). Elles nécessitent des moyens de calculs importants. De ce fait, ce type d'approche n'est pas approprié aux applications en temps réel.

- **La reconnaissance des formes statistique:** Contrairement à la précédente, ce type de reconnaissance se base sur une représentation numérique des formes. Cette méthode (non paramétrique) ne pose pratiquement aucune hypothèse sur la forme des distributions (Ex. K-plus proches voisins) [27].

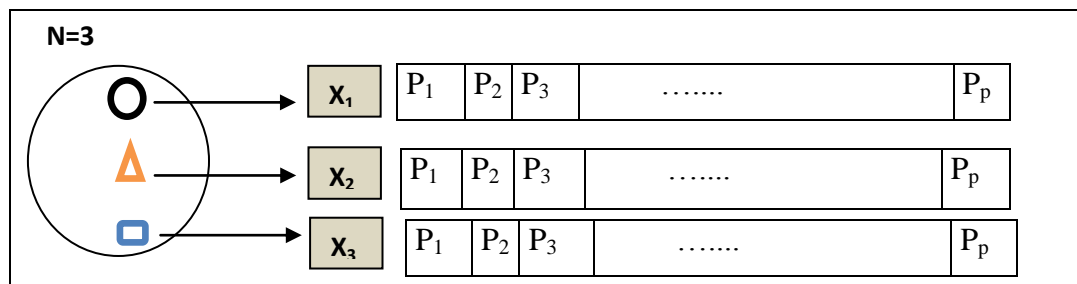
Dans notre travail, nous allons prendre en considération que la reconnaissance des formes statistique de méthodes non paramétriques.

**II.2.2 Principe et formulation**

Le principe de la RF est de classer les nouvelles formes en utilisant un classificateur qui génère une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'elles'obtient par rapport à chaque classe [29].

Etant donné **N** formes, chacune définie par un ensemble de **p** paramètres regroupées dans un vecteur appelé vecteur forme **x**, (**Figure II.1**).

**R<sup>p</sup>** est un espace de représentation défini par ces paramètres. Les formes-types ou prototypes constituent des points représentatifs de l'espace de représentation.



**Figure II.1 :**Exemple d'un espace de représentation des formes.

Le principe est qu'on observe des formes de **M** classes différentes,  $\Omega = \{\omega_i, i=1, \dots, M\}$ . L'ensemble  $\Omega$  définit "l'espace de décision". L'objectif est de construire une partition de façon à attribuer un nouveau vecteur forme à l'une des classes  $\omega_1, \dots, \omega_M$ . Cette association désigne l'opération de classement [27].

**II.2.3 Domaines d'application**

La reconnaissance automatique des formes fait aujourd'hui référence à de nombreux domaines d'applications:



### **II.2.3.1 Domaines industriels**

La reconnaissance des formes a de nombreuses applications dans l'industrie, nous citons :

- Le suivi de fonctionnement continu des systèmes industriels, tels que les robots, les machines de tri, etc. Lors d'une détection de faute, le système de suivi exécute une procédure de correction [29].
- L'automatisation industrielle.
- La lecture optique de document, le tri automatique du courrier [11, 24].
- L'indexation des pages WEB à partir de certains mots-clés fréquents [28].
- Systèmes de vision artificielle (systèmes de perception sans contact):
  - L'interprétation d'images aériennes ou satellites conduisant à la surveillance ou à la prévision agricoles [25].
  - Le tri et l'identification d'objets.
  - La surveillance et le contrôle d'environnement pour prévenir les accidents et protéger les moyens de production [30].

### **II.2.3.2 Domaine médical**

- Permet le repérage des cellules ou d'événements anormaux (tumeurs,...) dans des images et signaux médicaux.
- Le diagnostic médical.

### **II.2.3.3 Domaine de la biométrie**

- Reconnaissance des émotions et de caractères à partir de séquence vidéo ou audio.
- La reconnaissance d'écriture.
- La reconnaissance de la parole (les systèmes de sécurité utilisent la voix pour identifier ou authentifier des locuteurs).
- Reconnaissances des empreintes digitales, la signature, les images (2D, 3D) de la main et du visage [25].

Dans notre projet, nous nous intéressons uniquement à la reconnaissance automatique des images 2D du visage.

## **II.3 Processus d'un système de RF**

La reconnaissance des formes vise à la classification des entités en catégories à partir d'observations effectuées sur celles-ci. Ce dispositif se décompose généralement en cinq (5)

étapes séquentielles (Figure II.2). La qualité de chaque étape du processus dépend de celle des étapes précédentes [27].

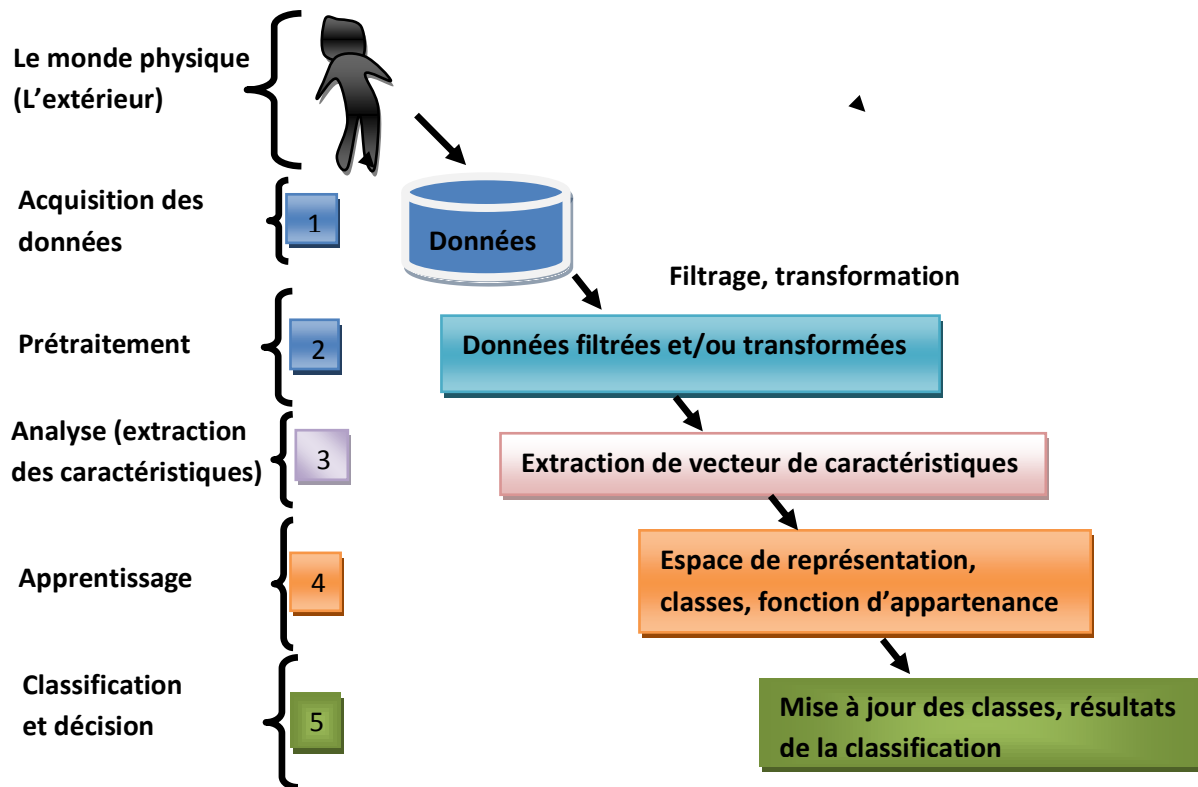


Figure II.2 : Les étapes principales d'une chaîne de reconnaissance des formes.

### II.3.1 Le monde physique (L'extérieur)

C'est une étape préparatoire de tout processus d'un système de reconnaissance des formes. Avant l'acquisition de l'image, nous tenons compte généralement de trois paramètres essentiels: les conditions d'éclairage, la posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents, et par conséquent une fausse identification [31].

### II.3.2 Acquisition des données (ou capture)

L'acquisition de l'objet (visage, empreintes, etc.) est la première étape dans le processus de reconnaissance des formes. Elle consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur à l'aide des capteurs spécifiques (appareil photo pour le visage, capteur des empreintes digitales, scanné de la main, etc.). Une fois l'image est acquise, elle est ensuite numérisée en tenant compte deux étapes principales:

- **L'échantillonnage**: discrétisation spatiale d'une image (pixellisation de l'image).
- **La quantification** : elle définit le nombre de valeurs différentes (niveaux de gris) que peut prendre chaque pixel.

Dans cette étape, l'image est dans un état brut (présence de bruit) ce qui nécessite une phase de prétraitement pour optimiser les performances du système.

### II.3.3 Prétraitement

Le prétraitement concerne le filtrage (ex: filtre médian) et la transformation des données qui permettent d'obtenir des données plus adaptées à la recherche de caractéristiques informatives [29]. Il est possible de modifier l'histogramme (égalisation et étirement), le contraste, la luminosité, etc. Les prétraitements sont spécifiques pour chaque domaine, et ont pour intérêt la réduction des bruits issus généralement du processus de numérisation ou inhérents au signal original. Ils peuvent servir aussi de la préparation aux phases suivantes [25].

### II.3.4 Analyse (Extraction de caractéristiques)

La phase d'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance des formes. Elle consiste à transformer une image en données d'entrée pour un processus ultérieur. Une façon directe est de concaténer des valeurs de gris ou de couleur de tous les pixels d'une image. Cependant, cela se traduira par un vecteur de très grande dimension avec beaucoup d'informations redondantes. Il est également très sensible à toutes variations de l'image. Par conséquent, la fonction d'extraction (algorithmes d'extraction de caractéristiques de texture) vise à transformer le contenu d'une image en un ensemble de vecteurs de caractéristiques, ou des descripteurs, qui devraient être discriminatifs, informatifs, et non redondants avec une taille raisonnable et moins sensibles aux certaines variations de l'image (position, échelle, éclairage, etc.). Après cette étape, le processus suivant ne dépend plus de l'image elle-même, mais seulement de l'information portée par les vecteurs de caractéristiques extraites. Ainsi, l'extraction des fonctionnalités est une étape très importante pour garantir une bonne performance de la reconnaissance des objets et peut être considérée comme la base de l'ensemble du processus [32].

Beaucoup de méthodes d'extraction des caractéristiques ont été proposées dans la littérature. Elles peuvent être résumées en deux catégories principales: fonctionnalités globales et fonctionnalités locales [32].

### II.3.4.1 Méthodes locales (ou géométriques)

Cette approche utilise les descripteurs de texture locaux. La fonction du descripteur local est de convertir l'information au niveau du pixel en une forme utile qui capture le contenu le plus important mais insensible aux variations causés par l'environnement, ce qui révèle que ces méthodes sont les plus efficaces dans les conditions réelles [2].

Dans le cas du visage, les méthodes locales, utilisent des connaissances a priori que nous possédons sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur ses points caractéristiques. Elles appliquent des transformations en des endroits spécifiques de l'image (coins des yeux, de la bouche, le nez, etc.). Ces méthodes sont plus lourdes à mettre en place puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage mais sont plus robustes aux problèmes posés par les variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale [33,34].

Parmi les opérateurs inclus dans cette approche, l'algorithme local EBGM (**Elastic Bunch Graph Matching**) qui cherche à modéliser le fonctionnement du cortex visuel primaire humain et qui utilise des ondelettes 2D de Gabor [34]. Cet algorithme ne traite pas directement les valeurs de niveaux de gris d'une image de visage. Il représente le visage par un graphe étiqueté et composé d'un ensemble de nœud connecté entre eux par des contours. Chaque nœud correspond à un point caractéristique du visage. Ce dernier est caractérisé par sa position et par un vecteur qui contient des informations de son voisinage [35] (Figure II.3).



**Figure II.3** : Reconnaissance basée l'algorithme local EBGM.

### II.3.4.2 Méthodes globales (ou statistiques)

Les algorithmes de cette approche s'appuient sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Ils calculent les fonctionnalités directement à partir de l'image entière. Ces fonctionnalités extraites prennent généralement la forme d'un seul vecteur ou histogramme basé sur l'analyse statistique d'image pixel par pixel. Autrement-dit, tous les pixels de

l'image sont traités comme un seul vecteur dont le nombre total de pixels représente la taille du vecteur[32, 34, 36].

Dans le cas de visage, ces méthodes ne nécessitent pas un repérage de certains points caractéristiques du visage; les images de celui-ci (considérées comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler. L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre. Cependant, elles sont très sensibles aux variations d'éclairage, de pose et d'expression faciale. Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de l'environnement ambiant entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement[33,34].

La plupart des méthodes de cette approche utilisent un autre espace de représentation (sous-espace) afin de réduire le nombre de pixels en sélectionnant les informations utiles et éliminer les redondances. Parmi les méthodes les plus populaires utilisées pour cette tâche: l'analyse des composantes principales (**PCA**), l'analyse indépendante des composants (**ICA**), etc. [33, 36].

### II.3.4.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides sont des approches qui combinent les caractéristiques holistiques (globales) et locales afin d'améliorer les performances de la reconnaissance. En effet, ces deux types de caractéristiques ont des propriétés tout à fait différentes. Il est souhaitable d'exploiter leur complémentarité pour améliorer la classification en coopérant les avantages de chaque technique. Cette procédure permet d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage, voire même d'expressions dans le cas de reconnaissance faciales [33]. Le **tableau II.1** récapitule qualitativement la différence entre les deux types de caractéristiques locales et globales [37].

**Tableau II.1** : Comparaison entre deux méthodes, l'une basée sur des caractéristiques locales et l'autre sur des caractéristiques globales.

Facteurs de variations	Caractéristiques locales	Caractéristiques globale
<b>Illuminations</b>	Très sensible	Sensible
<b>Expressions</b>	Pas sensible	Sensible
<b>Pose</b>	Sensible	Très sensible
<b>Bruit</b>	Très sensible	Sensible
<b>Occlusion</b>	Pas sensible	Très sensible

D'après le tableau ci-dessus, nous pouvons constater que les caractéristiques locales et globales réagissant différemment sensibles aux facteurs de variation. Nous voyons par exemple que les changements d'illumination peuvent avoir plus d'influence sur les caractéristiques locales, tandis que les variations d'expression ont plus d'impact sur les caractéristiques globales.

