



UNIVERSITE ECHAHID HAMMA LAKHDAR - EL OUED  
FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES  
Département D'Informatique



Mémoire de Fin D'étude  
Présenté pour l'obtention du Diplôme de

## MASTER ACADEMIQUE

Domaine: **Mathématique et Informatique**

Filière : **Informatique**

Spécialité : **Systèmes Distribués et Intelligence Artificielle**

Présenté par :

- **DJOUADI Naima**
- **MANA Zohra**

### Thème

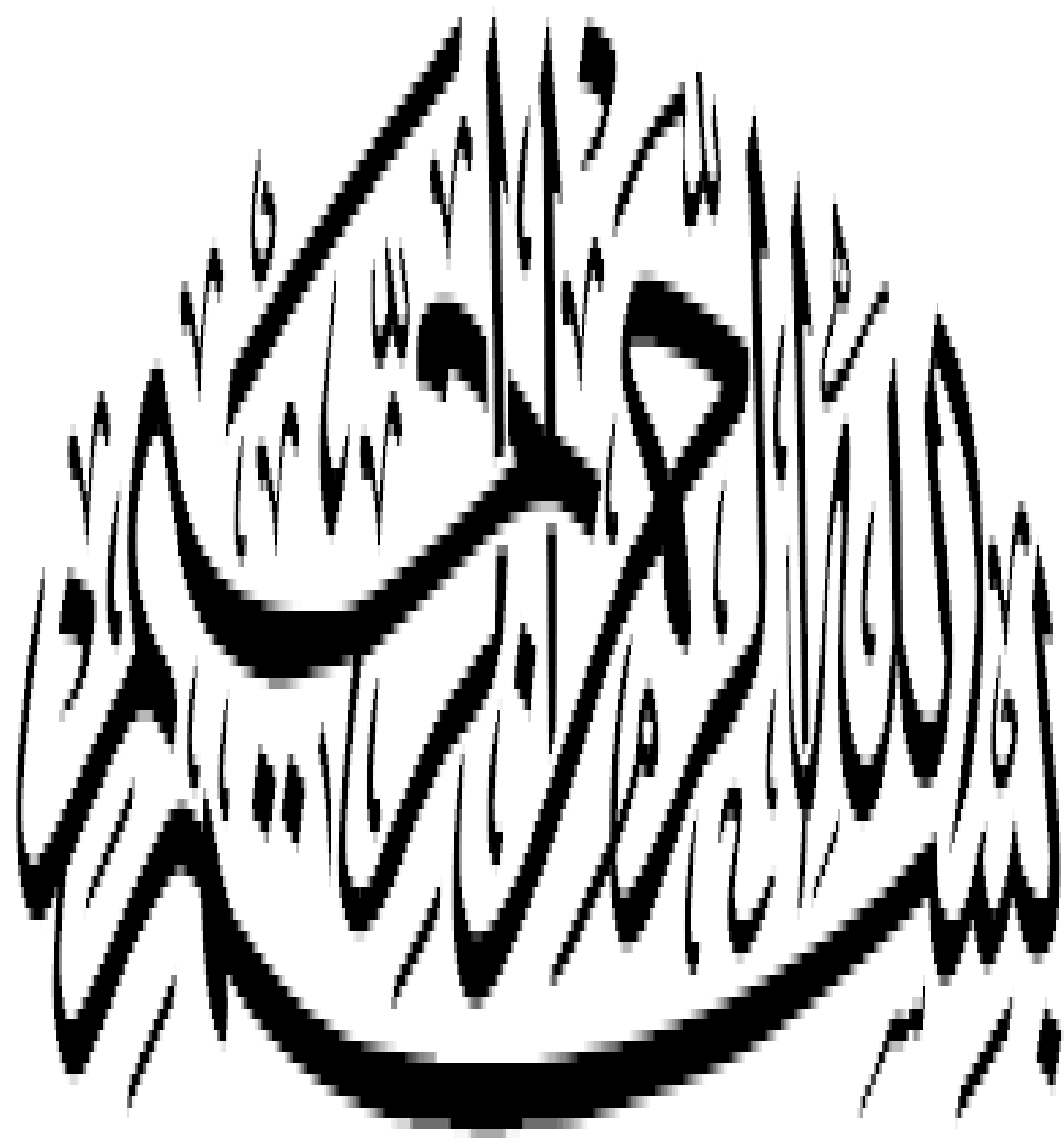
**Authentification des personnes par  
reconnaissance de caractéristiques des  
visages en utilisant le réseau de neurones**

Soutenu le xx-xx- 2017 Devant le jury:

M. <b>KERTHIUO Ismail</b>	MCA	Président
M. <b>ZOUBAIDI Marouan</b>	MAA	Rapporteur
M. <b>GHERBI Kaddour</b>	MAA	Encadreur

**Année Universitaire:2016-2017**





# Remerciements

*Avant tout, nous remercions notre Dieu qui nous a donné le courage et la volonté de réaliser ce modeste travail.*

