

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arréridj.

Faculté des Mathématiques et d'Informatique.

Département d'informatique.



---

## MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme

**Master en informatique**

**Spécialité** : Technologies de l'Informations et de Communications.

### ***THÈME***

*Développement et Évaluation d'un Système de Reconnaissance Faciale Basé sur le Classificateur Deep Rule-Based (DRB).*

**Réalisé par :**

- Belkhiri khawla.
- Sahli maissa.

Soutenu publiquement le : 19/06/2024.

Devant le jury composé de:

Président : Prof. Farid NOUIOUA.

Examineur : Dr. Foudil Belhadj.

Encadreur : Dr. Attia Abdelouahab.

## **Remerciements**

*Nous tenons tout d'abord à exprimer notre grand remerciement à Dieu le Tout-Puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force, la patience, la volonté et le courage d'accomplir ce modeste travail.*

*En second lieu, nous adressons nos remerciements à notre encadreur, Dr. Attia Abdelouahab. Il a bien voulu nous confier ce travail riche d'intérêts et nous guider à chaque étape de sa réalisation. Il nous a toujours réservé le meilleur accueil malgré ses obligations professionnelles. Ses encouragements inlassables, son amabilité et sa gentillesse méritent toute notre admiration. Nous tenons à lui exprimer nos plus vifs remerciements pour sa patience et sa disponibilité, et surtout pour ses judicieux conseils qui ont contribué à alimenter nos réflexions.*

*Nous remercions très sincèrement les membres du jury d'avoir bien voulu accepter de faire la commission d'examineurs.*

*Merci également aux différents professeurs qui nous ont formées durant nos Cinq années en informatique et dont leur enseignement est resté précieux tout au long de notre cursus universitaire. Nous tenons à remercier toute personne qui a participé de près ou de loin à l'exécution de ce modeste travail.*

***Merci pour vous tous.***

## **Dédicace**

*Avec l'aide du Dieu, Le Tout-Puissant, je pu achever ce modeste travail que je dédie :*

**À la personne qui m'est la plus chère au monde ma mère *Belkhiri Karima***

*qui était la confidente de mes secrets. La plus contente dans les moments de mes réussis qui m'a élevé, sacrifié toutes les belles années de sa vie pour moi, tu es une maman formidable et exceptionnelle que dieu la protège pour nous.*



**À mon cher père *Belkhiri Abdlkader***

*Autant de phrases aussi éloquentes sont-elles ne sauraient exprimer ma gratitude et ma reconnaissance. Tu as su m'inculquer le sens de la responsabilité, de l'optimisme et de la confiance en soit. Tes conseils m'ont toujours guidé vers la réussite. Je te dois ce que je suis aujourd'hui et ce que je serai demain. Je ferai de mon mieux pour rester ta fierté et ne jamais te décevoir. Que dieu te préserve, t'accorde santé, bonheur et te protège de tout mal.*

**À mes chers et adorable sœurs : *Ahlam, Meryam, Sabrina, Ikram***  
et mon frère : ***Aymen*** .

**À ma deuxième famille, *kherifi*** .

**À la personne qui est ma joie dans la vie, merci pour le grand soutien**  
et la motivation continue.

**À ma grande famille surtout ma cousine *SOUMIA*.**

**À mes meilleures amies : *chaima ,maissa ,radia, asma, meryem ,ilham karima***

*Qui ont toujours été à mes côtés et avec qui j'ai partagé des moments inoubliables.*

*Je dédie ce travail à mon encadreur, Dr.Attia Abdelouahab, à mes enseignants et à tous ceux qui m'ont aidé à tracer le chemin de la réussite.*



***BELKHIRI KHAWLA.***



## ***Dédicace***

*Je dédie ce mémoire à toutes les personnes qui m'ont soutenu et encouragé tout au long de ce parcours académique.*

### ***À ma mère Layadi Aycha***

*pour son amour inconditionnel, sa patience infinie et ses encouragements constants. Ton dévouement et ta sagesse m'ont toujours guidé.*

### ***À mon père Sahli Djoudi***

*pour sa force, sa générosité et ses précieux conseils. Ton soutien indéfectible et ta confiance en moi m'ont donné la motivation nécessaire pour atteindre cet objectif.*

*À mes frères : **Oussama, Mohammed** et le petit **Hicham**, pour leur soutien indéfectible, leur camaraderie et leur inspiration. Ensemble, nous avons surmonté les défis et partagé les joies, créant des souvenirs précieux qui resteront gravés dans mon cœur.*

### ***À mes chers Belkhiri.***

***À mes amis***, pour leur amitié précieuse et leur compréhension durant les moments difficiles.

*À mon directeur de recherche **Dr. Atiaa Abdelouahab**, pour sa patience, ses conseils avisés et son encadrement tout au long de ce projet.*

*À tous mes professeurs, pour leur dévouement et leur passion pour l'enseignement, qui ont été une source constante d'inspiration.*

*Enfin, à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.*



## Résumé

Le système de reconnaissance faciale est devenu l'un des systèmes les plus utilisés dans les domaines de la sécurité et de la surveillance. Malgré de grandes avancées technologiques, ses performances sont toujours affectées par les changements dans les conditions de prise de vue, tels que l'éclairage et les modifications des traits du visage causées par le vieillissement ou les différentes expressions faciales. Cette thèse vise à améliorer les performances du système de reconnaissance faciale à l'aide d'un nouveau classificateur DRB. Les solutions proposées ont abouti à des améliorations significatives par rapport à d'autres classificateurs (classificateur NN, SVM). Les descripteurs d'appariement d'images Gabor, LPQ, MBC et IWBC ont été utilisés dans des expériences appliquées sur les bases de données ORL, 15 Yale, Face94, Face95, Face96 et Jaffe, qui comptent parmi les plus utilisées dans les études universitaires pour comparer les résultats et déterminer le degré d'amélioration obtenu.

**Mots clés:** Le système de reconnaissance faciale, DRB, classificateur NN, SVM, Gabor, LPQ, MBC, IWBC.

## ملخص

نظام التعرف على الوجه أصبح من الأنظمة الأكثر استخدامًا في مجالات الأمن والمراقبة. على الرغم من التقدم التكنولوجي الكبير، إلا أن أدائه لا يزال يتأثر بالتغيرات في ظروف التصوير، مثل الإضاءة وتغيرات ملامح الوجه الناتجة عن التقدم في العمر أو تعابير الوجه المختلفة. تهدف هذه الأطروحة إلى تحسين أداء نظام التعرف على الوجه باستخدام مصنف جديد DRB وقد أثمرت الحلول المقترحة عن تحسينات كبيرة مقارنة بالمصنفات الأخرى (NN classifier, SVM). تم استخدام واصفات Gabor و LPQ و MBC و IWBC لمطابقة الصور في التجارب التطبيقية على قواعد البيانات ORL، 15 Yale، Face94، Face95، Face96، و Jaffe، التي تعتبر من الأكثر استخدامًا في الدراسات الأكاديمية وذلك لمقارنة النتائج وتحديد مدى التحسين المحقق.

**الكلمات المفتاحية:** نظام التعرف على الوجه، DRB، مصنف NN، SVM، Gabor، LPQ، MBC، IWBC.

## Abstract

Facial recognition systems have become one of the most widely used systems in the fields of security and surveillance. Despite significant technological advancements, their performance is still affected by changes in shooting conditions, such as lighting and modifications to facial features caused by aging or different facial expressions. This thesis aims to improve the performance of facial recognition systems using a new DRB classifier. The proposed solutions have led to significant improvements compared to other classifiers (NN classifier, SVM). Image matching descriptors Gabor, LPQ, MBC, and IWBC were used in experiments applied to the ORL, 15 Yale, Face94, Face95, Face96, and Jaffe databases, which are among the most used in academic studies to compare the results and determine the degree of improvement achieved.

**Keywords:** Facial recognition systems, DRB, NN classifier, SVM, Gabor, LPQ, MBC, IWBC.

## Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

**Introduction générale.....1**

### Chapitre I : Généralités sur la biométrie

1. Introduction .....	2
2. La biométrie .....	2
3. Exigence relative aux caractéristiques biométrique .....	2
4. Les technologies biométriques .....	3
4.1. Les empreintes digitales .....	3
4.2. L'iris .....	4
4.3. Géométrie de la main.....	4
4.4. Le visage.....	5
4.5. La voix.....	6
4.6. La signature .....	6
4.7. Dynamique de frappe au clavier .....	7
5. Modes de fonctionnement .....	7
5.1. Mode d'enrôlement.....	7
5.2. Mode de vérification ou authentification.....	7
5.3. Mode d'identification .....	8
6. Structure d'un Système Biométrique .....	8
6.1. Module de capteur biométrique .....	8
6.2. Module d'extraction des données.....	9
6.3. Module de comparaison.....	9
6.4. Module de la base de données .....	9
7. Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques .....	9
8. Mesure de performance des systèmes biométriques .....	10
9. Conclusion.....	12

### chapitre II : Systèmes de reconnaissance de visage

1. Introduction .....	13
2. La reconnaissance de visage .....	13

3. Méthodes de reconnaissance de visage .....	13
3.1. Les méthodes globales.....	13
3.2. Les méthodes locales .....	14
3.3. Les méthodes hybrides .....	15
4. Systèmes de reconnaissance de visage.....	15
4.1 Le monde physique(extérieure) .....	16
4.2 L'acquisition d'images .....	16
4.3. Prétraitement.....	16
4.4.Extraction des paramètres et classification.....	17
4.5.Apprentissage .....	17
4.6. Décision .....	17
5. Principales difficultés de la reconnaissance de visages .....	17
5.1. Changement d'illumination .....	18
5.2. Variation de pose .....	18
5.3. Expressions faciales.....	19
5.4. Présence ou absence des composants structurels .....	19
6. Les Méthodes de Descripteurs .....	20
6.1. Filter de Gabor.....	20
6.2. L'Improved Weber Binary Coding (IWBC) .....	21
6.3. monogenic binary coding (MBC).....	22
6.4. Local Phase Quantization (LPQ).....	22
7. Les méthodes de classifieur.....	23
7.1. . k-plus proches voisins (K Nearest Neighbors).....	23
7.2. Machine à Vecteurs de Support (SVM) .....	24
7.3. Deep Rule Based (DRB).....	25
7.3.1 Architecture du classificateur DRB .....	25
7.3.2 Algorithme du classificateur DRB.....	26
8. Conclusion.....	27

### **chapitre III : Expérimentation résultats et discussions**

1. Introduction .....	28
2. Les bases de données de visage.....	28
2.1.ORL .....	28
2.2Face94.....	28

2.3. face95.....	29
2.4. Face96.....	30
2.5. 15 yale.....	30
2.6. JAFFE (Japanese Female Facial Expression).....	31
3.Séparation des bases de données .....	31
4. Les outils de développement .....	31
4.1. MATLAB 9.13.0 (R2022b) .....	31
4.2. PhD Tools .....	32
5. Résultats Expérimentales et discussions .....	33
5.1. Résultats expérimentales de base de donnée ORL .....	33
5.1.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données ORL.....	33
5.2. Résultats de BDD Face94.....	34
5.2.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face94 .....	35
5.3. Résultats de BDD Face95.....	35
5.3.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face95 .....	36
5.4. Résultats de BDD Face96.....	36
5.4.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face96 .....	37
5.5. Résultats de BDD 15yale.....	37
5.5.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données 15yale .....	38
5.6. Résultats de BDD Jaffe.....	38
5.6.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Jaffe .....	39
6. Conclusion.....	39
<b>conclusion générale.....</b>	<b>40</b>

Références Bibliographiques

Références Webographiques

## *Liste des figures*

<b>Numéro</b>	<b>Liste des figures</b>	<b>Page</b>
<b>Figure I.1</b>	Principales modalités biométriques.	2
<b>Figure I.2</b>	Empreint digitale	4
<b>Figure I.3</b>	Les caractéristiques de l'iris	4
<b>Figure I.4</b>	La reconnaissance de la main	5
<b>Figure I.5</b>	Reconnaissance de visage	5
<b>Figure I.6</b>	Spectre d'un signal voix	6
<b>Figure I.7</b>	Capture d'une signature.	6
<b>Figure I.8</b>	La dynamique de la frappe au clavier.	7
<b>Figure I.9</b>	Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes.	8
<b>Figure I.10</b>	Illustration du FRR et du FAR.	11
<b>Figure I.11</b>	Courbe ROC	11
<b>Figure I.12</b>	Courbes CMC pour différents algorithmes de reconnaissance faciale.	12
<b>Figure II.1</b>	Méthodes de la reconnaissance de visage.	15
<b>Figure II.2</b>	Système de reconnaissance faciale.	16
<b>Figure II.3</b>	Exemple d'un visage avec des changements de luminosité	18
<b>Figure II.4</b>	Exemple d'un visage avec des variations de pose.	18
<b>Figure II.5</b>	Exemple de variations d'expressions faciales.	19
<b>Figure II.6</b>	Exemples de composants structurels.	19
<b>Figure II.7</b>	Schéma illustre les différentes étapes de traitement du modèle de filtre Gabor	20
<b>Figure II.8</b>	Illustration du calcul de la carte améliorée du code binaire Weber (IWBC).	21
<b>Figure II.9</b>	Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ	23

<b>Figure II.10</b>	K Nearest Neighbors..	24
<b>Figure II.11</b>	Machines à Vecteur de Support (SVM).	24
<b>Figure II.12</b>	Architecture du classificateur DRB.	25
<b>Figure III.1</b>	Exemples d'images de visages de la base ORL	28
<b>Figure III.2</b>	Exemples d'images de face94.	29
<b>Figure III.3</b>	Exemples d'images de face95.	29
<b>Figure III.4</b>	Exemples d'images de face96.	30
<b>Figure III.5</b>	Exemples d'images de visages de la base 15 Yale	30
<b>Figure III.6</b>	Exemples d'images de visages de la base JAFFE avec les sept pose.	31
<b>Figure III.7</b>	Fenêtre du Matlab R2022b.	32
<b>Figure III.8</b>	Les courbes ROC et CMC de la base de données ORL.	34
<b>Figure III.9</b>	Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face94.	35
<b>Figure III.10</b>	Les courbes ROC et CMC de la base de données Face95.	36
<b>Figure III.11</b>	Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face96.	37
<b>Figure III.12</b>	Les Courbes ROC et CMC de la base de données 15yale.	38
<b>Figure III.13</b>	Courbes ROC et CMC de la base de données Jaffe.	39

## *Liste des tableaux*

<b>Numéro</b>	<b>Titre du tableau</b>	<b>Page</b>
<b>Tableau I.1</b>	Comparaison de modalités biométriques.	3
<b>Tableau I.2</b>	Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques.	9
<b>Tableau II.1</b>	Définitions des notations clés utilisées dans l'algorithme du classificateur DRB.	26
<b>Tableau III.1</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base ORL.	33
<b>Tableau III.2</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base Face94.	34
<b>Tableau III.3</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base Face95.	35
<b>Tableau III.4</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base Face96.	36
<b>Tableau III.5</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base 15yale.	37
<b>Tableau III.6</b>	Résultats des différents classificateurs selon la base Jaffe.	38

## *Liste des abréviations*

**FRR** : False Rejet Rate .

**TFR**: Taux de Faux Rejets.

**FAR**: False Acceptation Rate.

**TFA**: Taux de Fausse Acceptation.

**EER**: Equal Error Rate.

**ROC** : Receiver Operating Characteristic.

**CMC**: Cumulative Match Characteristic.

**LDA**: Linear Discriminant Analysis.

**PCA**: Principal Component Analysis.

**ICA**: Independent component analysis.

**IWBC**: Improved Weber Binary Coding.

**MBC**: Monogenic Binary Coding.

**LPQ**: Local Phase Quantization.

**RNA**: Réseaux de Neurones Artificiels.

**SVM**: Machine à Vecteurs de Support.

**DRB**: Deep Rule Based.

**JAFFE**: Japanese Female Facial Expression.

## Introduction générale

La biométrie, en tant que domaine en pleine expansion, offre des solutions innovantes pour relever le défi crucial de l'identification précise et sécurisée des individus dans un monde connecté en constante évolution. Ce mémoire s'attache à explorer les divers aspects de la biométrie, en se concentrant particulièrement sur la reconnaissance faciale, une modalité biométrique essentielle. À travers les différents chapitres, nous explorerons les principes fondamentaux de la biométrie, les technologies de reconnaissance faciale, les expérimentations et les résultats obtenus, ainsi que les discussions qui en découlent.