Parmi les opérateurs hybrides utilisés dans la reconnaissance des formes (en particulier reconnaissance de visage) :

- **L'algorithme LogGabor PCA (LG-PCA)**: il applique une convolution avec des ondelettes de Gabor orientées autour de certains points caractéristiques du visage (les yeux, le nez, etc.) afin de créer des vecteurs contenant la localisation et la valeur d'amplitudes énergétiques locales; ces vecteurs sont ensuite envoyés dans un algorithme PCA afin de réduire la dimension des données [33].
- **Le descripteur motif binaire local LBP (Local Binary Pattern, en anglais)** : est une fonctionnalité de texture puissante et efficace en termes de calcul. L'histogramme des motifs binaires calculés sur une région, est généralement utilisé pour la description de la texture. Cela peut être considéré comme une approche unifiée de l'analyse de la texture statistique (globale) et structurelle (locale) [32].

- **Motif Binaire Local (LBP):**

L'opérateur LBP (en anglais: **Local Binary Pattern**) est l'un des descripteurs d'analyse de texture les plus performants. Il a été largement utilisé dans diverses applications notamment la reconnaissance faciale. Il s'est avéré très discriminatif. Ses avantages clés se résument dans son invariance pour les changements monotones de l'intensité (niveau de gris), l'efficacité de calcul, et il est bien adapté aux tâches exigeantes d'analyse d'image [2,3]. Cette technique permet de rassembler des informations efficaces sur la structure locale de du visage (images 2D de visage) nécessaires pour reconnaître un individu en fonction des fonctionnalités collectées [38].

- **Principe et formulation :**

**L'opérateur Local Binary Pattern (LBP)**, est une mesure de texture invariante à l'échelle de gris. Le principe de calcul de l'opérateur LBP original repose sur la description de chaque pixel selon les niveaux de gris relatifs de ses pixels voisins en seillant le voisinage de  $3 \times 3$  de chaque pixel par la valeur centrale et en considérant le résultat comme un nombre binaire. **La Figure II.4** illustre le processus de calcul de

ce code LBP. Précisément, pour chaque pixel voisin, le résultat sera réglé à ‘un’ (1) si sa valeur est supérieure à la valeur du pixel central, sinon le résultat sera mis à ‘zéro’. Le code LBP du pixel central est ensuite obtenu en multipliant les résultats par des poids donnés par les puissances de deux ( $2^{\text{poids}}$ ) et en les résumant ensemble. La caractéristique de cet opérateur consiste à calculer le code LBP pour chaque pixel dans l'image et à construire un histogramme en fonction de ces codes. Cet histogramme peut ensuite être utilisé comme descripteur de texture pour une analyse plus approfondie. Il est remarquable que cette fonction (LBP) est très rapide à calculer. Le calcul des codes LBP peut être facilement effectué dans un seul balayage à travers l'image [32, 2, 39].

La valeur du code LBP d'un pixel ( $x_c, y_c$ ) est donnée par la formule suivante:

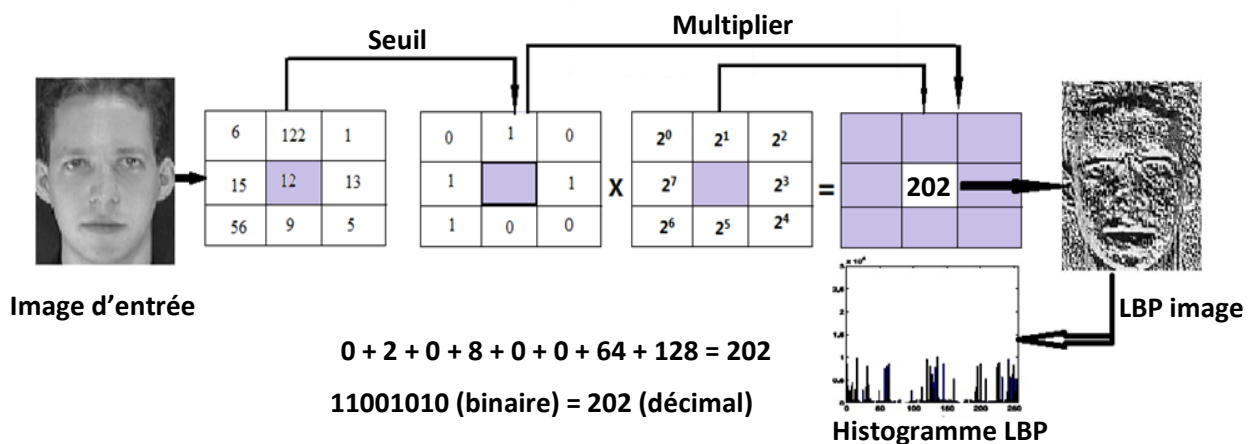
$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p$$

Où:

- $g_c$ : correspond à la valeur du niveau de gris du pixel central ( $x_c, y_c$ ) ;
- $g_p$ : désigne des valeurs de  $P$  pixels espacés sur un cercle de rayon  $R$  ;
- $s$  définit une fonction de seuillage comme suit:

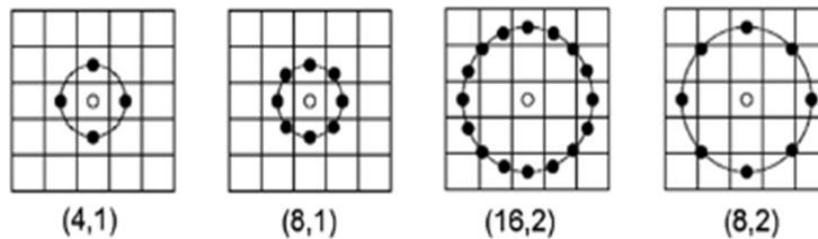
$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les occurrences des codes LBP dans l'image sont collectées dans un histogramme. La classification est ensuite effectuée en calculant les similitudes d'histogramme [39].



**Figure II.4 :** Calcul de l'opérateur de modèles binaires locaux (LBP) d'origine appliqué sur une image.

L'opérateur LBP a été étendu afin d'utiliser des voisinages de différentes tailles. La notation  $(P,R)$  est généralement utilisée dans les voisinages de pixels pour se référer à  $P$  points d'échantillonnage sur un cercle de rayon  $R$  comme indiqué sur la **Figure II.5** [2].



**Figure II.5 :** Exemple de traitement de l'opérateur LBP avec des voisinages  $(P, R)$  différents.

### II.3.5 Apprentissage

La décision nécessite de définir clairement la connaissance que le nous avons sur les formes à traiter. Cette nécessité repose sur un concept très connu dans le domaine de la reconnaissance de formes, il s'agit de la phase d'apprentissage.

L'apprentissage consiste à apprendre les caractéristiques communes aux classes et à distinguer les différentes classes entre elles [25]. D'une autre manière, il se charge d'acquérir les connaissances et de les organiser en classes ou modèles de référence afin d'identifier les nouvelles formes par rapport à elles.

Il existe deux types d'apprentissage, supervisé et non supervisé.

**II.3.5.1 Apprentissage supervisé:** un apprentissage est dit supervisé si les différentes familles des formes sont connues a priori. Dans ce type d'apprentissage, la classe (présentée par son étiquette) de chaque objet est fournie au programme d'apprentissage au même temps que les données [25].

**II.3.5.2 Apprentissage Non supervisé:** l'utilité de ce type d'apprentissage apparaît lorsque les classes sont mal définies à priori. Les classes sont alors déterminées automatiquement en formant des nuages de points dans l'espace de représentation [25].

#### ❖ Choix du type d'apprentissage pour les systèmes de reconnaissance biométrique

Dans les systèmes de reconnaissances biométriques, l'apprentissage supervisé qu'il doit être pris en compte parce que nous aurons toujours besoin de connaître à priori les classes des personnes à identifier.



Dans le cas de la reconnaissance faciale basée sur des images 2D, l'apprentissage se déroule de la manière suivante:

Nous indiquons, pour chaque image l'échantillon rentrée, le nom (indice) de la famille qui la contient. La tâche d'apprentissage tente de conserver ces liens de parenté en répartissant les familles dans des classes séparées entre elles.

Nous choisissons après, un sous-ensemble de l'ensemble des images à reconnaître. Chacune de ces images est analysée, puis la description de chaque image est prise en compte par la tâche d'entraînement. Nous indiquons le nom (indice) de l'image entrée, c'est-à-dire celui de la classe dans laquelle nous souhaitons la voir rangée. Le travail de l'apprentissage consiste alors à analyser les ressemblances entre les images d'une même famille et les dissemblances entre les images de familles différentes pour en déduire les classes de l'apprentissage avec les meilleures séparatrices possibles.

Les paramètres décrivant cette partition sont stockés dans une base d'apprentissage. Ensuite, lorsque l'apprentissage est terminé, la description de ces images est analysée, puis la description de chaque image est prise en compte par la tâche de décision qui utilise cette base d'apprentissage pour classer les nouvelles images. L'ensemble d'apprentissage doit comporter au moins un représentant par classe.

### **II.3.6 La décision**

C'est la dernière étape dans le processus de système de reconnaissance des formes. À partir de la description en paramètres, elle recherche, parmi les modèles d'apprentissage en présence, ceux qui sont les plus proches. La décision repose sur la définition de trois concepts essentiels: la classification, les distances, k-plus proches voisins (K-NN).

#### **II.3.6.1 La classification**

La classification consiste à attribuer un ensemble de vecteurs de caractéristiques extraites à partir des formes (ex: images 2D de visage) présentées au système, à des classes spécifiques.

Dans notre travail, nous parlerons d'une classification supervisée basée sur l'approche de k-les plus proches voisins (K-NN) passant par la comparaison de distances entre différents vecteurs.

### II.3.6.2 Les distances

Lorsque nous parlons d'une comparaison des objets, nous devons comprendre le processus de calcul de distances entre les projections vectorielles. Il semble logique que plus la distance entre deux projections est petite, plus ces deux projections se ressemblent. Le résultat de la reconnaissance est l'image de la base d'apprentissage qui ressemble le plus à la nouvelle image présentée au système.

Nous citons par la suite l'un des types de mesures de distance vectorielle. Il s'agit de distances euclidiennes. Elles sont définies à partir de la distance de Minkowski d'ordre  $p$  dans un espace Euclidien  $\mathbf{R}^N$  où  $N$  détermine la dimension de l'espace Euclidien[34]. Considérons deux vecteurs  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  et  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ , la distance de Minkowski d'ordre  $p$  (valeur positive) notée  $L_p$  est définie par:

$$L_p = \left( \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^p \right)^{1/p}$$

C'est à partir de cette formule générique que vont être définies des distances couramment utilisées dans les algorithmes de reconnaissance du visage.

- Pour  $p = 1$ , nous obtenons la distance City-Block:

$$L_1 = \sum_{i=1}^N |x_i - y_i|$$

- Pour  $p = 2$ , nous obtenons la distance Euclidienne:

$$L_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N |x_i - y_i|^2}$$

Les objets peuvent alors apparaitre de façon très différente selon le type de distance choisie [34].

### II.3.6.3 K-les plus proches voisins (k-NN) (Nearest Neighbors, en anglais)

Les méthodes des K plus proches voisins (k-ppv) s'inscrit dans le cadre des méthodes non bayésiennes (nous ne faisons aucune hypothèse sur les lois de probabilité). Dans cette approche nous classons un échantillon en calculant les distances entre celui-ci et les

échantillons dans l'ensemble d'apprentissage. Ensuite, nous attribuons cet échantillon à la classe qui est la plus commune parmi ses  $k$ -voisins les plus proches [32,40].

- **1-PPV (k=1)** :

Soit  $x$  un point de l'espace de représentation  $\mathbf{R}=\mathbf{R}^d$  et soit  $x_i$  le plus proche voisin de  $x$  dans cet espace, appartenant à l'ensemble d'apprentissage  $\mathbf{E}$  muni de la distance  $d$  :

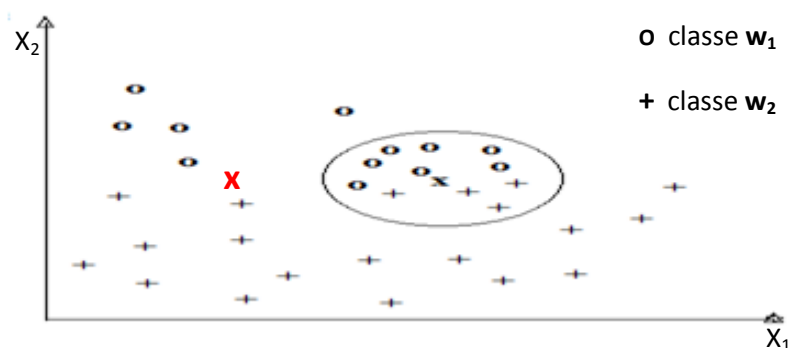
$$\forall x_j \in \mathbf{E} \quad d(x, x_i) \leq d(x, x_j).$$

La règle de décision consiste à attribuer au vecteur  $x$  de classe inconnue, la classe du vecteur  $x_i$  [25].

- **k-PPV (k > 1)** :

La règle de décision basée sur les **K-NN** consiste à examiner les  $k$  plus proches voisins (pas seulement un seul voisin) de  $x$ : les vecteurs  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$  de  $\mathbf{E}$  indicés en fonction de leur distance au point  $x$ . La règle de décision consiste à attribuer au vecteur  $x$  la classe  $w_i$  majoritairement représentée parmi les  $k$  voisins (voir **Figure II.6**).

Une variante de la règle des K-NN consiste à fixer un seuil de rejet  $m$ . Nous attribuons au point  $x$  la classe majoritairement représentée  $w_i$ , si et seulement si au moins  $m$  voisin parmi les  $k$  appartiennent à cette classe. Sinon nous rejetons le point  $x$ . Ceci permet de fonder une décision sur un nombre suffisant de points voisins [25].



**Figure II.6** : Point  $x$  à classer et ses  $k=11$  plus proches voisins : 7 sont de la classe  $w_1$  et 4 de la classe  $w_2$ . La classe majoritaire est  $w_1$ .