Dans le premier chapitre, nous posons les bases de notre étude en décrivant les principes de base de la biométrie. Nous explorons les définitions, les exigences relatives aux caractéristiques biométriques et les différentes technologies biométriques existantes, notamment les empreintes digitales, l'iris, la géométrie de la main, la voix, la signature et la dynamique de frappe au clavier. Nous examinons également les modes de fonctionnement des systèmes biométriques, leur structure et les avantages et inconvénients associés.

Le deuxième chapitre se concentre sur la reconnaissance faciale, une modalité biométrique essentielle et largement utilisée. Nous explorons les différentes méthodes de reconnaissance faciale, y compris les approches globales, locales et hybrides, ainsi que les systèmes de reconnaissance de visage. Nous abordons les défis majeurs de la reconnaissance faciale tels que les changements d'illumination, les variations de pose, les expressions faciales et la présence ou l'absence de composants structurels. De plus, nous examinons en détail les méthodes de descripteurs, y compris le filter de Gabor, l'Improved Weber Binary Coding (IWBC), le monogenic binary coding (MBC) et le Local Phase Quantization (LPQ), ainsi que les techniques de classification telles que les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support (SVM) et les Deep Rule Based (DRB).

Dans le troisième chapitre, nous présentons les expérimentations menées pour évaluer les performances des systèmes de reconnaissance faciale. Nous détaillons les bases de données de visage utilisées, les méthodes de séparation de ces bases de données, ainsi que les outils de développement utilisés pour mener nos expérimentations. Nous analysons ensuite les résultats expérimentaux obtenus pour chaque méthode, en discutant de leurs performances respectives. Enfin, nous concluons ce chapitre par une synthèse des résultats obtenus et des perspectives pour de futurs travaux.

# **Chapitre I**

## **Généralités sur la**

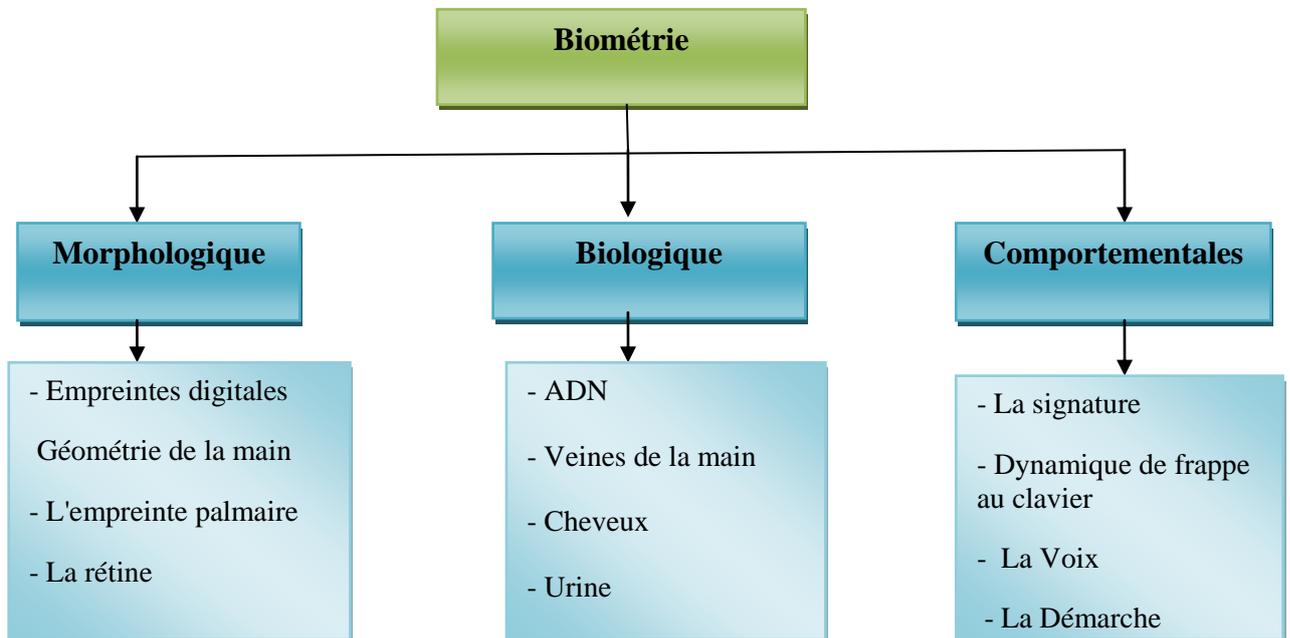
### **biométrie.**

## 1. Introduction

Généralement, la biométrie désigne la technique utilisée pour vérifier ou déterminer l'identité d'une personne en se basant sur des caractéristiques physiologiques ou comportementales uniques. Son importance a été particulièrement soulignée après les attentats terroristes du 11 septembre 2001, ainsi que ceux de Madrid en 2004 et de Londres en 2005. Dans ce chapitre, nous en apprendrons davantage sur cette technique grâce à l'exposition à certains éléments.[1]

## 2. La biométrie

La biométrie se concentre sur les particularités uniques et mesurables des individus, permettant ainsi la reconnaissance ou la vérification automatique de leur identité. Cependant, aucune modalité biométrique n'est absolument fiable à 100 %. Des problèmes peuvent surgir, qu'il s'agisse des dispositifs de capture des données, de l'utilisateur lui-même ou des conditions lors de la capture, pouvant entraîner des défaillances dans n'importe quelle modalité biométrique, qu'elle soit physiologique ou comportementale.[2]



**Figure I.1:** Principales modalités biométriques.

### 3. Exigence relative aux caractéristiques biométrique

La plupart des caractéristiques physiologiques ou comportementales humaines peuvent théoriquement être considérées comme des modalités biométriques. Cependant, pour qu'un système biométrique soit précis, pratique et rentable, il est également nécessaire que le trait ou la caractéristique utilisé(e) réponde à une série d'exigences telles que :

- ✓ **L'unicité** : une probabilité quasi nulle que deux personnes partagent le même trait biométrique.
- ✓ **La mesurabilité** : la capacité à quantifier le trait biométrique de manière pratique.
- ✓ **L'universalité** : chaque individu doit posséder le trait biométrique.
- ✓ **La performance** : la précision et la rapidité de la reconnaissance à travers la caractéristique biométrique.
- ✓ **La permanence** : la stabilité du trait biométrique dans le temps.
- ✓ **L'acceptabilité** : l'accord du public quant à l'utilisation de la caractéristique.
- ✓ **La non-circonvension** : le degré de facilité ou de difficulté avec lequel le système peut être trompé en falsifiant la caractéristique biométrique. [3]

**Tableau I.1** : comparaison de modalités biométriques.[4]

Modalités	Unicité	Acquisition	Permanent	Acceptabilité	Performance
<b>Visage</b>	Faible	Facile	Moyen	Fort	Faible
<b>Empreinte digitale</b>	Forte	Moyen	Forte	Moyen	Forte
<b>Rétine</b>	Forte	Difficile	Moyen	Faible	Forte
<b>Signature</b>	Faible	Facile	Faible	Forte	Faible
<b>Vocale</b>	Faible	Moyen	Faible	Forte	Faible

### 4. Les technologies biométriques

#### 4.1. Les empreintes digitales

Les empreintes digitales sont des dessins réalisés avec les doigts sur une surface suffisamment lisse pour être retenue. Les motifs cutanés marqués sont uniques à chaque personne et chaque doigt a sa propre empreinte. La probabilité que deux personnes aient la même empreinte digitale est infinitésimale : une chance sur 64 milliards[5]. L'identification par cette caractéristique est la technique la plus ancienne utilisée. en fait c'est Depuis plus de cent ans, la technologie biométrique reste le choix évident pour les forces de l'ordre. il y a beaucoup de

Types de systèmes de collecte d'empreintes digitales : optiques, thermiques, électromagnétiques et ultrasoniques.[6]



**Figure I.2:** Empreint digitale.[I.2]

### 4.2. L'iris

Iris est une technologie extrêmement fiable car elle contient d'innombrables points Caractéristiques (ensemble fractal), mais le recours à la fraude est toujours possible Lentilles. Le prélèvement de l'iris est réalisé à l'aide d'une caméra pour surmonter Les élèves bougent inévitablement. Il est très sensible (précision, réflexion, etc.) et Relativement désagréable pour l'utilisateur car les yeux doivent rester ouverts et il est éclairé Source lumineuse qui assure un contraste correct.[7][8]



**Figure I.3 :** les caractéristiques de l'iris. [I.3]

### 4.3. Géométrie de la main

Mesurez jusqu'à 90 caractéristiques de la main (forme de la main mains et articulations, longueur et largeur des doigts, longueur entre articulations, etc.). ce Le taux d'erreur de

## Chapitre I : Généralités sur la biométrie

reconnaissance est assez élevé, surtout pour les humains. Etant très semblables, ils appartiennent à la même famille. De plus, la forme. En vieillissant, nos mains subissent des changements drastiques.[9]



**Figure I.4** : la reconnaissance de la main. [I.4]

### 4.4. Le visage

Les visages sont le moyen le plus naturel d'identifier une personne, ce qui explique pourquoi la fonctionnalité est bien accueillie par les utilisateurs. Les images faciales peuvent être capturées via la caméra. Extraction numérique ou caméra d'un ensemble de facteurs propres à chacun personnel.[5]



**Figure I.5** : reconnaissance de visage. [I.5]

### 4.5. La voix

La voix humaine est une caractéristique biométrique qui dépend de la structure anatomique de l'individu et se compose de composants physiologiques et comportementaux. Il existe deux méthodes principales pour traiter cette caractéristique biométrique, soit en utilisant le texte prononcé, soit de manière indépendante du texte. Bien que cette modalité ne nécessite pas de matériel coûteux (comme un microphone par exemple), le bruit ambiant et les propriétés acoustiques influent sur son efficacité.[10]



**Figure I.6:** Spectre d'un signal voix. [I.6]

### 4.6. La signature

Les signatures sont largement utilisées pour authentifier divers documents, rapports, contrats électroniques, etc. Les systèmes de vérification des signatures sont classés en deux catégories selon la méthode de collecte des données : en ligne ou hors ligne. Les systèmes en ligne sont souvent équipés d'un stylet, permettant de mesurer plusieurs caractéristiques lors de la signature, telles que la vitesse, la séquence des clics, la pression, l'accélération, le temps de contact du stylet, etc. En revanche, les systèmes hors ligne traitent les signatures à partir d'images scannées, ce qui les rend complexes en raison du manque de propriétés dynamiques stables. De plus, décrire visuellement une signature pose également un défi. [11]



**Figure I.7 :** Capture d'une signature. [I.7]

### 4.7. Dynamique de frappe au clavier

Les frappes dynamiques constituent une méthode de biométrie qui permet de confirmer l'identité d'un individu en examinant le rythme de sa frappe au clavier. De la pression exercée sur les touches aux erreurs habituelles et à la vitesse de frappe, chacun possède une méthode de saisie unique. Les systèmes qui exploitent cette dynamique ne requièrent aucun équipement spécifique, juste un ordinateur équipé d'un clavier.[5]



Exemple de la dynamique de frappe au clavier

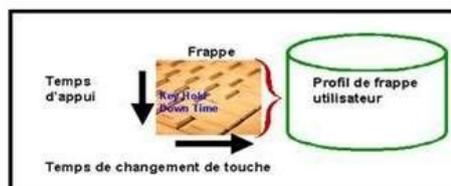


Figure I.8 : la dynamique de la frappe au clavier. [I.8]

## 5. Modes de fonctionnement

### 5.1. Mode d'enrôlement

L'inscription de l'utilisateur est la première étape de tout système biométrique, où les informations de l'utilisateur sont enregistrées dans le système pour la première fois. Cette opération est commune aux processus de vérification et d'identification. Pendant l'inscription, la caractéristique biométrique est mesurée à l'aide d'un capteur biométrique pour en extraire une représentation numérique. Ensuite, cette représentation est réduite à l'aide d'un algorithme d'extraction spécifique afin de diminuer la quantité de données stockées, facilitant ainsi les processus de vérification et d'identification. Selon l'application et le niveau de sécurité souhaité, le modèle biométrique sélectionné est soit stocké dans une base de données centrale, soit sur un dispositif personnel propre à chaque individu.[12]

### 5.2. Mode de vérification ou authentification

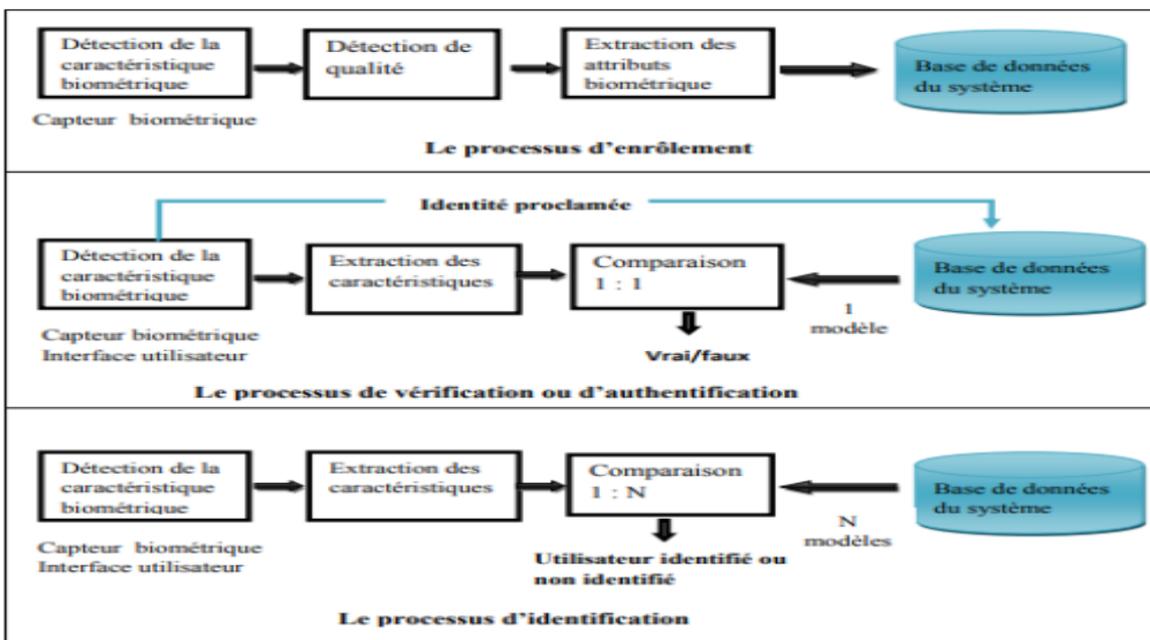
Le mode de vérification ou d'authentification implique une comparaison "1 à 1" où le système confirme l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisies avec son

modèle biométrique stocké dans la base de données du système. Dans ce mode, le système doit répondre à la question suivante : "Est-ce vraiment moi la personne que je prétends être ?". [13]

### 5.3. Mode d'identification

Le mode d'identification est une procédure de comparaison "1 à N", où le système identifie un individu en le mettant en correspondance avec l'un des modèles de la base de données. Il est possible que la personne ne soit pas présente dans la base de données. L'objectif de ce mode est d'associer une identité à une personne.[13]

## 6. Structure d'un Système Biométrique



**Figure I.9 :** Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes.[14]

La structure d'un système biométrique est constituée de quatre modules principaux. Nous allons maintenant détailler le fonctionnement de chaque module pour une meilleure compréhension.[12]

### 6.1. Module de capteur biométrique

Le module de capteur biométrique fonctionne comme une interface de communication entre l'utilisateur et la machine, permettant ainsi la capture ou l'acquisition de diverses caractéristiques biométriques d'une personne à l'aide d'un dispositif tel qu'une caméra, un microphone, un lecteur d'empreintes digitales, et autres.[12]

### 6.2. Module d'extraction des données

Il récupère les informations essentielles à partir des données biométriques brutes, telles que les images du visage ou les zones caractéristiques du visage.[8]

### 6.3. Module de comparaison

Ce module réalise une comparaison entre les caractéristiques biométriques extraites d'un individu et les modèles stockés dans la base de données. Il peut opérer soit en mode d'authentification pour vérifier une identité déclarée, soit en mode d'identification pour identifier une personne recherchée.[8]

### 6.4. Module de la base de données

Il s'agit de consigner et de stocker les modèles biométriques des individus inscrits dans une base de données de référence.[12]

## 7. Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques

Tableau I.2: Les avantages et les inconvénients des techniques biométriques. [15]

Modalités	Avantages	Inconvénients
<b>La voix</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>- Seule l'information utilisable via le téléphone est nécessaire.</li><li>- Il est plus aisé de protéger le lecteur qu'avec d'autres techniques.</li><li>- Non intrusif.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>-Fraude possible par enregistrement.</li><li>-Taux de faux rejet élevé et de fausse acceptation.</li><li>-Sensible à l'état physique et émotionnel de l'individu.</li></ul>
<b>L'iris</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>- Les iris sont uniques et différent même entre vrais jumeaux.</li><li>- Une grande quantité d'informations est contenue dans l'iris.</li><li>- L'iris n'est pas modifiable, même par intervention chirurgicale.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>-L'acceptabilité est souvent limitée en raison des exigences d'éclairage restrictives.</li></ul>
<b>La géométrie de la main</b>	<ul style="list-style-type: none"><li>-Bonne acceptation des utilisateurs.</li><li>-Le résultat n'est pas influencé par l'humidité ou l'état de propreté des doigts.</li><li>-Très simple à utiliser.</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>-Risque de fausse acceptation pour des jumeaux ou des membres.</li><li>-Trop encombrant pour un usage sur le bureau, dans une voiture ou un téléphone.</li></ul>

<p><b>L`empreinte digitale</b></p>	<p>-La technique la plus connue du grand public.          -Traitement rapide          -Faible coût des lecteurs grâce aux nouveaux capteurs.          -Petite taille du lecteur facilitant son intégration dans la majorité des applications (téléphones portables, PC).</p>	<p>- Besoin de la coopération de l'utilisateur (positionnement correct du doigt sur le lecteur).          - Certains systèmes peuvent être vulnérables à la contrefaçon de l'empreinte digitale ou à l'utilisation d'un doigt coupé</p>
<p><b>Le visage</b></p>	<p>-Très bien acceptée par le public.          -Ne nécessite aucune action de l'utilisateur, aucun contact physique requis.          -Technologie peu coûteuse.</p>	<p>-Les vrais jumeaux ne sont pas différenciés.          -Technologie sensible à l'environnement (position , expression du visage , éclairage...).</p>

### 8. Mesure de performance des systèmes biométriques

➤ **Le FRR ou le TFR (False Rejet Rate ou Taux de Faux Rejets) :**

Le taux de faux rejets (TFR) ou le taux de rejet incorrect (FRR) : il représente le pourcentage de personnes qui sont rejetées par le système alors qu'elles devraient être reconnues. Ce taux est calculé en divisant le nombre de personnes rejetées (FR) par le nombre total de personnes légitimes. [14]

$$\text{Taux de faux rejets (TFR)} = \frac{\text{Nombres des personnes rejets.}}{\text{Nombre totale de vrais positifs.}}$$

➤ **Le FAR ou TFA (False Acceptation Rate ou taux de fausse acceptation):**

C'est le pourcentage de personnes supposées ne pas être reconnues mais qui sont acceptées par le système. Il s'agit du rapport entre le nombre de personnes acceptées (FA) et le nombre total de personnes non autorisées ayant tenté de s'identifier. [14]

$$\text{Taux des fausses acceptations (TFA)} = \frac{\text{Nombres des imposteurs acceptés.}}{\text{Nombre totale de vrais négatifs.}}$$

### ➤ Le taux d'égale erreur (« Equal Error Rate » ou EER) :

Ce taux constitue un indicateur de performance. Il correspond au point où  $FAR = FRR$ , représentant ainsi un compromis entre le nombre de fausses acceptations et le nombre de fausses rejets. [16]

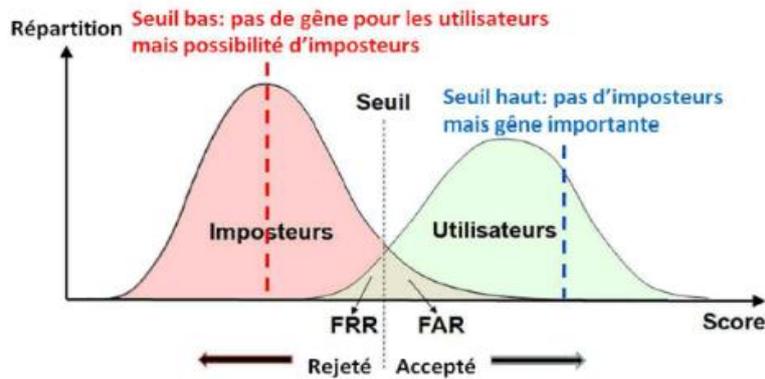


Figure I.10 : Illustration du FRR et du FAR. [I.10]

Selon le type de système biométrique utilisé, qu'il s'agisse d'authentification ou d'identification, différentes méthodes sont employées pour évaluer son efficacité.

### ➤ ROC (Receveur Operating Caractéristique)

Lorsque le système fonctionne en mode d'authentification, on recourt à ce qu'on nomme une courbe ROC (Receiver Operating Characteristic en anglais). Cette courbe représente le taux de rejets erronés par rapport au taux d'acceptations erronées. Plus la courbe s'approche du coin supérieur gauche, plus le système est considéré performant, signifiant ainsi qu'il détient un taux de reconnaissance global élevé.[11]

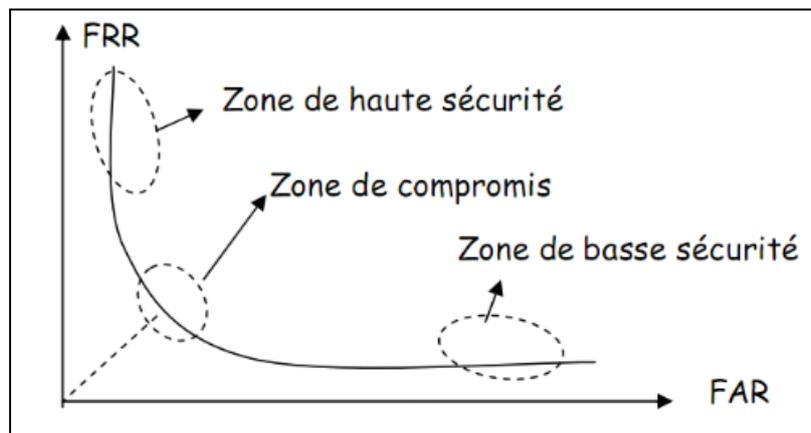
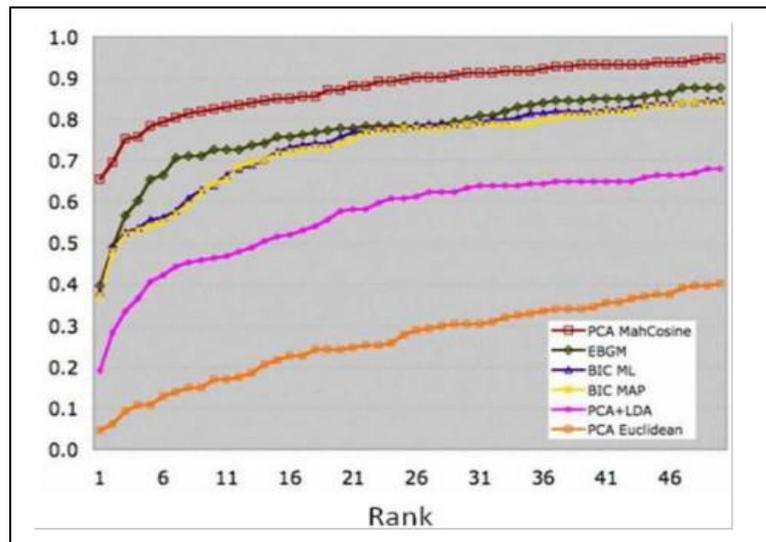


Figure I.11 : Courbe ROC. [I.11]

### ➤ CMC (Cumulative Match Characteristic)

En contrepartie, pour un système utilisé en mode identification, on emploie ce qu'on nomme une courbe CMC (Cumulative Match Characteristic en anglais). Cette courbe illustre le pourcentage de personnes identifiées en fonction d'une variable appelée le rang. Un système est dit reconnaître au rang 1 lorsqu'il choisit l'image la plus similaire comme résultat. Au rang 2, il sélectionne parmi deux images celle qui correspond le mieux à l'image d'origine, et ainsi de suite. Ainsi, à mesure que le rang augmente, le taux de reconnaissance associé est lié à un niveau de sécurité plus faible.[11]



**Figure I.12 :** Courbes CMC pour différents algorithmes de reconnaissance faciale. [I.12]

## 9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les fondements de la biométrie, et que les systèmes biométriques utilisent des différents traits biométriques pour améliorer la performance. Ils comparent les données biométriques fournies avec un ensemble de données stockées afin de prendre une décision. [9]

En conclusion, il est indéniable que la biométrie joue un rôle crucial dans l'amélioration des performances des systèmes d'identification.

# **Chapitre II**

## **Systemes de reconnaissance de visage**

### 1. Introduction

Dans la vie quotidienne, chacun de nous est confronté à plusieurs visages tout au long de la journée. Ainsi, lorsque nous rencontrons une personne, notre cerveau fouille dans notre mémoire pour déterminer si cette personne nous est familière ou non, une tâche relativement facile pour les êtres humains. Mais est-ce que les machines peuvent en faire autant ? Dans ce chapitre, nous allons présenter les grandes lignes de notre travail, en expliquant les concepts fondamentaux de la reconnaissance faciale ainsi que le fonctionnement des systèmes de reconnaissance faciale. Nous aborderons également certaines techniques utilisées, fournirons des exemples concrets.

### 2. La reconnaissance de visage

En raison de la demande grandissante pour la surveillance et le contrôle d'accès dans différents endroits publics tels que les aéroports, les banques et les administrations, la reconnaissance de visage a connu un grand intérêt parmi la communauté scientifique . Tandis que les êtres humains sont capables de réaliser facilement la reconnaissance faciale, elle constitue un défi pour les systèmes biométriques autonomes, car elle dépend d'algorithmes complexes et de traitements d'images avancés.[13]

En fonction de la source de capture de l'image, on peut classer les systèmes de reconnaissance faciale en deux catégories principales : reconnaissance du visage dans une séquence vidéo ou bien à partir d'images fixes. En ce qui concerne les images fixes, il est également possible de distinguer les systèmes en fonction de l'utilisation d'images en 2D ou en 3D. [13]

Pour cette étude, nous nous concentrerons sur les systèmes de reconnaissance faciale qui utilisent des images 2D fixes, en utilisant des bases de données d'images créées et partagées par des laboratoires de recherche spécialisés dans ce domaine. ces bases de données contiennent une grande diversité d'images illustrant différents personnes dans diverses conditions d'éclairage, pose et d'expression faciale.

### 3. Méthodes de reconnaissance de visage

#### 3.1. Les méthodes globales

Les techniques de reconnaissance faciale globales étudient la totalité de la structure faciale plutôt que des caractéristiques particulières. Elles considèrent des données comme la forme globale du visage, la disposition des traits et les proportions. Dans ces méthodes, les images

faciales (qui peuvent être interprétées comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement converties en vecteurs, ce qui les rend plus maniables.[17]

L'avantage principal des techniques globales réside dans leur relative rapidité de mise en œuvre et dans la complexité moyenne des calculs de base. Cependant, elles sont très sensibles aux variations d'éclairage, d'expression faciale et de pose. Ceci s'explique aisément, car la moindre variation des conditions environnementales entraîne des changements inévitables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement. [13]

Parmi les méthodes globales, on peut catégoriser les techniques en deux types :

### ➤ **Les techniques linéaires**

Le traitement consiste principalement à projeter l'espace d'entrée dans un espace de dimension inférieure et à conserver uniquement les données jugées significatives selon des critères de sélection préalablement définis. [18]

Les méthodes les plus connues dans cette famille est : LDA Linear Discriminant Analysis ( aussi appelé Fisher Face), PCA Principal Component Analysis (EigenFace) et ICA (Independent component analysis).

### ➤ **Les techniques non linéaires**

Le traitement implique de découvrir des espaces de séparation capables de représenter les données sous forme de classes indépendantes. Chaque classe correspond à un individu, et ces méthodes sont généralement itératives, avec une dimension de l'espace de représentation préalablement définie. [18]

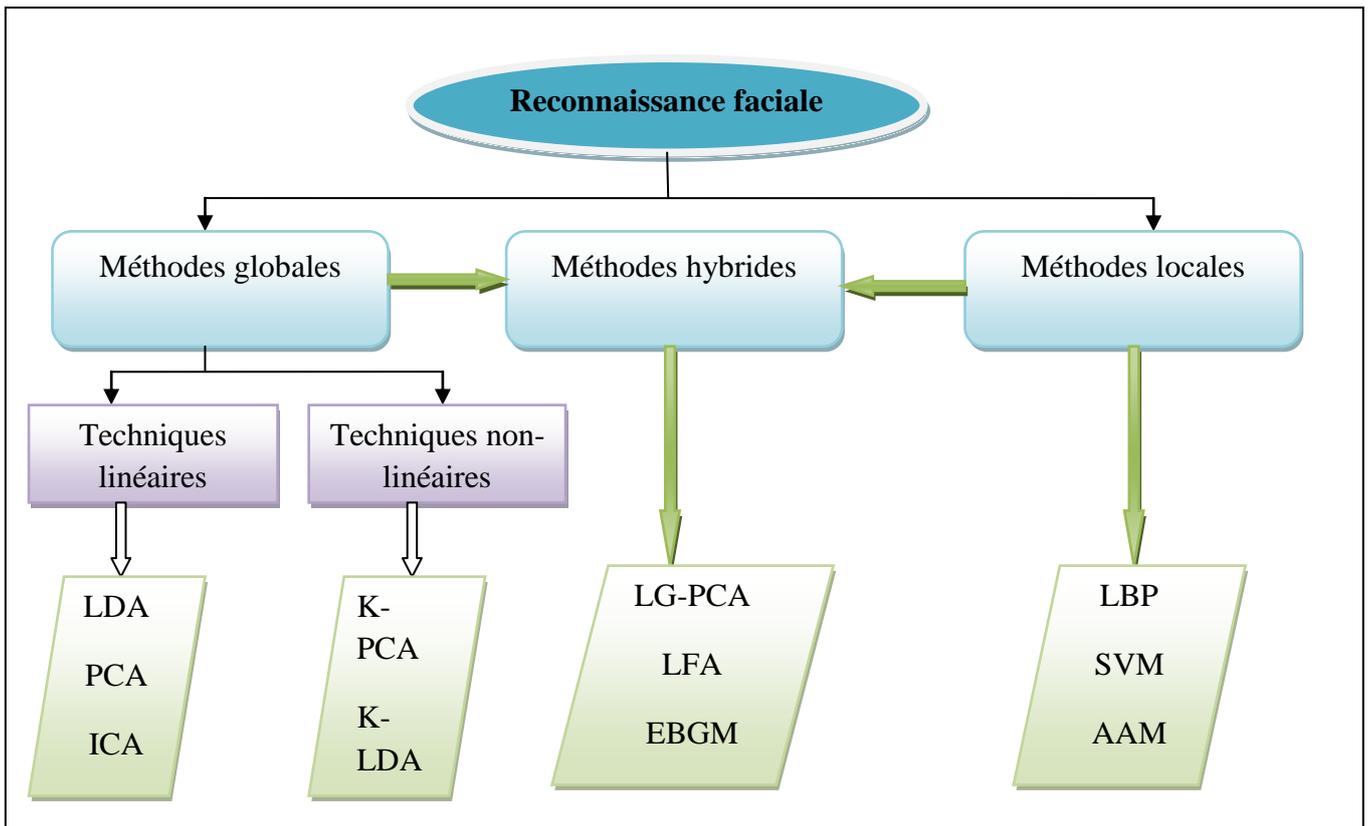
## **3.2. Les méthodes locales**

Les méthodes locales de reconnaissance faciale sont des méthodes qui mettent l'accent sur des traits particuliers du visage afin d'identifier une personne. . Ces méthodes utilisent des modèles pour extraire et comparer des informations telles que les contours du visage, les points clés (comme les yeux, le nez et la bouche), les contours du visage, ou d'autres caractéristiques faciales spécifiques.