## II.4 Conclusion

Nous avons consacré ce présent chapitre à introduire le concept de reconnaissance des formes. Ensuite nous avons détaillé le processus de système de reconnaissance des formes depuis l'acquisition des données brutes jusqu'à la compréhension élaborée de ces données. Nous avons également essayé de faire apparaître la relation entre l'approche de la reconnaissance des formes et la biométrie, en se focalisant sur la reconnaissance faciale.

Le chapitre suivant sera l'étape finale de notre projet. Dans ce chapitre nous allons mettre en œuvre un système de reconnaissance des formes pour notre application qui se base sur des images 2D du visage pour identifier des individus. Après avoir implémenté le programme de reconnaissance sous MATLAB, nous interpréterons par la suite les résultats de cette application étape par étape afin de mettre en évidence les performances de ce système.

**Chapitre III :**  
**Implémentation & Etude**  
**expérimentale**

expérimentale

## Chapitre III : Implémentation & Etude expérimentale

### III.1 Introduction

De toutes les fonctionnalités biométriques, la reconnaissance du visage reste l'un des sujets de recherche les plus actifs dans la reconnaissance des formes. Dans le chapitre précédent, nous avons présenté qu'est-ce qu'une reconnaissance des formes, le processus d'un système de RF, la mise en évidence de l'utilité de ce système dans la biométrie en se focalisant sur la reconnaissance faciale.

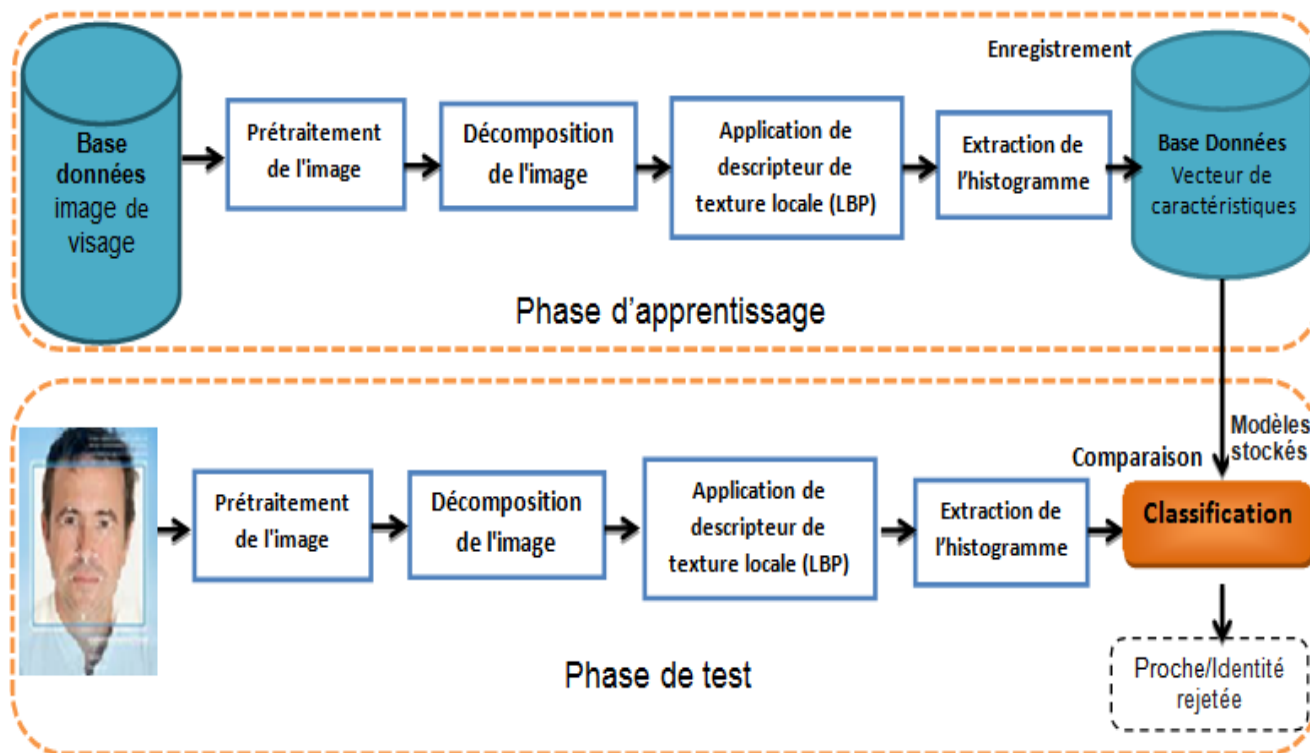
Nous consacrons ce dernier chapitre à l'implémentation du modèle étudié (la reconnaissance des images 2D du visage), la mise en évidence du système, les résultats obtenus, et les outils utilisés en montrant l'efficacité du descripteur LBP décrit dans le chapitre précédent.

### III.2 Système de reconnaissance de visages implémenté

Notre travail consiste à concevoir un système d'identification biométrique des personnes par l'utilisation des attributs faciaux en se basant sur le calcul de la valeur LBP qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données tout en réduisant sa dimension.

Tout système automatique de reconnaissance de visages doit intégrer une étape d'apprentissage durant laquelle nous construisons une base de données des personnes connues, stockant des images étiquetées des identités. Pour ce faire, un système automatique comporte deux modes de fonctionnement : un mode **enrôlement (apprentissage)** et un mode **identification (test)**. Le premier mode sert à extraire pour chaque personne les éléments caractéristiques et les mettre sous la forme d'un vecteur de caractéristiques. Ces derniers sont associés par une étiquette d'identité, et seront stockés dans une base de données dédiée. Le mode d'identification permet de reconnaître une personne à partir de son image faciale, c'est à dire de retrouver l'identité associée à l'image.

Les modules de ce système sont illustrés dans le diagramme ci-dessous :



**Figure III.1** : Diagramme de notre système de reconnaissance biométrique de visage.

### III.2.1 Module de prétraitement

La plupart des algorithmes de reconnaissance de visages sont extrêmement sensibles aux conditions d'éclairage, aux bruits qui sont généralement issus du processus de numérisation ou inhérents au signal original. C'est pourquoi il est extrêmement important d'appliquer diverses techniques de prétraitement pour standardiser les images que nous fournissons au système de reconnaissance faciale.

### III.2.2 Module de la décomposition de l'image

#### III.2.2.1 LBP multi-blocs (MB-LBP)

Nous avons divisé l'image acquise en régions d'intérêts en  $(m \times n)$  sous-blocs et nous avons appliqué la méthode de LBP sur chaque sous-bloc ( $m = 1, 2, 3, 4, 5$ ;  $n = 1, 2, 3, 4, 5$ ). Après avoir extrait le vecteur de caractéristiques de chaque bloc, nous devons les concaténer pour avoir un nouveau vecteur qui représente l'ensemble des  $n$  blocs. Cette méthode est appelée LBP Multi-Blocs **Figure III.2**).

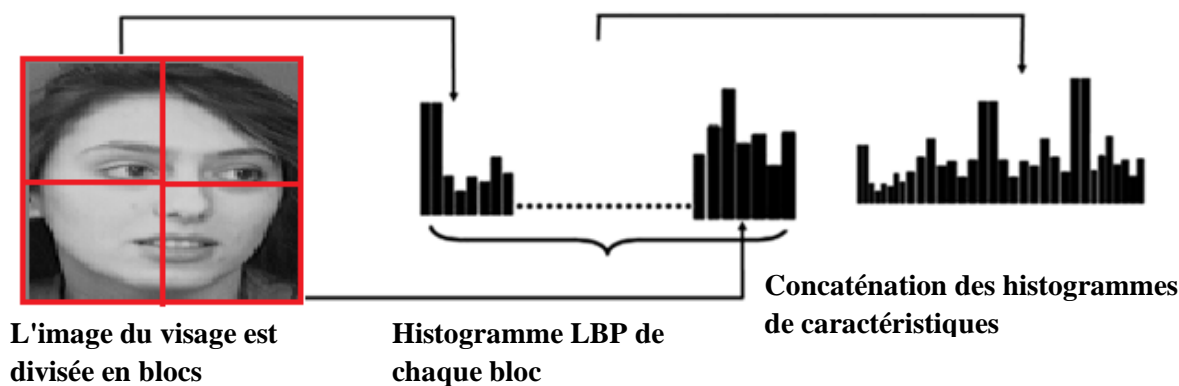


Figure III.2 : Exemple de décomposition d'image en blocs (2x2).

### III.2.2.2 LBP multi-échelle (ML-LBP)

Le principe de cette approche repose sur l'extraction des caractéristiques de différentes (MB-LBP), puis les concaténer. Le résultat d'histogramme final de ML-LBP est la combinaison de l'ensemble de vecteurs de chaque **LBP multi-blocs (MB-LBP)** jusqu'à avoir le résultat prévu [41] (Figure.III.3).

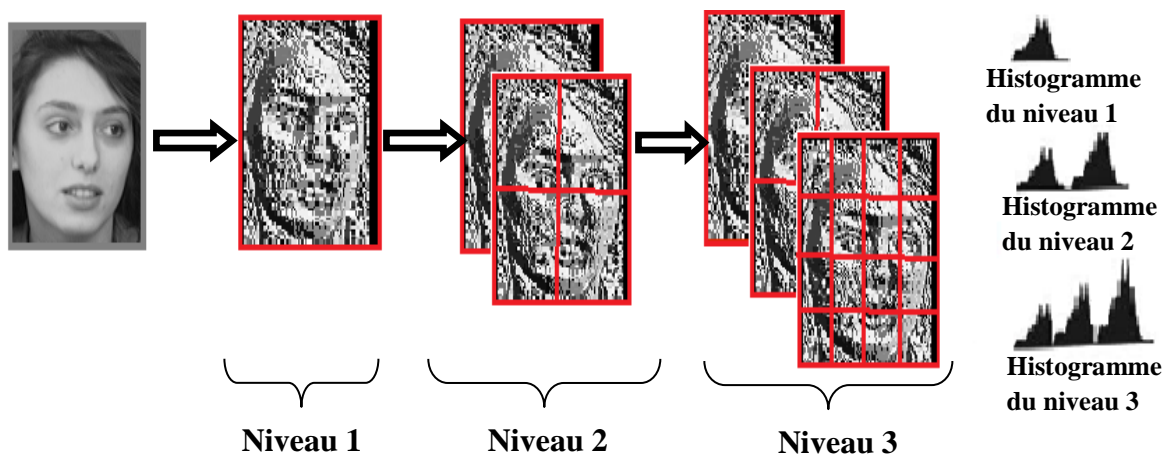


Figure III.3 : Exemple d'approche ML-LBP d'extraction de caractéristiques avec ( $n=3$  niveaux):



### III.2.3 Module d'extraction des caractéristiques

La phase de l'extraction des caractéristiques est une méthode de réduction dimensionnelle qui représente les informations intéressantes et discriminantes d'une image de manière succincte dans un vecteur. Cette étape est la plus importante car les performances du système en dépendent (résultats et robustesse, un temps de latence acceptable pour des applications « temps réel »). Nous avons utilisé pour cette tâche l'extracteur des caractéristiques LBP (Local Binary Pattern).

### III.2.4 Classification et décision

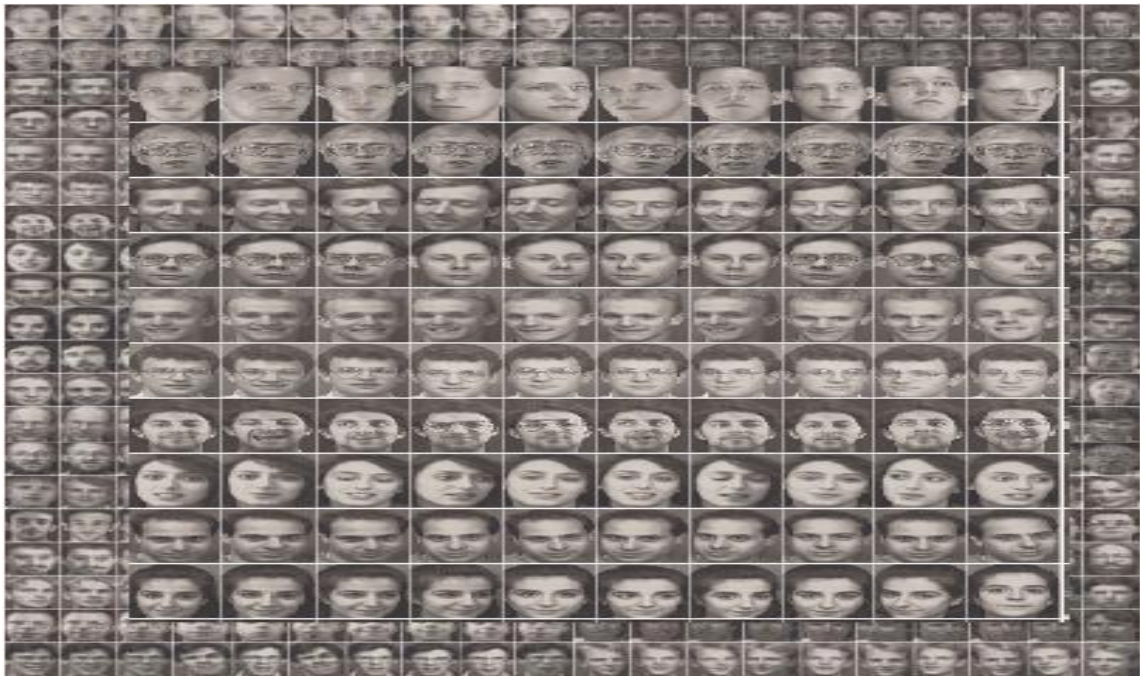
Dans cette dernière étape de ce système de reconnaissance faciale, nous cherchons, parmi les modèles d'apprentissage représentés en paramètres descriptifs ceux qu'ils sont les plus proches en calculant des distances entre le vecteur de l'image sélectionnée et chaque vecteur de la base d'apprentissage (comparaison 1 à N). Le résultat sera : « Personne identifiée » ou « Personne non identifiée ».

## III.3 Bases d'images pour la reconnaissance de visages

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles. Chacune de ces bases a été construite avec des conditions d'acquisition d'images de visages diverses (changements d'illumination, de pose, d'expressions faciales, etc.) ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu. Dans notre système, nous avons utilisé la base d'images ORL (Olivetti Research Laboratory) pour l'évaluer.