Les méthodes locales peuvent être plus robuste aux variation d'expression, de pose, et d'éclairage par rapport aux méthodes globales, car elles se concentrent sur des zones spécifiques du visage.[13]

### 3.3. Les méthodes hybrides

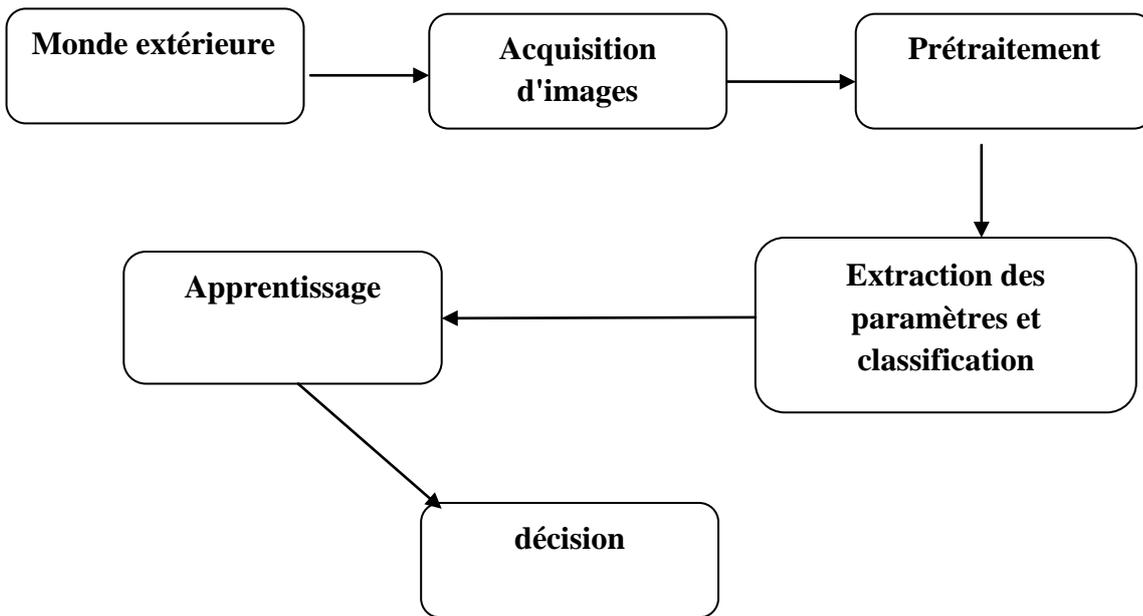
Les méthodes hybrides permettent de fusionner les atouts des méthodes globales et locales en associant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurelles) à l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles visent à renforcer la stabilité des performances de reconnaissance de visage à des variations d'expressions faciales, d'éclairage et de pose. [17]



**Figure II.1:** Méthodes de la reconnaissance de visage.

### 4. Systèmes de reconnaissance de visage

Les systèmes de reconnaissance faciale sont des systèmes automatisés qui peuvent repérer des personnes en se basant sur les caractéristiques de leur visage, tels que l'alignement des yeux, les contours du nez, les commissures des lèvres, les oreilles, etc. Les caractéristiques sont étudiées puis comparées à une base de données déjà existante pour repérer une personne ou vérifier son identité. Dans un système de reconnaissance faciale, une image suit un processus précis depuis son arrivée afin de déterminer l'identité de la personne qui la porte [19]. Les différentes étapes de ce processus peuvent être représentées par le schéma ci-dessous.



**Figure II.2:** Système de reconnaissance faciale.

### 4.1 Le monde physique(extérieure)

c'est le monde réel qui se trouve en dehors du système avant d'obtenir la représentation visuelle. Durant cette étape, trois éléments essentiels sont pris en compte : l'éclairage, la variété des positions et le volume. Toute différence dans l'une de ces trois variables peut entraîner une distance entre deux images de même individu, plus grande que celle qui sépare deux images de personnes différentes, ce qui peut conduire à une identification erronée. [20]

### 4.2 L'acquisition d'images

consiste à capturer visuelle information dans le monde réel et à la convertir en une représentation matricielle (image numérique), Cette opération peut être statique à l'aide d'un appareil photo numériques ou les scanners ,ou dynamique à l'aide d'une webcams, les caméras ou les caméras de surveillance.[17][13]

### 4.3. Prétraitement

Cette étape permet d'éliminer les données brute à l'aide de techniques de prétraitement y compris la normalisation ,le filtrage, égalisation de l'histogramme ,redimensionnement de l'image ...etc. Il est crucial de réaliser ces prétraitements afin d'améliorer la qualité des données et de faciliter l'extraction des paramètres. [20]

### 4.4.Extraction des paramètres et classification

Pendant cette étape, on repère et extrait les informations les plus discriminantes de l'image afin de les stocker dans la mémoire pour les utiliser ultérieurement lors de la prise de décision. Le choix de ces informations utiles peut aller jusqu'à créer un modèle d'expression faciale, elles doivent être discriminantes et non redondantes. Cette information sera ensuite classée, et les individus présentant des similitudes seront regroupés dans le même classe. [17]

### 4.5.Apprentissage

Après l'extraction et la classification des paramètres dans une base de données bien ordonnées, cette étape fait apprendre les individus au système et consiste à mémoriser les paramètres afin de faciliter la phase de reconnaissance et la prise de décision.[20]

### 4.6. Décision

C'est l'étape cruciale qui distingue un système d'identification d'individus d'un système de vérification réside dans le processus de comparaison. Dans un système d'identification, cette étape consiste à trouver le modèle le plus similaire au visage fourni parmi ceux stockés dans la base de données, évalué par son taux de reconnaissance. En revanche, dans un système de vérification, l'objectif est de déterminer si le visage fourni correspond effectivement à celui de l'individu prétendu, ou s'il s'agit d'un imposteur, mesuré par son Taux d'Erreur Égal(EER).[13]

## 5. Principales difficultés de la reconnaissance de visage

Les multiples caractéristiques du visage, ainsi que les conditions variables dans lesquelles ils sont capturés, compliquent considérablement le traitement automatique. Dans le domaine de la reconnaissance faciale, le principal défi des systèmes automatiques réside dans la diversité des images acquises, en particulier en ce qui concerne la variation inter-classe due à la similitude physique entre les individus et la variation intra-classe, comme les changements possibles dans l'apparence d'une même personne, les conditions d'éclairage ou les spécificités des capteurs utilisés. Ces difficultés rencontrées dans la reconnaissance faciale peuvent être attribuées à différents facteurs. [5]

### 5.1. Changement d'illumination

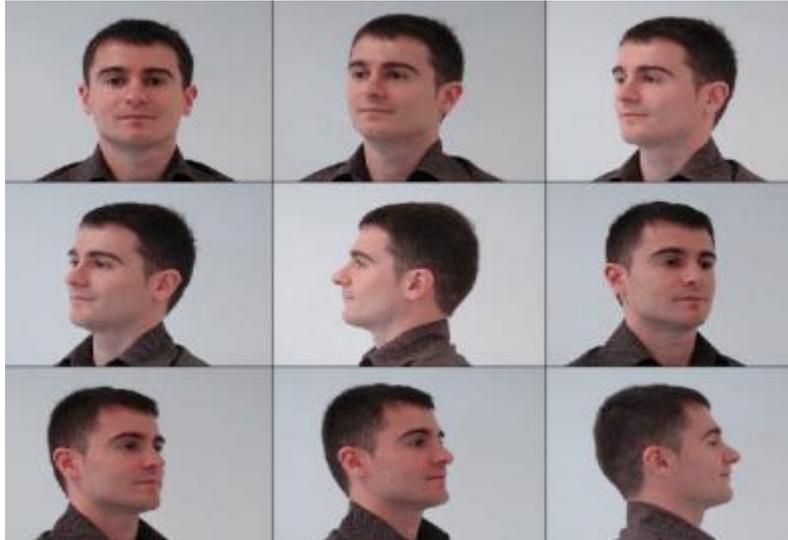
Lors de la prise de vue, l'éclairage, comprenant les spectres, la distribution de la source de luminance et son intensité, exerce une influence considérable sur l'apparence du visage. On distingue deux types d'éclairage qui peuvent altérer l'apparence du visage : l'illumination globale qui affecte uniformément, ou presque, l'ensemble du visage, et l'illumination locale qui crée des zones d'ombre et de lumière.[21]



**Figure II.3** : Exemple d'un visage avec des changements de luminosité.[5]

### 5.2. Variation de pose

L'efficacité de la reconnaissance faciale diminue considérablement en présence de variations de posture dans les images. Ce changement de posture est un défi majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Lorsque le visage est vu de côté dans l'image (avec un angle inférieur à 30 degrés), il peut être normalisé en détectant au moins deux caractéristiques faciales (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation dépasse 30 degrés, la normalisation géométrique n'est plus possible.[19]



**Figure II.4** : Exemple d'un visage avec des variations de pose.[5]

### 5.3. Expressions faciales

Les expressions faciales affectent principalement le bas du visage. Les caractéristiques faciales dans la partie supérieure du visage restent généralement constantes, ce qui est habituellement suffisant pour mener à bien le processus d'identification. Cependant, étant donné que les expressions faciales altèrent l'apparence du visage, elles entraînent inévitablement une diminution du taux de reconnaissance. L'identification faciale avec les expressions faciales reste un défi difficile et non résolu. [20]



**Figure II.5** : Exemple de variations d'expressions faciales.[5]

### 5.4. Présence ou absence des composants structurels

La présence d'éléments structurels tels que la barbe, la moustache ou les lunettes peut considérablement altérer les traits du visage tels que la forme, la couleur ou la taille. De plus, ces éléments peuvent dissimuler les caractéristiques faciales fondamentales, entraînant ainsi un dysfonctionnement du système de reconnaissance. [13]



Figure II.6 : Exemples de composants structurels.[11]

## 6. Les Méthodes de Descripteurs

### 6.1. Filter de Gabor

La transformée en ondelettes de Gabor est un autre outil utile dans l'analyse d'images et la vision par ordinateur grâce à ses propriétés de localisation optimale à la fois dans l'analyse spatiale et dans le domaine fréquentiel.[22]

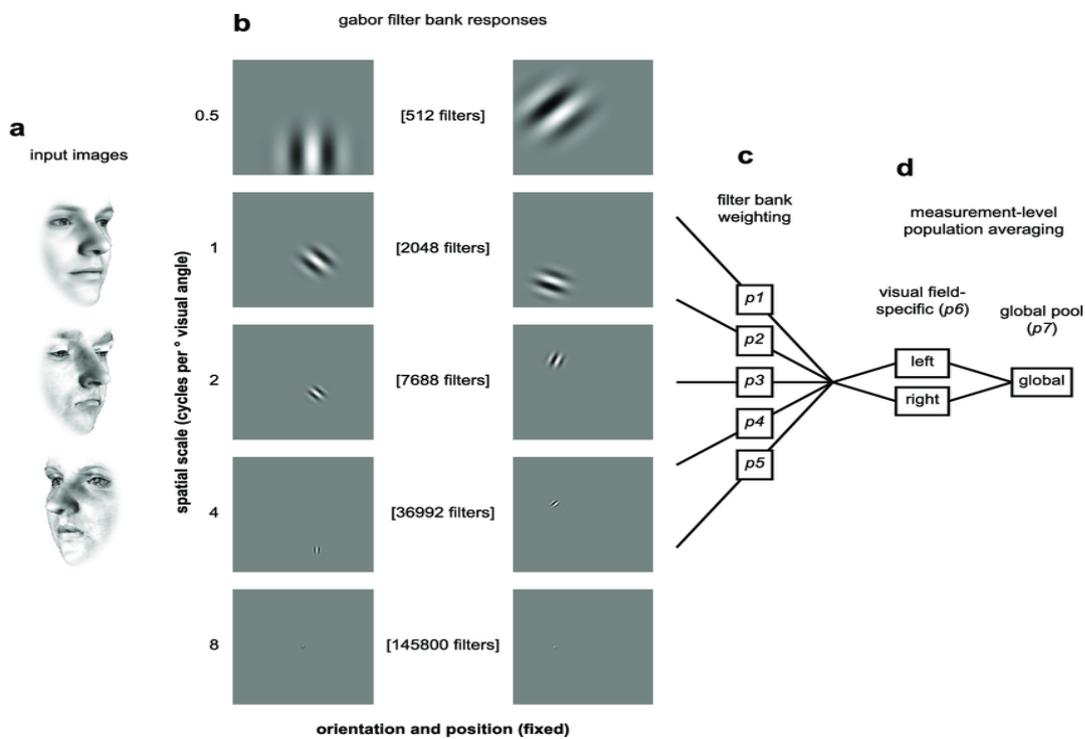
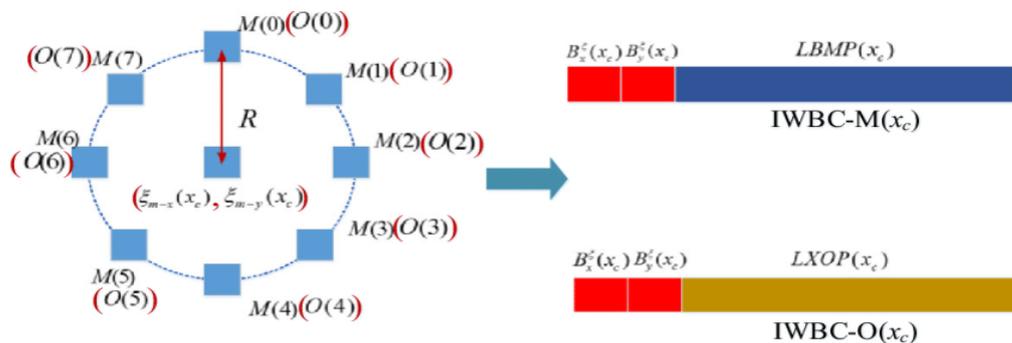


Figure II.7: Schéma illustre les différentes étapes de traitement du modèle de filtre Gabor. [II.7]

Un schéma illustre les différentes étapes de traitement du modèle de filtre Gabor. (a) Le modèle traite les intensités d'image en nuances de gris pour chaque visage. Trois exemples d'images d'entrée sont présentés en lignes. (b) Les intensités d'image passent à travers des banques de filtres Gabor. Les bords varient en termes d'échelle spatiale (écart-type du filtre et espacement des grilles). Des exemples de filtres de chaque banque sont représentés par des lignes. (c) La sortie de chaque banque de filtres est pondérée, et les effets de mesure sont modélisés à travers les étapes suivantes, qui calculent la moyenne de la population spécifique à l'hémichamp et au pool mondial (d). Le résultat final du modèle est une estimation de la matrice de distance euclidienne à partir des vecteurs d'activation en réponse à chaque visage.[22]

### 6.2. L'Improved Weber Binary Coding (IWBC)

est une méthode utilisée en traitement d'images pour représenter de manière compacte et discriminative les caractéristiques visuelles d'une image. Elle améliore la représentation binaire traditionnelle.



**Figure II.8:** Illustration du calcul de la carte améliorée du code binaire Weber (IWBC). [II.8]

Les histogrammes locaux fournissent des caractéristiques statistiques robustes pour les zones faciales, insensibles aux variations d'occultation, de pose et de bruit. Après prétraitement, les cartes de caractéristiques IWBC-M et IWBC-O multi-échelles sont construites. Ces cartes permettent de générer trois histogrammes HIWBC-M, HIWBC-O et HIWBC-MO représentant une image faciale. Chaque carte est divisée en blocs et sous-régions, où des histogrammes locaux sont calculés et concaténés pour former les histogrammes finaux. Ces derniers sont utilisés pour représenter spatialement l'image faciale. Pour mesurer la similitude entre images, l'intersection d'histogrammes est employée, définie par la comparaison des valeurs des bins dans les histogrammes.[23]

### 6.3. Monogenic Binary Coding (MBC)

Est une méthode utilisée en traitement d'images pour représenter les caractéristiques locales d'une image en se basant sur les propriétés monogéniques. Les propriétés monogéniques sont des caractéristiques extraites à partir du signal monogénique, qui est une représentation de l'image basée sur des composantes telles que l'amplitude, la phase, et la fréquence. Dans le contexte de l'encodage binaire monogénique, ces propriétés sont souvent utilisées pour décrire la texture et la structure d'une image. L'encodage binaire monogénique transforme ces propriétés monogéniques en un format binaire, où chaque pixel ou groupe de pixels est représenté par une séquence de bits. Cette représentation binaire est utilisée pour capturer les informations importantes de l'image de manière compacte et discriminative. L'encodage binaire monogénique est utilisé dans diverses applications de traitement d'images telles que la reconnaissance de formes, la classification d'images, la détection d'objets, et l'analyse de textures, car il permet de représenter efficacement les caractéristiques visuelles de l'image.

### 6.4. Local Phase Quantization (LPQ)

Cette méthode a été initialement introduite par Ojansivu et Heikkilä [24], utilisée dans le traitement d'images pour extraire des caractéristiques locales à partir d'images. Cette technique se montre particulièrement utile pour la reconnaissance de textures.

LPQ se base sur la quantification de la phase locale de l'image, qui représente la différence de phase entre les pixels voisins. Cette quantification est réalisée à l'aide de la transformée de Fourier locale. [25]

La méthode LPQ peut être décrite en quatre étapes distinctes. Tout d'abord, l'opérateur LPQ est appliqué à l'image d'entrée pour produire une image labélisée. Ensuite, cette image labélisée est subdivisée en petites régions. Pour chaque région, un histogramme des étiquettes est créé pour obtenir des vecteurs de caractéristiques. Enfin, la représentation globale de l'image, appelée vecteur de caractéristiques global, est obtenue en combinant tous les vecteurs de caractéristiques régionaux. [24]

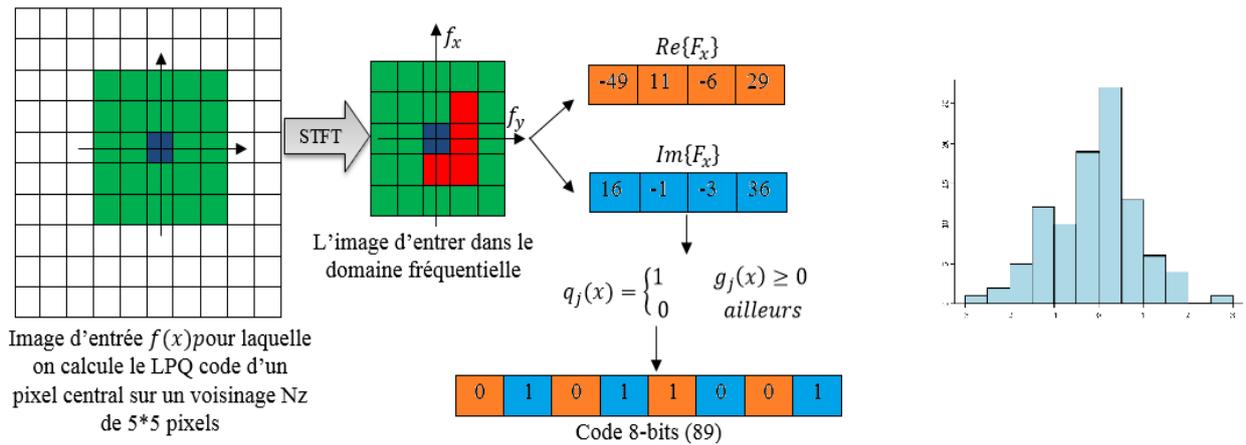


Figure II.9: Organigramme de l'ensemble des étapes nécessaires du descripteur LPQ .[26]

## 7. Les méthodes de classifier

### 7.1. k-plus proches voisins (K Nearest Neighbors)

L'algorithme des k-plus proches voisins (KNN) est une méthode d'apprentissage basée sur les instances. Contrairement à d'autres méthodes, il n'a pas de phase d'entraînement spécifique. Les documents de l'ensemble d'apprentissage sont simplement stockés. Lorsqu'un nouveau document doit être classé, il est comparé aux documents d'apprentissage en utilisant une mesure de similarité. Les k plus proches voisins du nouveau document sont identifiés, et la catégorie la plus fréquente parmi ces voisins est attribuée au document à classer. Cette méthode nécessite donc deux paramètres : le nombre k et la fonction de similarité. Une mesure de similarité couramment utilisée, et adoptée dans ce travail, est la similarité cosinus (équation 1), qui quantifie la similarité entre deux documents en calculant le cosinus de l'angle entre leurs vecteurs.[27]

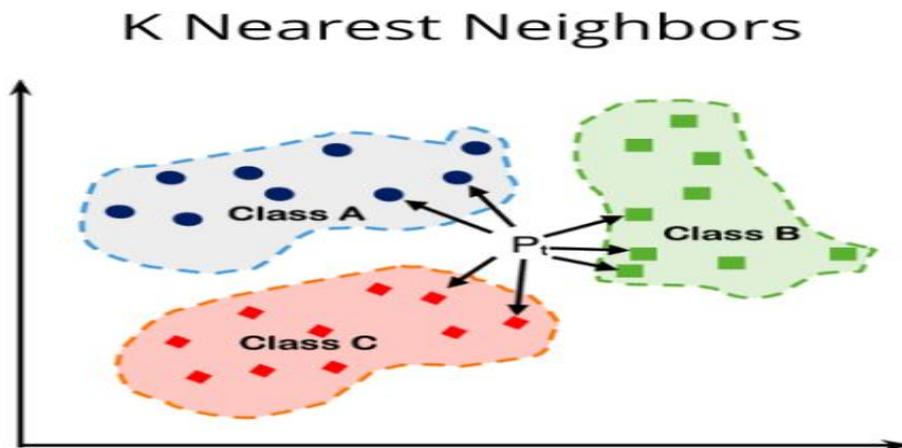


Figure II.10: K Nearest Neighbors. [II.10]

## 7.2. Machine à Vecteurs de Support (SVM)

Cette méthode, introduite par V. Vapnik en 1995[28], est largement utilisée dans divers domaines statistiques tels que le classement, la régression, la fusion, et d'autres encore. Depuis son avènement, elle a prouvé son efficacité, notamment dans le domaine du traitement d'images. L'idée fondamentale de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée, appartenant à différentes catégories et non linéairement séparables, dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure. Cette transformation permet de rendre les données linéairement séparables [29]. Dans cet espace, on utilise la technique de construction de l'hyperplan optimal pour calculer la fonction de classification, permettant ainsi de séparer les différentes catégories. Les vecteurs appartenant à des catégories distinctes se trouvent alors de part et d'autre de l'hyperplan, tandis que la marge, représentant la plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan, est maximisée.[5]

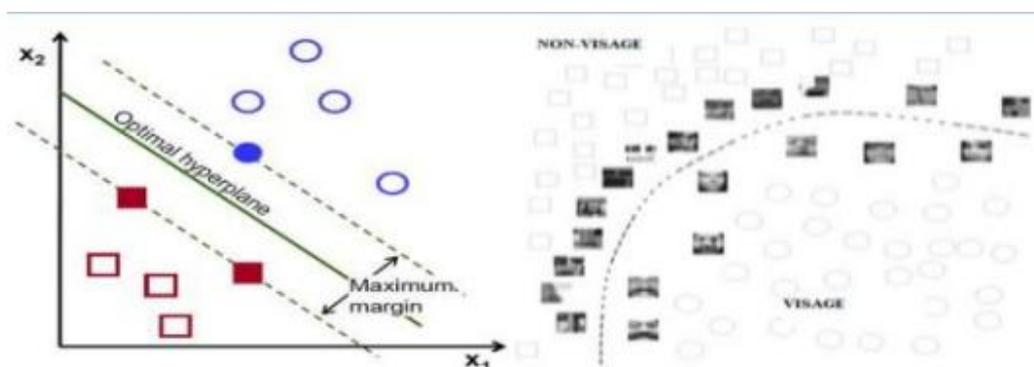


Figure II.11: Machines à Vecteur de Support (SVM).[5]

### 7.3. Deep Rule Based (DRB)

Est un type de système de classification appliquer un ensemble des règles pour classer les données en fonction de caractéristique extrait. [30]

#### 7.3.1 Architecture du classificateur DRB

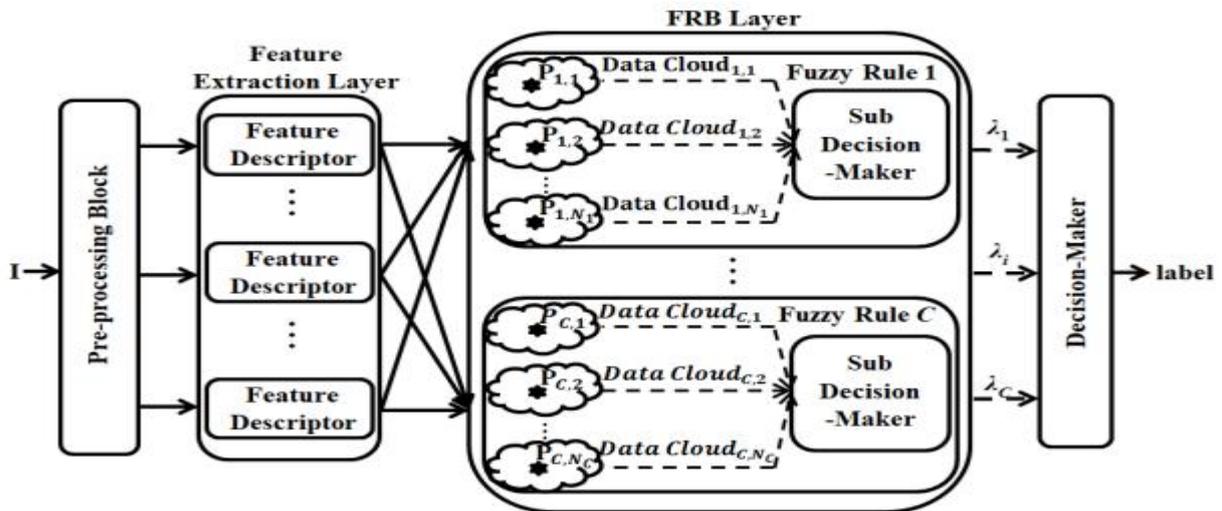


Figure II.12: Architecture du classificateur DRB.[31]

Le système présenté se compose de quatre étapes principales : prétraitement des caractéristiques du visage (**pre-processing of facial features**) , extraction des caractéristiques(**feature extraction**), formation du schéma de classification DRB et prise de décision (**decision making**).

L'architecture du classificateur DRB compose de quatre couches :

✓ **bloc de prétraitement**

le bloc de prétraitement du classificateur DRB nécessite généralement des méthodes de prétraitement de base et couramment utilisées telles que la normalisation, la mise à l'échelle, la rotation et la segmentation d'image .

✓ **couche d'extraction de caractéristiques**

Utiliser n'importe quel type divers de descripteurs de caractéristiques que nous avons mentionnés précédemment, et qui sont utilisés dans le domaine des systèmes biométriques.

✓ **couche basée sur des règles floues**

un ensemble massivement parallèle de règles IF...THEN... hautement interprétables. Ces règles sont basées sur des modèles basés sur des règles floues se développant eux-mêmes en parallèle,

✓ **la couche de prise de décision**

son rôle est de décider de l'étiquette de classe qui a gagné en fonction des suggestions partielles des fabricants de décisions locaux / sous-décision parallèles selon les règles IF...THEN... par classe.

**7.3.2 algorithme du classificateur DRB**

L'algorithme du classificateur DRB se compose de quatre étapes, nous décrivons les notations clés utilisées dans l'algorithme du classificateur DRB dans le Tableau suivant [32][31]:

**Tableau II.1:** Définitions des notations clés utilisées dans l'algorithme du classificateur DRB.[31]

Notations	Description
$C$	The number of classes in dataset
$d$	The dimensionality of the feature vector
$k$	The number of the observed training images/current time instance
$I$	A single image
$x$	The corresponding feature vector of $I$
$N_c$	The number of identified prototypes of the $c$ th class
$\mu_c$	The global mean of feature vectors of the training images of the $c$ th class
$I_{c,k}$	The $k$ th training image of the $c$ th class
$x_{c,k}$	The corresponding feature vector of $I_{c,k}$
$P_{c,i}$	The $i$ th prototype of the $c$ th class
$P_{c,j}$	The mean of feature vectors of the training images associated with $P_{c,i}$
$S_{c,i}$	The number of training images associated with $P_{c,i}$
$r_{c,i}$	The radius of the area of influence of <i>data cloud</i> associated with $P_{c,i}$
$\lambda_c$	The score of confidence given by the local decision-maker of the $c$ th fuzzy rule

Principales étapes de l'algorithme du classificateur DRB :

❖ **Étape 0 : Initialisation**

Initialiser tous les paramètres de l'algorithme du classificateur DRB:

$$k \leftarrow 1; \underline{u}_c \leftarrow \bar{x}_{c1}; N_c \leftarrow 1; P_{c,N_c} \leftarrow I_{c,1}; \bar{x}_{c1}; S_{c,N_c} \leftarrow 1; r_{c,N_c} \leftarrow r_0;$$

❖ **Étape 1 : Préparation**

Pour chaque image  $I_{c,k}$  :  $x_{c,k}$ ,  $u_c$ , et  $D(P_{c,i})$  sont calculés comme suit :

$$\bar{x}_{c,k} = x_{c,k} / \|x_{c,k}\|; u_c = k - 1 / k u_c + \bar{x}_{c,k}.$$

### ❖ Étape 2 : Mise à jour du système

Après l'étape de préparation, pour chaque image de l'étape 1, l'algorithme DRB vérifie deux conditions pour mettre à jour leurs paramètres. Si la condition un est vérifiée, ajoutez un nouveau nuage de données, sinon trouvez le prototype  $P_{c, n}$  le plus proche correspondant à  $I_{c, k}$  et passez à la condition deux. Pour la condition deux, si elle est vérifiée, mettez à jour  $P_{c, n}$ ,  $S_{c, n}$  et  $r_{2c, n}$ . Si la condition deux n'est pas satisfaite, ajoutez un nouveau nuage de données.