### III.3.1 La base d'images ORL & Protocol d'évaluation

La base d'images ORL (Olivetti Research Laboratory) est une base de données de référence pour les systèmes de reconnaissance automatique du visage. Elle a été conçue par « AT&T » laboratoires de l'université de Cambridge en Angleterre entre avril 1992 et avril 1994 [42].



**Figure III.4:** Base de données ORL.

### III.3.1.1 Description de la base d'images ORL

La base de données ORL contient 10 images différentes de 40 sujets (personnes) distincts, donc il y en a 400 images. Pour certains sujets, les images ont été prises à des moments différents. En effet, les systèmes de reconnaissances de visages trouvés dans la littérature ont été souvent testés par rapport à l'ORL, cette popularité est dû aux nombre de contraintes imposés par cette base car la plupart des changements possibles et prévisibles du visage ont été pris en compte, comme par exemple : le changement de coiffure, la barbe, les détails faciaux (lunettes / non-lunettes), les changements dans les expressions faciales (yeux ouverts / fermés, souriants / non souriants), etc. Ainsi que les conditions d'acquisition telles que : le changement d'illumination et le changement d'échelle dû à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu.

Toutes les images sont prises contre un fond sombre homogène, position frontale. Les fichiers sont en format PGM. La taille de chaque image est de 92x112 pixels, des niveaux de gris à 8 bits. Les images sont organisées dans 40 répertoires (un pour chaque sujet) nommé comme: sX, où X indique le numéro de sujet (entre 1 et 40). Dans chaque répertoire, il y a 10 images du sujet sélectionné nommé comme: Y.pgm. où Y indique quelle image pour le sujet spécifique (entre 1 et 10).

Nous présenterons dans ce qui suit les figures montrant les spécificités de la base de données de référence **ORL** :



**Figure III.5:** L'acquisition se fait sous différents changements d'orientations du visage.



**Figure III.6:** Exemple de changements d'éclairage.



**Figure III.7 :** Exemples de changements d'échelle dus à la distance entre le dispositif d'acquisition et l'individu.



**Figure III.8:** Exemples de changements des expressions faciales (sourire, grimace,...).



**Figure III.9:** Exemple de port des lunettes.



**Figure III.10:** Exemples de changements de coiffure et de port de barbe.



**Figure III.11 :** Exemple d'individus de différents âges, races, et sexe.

### III.3.2 Protocol d'évaluation utilisé

A partir du système de reconnaissance présenté en **Figure III.1**, différents tests ont été effectués en fonction de différents nombres de vecteurs de caractéristiques. Afin de développer une application de reconnaissance de visages, il est nécessaire de scinder la base d'images ORL en deux bases: l'une pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester la technique (LBP) et déterminer ses performances, mais il n'y a pas de règle pour faire ce partage d'une manière quantitative. Il résulte souvent un compromis tenant compte du nombre de données dont nous disposons et du temps pour effectuer l'apprentissage.

Dans les séries de tests que nous avons effectuées, la base a été scindée de la façon suivante:

- **Images d'apprentissage** : Les **5** premières images servent pour la phase d'apprentissage, ce qui implique que 200 images sont dédiées à cette phase.
- **Images de tests**: Les **5** dernières images de chaque individu ont été servies pour la réalisation de différents tests. Ce qui nous fait un sous ensemble de 200 images consacrées pour les tests.

Le but est d'évaluer le taux de reconnaissance en suivant un protocole de test basé sur la mesure du taux de reconnaissance. Ce taux est calculé de la manière suivante :

$$\text{Taux de reconnaissance} = \frac{\text{nombre d'images de test correctement reconnues}}{\text{nombre total des images de test}}$$

Une étape de prétraitement est d'abord réalisée afin de rendre les images à comparer homogène. Ce prétraitement est effectué à la fois sur les images de la base de données d'apprentissage et sur l'image de question. Cela permet de convertir toutes les images dans un format identique pour assurer l'homogénéité des données.

## III.4 Expérimentations & Résultats

### III.4.1 Environnement du travail

Dans cette section, nous présentons les environnements matériel et logiciel de notre travail:

#### III.4.1.1 Environnement matériel

Afin de bien mener ce projet, nous avons mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes :

Un ordinateur Lenovo avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel® Pentium® CORE i5 @ 2.50 GHz.
- RAM : 4,00 Go de RAM
- Disque Dur : 500 Go
- Système d'exploitation : Microsoft Windows 7

#### III.4.1.2 Outils de développement Matlab R2011a

Nous avons implémenté notre système de reconnaissance de visages dans l'environnement de programmation **Matlab R2011a** qui offre une grande simplicité de manipulation des images.

#### ❖ Pourquoi utiliser Matlab dans la reconnaissance de visages ?

Matlab est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien simple et rapide. Ce langage possède des avantages très intéressants pour les applications sur l'image tels que:

- Il est facile d'accéder et visualiser nos données sur Matlab.
- Facilité de manipulation des matrices ce qui est un point fort et important dans le cas de notre application.
- Un large choix de bibliothèques qui prennent en charge tous les outils mathématiques.
- Utile au traitement et à l'analyse des images.
- Il existe beaucoup d'algorithmes pour l'extraction des caractéristiques et l'apprentissage automatique.
- Il propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

- Nous pouvons accéder aux contributions des utilisateurs sur site de la communauté d'utilisateurs de Matlab central [43].

### III.4.2 Tests et résultats

#### III.4.2.1 Test avec des paramètres par défauts

La première étape de notre travail a été effectuée en utilisant des paramètres par défauts, à savoir: aucun prétraitement, LBP(8,1), et distance euclidienne. Les résultats obtenus sont mis dans le tableau suivant :

**Tableau III.1** : Résultats d'identifications en utilisant les paramètres par défauts (Aucun prétraitement, LBP(8,1), et distance euclidienne).

Nombre d'images de l'apprentissage	Nombre d'images de test	Taux de reconnaissance (%)	Taux de rejet (%)	Temps d'exécution (s)
5	5	80.50	19,50	9

D'après le Tableau III.1, nous remarquons que les résultats d'identification sont faibles (80,5%).Maintenant, l'objectif est d'optimiser (maximiser) le taux de reconnaissance en jouant sur les paramètres de : prétraitement, extraction des caractéristiques, et classification.

#### III.4.2.2 Effet du prétraitement

Afin d'améliorer la qualité des images de visages afin d'augmenter le taux de reconnaissance, nous avons effectué plusieurs prétraitements, à savoir :

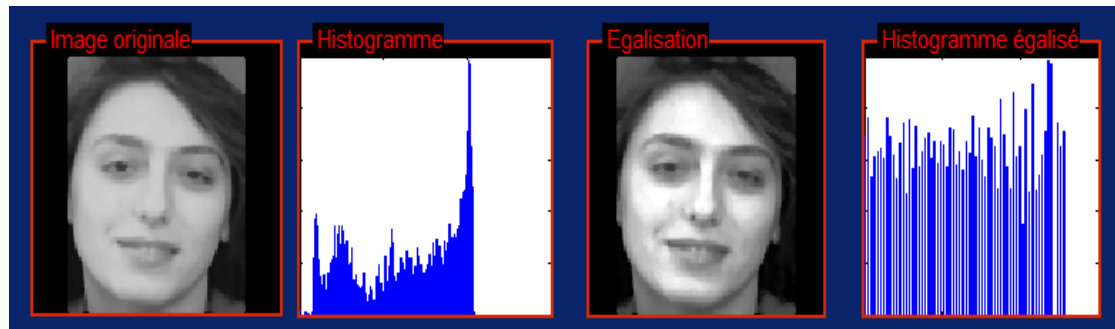
- **Filtrage de l'image** : Dans cette étape nous avons appliqué le filtre médian qui est souvent utilisé dans le traitement d'image pour réduire les bruits impulsions notamment le bruit "sel et poivre". Ce type de filtrage est efficace lorsque l'objectif consiste à réduire simultanément le bruit et préserver les bords.



**Figure III.12** : Application du filtre médian sur une image du visage.

- **Egalisation d'histogramme :**

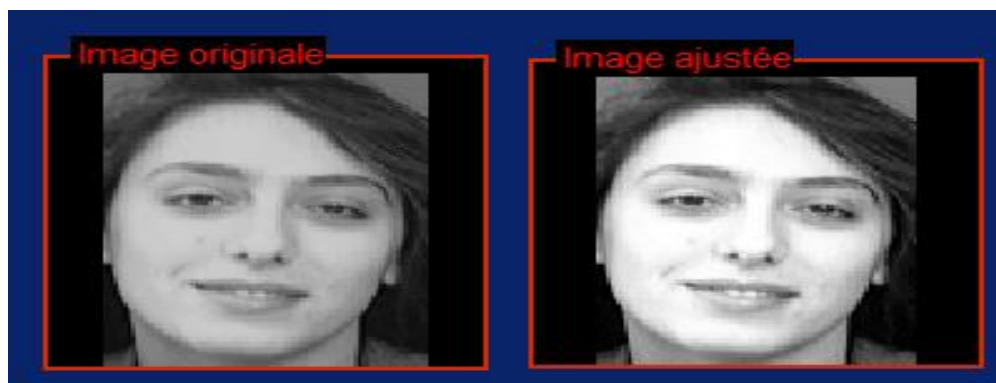
C'est une transformation d'intensité, consiste à rendre l'histogramme le plus plat possible en harmonisant la répartition des niveaux de gris afin d'augmenter les nuances dans l'image et donc son contraste et sa luminosité globale.



**Figure III.13 :** Exemple d'égalisation d'histogramme.

- **Ajustement de l'image :**

Cette opération permet d'augmenter le contraste d'une image en saturant 1% des données de cette image à des intensités faible et élevées. Nous avons utilisé pour ça la fonction Matlab «*imadjust*».



**Figure III.14 :** Exemple d'une image ajustée

Comme première étape, nous avons appliqué chaque traitement seul ; après nous avons essayé de les-appliquer deux à deux et le tout à la fois. Les résultats sont collectés dans le tableau ci-dessous.



**Tableau III.2** : Résultats après avoir appliqué un prétraitement sur les images.

Prétraitement	Filtre médian	Egalisation	Ajustement de l'image	Médian+Egalisation +Ajustement d'image	Médian+Egalisation
Taux de reconnaissance(%)	76.50	81.50	80.50	81.00	81.50

Après avoir effectué plusieurs techniques de prétraitement, nous avons eu une précision supérieure de 1% dans le cas où nous avons appliqué une égalisation d'histogramme avec le filtre médian. Le taux de reconnaissance a été amélioré de **80,5 % à 81,5 %**.

#### III.4.2.3 Effet des distances

A partir des meilleurs paramètres obtenus dans les expérimentations précédentes, nous avons testé plusieurs distances .Les résultats correspondants sont rassemblés dans le (TableauIII.3.)

**Tableau III.3**: Résultats montrant l'effet des distances sur taux de reconnaissance.

Distance	Euclidienne	cityblock	minkowski	Hamming
Taux de reconnaissance (%)	81.50	86.50	88.00	81.50

Avec la distance de **minkowski**, nous avons obtenu un taux d'optimisation arrivant jusqu'à **6.5%**. Ceci implique que le choix de la distance est très important dans un système de reconnaissance faciale. Le taux de reconnaissance a été amélioré de **81,5 % à 88 %**.

#### III.4.2.4 Effet de décomposition de l'image en plusieurs blocs

Dans ce niveau, nous avons pris en charge le traitement d'image par blocs en utilisant la fonction Matlab « *blkproc* ».

- ✓ Le premier test consiste à prendre l'image telle qu'elle est.
- ✓ Le deuxième et est consisté à diviser l'image en 4 blocs.
- ✓ Le troisième e test consiste à diviser l'image en 16 blocs.

Les résultats sont représentés dans le tableau suivant :

**Tableau III.4:** Effet de la décomposition de l'image en plusieurs blocs.

	LBP multi-blocs		
	1 bloc	4 blocs	16 blocs
Taux de reconnaissance (%)	<b>88.00</b>	<b>98.00</b>	<b>98.00</b>

D'après le tableau, il est remarquable que le LBP multi-blocs a un facteur très important pour optimiser la performance d'un système de reconnaissance. Dans notre cas, l'optimisation a touché le 10%. Le taux de reconnaissance a été amélioré de **88 % à 98 %**.

#### III.4.2.5 Effet du descripteur LBP utilisé

Cette expérimentation nous a permis de mettre en évidence l'effet du descripteur LBP utilisé. En fait plusieurs types de cercles LBP ont été testé est comparé, le tableau suivant présente les résultats obtenus :

**Tableau III.5:** L'effet du descripteur LBP utilisé

<u>LBP</u>	LBP (8,1)	LBP (8,2)	LBP (16,2)	LBP (8,3)	LBP (8,1) multi-échelles
	1 bloc + 16 blocs				
Taux de reconnaissance (%)	<b>98</b>	<b>98.50</b>	<b>97.50</b>	<b>99.50</b>	<b>100</b>

Le meilleur résultat obtenu est lorsque nous avons appliqué LBP multi-échelles (1bloc + 16 blocs) où le taux de reconnaissance a abouti le maximum (**100%**).

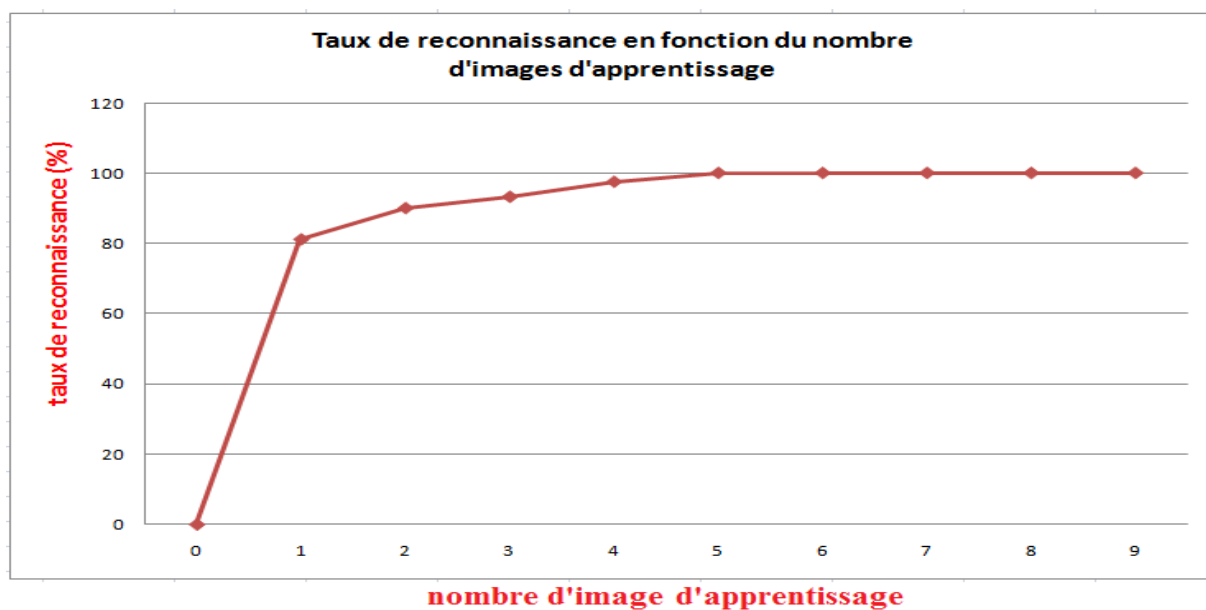
#### III.4.2.6 Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance

La dernière expérimentation consiste à changer à chaque fois le nombre de personnes consacrées en apprentissage et au test au même temps. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau ci-dessous

**Tableau III.6:** Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance

Images d'apprentissage	Images de test	Taux de reconnaissance (%)	
		LBP (8,1)	LBP (8,3)
1	9	78.33	81.11
2	8	90.00	89.69
3	7	93.21	92.50
4	6	97.50	95.83
5	5	100	99.50
6	4	100	100
7	3	100	100
8	2	100	100
9	1	100	100

D'après les résultats mentionnés dans le tableau ci-dessus, nous constatons que le taux de reconnaissance est positivement proportionnel au nombre de personnes destinées pour l'apprentissage jusqu'à, atteindre un maximum. Cette optimisation a été mise en évidence par l'allure de la courbe de « **Figure III.15** ».

**Figure III.15 :** Effet du nombre d'images d'apprentissage sur le taux de reconnaissance.

A la fin de notre travail nous avons fait plusieurs d'autres tests à savoir :

❖ **L'ordre des images destinées à l'apprentissage et au test à la fois :**

- Les cinq (05) premières images pour l'apprentissage et les cinq (05) dernières pour le test.

**Tableau III.7 :** Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour l'apprentissage et les cinq dernières pour le test.

LBP	LBP (8,1)	LBP (8,3)
<b>Taux de reconnaissance (%)</b>	<b>100</b>	<b>99.50</b>

Les cinq (05) premières images pour le test et les cinq (05) dernières pour l'apprentissage.

**Tableau III.8:** Résultats dans le cas où les 5 premières images destinées pour le test et les dernières pour l'apprentissage.

LBP	LBP (8,1)	LBP (8,3)
<b>Taux de reconnaissance (%)</b>	<b>96.00</b>	<b>96.00</b>

**La parité de l'ordre des images :**

- Les images de l'ordre pair pour l'apprentissage, et celles de l'ordre impair pour le test.

**Tableau III.9:** Images pairs en apprentissage et les images impairs pour le test.

LBP	LBP (8,1)	LBP (8,3)
<b>Taux de reconnaissance (%)</b>	<b>99.50</b>	<b>98.00</b>

- Les images de l'ordre pair pour le test, et celles de l'ordre impair pour l'apprentissage.

**Tableau III.10:** Images pairs le test et images impairs pour l'apprentissage.

LBP	LBP (8,1)	LBP (8,3)
<b>Taux de reconnaissance (%)</b>	<b>99.00</b>	<b>98.50</b>

D'après les résultats obtenus, nous constatons que le meilleur paramètre est lorsque les cinq (05) premières images ont été réservées pour l'apprentissage tandis que les cinq (05) dernières pour le test, où le taux d'identification a atteint le 100% . .

### III.5 Présentation de l'application

Après avoir évalué les performances de notre système d'identification, nous passons maintenant à l'interface graphique. Dans cette partie, nous présenterons notre application qui va être destinée aux utilisateurs, elle est simple et permet d'illustrer les principaux processus et fonctionnalités de notre système.

- La première fenêtre rencontrée est la suivante :



Figure III.16 : Fenêtre d'accueil de l'application.

Elle contient sept (7) boutons:

- 1. **'Reset'** : pour fermer les fenêtres en cours.
- 2. **'Exit'** : pour quitter définitivement l'interface.
- 3. **'Charger l'image'** : permet de charger une image à partir d'un répertoire, afficher le chemin de répertoire dans lequel elle a été stockée, ainsi que les dimensions de cette image.

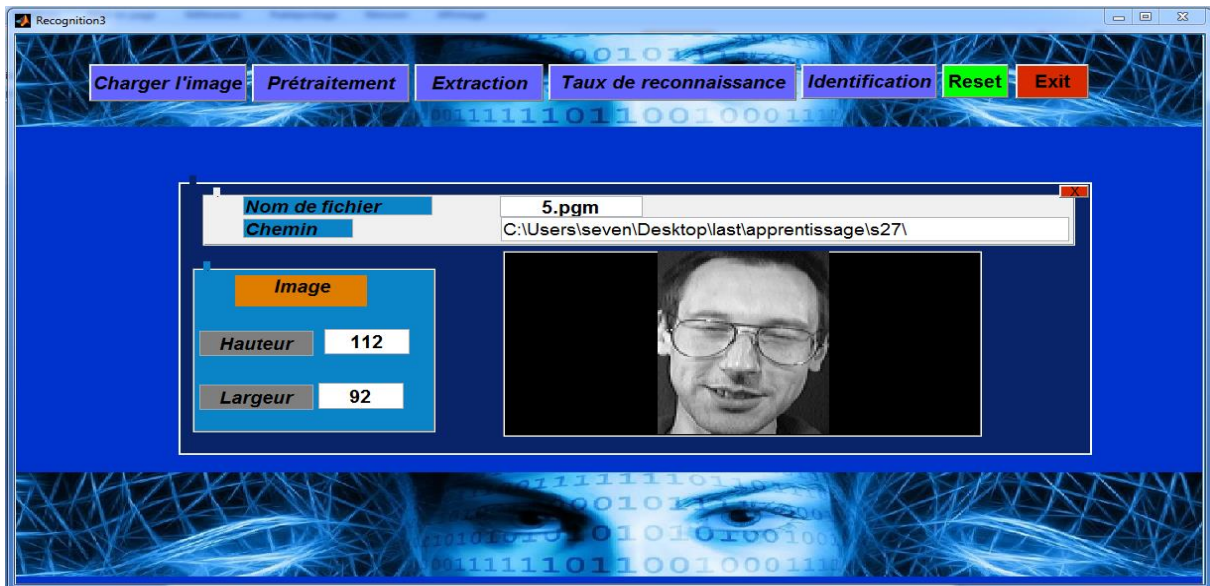


Figure III.17 : chargement d'images.

4. 'Prétraitement' : ce bouton nous permet d'effectuer le processus du prétraitement.

Ce bouton nous offre de chemins :

- Le premier pour appliquer le filtre médian et ajuster l'image.

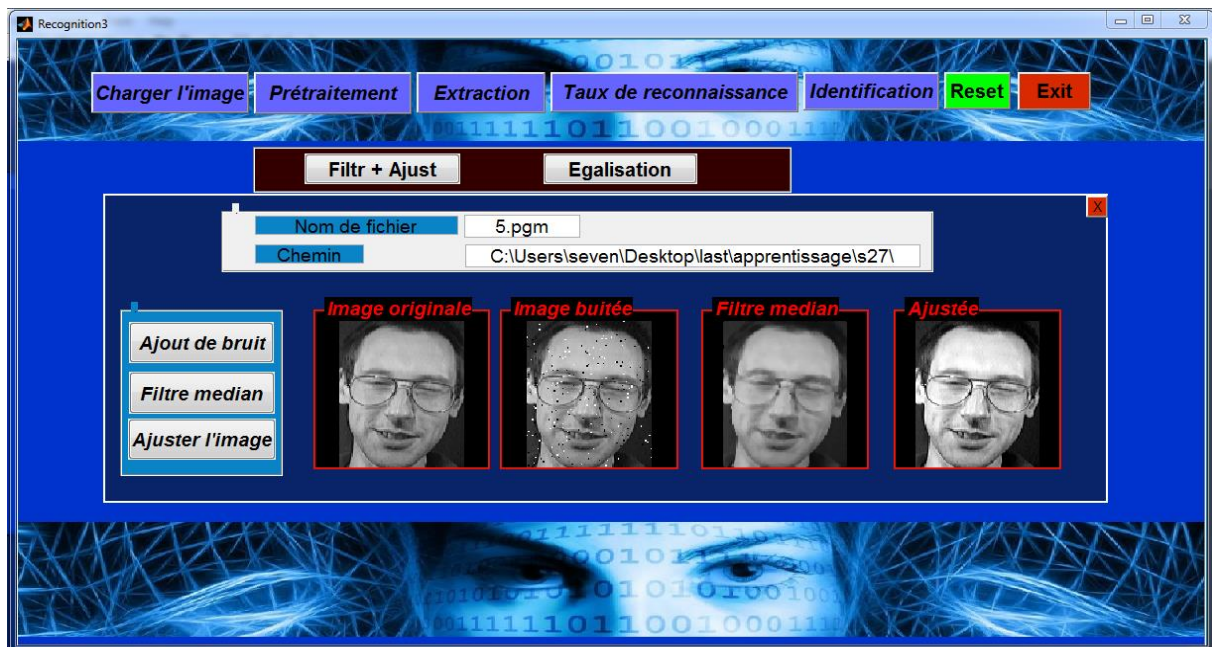


Figure III.18 : Filtrage médian et ajustement d'une image.

- Le deuxième chemin pour effectuer l'égalisation d'histogramme

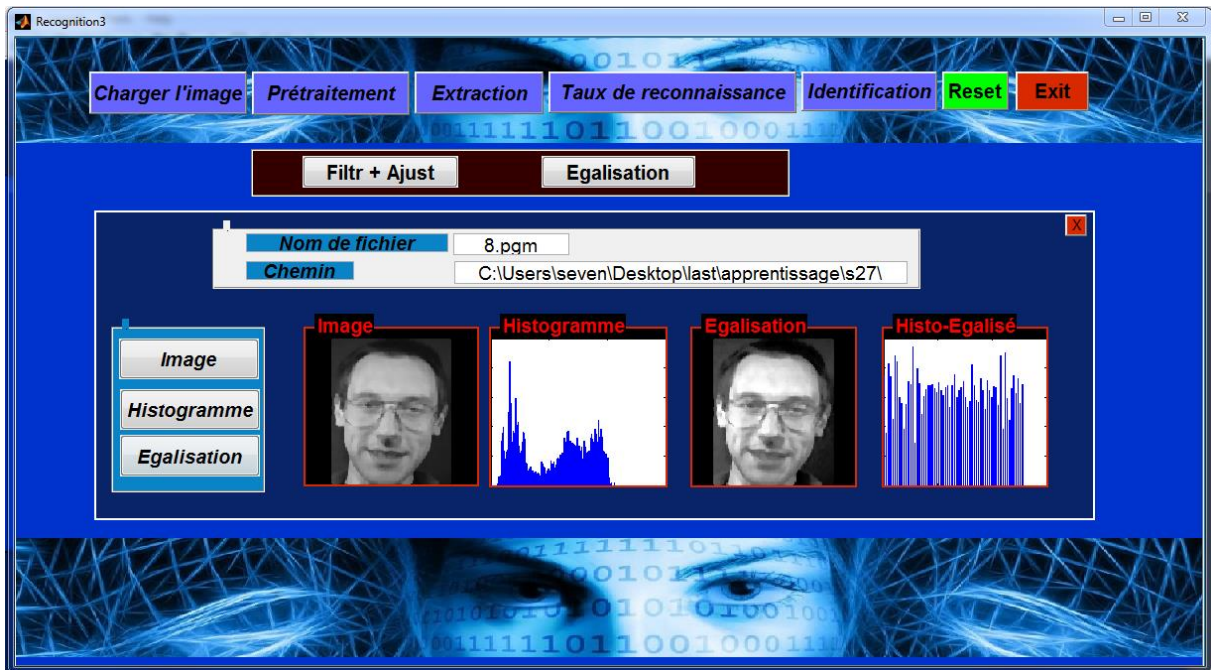


Figure III. 19: Egalisation d'histogramme.

5. **'Extraction'** : ce bouton permet de calculer l'image LBP, l'extraction du vecteur de caractéristiques, ainsi que l'affichage de l'histogramme de l'image LBP.

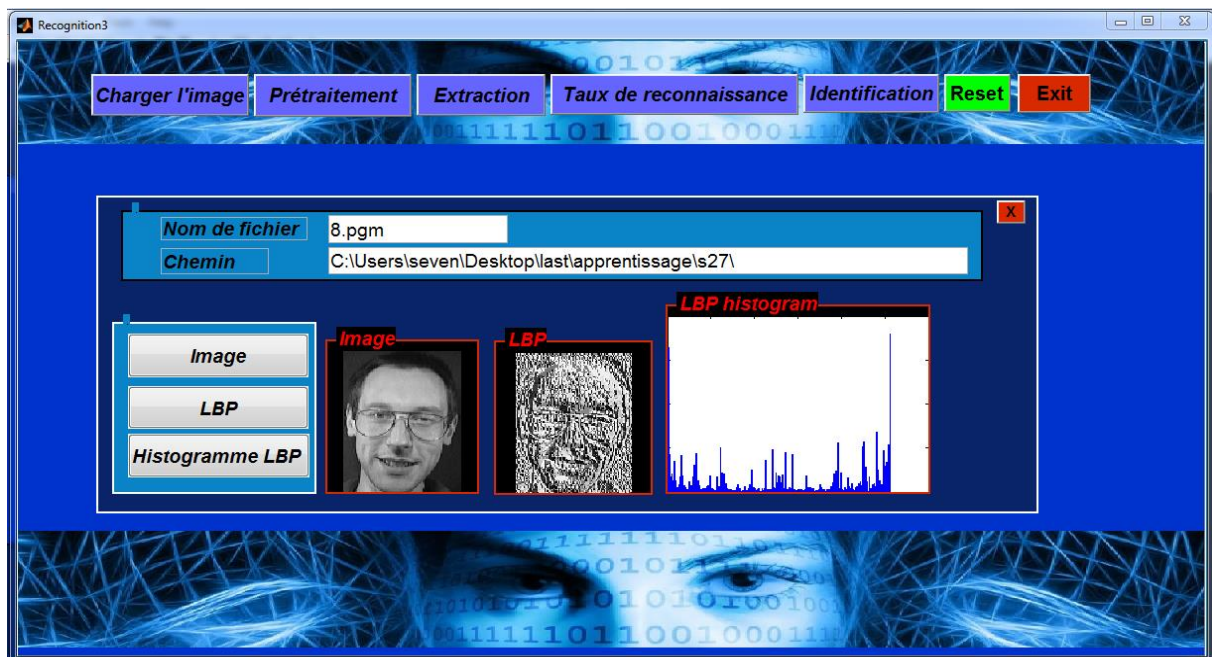


Figure III.20 :L'extraction des caractéristiques.