### ❖ Étape 3 : Génération des règles floues

Générer le type de règle

Rule<sub>c</sub> : IF(  $I \sim P_{c, 1}$ ) OR...OR(  $I \sim P_{c, N_c}$ ) THEN(classe c)

### ❖ Étape 4 : Couche de prise de décision

Après la génération des C règles floues pour les C classes, pour chaque image I dans les données de test, générer un score de confiance basé sur le vecteur de caractéristiques de l'image.

## 8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la technologie de reconnaissance faciale pour identifier les individus. Cette étude nous a permis de comprendre que la reconnaissance faciale rencontre de nombreux défis et obstacles techniques, suscitant ainsi un intérêt croissant au sein de la communauté scientifique. En conclusion, nous mettons en lumière les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance faciale automatique, ce qui nous permet d'identifier les problèmes pouvant être résolus.

**Chapitre III**  
**Expérimentation**  
**résultats**  
**et**  
**discussions**

### 1. Introduction

Ce chapitre se concentre sur l'expérimentation, les résultats obtenus et les discussions qui en découlent dans le contexte de la reconnaissance faciale. Nous commencerons par une vue d'ensemble des bases de données de visage utilisées dans nos expériences, notamment ORL, Face94, Face95, Face96, 15 Yale et Jaffe. Ensuite, nous décrirons la méthodologie de séparation des bases de données pour nos expériences. Enfin, nous discuterons des outils de développement utilisés pour mener à bien nos expériences, à savoir MATLAB 9.13.0 (R2022b) et l'outil PhdTools.

### 2. Les bases de données de visage

#### 2.1. ORL

Les données utilisés dans les tests de notre système proviennent de la base de données ORL, rassemblée entre avril 1992 et avril 1994 par le laboratoire AT&T de l'Université de Cambridge. Cette base contient des informations sur 40 individus, chacun photographié sous 10 angles de vue différents. Les images ont une résolution de  $112 \times 92$  pixels et sont enregistrées aux formats PGM (en niveaux de gris). Pour certains sujets, les prises de vue ont été effectuées à différentes dates, entraînant des variations dans les conditions d'éclairage, les expressions faciales (neutre, sourire, yeux fermés) et des occultations partielles par des lunettes. Toutes les photos ont été prises sur un fond sombre. De plus, les poses de tête présentent quelques différences de profondeur par rapport à la pose frontale.[13][8]



**Figure III.1:** Exemples d'images de visages de la base ORL.[13]

#### 2.2Face94

Est une collection regroupant des images faciales, constituée de 152 participants (hommes et femmes), chacun étant enregistré sous 20 vues différentes. Les images ont une taille de  $200 \times 180$  pixels au format JPG. Elles ont été capturées sous des paramètres contrôlés, avec des variations mineures telles que l'orientation et l'inclinaison de la tête, ainsi que des variations

importantes dans les expressions faciales. Les photos sont prises avec un fond vert uniforme et sans modification de l'éclairage. Cette base de données est fréquemment utilisée pour évaluer et développer des algorithmes de reconnaissance faciale.[33]



**Figure III.2:** Exemples d'images de face94. [III.2]

### 2.3. face95

La base de données des visages 95 inclut 72 individus, chacun étant représenté à travers 20 images qui captent une variété d'expressions et de configurations faciales uniques. L'arrière-plan est uniforme, constitué d'un rideau rouge, bien que sa variation soit due aux ombres lorsque le sujet se déplace. Les visages sont de taille importante et présentent une diversité d'expressions. La position des visages dans les images peut être légèrement déplacée. Toutes les images ont la même taille et sont enregistrées en format JPG.[33]



**Figure III.3:** Exemples d'images de face95.

### 2.4. Face96

Un groupe de 151 personnes fournissant chacun 20 images. Les captures d'écran ont été effectuées de la même façon que Faces95, mais avec une résolution différente de  $196 \times 196$  pixels.[33]



**Figure III.4:** Exemples d'images de face96.

### 2.5. 15 Yale

La base de données de visages de Yale comprend un ensemble de 165 images, représentant chacune l'un des 15 sujets individuels. Chaque sujet est présenté à travers 11 images, Les images ont une résolution de  $320 \times 243$  pixels et sont enregistrées aux formats GIF, chacune capturant une diversité d'expressions et de configurations faciales distinctes. Ces variations incluent différentes conditions d'éclairage telles que la lumière centrale, avec ou sans lunettes, ainsi que diverses émotions comme la joie, la tristesse, la somnolence, la surprise ou un clin d'œil. Pour l'ensemble d'entraînement, nous avons choisi des images présentant une lumière centrale, normale.[17]

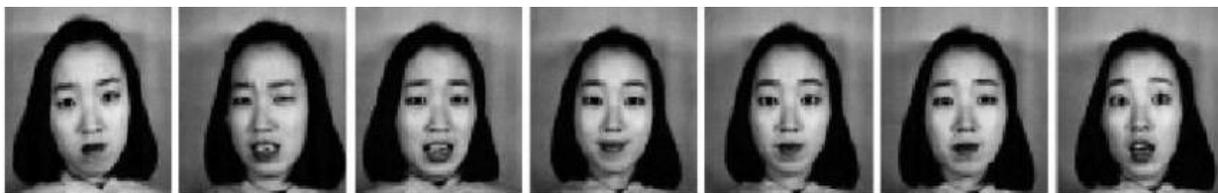


**Figure III.5:** Exemples d'images de visages de la base 15 Yale. [III.5]

### 2.6. JAFFE (Japanese Female Facial Expression)

Est une base de données de référence utilisée dans les systèmes de reconnaissance faciale et l'analyse des expressions faciales. Elle a été créée par le département de psychologie de l'Université de Kyoto, au Japon.

La base de données JAFFE est un ensemble de 10 images de femmes japonaises, chacune possédant 20 poses, ce qui totalise 200 images. Les poses comprennent une sélection d'images illustrant sept expressions faciales différentes : colère, dégoût, peur, heureux, neutre, triste et surprise. Elles sont prises à différents angles et dans différentes conditions d'éclairage afin de représenter une variété de situations. Chaque image a une résolution de  $128 \times 128$  pixels au format TIFF et est en niveaux de gris sur 8 bits.[33]



**Figure III.6:** Exemples d'images de visages de la base JAFFE avec les sept pose. [III.6]

### 3.Séparation des bases de données

Pour concevoir une application de reconnaissance faciale, il est indispensable d'avoir accès à deux ensembles de données distincts : l'un destiné à l'apprentissage des algorithmes, et l'autre réservé aux tests permettant d'évaluer l'efficacité de ces techniques. Cependant, il n'existe pas de méthode standard pour déterminer la répartition quantitative de ces données. Cette décision dépend généralement d'un compromis entre la disponibilité des données et le temps nécessaire à leur traitement.[13]

Dans nos expérimentations, nous avons divisé la base de données comme suit :

- 50% pour l'apprentissage .
- 50% pour les tests .

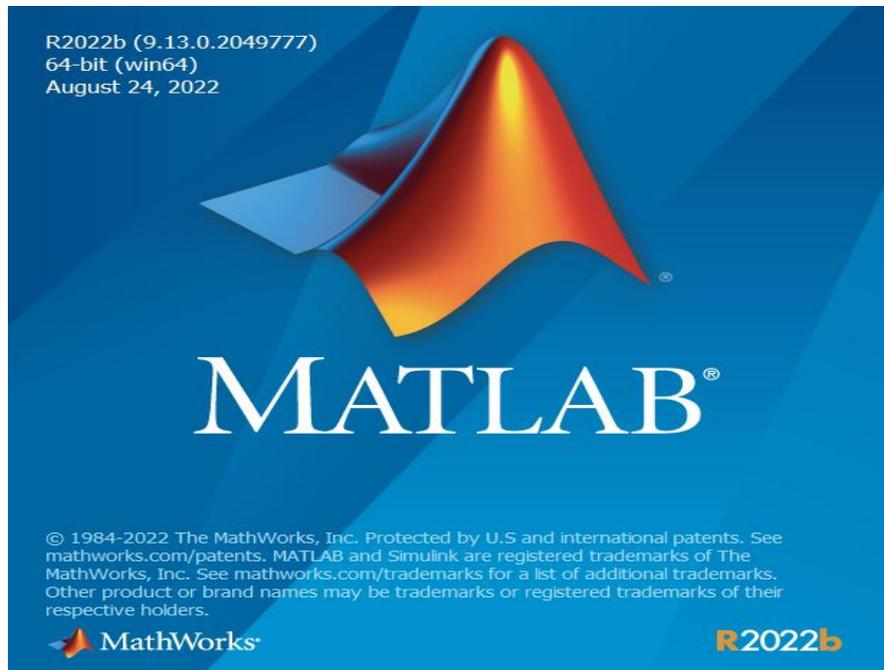
### 4. Les outils de développement

Pour la conception de notre système, nous avons utilisé Matlab\_R2022b\_9.13.0 et PhD tools, dont nous allons donner une présentation détaillée ci-dessous.

#### 4.1. MATLAB 9.13.0 (R2022b)

Matlab est une plateforme de programmation et de calcul numérique utilisée par des millions d'analystes et d'ingénieurs pour créer des modèles, analyser des données et développer des

algorithmes . cette plateforme est plus rapide et plus simple par rapport aux autres langages de programmation traditionnels [13]. Matlab est disponible sur les environnements Windows, Unix et Macintosh.



**Figure III.7:** Fenêtre du Matlab R2022b.

### 4.2. PhD Tools

La boîte à outils PhD (Pretty utile Development Functions for) de reconnaissance faciale est un ensemble de scripts Matlab et de fonctions conçues pour aider les chercheurs qui travaillent dans le domaine de la reconnaissance faciale. PhD Tools a été créée en tant que sous-produit de ma recherche et est accessible en téléchargement gratuitement.

La boîte à outils PhD offre des implémentations variées de techniques bien connues pour la reconnaissance faciale, comme l'analyse en composantes principales par noyau, l'analyse discriminante linéaire, et l'analyse en composantes principales. En complément de ces méthodes, elle contient des fonctionnalités pour créer des filtres de Gabor, extraire des caractéristiques de Gabor, calculer la congruence de phase, ainsi que d'autres fonctions utiles. Une part significative de la boîte à outils est également dédiée aux facilitant la construction des courbes de performance habituelles telles que ROC, CMC, EPC, et DET, utilisées pour évaluer les systèmes de reconnaissance faciale.[34]

### 5. Résultats Expérimentales et discussions

Dans cette section, nous présentons les résultats de notre étude. Nous avons comparé les performances des trois différents classificateurs (nn classifieur, SVM et DRB) en utilisant chaque base de données de visages mentionnée dans notre étude (ORL, Face94, Face95, Face96 , 15yale ,Jaffe) . Nous nous sommes particulièrement concentrés sur le DRB, étant donné que notre objectif est d'améliorer les performances des systèmes d'identification faciale. Pour ce faire, nous avons introduit un nouveau classificateur, le DRB. En ce qui concerne l'extraction des caractéristiques, nous avons utilisé les descripteurs de Gabor, MBC, LPQ et IWBC pour garantir la précision des résultats.

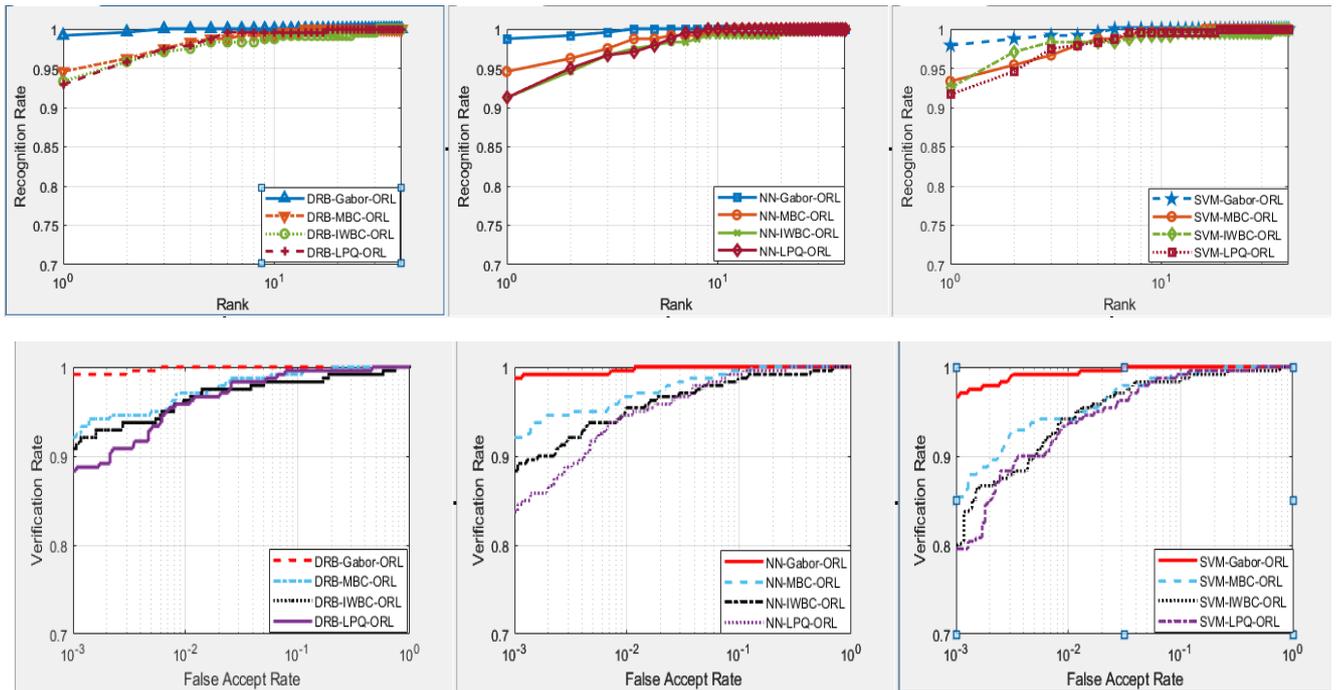
#### 5.1. Résultats expérimentales de base de donnée ORL

**Tableau III.1:** Résultats des différents classificateurs selon la base ORL.

	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK-1	EER	RANK-1	EER	RANK-1	EER
<b>Gabor</b>	98.75%	0.76%	<b>99.17%</b>	<b>0.42%</b>	97.92%	0.83%
<b>MBC</b>	94.58%	2.16%	<b>94.58%</b>	<b>2.08%</b>	93.33%	2.55%
<b>IWBC</b>	91.25%	2.92%	<b>93.33%</b>	<b>2.50%</b>	92.50%	2.92%
<b>LPQ</b>	91.25%	3.33%	<b>92.92%</b>	<b>2.50%</b>	91.67%	3.40%

Ce tableau illustre la performance du classificateur DRB par rapport à SVM et NN sur la base de données ORL dans le processus de reconnaissance. On constate que le classificateur DRB se distingue dans la plupart des cas, avec des taux de reconnaissance élevés et des taux d'erreur faibles. Ainsi, il semble représenter un choix solide dans le domaine de la reconnaissance automatique.