- 6. **Taux de reconnaissance** : Dans cette section nous avons le droit de préciser nombre de dossier (dans lesquels nous avons stocké la base d'images) qu'on va prendre en considération, le nombre d'images réservées pour l'apprentissage et celles réservées pour le test.

Nous aurons comme résultats : nombre d'images identifiées, nombre d'images non identifiées, le taux de reconnaissance, taux de rejet, ainsi que le temps d'exécution.

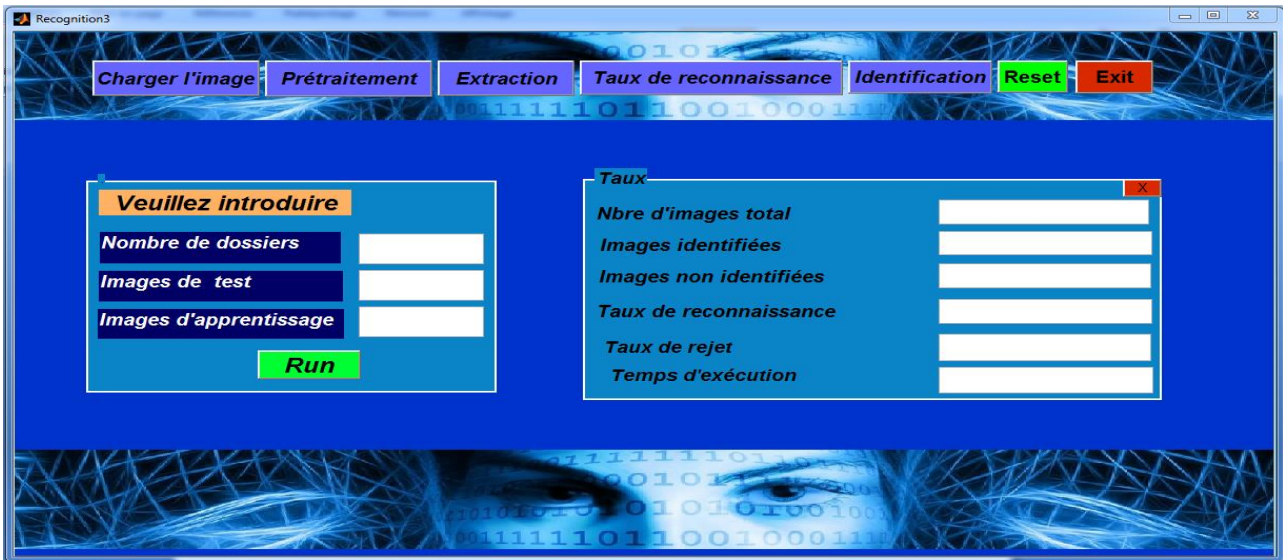


Figure III.21: Fenêtre d'accueil pour le calcul du taux de reconnaissance.

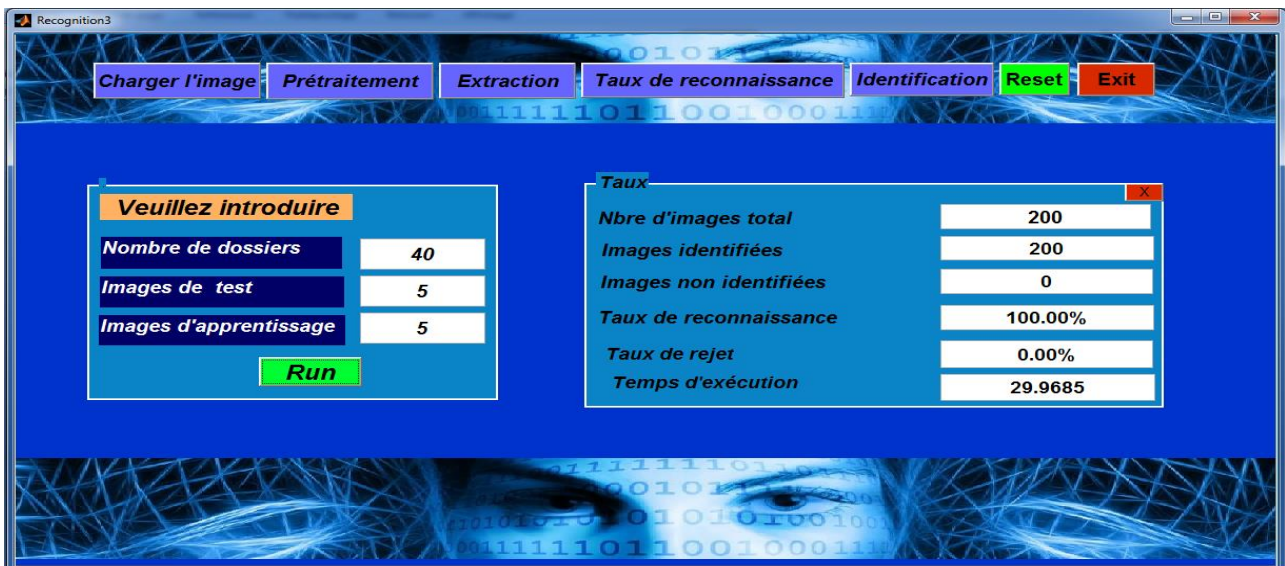
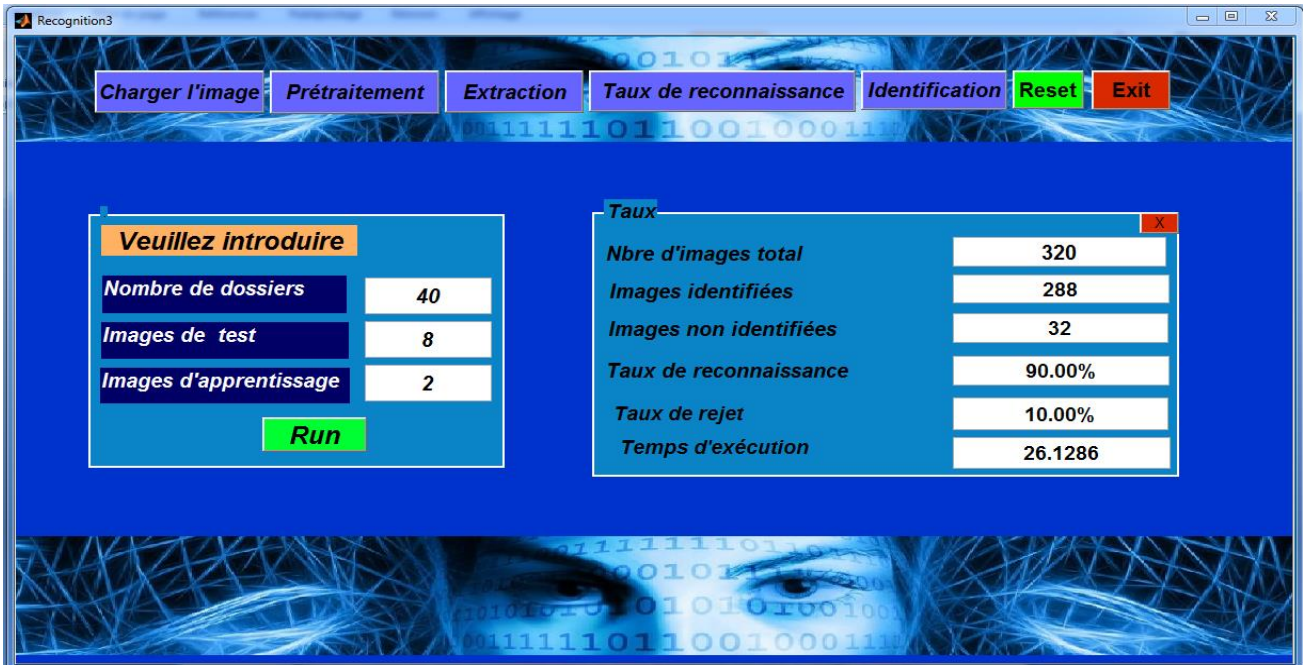


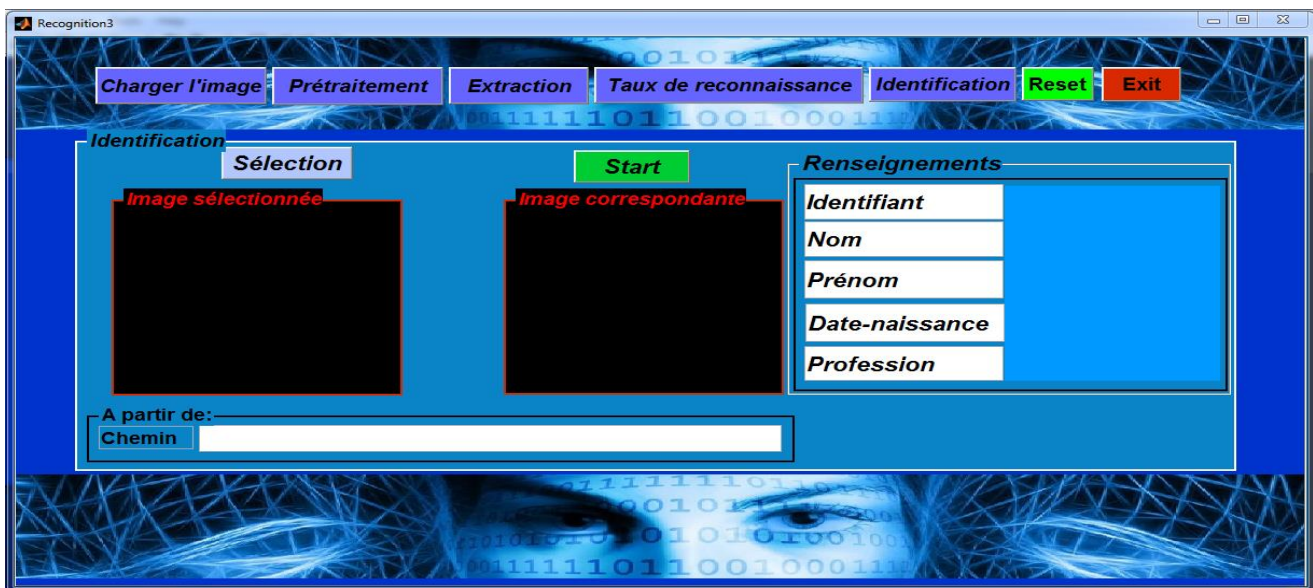
Figure III.22: Calcul du taux de reconnaissance avec les paramètres suivants (5 image de chaque dossier pour l'apprentissage et 5 pour le test)





**Figure III.23:** Calcul du taux de reconnaissance avec les paramètres suivants (2 image de chaque dossier pour l'apprentissage et 8 pour le test)

- **7. Identification :** La figure ci-dessous représente la fenêtre d'accueil du module de l'identification du système.



**Figure III.24:** Fenêtre qui illustre le module de l'identification.

Dès qu'on clique sur le bouton « *Identification* » on aura :

- Un bouton « *sélection* » pour entrer l'image de personne à identifier (*Figure III.25*).
- Un bouton « *Start* » pour commencer l'identification.

Nous aurons par la suite comme résultats d'identification soit :

- Une « *Personne identifiée* » avec les coordonnées de cette personne (*Figure III.26*).
- Une « *Personne non identifiée* » (*Figure III.27*).

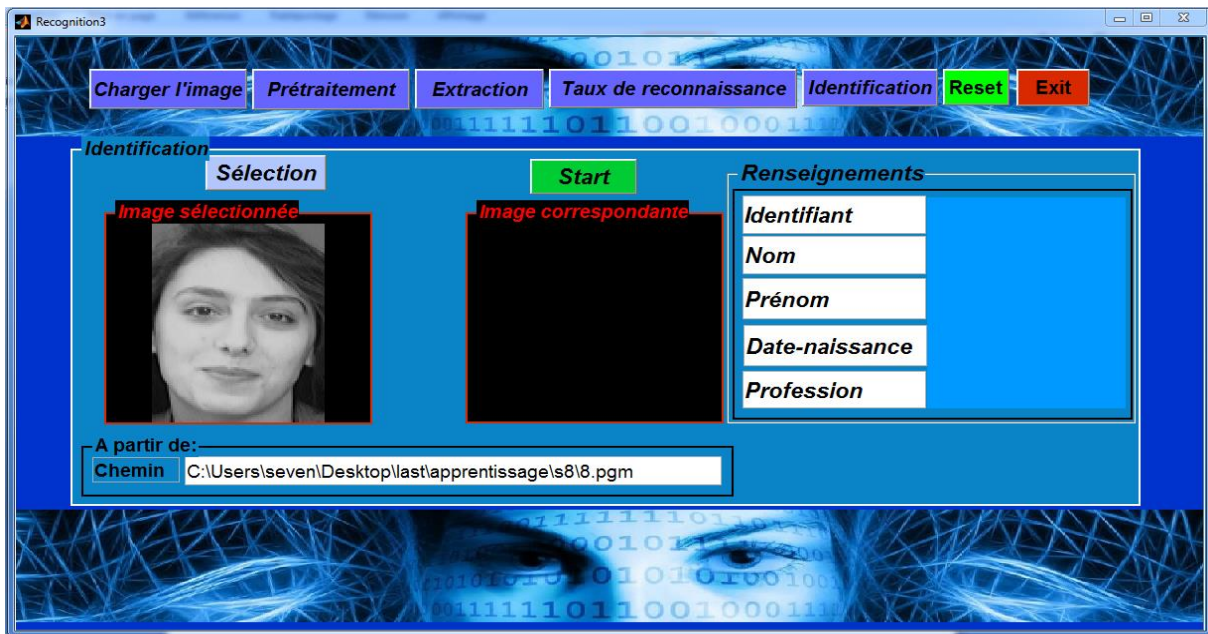


Figure III.25 : Sélection de l'image à identifier.



Figure III.26: Cas d'une personne bien identifiée

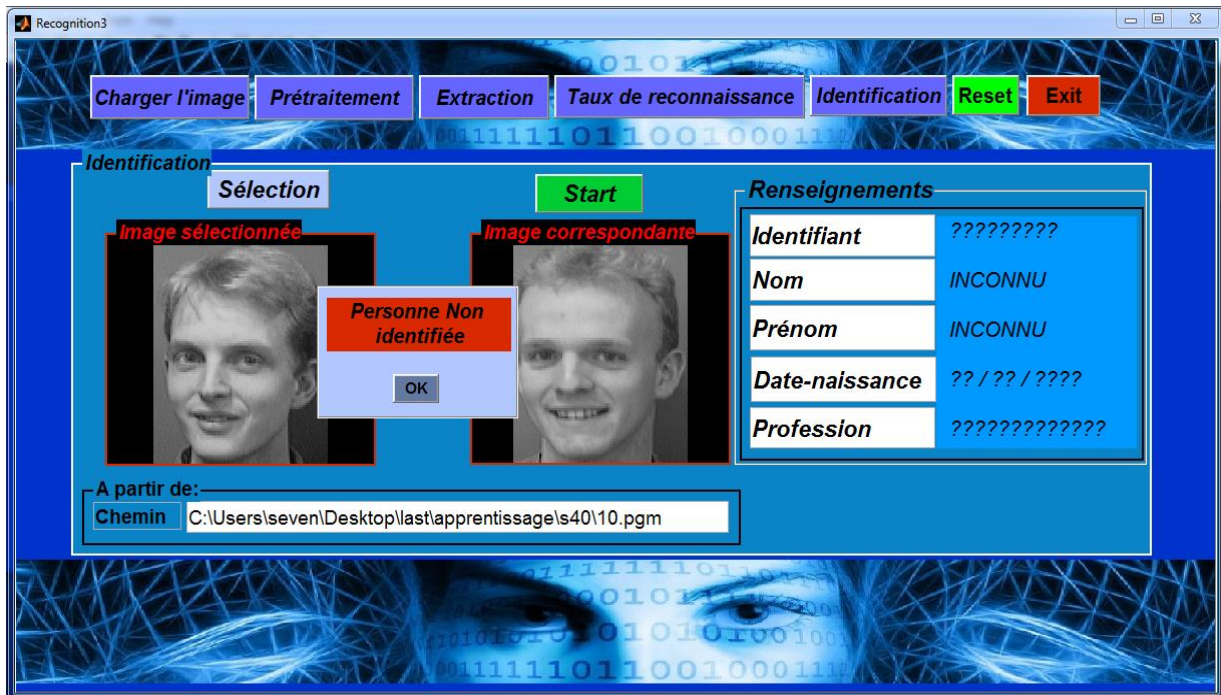


Figure III.27: Cas d'une personne mal identifiée.

### III.6 Conclusion

Ce dernier chapitre a été consacré à l'évaluation des performances de notre système de reconnaissance de visages en évaluant l'efficacité de la méthode (LBP) utilisée pour l'extraction des informations intéressantes et discriminantes d'une image de manière succincte. Nous avons opté pour une validation sur des bases de données standard « ORL ». Plusieurs tests ont été faits pour valider ce système jusqu'à ce qu'on est arrivé aux résultats prévus. Lorsque nous avons eu des résultats satisfaisants, nous avons passé à la conception de l'application sur Matlab destinée aux utilisateurs. Cette application permet d'illustrer le processus d'identification des personnes par reconnaissance faciale de manière simple et efficace.



Conclusion et perspectives

## Conclusion et perspectives

---

---

### Conclusion et perspectives

---

Dans notre travail, nous avons parlé sur une problématique d'authentifications des personnes dans des endroits où la sécurité est impérative. L'arrivée de la biométrie permet de résoudre des gros problèmes d'authentification rencontrés précédemment. Cette technique se base sur les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu pour pouvoir l'identifier. Plusieurs modalités biométriques ont été distinguées, telles que la reconnaissance de visage, l'empreinte digitale, l'iris, etc.

Notre projet de fin d'études s'inscrit dans le domaine de la reconnaissance automatique du visage. Celui-ci consiste à identifier l'identité d'une personne à partir de son image 2D du visage pour des raisons de sécurité. Les systèmes de reconnaissance automatique du visage sont souvent développés dans les applications de télésurveillance et l'accès à des endroits sécurisés pour lutter contre les fraudes dans différents contextes. En effet, nous avons conçu et réalisé un système de reconnaissance de visages dans le mode d'identification basé sur l'extraction des caractéristique du visage en utilisant le descripteur motif binaire local (Local Binary Pattern, en anglais).

Le challenge c'était d'augmenter le taux de reconnaissance dans les cas non contrôlés (en présence de variations d'illumination, poses, occlusions partielles, etc.).

Notre travail a été divisé en trois chapitres :

Le premier chapitre résume les notions de base sur la biométrie et les systèmes biométriques, une analyse des différentes techniques de la reconnaissance des individus, à la fin du chapitre nous avons terminé avec une motivation pour justifier notre choix de cette modalité. Le deuxième chapitre a été consacré à introduire le concept de reconnaissance des formes, détailler le processus d'un système de reconnaissance des formes en faisant apparaître la relation entre l'approche de la reconnaissance des formes et la reconnaissance du visage. Le dernier chapitre a été réservé à l'évaluation des performances de notre système de reconnaissance du visage en évaluant l'efficacité de la méthode (LBP) utilisée pour l'extraction des caractéristiques. Nous avons opté pour une validation sur la base de données standard « ORL » qui nous a permis de constater que la méthode donne de très bons résultats.

## Conclusion et perspectives

---

---

### Perspectives

---

Pour les prochains travaux, nous visons :

- Une réalisation d'un système biométrique de détection et de reconnaissance du visage avec des performances assez hautes.
- L'utilisation des images 3D du visage pour contourner les problèmes posés par l'illumination (passer du système de reconnaissance faciale des images 2D aux images 3D).
- Etudier les techniques de correction de rotation de la tête pour récupérer le maximum d'information.

L'utilisation des autres descripteurs de caractéristiques tels que le PCA (analyse en composantes principales), LPQ (Quantification de Phase Locale), etc.

- Nous pouvant également envisager une association avec une autre modalité (ex : vérification de signatures, la voix, des empreintes digitales, etc.) afin d'avoir un système bimodale plus complet et répondant aux exigences actuelles dans le domaine de la sécurité.

- [1] W. Hizem: « *Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage* ». Thèse de doctorat, l'Institut National des Télécommunications et l'Université Pierre et Marie Curie - Paris 6 (France), 2009.
- [2] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and A. Hadid: « *Ear biometric recognition using local texture descriptors* ». Journal of Electronic Imaging, Vol.23(5), 053008 (Sep/Oct 2014).
- [3] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen: « *Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition* ». IEEE Transactions on PAMI, Vol.28, 2006.
- [4] N. GALY: « *Etude d'un system complet de reconnaissances digitales pour un capteur microsysteme à balayage* ». Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble (France). Soutenue le 14/04/2005.
- [5] M. WIROTIUS: « *Authentification par signature manuscrite sur support nomade* ». Thèse de doctorat, Université François Rabelais-Tours (France). Soutenue le 10/11/2005.
- [6] S.L. Padme, D.C. Jain, V.P. Pawar, H.S. Fadewar, and G.P. Khetri: « *Human Computer Interpreting with Biometric Recognition System* ». International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering. Vol.02, Issue.02, PP.12, 2012.
- [7] M.D. Femila and A.A. Irudhayaraj: « *Biometric Systems* ». In proceedings of the 3<sup>rd</sup> IEEE International Conference on Electronics and Computer Technology (ICECT). PP.152-156, Kanyakumari (India), 2011.

## Références Bibliographiques

---

- [8] A. Ceyhan: « *Enjeux d'identification et de surveillance à l'heure de la biométrie* ». Cultures & Conflits. Vol.04, No.64, 2006.
- [9] M. El Abed: « *Evaluation de systèmes biométriques* ». Thèse de doctorat, Université de Caen/Basse-Normandie (France). Soutenue le 09/12/ 2011.
- [10] S. AKROUF: « *Une Approche Multimodale pour l'Identification du Locuteur* ». Thèse de doctorat, Université de FERHAT ABBAS-Sétif (Algérie). Soutenue le 07/07/2011.
- [11] N.E. LASMAR: « *Modélisation stochastique pour l'analyse d'images texturées: Approches Bayésiennes pour la caractérisation dans le domaine des transformées* ». Thèse de doctorat, Université Bordeaux I, École Doctorale des Sciences Physiques et de l'Ingénieur (France). Soutenue le 07/12/2012.
- [12] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A.K. Jain: « *Biometric Recognition: Security and Privacy Concerns* ». IEEE Security & Privacy. Vol.01, N°02, PP.33-42, 2003.
- [13] N.V. Boulgouris, K.N. Plataniotis, and E.M. Tzanakou: « *Evolving Intelligent Systems: Methodology and Applications* ». IEEE Press Series on Computational Intelligence (1<sup>st</sup>Eds), 2010.
- [14] P.Jonathon Phillips, A.Martin, C. I. Wilson, M. Przybocki : « *An introduction to evaluating biometric systems* ». Computer, vol. 33, N°. 2, p. 56-63, 2000.
- [15] P.Buysens : « *Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e-transactions* ». Thèse de doctorat, Université de Caen Basse-Normandie .Soutenue le 4/1/2011.
- [16] S.G. ABABSA: « *Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D* ». Thèse de doctorat, UNIVERSITE D'EVRY VAL D'ESSONNE (France). Soutenue le 03 /10/ 2008.



## Références Bibliographiques

---

- [17] P. Varchol, D. Levicky: « *Using of Hand Geometry in Biometric Security Systems* ». RadioEngineering.Vol.16, No.04, PP.82-87, 2007.
- [18] N. Saxena, V. Saxena, N. Dubey, and P. Mishra: « *Hand Geometry: A New Method for Biometric Recognition* ». International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE).Vol.02, No.06, PP.192-196, 2013.
- [19] T. Fawcett: « *An Introduction to ROC Analysis* ». Pattern Recognition Letters (Elsevier). Vol.27, No.08, PP.861-874, 2006.
- [20] D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, and S. Prabhakar, editors: « *Handbook of Fingerprint Recognition (2nd Edition)*». Springer Verlag, 2009.
- [21] R.O. Belguechi: « *Sécurité des systèmes biométriques: révocabilité et protection de la vie privée* ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure d'Informatique (Algérie). Soutenue le 30/06/2015.
- [22] J.P. Campbell: « *Speaker Recognition: A Tutorial* ». Proceedings of the IEEE. Vol.85, No.09, PP.1437-1462, 1997.
- [23] A. Chaari : « *Nouvelle approche d'identification dans les bases de données biométriques basée sur une classification non supervisée* ». Thèse de doctorat, Université d'Evry Val d'Essonne. Soutenue le 06/10/ 2009.
- [24] S. Nebti: « *Reconnaissance de Caractères Manuscrits par Intelligence Collective* ». Thèse de doctorat, Université Ferhat Abass-Sétif-Algerie. Soutenu le 07/mars/2013.
- [25] L. Likforman-Sulem, E.barney Smith: Livre « *Reconnaissance des formes* ». Ellipses Edition Marketing S.A., ISBN9782-7298-80675. Volume (227 pages). 2013.

## Références Bibliographiques

---

- [26] L. Leyrit: « *Reconnaissance d'objets en vision artificielle: Application à la reconnaissance de piétons* ». Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II. N° d'ordre : D.U : 2071 EDSPIC : 498 . Soutenue le 22/11/2010.
- [27] Z.H Mamar: « *Analyse Temps-Échelle et Reconnaissance des Formes pour le Diagnostic du Système de Guidage d'un Tramway sur Pneumatiques* ». Thèse de doctorat, UNIVERSITE BLAISE PASCAL - CLERMONT II. Soutenue le 18/07/2008.
- [28] C.Saint-Jean: « *Classification paramétrique robuste partiellement supervisée en reconnaissance des formes : Modélisation et simulation* ». Thèse de doctorat, Université de La Rochelle. Soutenue le 17/12/ 2001.
- [29] L. Hartert: « *Reconnaissance des formes dans un environnement dynamique appliquée au diagnostic et au suivi des systèmes évolutifs: Automatique / Robotique* ». Thèse de doctorat, Université de Reims- Champagne Ardenne. Soutenue le 22/12/2010.
- [30] Olivier Guye: « *Modélisation Hiérarchique de Données Multidimensionnelles dans des Espaces Régulièrement Décomposés* ». Thèse de doctorat, Tome 3: Applications en Analyse d'Images. Soutenue le 06/05/2016.
- [31] M. Tayeb-Laskri, D. Chefrour : « *who-is système d'identification des visages humains* ». Département d'Informatique - ARIMA – Volume 1, Université Badji Mokhtar, Annaba ; 2002.
- [32] C. Zhu: « *Effective and efficient visual description based on local binary patterns and gradient distribution for object recognition* ». Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lyon. Soutenue le 21/11/ 2012.