### 5.1.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données ORL



### 5.2. Résultats de BDD Face94

**Tableau III.2:** Résultats des différents classificateurs selon la base Face94.

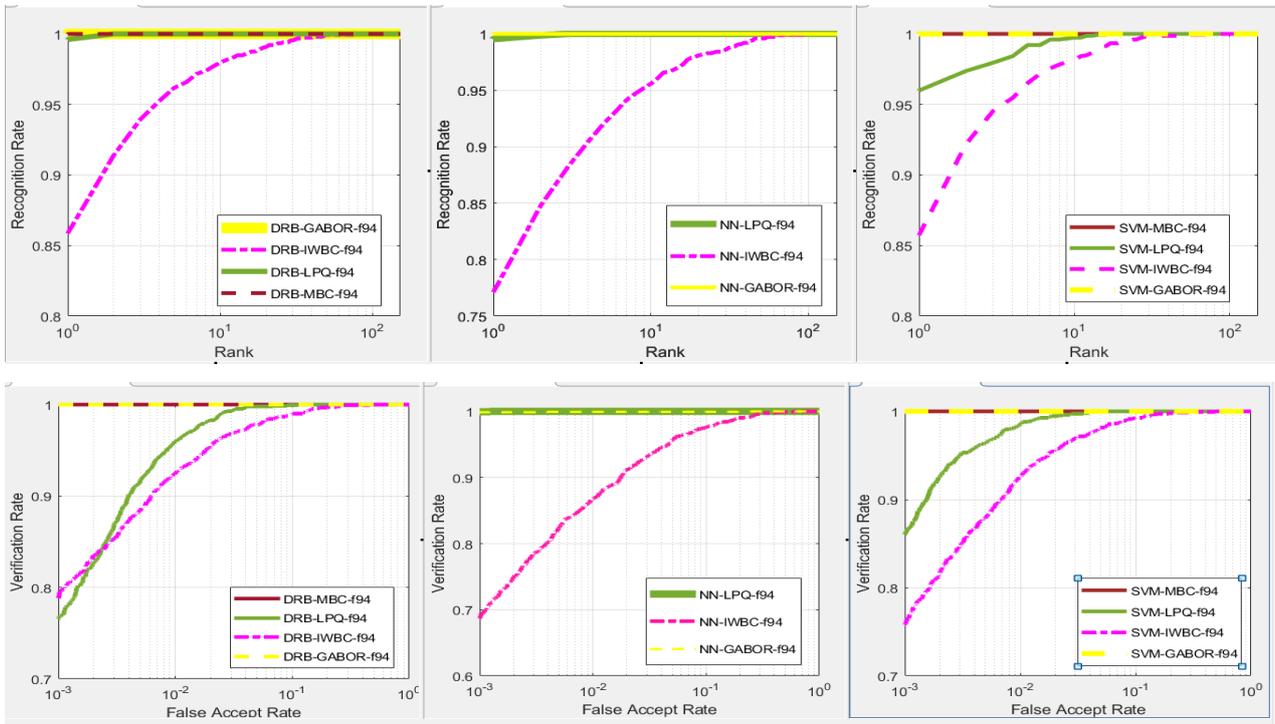
	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK-1	EER	RANK-1	EER	RANK-1	EER
<b>GABOR</b>	100%	0	<b>100%</b>	0%	100%	0%
<b>MBC</b>	100%	0%	<b>100%</b>	0%	100%	0%
<b>LPQ</b>	99.54%	0.08	<b>99.61%</b>	1.89%	95.98%	1.18%
<b>IWBC</b>	77.11%	4.79	<b>85.86%</b>	3.10%	85.72%	3.03%

- D'après le tableaux , nous pouvons observer que les résultats de performance avec les descripteurs Gabor et MBC sont égaux pour tous les classificateurs et leurs valeurs sont parfaites, avec un taux d'erreur de 0%.
- Avec MBC et IWBC, nous remarquons que les résultats de performance sont meilleurs avec le descripteur DRB par rapport au NN et au SVM, mais les taux d'erreur sont peu élevés dans le DRB.
- En résumé, nous pouvons observer que le classificateur DRB est toujours améliorer la performance d'identification faciale pour toutes les descripteurs d'extraction de

## Chapitre III : Expérimentation résultats et discussions

caractéristique étudiés, bien que sa capacité à minimiser les erreurs soit inférieure à celle du SVM et du NN.

### 5.2.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face94



**Figure III.9:** Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face94.

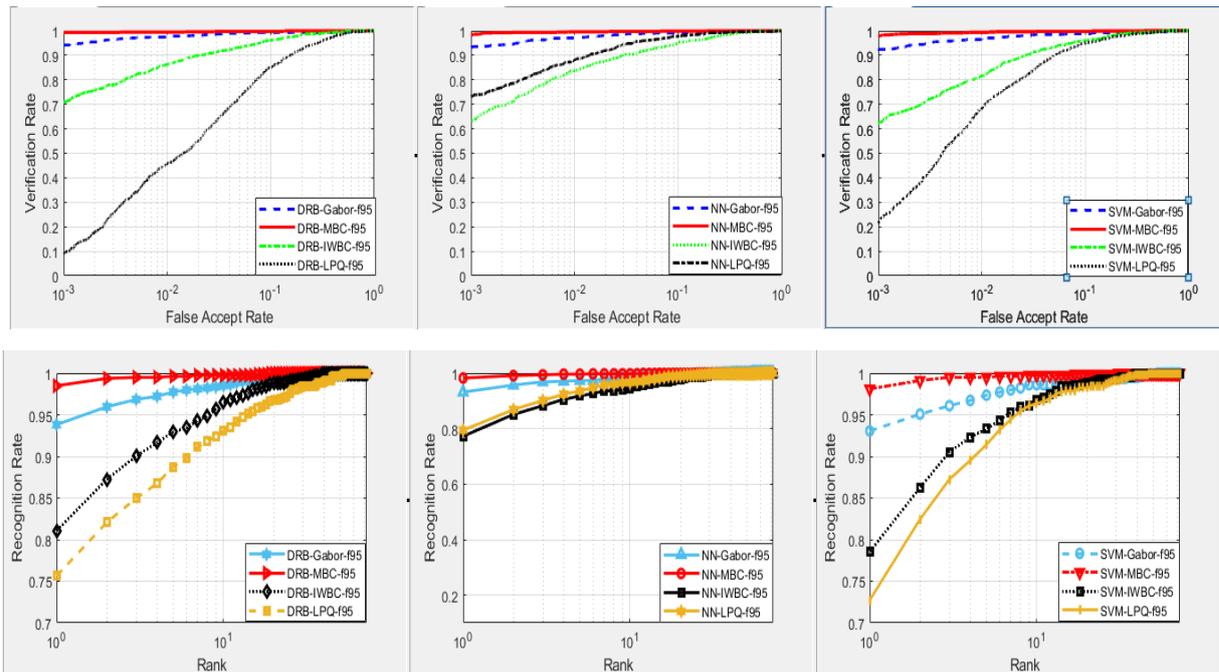
### 5.3. Résultats de BDD Face95

**Tableau III.3:** Résultats des différents classificateurs selon la base Face95.

	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK-1	EER	RANK-1	EER	RANK-1	EER
<b>Gabor</b>	93.18%	1.89%	<b>93.81%</b>	1.90%	93.06%	2.15%
<b>MBC</b>	98.23%	0.63%	<b>98.48%</b>	0.51%	98.11%	0.76%
<b>IWBC</b>	77.27%	6.69%	<b>81.06%</b>	6.06%	78.54%	5.80%
<b>LPQ</b>	79.42%	4.29%	75.63%	12.61%	72.73%	7.12%

Dans ce tableau, l'excellent rendement du classificateur DRB par rapport aux classificateurs SVM et NN sur la base de données Face95 est évident. En examinant les taux de reconnaissance et les taux d'erreur, nous constatons une similitude légère avec NN mais une performance supérieure à celle de SVM. Globalement, le classificateur DRB surpasse les classificateurs SVM et NN.

### 5.3.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face95



**Figure III.10:** Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face95.

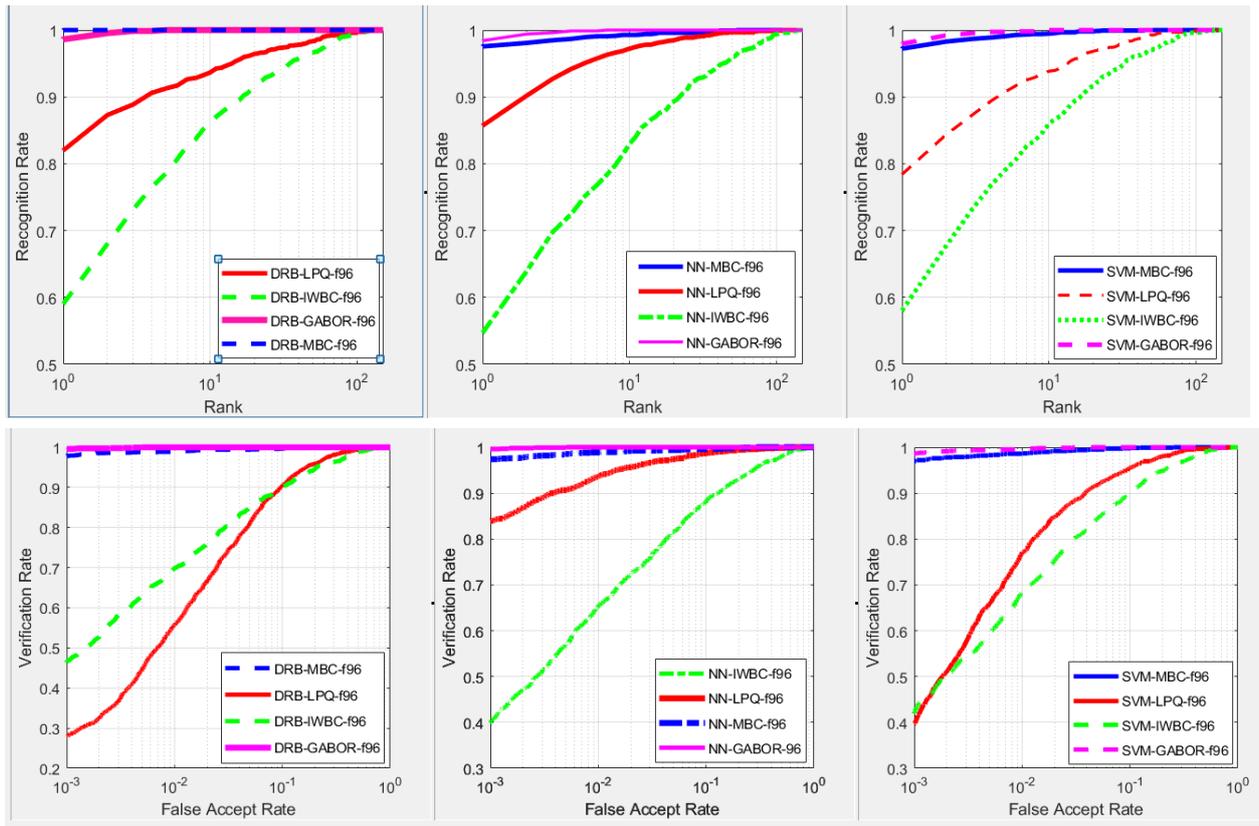
### 5.4. Résultats de BDD Face96

**Tableau III.4:** Résultats des différents classificateurs selon la base Face96.

	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK-1	EER	RANK-1	EER	RANK-1	EER
<b>GABOR</b>	98.41%	0.20%	<b>98.61%</b>	0.26%	97.95%	0.53%
<b>MBC</b>	97.55%	1.06%	<b>97.75%</b>	1.11%	97.22%	1.19%
<b>LPQ</b>	85.70%	3.17%	81.99%	9.79%	78.41%	6.65%
<b>IWBC</b>	54.70%	10.88%	<b>59.01%</b>	9.95%	58.01%	9.93%

Dans ce tableau, nous observons que le classificateur DRB affiche des taux de reconnaissance plus élevés que le SVM et le NN pour toutes les descripteurs étudiées, tout en présentant des taux d'erreur plus faibles. Cela indique que le DRB est plus efficace pour identifier correctement les individus et minimiser les erreurs de fausse acceptation dans la base face96.

### 5.4.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face96



**Figure III.11:** Les Courbes ROC et CMC de la base de données Face96.

### 5.5. Résultats de BDD 15yale

**Tableau III.5:** Résultats des différents classificateurs selon la base 15yale.

	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK-1	EER	RANK-1	EER	RANK-1	EER
<b>Gabor</b>	100%	0.00%	<b>100%</b>	0.00%	98.89%	0.08%
<b>MBC</b>	87.78%	6.79%	85.56%	6.71%	87.78%	7.94%
<b>IWBC</b>	88.89%	4.44%	<b>90%</b>	7.78%	90%	6.67%
<b>LPQ</b>	92.22%	4.44%	92.22%	5.56%	91.11%	5.56%

Les données du tableau soulignent que le classificateur DRB surpasse de manière significative les classificateurs SVM et NN sur la base de données 15yale. Par exemple, pour la caractéristique Gabor, le classificateur DRB atteint un taux de reconnaissance de 100% avec un taux d'erreur de 0%, ce qui est similaire au classificateur NN mais légèrement supérieur au classificateur SVM. Ces résultats mettent en évidence la robustesse et l'efficacité du classificateur DRB dans le

## Chapitre III : Expérimentation résultats et discussions

processus de classification sur la base de données 15yale, le positionnant comme un choix fiable pour les applications de reconnaissance faciale.

### 5.5.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données 15yale

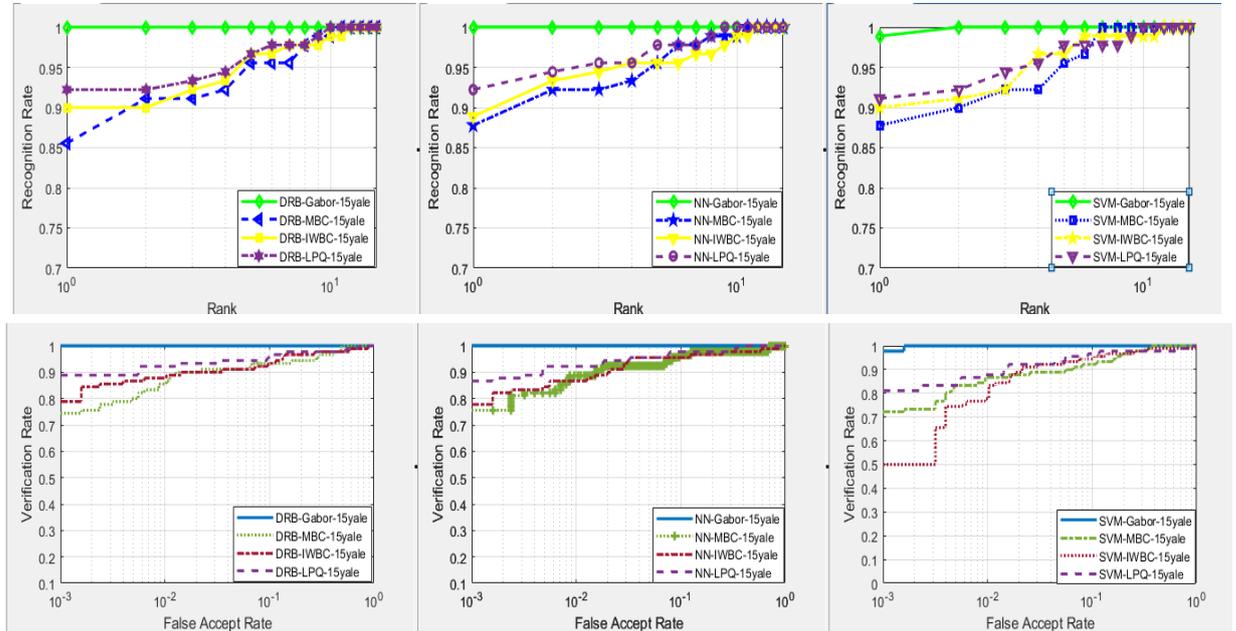


Figure III.12: Les Courbes ROC et CMC de la base de données 15yale.

### 5.6. Résultats de BDD Jaffe

Tableau III.6: Résultats des différents classificateurs selon la base Jaffe.

	NN classifieur		DRB classifieur		SVM classifieur	
	RANK	EER	RANK	EER	RANK	EER
<b>GABOR</b>	100%	0%	100%	0%	100%	0%
<b>MBC</b>	100%	0%	100%	0%	100%	0%
<b>LPQ</b>	99%	0.06%	99%	0.79%	99%	0.73%
<b>IWBC</b>	98%	1%	<b>99%</b>	0.90%	98%	1.91%

- Nous remarquons dans ce tableaux que les taux de classification indiquent une performance exceptionnelle dans la classification des caractéristiques, car ils sont tous proches de 100%, et pour les erreurs de fausse nous remarquons des taux très faibles avec les trois classificateurs.