## Références Bibliographiques

---

- [33] N.Morizet : « *Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l'Iris* ». Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications De Paris. Soutenue le 18/03/2009.
- [34] N.MORIZET, T. EA, F. ROSSANT, F. AMIEL, A. AMARA : « *Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGGM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie* ». Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), Département d'Electronique. Paris Cedex 06.
- [35] F.LOUIBA, R.HADJ ALI : « *Système de contrôle d'accès physique basé sur le visage et la Java Card* », Mémoire fin d'étude d'ingénieria en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I), 2010.
- [36] A. Benzaoui, A. Boukrouche, and I. Adjabi: «*Experiments and improvements of ear recognition based on local texture descriptors*». Optical Engineering. Vol.56(4), 2017.
- [37] X. Tana, C. Songcan, "*Face recognition from a single image per person: A survey*", Pattern Recognition, Vo.39, 2006.
- [38] S. Akbar, A. Ahmad, H.Maqsood, F. Ali: «*Face Recognition Using Hybrid Feature Space in Conjunction with Support Vector Machine*». Journal of Applied Environmental and Biological Sciences, ISSN: 2090-4274, 2015.
- [39] Rui Min: «*Face recognition robust to occlusions* ». Thèse de doctorat, Computer Vision and Pattern Recognition. Télécom P arisTech. Soutenue le 12/04/2013.
- [40] F. Huet-Guillemot : « *Fusion d'images segmentées et interprétées : application aux images aériennes* ». Thèse de doctorat, Université de Cergy-Pontoise. Soutenue le 5/01/1999.

## Références Bibliographiques

---

[41] D.Hoang Vu « *Biométrie pour l'Identification* », Rapport final, Institut de la Francophonie pour l'Informatique, Hanoï, Vietnam, 07 – 2005.

[42] [http://web.mit.edu/emeyers/www/face\\_databases.html#orl](http://web.mit.edu/emeyers/www/face_databases.html#orl) (consulté le 03/03/2017)

[43] <https://www.mathworks.com/matlabcentral/>''

## Généralités sur le Traitement d'Images

### 1. Généralités sur le traitement d'images

#### 1.1. Définition de l'image

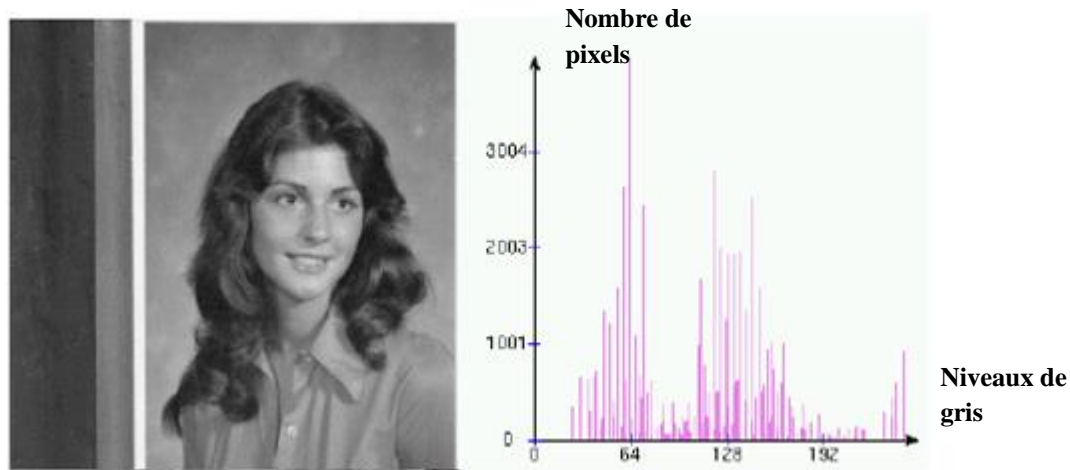
L'image est une représentation visuelle d'un objet par différents moyens ou supports (dessin, peinture, photographie, ...).

Les images manipulées par l'ordinateur sont à caractère numérique ce qui nous conduit à définir l'image numérique qui désigne toute image (dessin, icône, photographie, ...) acquise, créée, traitée, stockée sous forme binaire.

Par traitement d'images, nous désignons l'ensemble des opérations sur les images numériques, qui transforment une image en une autre image, ou en une autre primitive formelle. Le traitement d'images trouve son application dans divers domaines et disciplines, telles que : l'électronique, intelligence artificielle, informatique, etc.

#### 1.2. Quelques caractéristiques d'une image numérique

- **Pixel** : Le pixel représente le plus petit point distinguable dans une image. Chaque pixel possède une teinte, c'est la juxtaposition des différents pixels qui produit une image.
- **Résolution** : La résolution est mesurée en pixels par pouce (ppp). Elle décrit la clarté ou finesse de détail atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images.
- **Définition** : Le nombre de pixels (de points) constituant l'image, c'est-à-dire le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de ligne.
- **Image en niveau de gris** : Les images réalisées en niveau de gris utilisent les teintes grises allant du blanc au noir. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la couleur de chaque pixel de l'image. Par exemple pour 256 niveaux de gris compris entre 0 et 255, chaque pixel sera codé sur 8 bits, 0 représente le noir et 255 le blanc.
- **Histogramme d'une image** : L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leur niveau de gris.



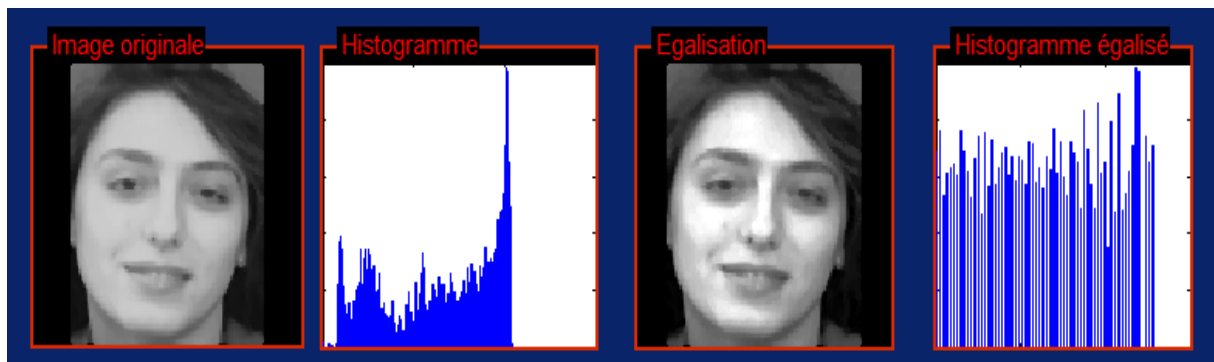
**Figure A.1:** Exemple d'histogramme d'une image

- **Luminance** : C'est le degré de luminosité des points de l'image.
- **Contraste** : C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image. Plus précisément, il quantifie la différence de luminosité entre les parties claires et sombres d'une image.

### 1.3. Prétraitement

- **Egalisation** : C'est un traitement à base d'histogramme. L'égalisation d'histogramme est une transformation des niveaux de gris dont le principe est d'équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (Idéalement, on cherche à obtenir un histogramme plat).

Pour effectuer ce type de traitement sur Matlab nous utilisons la fonction « *histeq* ».



**Figure A.2:** Exemple d'égalisation d'histogramme.

- **Ajustement de l'image** : Cette opération permet d'augmenter le contraste d'une image en saturant 1% des données de cette image à des intensités faible et élevées. Nous avons utilisé pour ça la fonction Matlab « *imadjust* ».

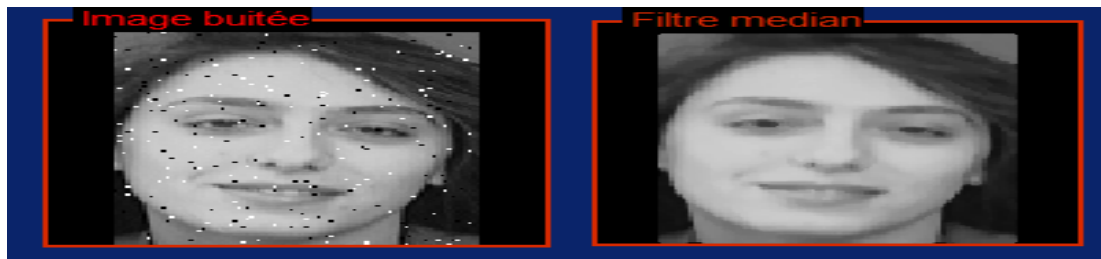


**Figure A.3 :** Exemple d'une image ajustée.

- **Filtre Médian :** C'est un filtre non linéaire. Les filtres non linéaires sont destinés pour :
  - Eliminer le bruit impulsionnel.
  - L'intégrité des frontières: on souhaiterait éliminer le bruit sans rendre flous les frontières des objets.

Le filtre médian permet d'éliminer certains types de bruits (poivre et sel), son principe est de remplacer la valeur d'un pixel par la valeur médiane de la suite mathématique constituée des valeurs des pixels avoisinants à ce point.

Pour effectuer ce type de traitement sur Matlab nous utilisons la fonction « *medfilt2* ».



**Figure A.4 :** Application de filtrage médian sur une image du visage.

## 2. L'algorithme utilisé dans notre programme

### 2.1 Le code du descripteur LBP

```
function [ LBP ] = extrctfeatur( inputImage)

for i=2:size(inputImage,1)-1
for j=2:size(inputImage,2)-1
    pixelcentral=inputImage(i,j); % Pixel central

    pixel1=inputImage(i-1,j-1)>=pixelcentral;
    pixel2=inputImage(i-1,j)>=pixelcentral;
    pixel3=inputImage(i-1,j+1)>=pixelcentral;
    pixel4=inputImage(i,j+1)>=pixelcentral;
    pixel5=inputImage(i+1,j+1)>=pixelcentral;
    pixel6=inputImage(i+1,j)>=pixelcentral;
    pixel7=inputImage(i+1,j-1)>=pixelcentral;
    pixel8=inputImage(i,j-1)>=pixelcentral;

    LBPimage(i,j)= uint8(pixel1*2^0+pixel2*2^1+pixel3*2^2+...
        pixel4*2^3+ pixel5*2^4+pixel6*2^5+pixel7*2^6+pixel8*2^7);
end
end
LBP= imhist(LBPimage); %L'histogramme de l'image LBP

End
```



### 4.2 Le code de la fonction « *blocs* » permettant la division en blocs

```
function [ J ] = blocs( image )

fun=@extrctfeatur; %LBP(8,1)

% un bloc
J1 = blkproc(img,[round(size(image,1))
round(size(image,2))],fun)';

% division en 4 blocs

J2 = blkproc(img,[round(size(image,1)/2)
round(size(img,2)/2)],fun);
J2=J2(:)';

% division en 16 blocs

J3 = blkproc(image,[round(size(image,1)/4)
round(size(image,2)/4)],fun);
J3=J3(:)';

J=[J1]J2 J3 ];%Le LBP multi-échelles

end
```

---

## Résumé

---

La biométrie est la science qui permet de reconnaître l'identité d'un individu sur la base de ses caractéristiques physiologiques, chimiques, et comportementales, telle que: le visage, l'iris, l'empreinte digitale, l'ADN, etc. Dans notre travail, nous avons choisi la reconnaissance faciale comme modalité d'identification.

La reconnaissance faciale permet d'adapter la vérification biométrique à toutes les situations. C'est une technologie très efficace qui est utilisée dans de nombreuses applications liées à la sécurité. Elle est par exemple un outil très fiable pour aider les forces de police à identifier des criminels, ou bien pour permettre aux services de douanes de vérifier l'identité des voyageurs. Actuellement, avec la numérisation des échanges, l'usage de cette technologie est en train de s'étendre au monde des entreprises (pour sécuriser des transactions en ligne). La reconnaissance faciale est sans contact et son utilisation ne nécessite aucun outil spécifique, ce qui en fait la solution idéale pour l'identification de personnes dans une foule ou dans des espaces publics.

Le travail effectué dans le cadre de ce mémoire porte sur l'identification automatique de visages en utilisant le motif local binaire (Local Binary Pattern LBP) en tant que extracteur de caractéristiques. L'objectif étant donné, l'augmentation du taux d'identification de personnes dans les cas non contrôlés. Les résultats, obtenues ont montré que la méthode LBP donne très bons résultats en regardant le taux de reconnaissance. Pour valider ce travail nous avons testé cette technique sur des images frontales de la base de données ORL.

**Mots Clés :** Traitement d'images, Biométrie, Reconnaissance de Visages, Classification.

---

## Abstract

---

In recent years, there has been a growing interest around biometrics. Facial recognition, as a biometric technology, has played an increasingly important role in the field of research, because of its non-intrusive and contactless. However, despite of the many approaches and methods that have been proposed to solve the problem of human face recognition, it remains an extremely difficult problem. this is due to the fact that different people faces have generally the same shape and vary due to the lighting conditions , variation of pose , and facial expressions. Nowadays, identification systems appear to be an interesting domain to exploit, given the multitude of applications that utilize their controlling access to sensitive sites, remote monitoring, etc.

The work done as part of this thesis is focused on identifying automatic faces based on local binary pattern(LBP). The results of LBP were very good. For the validation of this work, we tested this technique on frontal images on the ORL database.

**Keywords:** *Face recognition, Biometrics, LBP, feature extraction, image processing.*

---

## ملخص

---

العمل المقترح في هذه المذكرة يدرس التعرف على الأشخاص بواسطة صور ثنائية الأبعاد للوجه. إن التقنيات الآلية للتعرف على الأشخاص عن طريق الوجه يمكن لها التكيف مع جميع الحالات لأداء عملية التعرف بأحسن النتائج. بل هي تقنية فعالة جدا و التي يتم استخدامها في العديد من التطبيقات الأمنية. على سبيل المثال، المساعدة في تحديد المجرمين، السماح من التحقق من هوية المسافرين. حاليا، مع رقمنة التبادلات التجارية، يجري توسيع نطاق استخدام هذه التكنولوجيا لعالم الشركات (لتأمين المعاملات عبر الإنترنت). إن عملية التعرف على الأشخاص عن طريق الوجه لا يتطلب أي تماس ولا حتى معدات عالية الدقة ، مما يجعلها الحل الأمثل لتحديد الأشخاص في الحشود أو الأماكن العامة. العمل الذي تم القيام به في هذه الرسالة يتعلق بمنزجه نظام يقوم بالتحديد التلقائي للأفراد استنادا على صور ثنائية الأبعاد للوجوه. قصد تقييم النظام الخاص بهذه الرسالة قمنا بتجريب تقنية خاصة باستخراج السمات الوصفية للوجه. هذه التقنية تدعى بالنمط الثنائي المحلي (LBP) . و للتحقق من كفاءة و أداء هذا النظام قمنا باستخدام قاعدة البيانات ( ORL ) و التي تحوي صور ثنائية الأبعاد للوجه. النتائج المحصل عليها كانت جد مرضية و التي تدل على كفاء التقنية المستخدمة (LBP) .