5.6.1. Les Courbes ROC et CMC de la base de données Jaffe

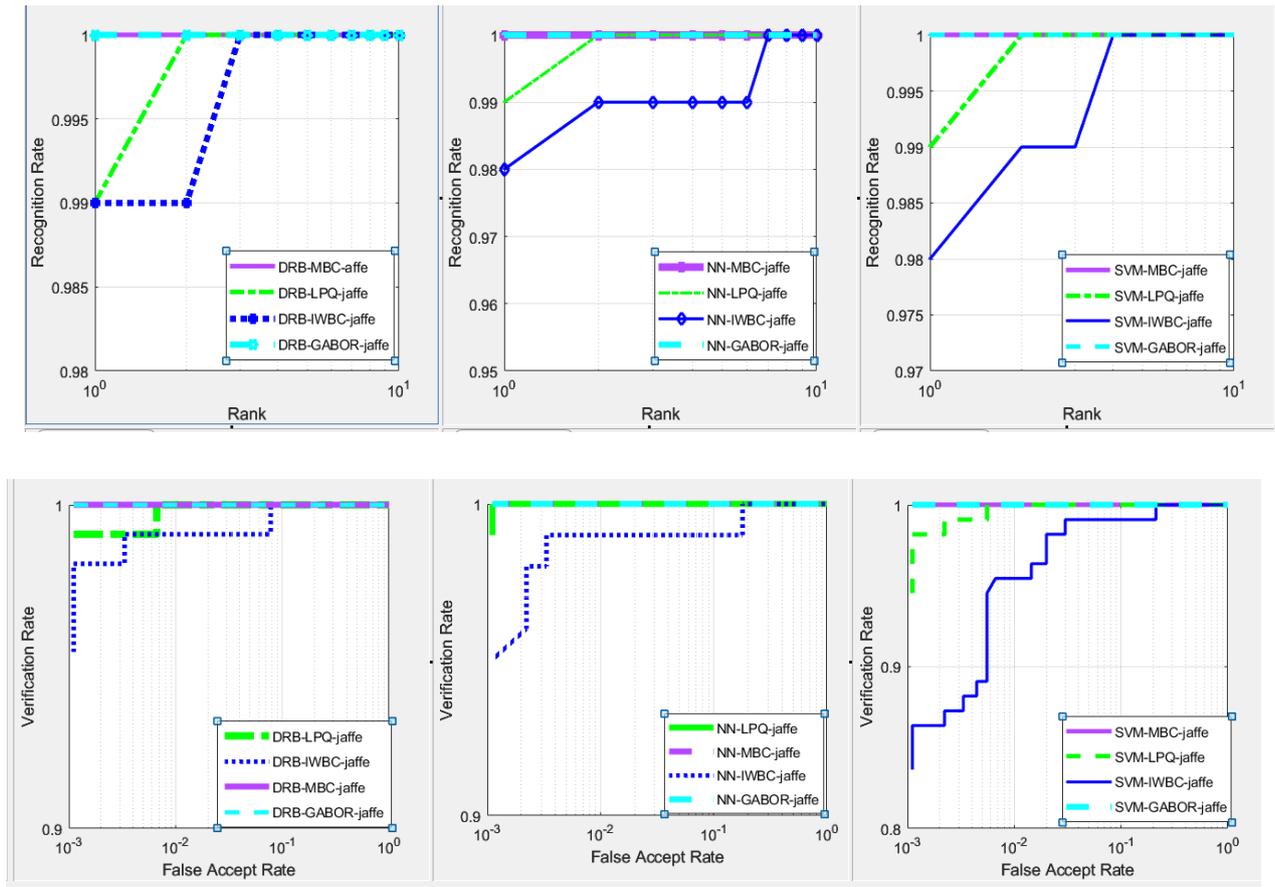


Figure III.13: Les Courbes ROC et CMC de la base de données Jaffe.

D'après les résultats que nous avons obtenus dans notre étude, nous remarquons que dans chaque base de données, le classificateur DRB affiche toujours les meilleurs taux d'identification et des erreurs fausse pour tous les descripteurs. De plus, nous observons que même les classificateurs NN et SVM affichent des taux faibles, le DRB améliore toujours la performance des descripteurs. Cela suggère que le DRB pourrait être une option prometteuse pour la classification dans divers descripteurs et avec différents types de données.

6. Conclusion

En conclusion, les résultats expérimentaux obtenus à partir des différentes bases de données de visage sont présentés et discutés en détail. Nous avons examiné les performances des méthodes de reconnaissance faciale à travers des mesures telles que les courbes ROC et CMC pour chaque base de données. Ces résultats fournissent des indications importantes sur l'efficacité des méthodes utilisées et soulèvent des questions intéressantes pour des recherches futures dans le domaine de la reconnaissance faciale. En outre, l'utilisation des outils de développement spécifiques a été cruciale pour la réalisation de ces expériences, démontrant ainsi leur importance dans le processus de recherche.

## **Conclusion générale**

La biométrie représente un domaine à la fois captivant et complexe, exigeant une compréhension approfondie et une analyse rigoureuse. Au cours de notre exploration de ce domaine, nous avons abordé les concepts biométriques en définissant les termes et en comprenant les exigences fondamentales des caractéristiques biométriques. Nous avons également examiné une gamme variée de technologies biométriques, telles que les empreintes digitales, l'iris, la reconnaissance faciale et vocale, en mettant l'accent sur les modes de fonctionnement, la vérification d'identité et les méthodes d'identification.

Ensuite, nous avons exploré la structure de base des systèmes biométriques, y compris les capteurs, le traitement des données et les bases de données, ce qui nous a permis de mieux comprendre le fonctionnement global de ces systèmes. Nous avons également examiné les avantages et les inconvénients associés aux techniques biométriques, ainsi que les performances et la fiabilité de ces systèmes.

Par la suite, nous avons exploré les applications des techniques de reconnaissance faciale, en mettant l'accent sur les défis liés à l'éclairage, aux expressions faciales et aux variations de pose. Enfin, nous avons analysé les résultats expérimentaux et les avons discutés, en évaluant les performances pratiques des techniques de reconnaissance faciale dans des environnements réels.

En résumé, notre parcours dans le domaine de la biométrie a abouti à une compréhension profonde et globale de ce domaine diversifié et complexe. Nous avons tiré des conclusions importantes sur la capacité des techniques de reconnaissance faciale à atteindre les performances souhaitées, tout en identifiant les défis futurs et les opportunités d'amélioration et de développement dans ce domaine crucial.

## Références Bibliographiques

- [1] C. Wasinski, A. Mattelart, P. Piazza, S. Preuss-Laussinotte, and T. Hegghammer, “Identifier et surveiller: Les technologies de sécurité,” 2007.
- [2] C. Loudot, E. Zanin, C. Fogliarini, M. Boulze, L. Souchon, and D. Denis, “Étude de la biométrie oculaire chez l’enfant hypermétrope: apport du biomètre Lenstar LS 900 (Haag-Streit®),” *J. Fr. Ophthalmol.*, vol. 34, no. 6, pp. 369–375, 2011.
- [3] A. Plateaux, P. Lacharme, C. Rosenberger, and A. Josang, “Biométrie à usage unique pour la monétique,” in *Conférence sur la Sécurité des Architectures Réseaux et des Systèmes d’Information (SAR SSI)*, 2014.
- [4] A. Ben Khalifa, “Contribution aux techniques de fusion des modalités biométriques.” Ph. D. dissertation, Ph. D. thesis, National Engineering School of Tunis ..., 2014.
- [5] F. Boussad and R. R. Boussa, “Développement d’un système biométrique multimodal basé sur la fusion des scores de matching.” Université Mouloud Mammeri, 2020.
- [6] H. Toufik, “Reconnaissance Biométrique Multimodale basée sur la fusion en score de deux modalités biométriques: l’empreinte digitale et la signature manuscrite cursive en ligne,” *Univ. BADJI MOKHTAR–ANNABA, Année*, 2016.
- [7] C. Bouveyron, “Apprentissage statistique en grande dimension et application au diagnostic oncologique par radiomique,” *Santé Intell. Artif.*, pp. 179–189, 2018.
- [8] A. Nasserallah, “Application de l’analyse discriminante linéaire (LDA) dans la reconnaissance du visage”.
- [9] N. Mollet and R. Chellali, “Suivi et Modélisation 3D des gestes de la main,” *Rapp. DEA, Irccyn*, 2001.
- [10] S. Chantaf, “Biométrie par signaux physiologiques.” Université Paris-Est, 2011.
- [11] K. F. Boualleg Sihem Saad, “Reconnaissance du visage sous l’éclairage invariant par la méthode TanTriggs,” 2021.
- [12] R. Automatique, “Reconnaissance Automatique des Personnes,” 2020.
- [13] B. Abdessettar and S. Fathi, “Extraction des caractéristiques pour l’analyse biométrique d’un visage.” 2014.

- [14] “Identification biométrique par le visage et l’oreille,” 2020.
- [15] B. ZAHOUA and Z. RACHA, “Reconnaissance biométrique de personnes par les empreintes palmaires 3D et l’apprentissage profond.” Université Kasdi Merbah OUARGLA.
- [16] K. Thinhinane, “Développement d’un système biométrique pour la reconnaissance de visages basé sur la transformée en ondelettes, les réseaux de neurones Feed-Forward...” Université Mouloud Mammeri, 2019.
- [17] B. N. Arfaoui Nahla, “Système de reconnaissance de visage par la transformée en cosinus discrète,” 2013.
- [18] N. MORIZET, “Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris Thèse de Doctorat, École Doctorale d’Informatique,” *Télécommunications et Électronique de Paris*, 2009.
- [19] N. ASSADI, “Mise au point d’une application de reconnaissance faciale”.
- [20] B. M. GUERROUDJ BENCHERKI, “Implémentation d’un système de reconnaissance de visages à base de PCA,” 2018.
- [21] P. Buysens, “Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux e\_transactions.” Université de Caen, 2011.
- [22] J. Carlin and N. Kriegeskorte, “Adjudicating between face-coding models with individual-face fMRI responses,” *PLoS Comput. Biol.*, vol. 13, p. e1005604, Jul. 2017, doi: 10.1371/journal.pcbi.1005604.
- [23] B. Yang, T. Zhang, G. Chaochen, and K. wu, “A novel face recognition method based on IWLD and IWBC,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 75, Apr. 2015, doi: 10.1007/s11042-015-2623-4.
- [24] B. Djafer Yahia Messaoud and O. Abdelmalik, “Sciences et Technologies Télécommunication Réseaux et Télécommunication Entrez la référence du document Présenté et soutenu par : Etude Comparative de Différents Descripteurs Locaux Dans La Vérification Faciale Jury : MÉMOIRE DE MASTER,” 2019.
- [25] M. Chaa, “Système de reconnaissance de personne par des techniques biométriques.” Université Ferhat Abbas, 2017.
- [26] Y. M. Benchadi Djafer, “Etude Comparative de Différents Descripteurs Locaux Dans La Vérification Faciale”.
- [27] F. Barigou, B. Atmani, Y. Bouziane, and N. Barigou, “Accélération de la méthode des K plus proches voisins pour la catégorisation de textes.,” in

EGC, 2013, pp. 241–246.

- [28] M. Adjout and A. Benaïssa, “Fusion de la DCT-PCA et la DCT-LDA appliquée à la reconnaissance de visages,” *Inst. Natl. Form. en Inform. Oued-smar. Alger*, 2007.
- [29] T. AMELLAL and K. BENAKLI, “Système de reconnaissance de visage basé sur les GMM,” *Inst. Natl. Form. en Inform. (INI), Alger*, 2007.
- [30] P. P. Angelov and X. Gu, “Deep rule-based classifier with human-level performance and characteristics,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 463, pp. 196–213, 2018.
- [31] A. Attia, Z. Akhtar, N. E. Chalabi, S. Maza, and Y. Chahir, “Deep rule-based classifier for finger knuckle pattern recognition system,” *Evol. Syst.*, vol. 12, no. 4, pp. 1015–1029, 2021.
- [32] P. Angelov, *Autonomous learning systems: from data streams to knowledge in real-time*. John Wiley & Sons, 2012.
- [33] Z. Djouamai, A. Attia, N. E. Chalabi, and M. Hassaballah, “A face recognition system based-ALMMo-0 classifier,” *Evol. Syst.*, pp. 1–18, 2023.
- [34] A. M. and E. A. Haile G, “Système biométrique basé sur la fusion au niveaux des caractéristiques,” vol. 4, no. 1, pp. 88–100, 2023.

### Références webographiques

[I.2][https://www.tourmag.com/Inde-Enregistrement-des-donnees-biometriques-pour-l-obtention-du-visa\\_a99002.html](https://www.tourmag.com/Inde-Enregistrement-des-donnees-biometriques-pour-l-obtention-du-visa_a99002.html).

[I.3][https://imtech.imt.fr/wp-content/uploads/2017/06/security-1163108\\_1920-e1496759032237-1024x680.jpg](https://imtech.imt.fr/wp-content/uploads/2017/06/security-1163108_1920-e1496759032237-1024x680.jpg).

[I.4]<https://www.techni-contact.com/ressources/images/produits/zoom/la-reconnaissance-de-la-main-en-3d-zx-hp4000-4872110-1.jpg>.

[I.5][https://www.usine-digitale.fr/mediatheque/9/6/5/000928569\\_896x598\\_c.jpg](https://www.usine-digitale.fr/mediatheque/9/6/5/000928569_896x598_c.jpg).

[I.6][https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1\\*969cXZaiaJcopfEEEtmehg.jpeg](https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*969cXZaiaJcopfEEEtmehg.jpeg).

[I.7]<https://www.docaposte.com/blog/article/quelles-sont-les-reglementations-a-respecter-pour-une-signature-electronique>.

- [I.8] <https://www.researchgate.net/profile/Djallal-Hammou/publication/289700249/figure/fig11/AS:669426621886464@1536615152108/Exemple-de-representation-de-la-dynamique-de-frappe-au-clavier-262728.jpg> .
- [I.10] <https://next.ink/1960/le-doigt-dans-lil-biometrie/>.
- [I.11] [https://www.memoireonline.com/03/15/8967/m\\_Conception-et-mise-en-place-dune-plateforme-de-securisation-par-synthese-et-reconnaissance-biom10.html](https://www.memoireonline.com/03/15/8967/m_Conception-et-mise-en-place-dune-plateforme-de-securisation-par-synthese-et-reconnaissance-biom10.html).
- [I.12] <http://www.dreamlabs.eu/nmorizet/wp-content/uploads/2013/03/Revue-des-Algorithmes-PCA-LDA-et-EBGM-utilise%CC%81s-en-reconnaissance-2D-du-visage-pour-la-biome%CC%81trie-MajecSCTIC-2006.pdf>.
- [II.7] [https://www.researchgate.net/figure/Schematic-illustration-of-processing-stages-for-the-Gabor-filter-model-a-The-model\\_fig6\\_318725454](https://www.researchgate.net/figure/Schematic-illustration-of-processing-stages-for-the-Gabor-filter-model-a-The-model_fig6_318725454).
- [II.8] [https://www.researchgate.net/figure/Illustration-of-the-computing-of-improved-Weber-binary-code-IWBC-map\\_fig7\\_276169883](https://www.researchgate.net/figure/Illustration-of-the-computing-of-improved-Weber-binary-code-IWBC-map_fig7_276169883).
- [II.10] <https://medium.com/@sachinsoni600517/k-nearest-neighbours-introduction-to-machine-learning-algorithms-9dbc9d9fb3b2>.
- [III.2] <https://link.springer.com/article/10.1007/s13042-018-0862-1>
- [III.5] [https://www.researchgate.net/figure/Some-examples-of-the-YALE-database\\_fig1\\_221429786](https://www.researchgate.net/figure/Some-examples-of-the-YALE-database_fig1_221429786).
- [III.6] <https://paperswithcode.com/dataset/jaffe>.