*Nous adressons nos vifs remerciements à notre encadreur Mr. **GHERBI Kaddour** pour son effort et ses conseils.*

*Nous tenons également à remercier « TOUS » les Messieurs e dames, nos professeurs qui nous ont enseigné durant deux ans de formation master en Informatique, pour leurs précieux conseils et ses orientations. Nos remerciements vont également aux membres du jury d'avoir accepté d'évaluer nos travail. Sans oublier de remercier notre amis et notre collègues, tous d'une manière différente.*

*Enfin, merci à nos parents pour le soutien et l'encouragement qu'ils nous ont apporté tout au long de nos travail.*

# *Dédicace*

*A mes chers parents ma mère et mon père pour leur patience, leur amour, leur soutien et leur encouragement ...*

*A mon cher mari Ali...*

*A mes chers frères Abd el-djouad ,Hamza ,Taïer,Mohamed ...*

*A mes chères sœurs Khadidja ,Zohra ...*

*A La famille de mon mari à chacun en son nom...*

*A mes chères amis ...*

*Je dédie ce modeste travail*

*Naima DJOUADI*

# *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail*

*A ma mère pour sa tendresse et mon père*

*pour sa patience et encouragement,*

*A mon cher fiancé*

*A mes très chers frères, sœurs*

*, Et à mes amies et tous ceux que*

*j'aime.*

*Zohra MANA*

# *Résumé*

Dans notre époque, il ya un intérêt croissant sur la biométrie. et identifier le visage la technologie est populaire a pris de plus en plus important dans le domaine de la recherche, en raison de la non-ingérence et pétition. Mais même si la plupart des approchées et des méthodes qui ont été proposés pour résoudre les problèmes lies a l'identification du visage humaine, il est encore des problèmes très difficiles, et cela est du au fait que des personnes différentes en généralement la même forme et en raison des différentes situations d'éclairage, et situation de vie, et les traits du visage. Aujourd'hui, il est des systèmes d'identités très important d'exploitation, cela pour la plupart des nombreuses applications qui sont utilisées pour contrôler l'accès aux sites sensibles, et la surveillance à distance ... etc.

L'objectif de notre projet est la reconnaissance de visage apartire de ces caractéristiques (largeur de face, la distance entre les yeux, largeur des sourcils, la distance entre le nez et les yeux, la distance entre le nez et la bouche), pour ce-là on a fait une étude pour connaitre les caractéristiques qui nous a permet la reconnaissance des personne, en utilisant le réseaux de neurone.

## **Mots clés:**

Reconnaissance de visage, la biométrie, réseaux de neurones(RN),d'extraction de caractéristiques, détection des visages.

# ملخص

في عصرنا الحالي، هناك اهتمام متزايد حول المقاييس الحيوية (البيومترية). والتعرف على الوجه هو التكنولوجيا الحيوية الرائجة وقد أخذ أهمية متزايدة في مجال البحوث، بسبب عدم التدخل والتماس. لكن على الرغم من توفر الكثير من النهج والأساليب التي تم اقتراحها لحل المشاكل المتعلقة بالتعرف على الوجه البشري، فإنها لا تزال مشاكل صعبة للغاية، وهذا يرجع إلى حقيقة أن الناس على اختلافهم يمتلكون عموماً نفس الشكل ويختلف بسبب ظروف الإضاءة، واختلاف الوضعيات، وتعابير الوجه. في الوقت الحاضر تعتبر نظم التحقق من الهوية مجالاً هاماً للاستغلال، وهذا بالنظر إلى العديد من التطبيقات التي تستخدم فيها للتحكم في الوصول إلى المواقع الحساسة، والرصد عن بعد ... الخ.

والهدف من المشروع الذي قمنا به هو كشف وتحديد الوجه واستخراج خصائصه التي هي عبارة عن (عرض الوجه وطوله، عرض وطول العين اليمنى واليسرى، البعد بين العينين، طول الحاجبين، البعد بين الأنف والعينين والبعد بين الأنف والفم ... الخ) وقد أخذنا هذه الخصائص عبارة عن مدخلات لاستعمالها في المنهجية التي اتبعناها والمتمثلة في منهجية الشبكات العصبية، التي تقوم بدورها بالتعلم والتعرف على هوية الشخص.

## كلمات البحث:

التعرف على الوجوه، القياسات الحيوية(البيومترية)، الشبكات العصبية، استخراج الخصائص، الكشف عن الوجوه.

# Table des matières

Introduction général .....	1
<b>Chapitre I :Biométrie et reconnaissance de visage</b>	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Modes de fonctionnement.....	5
I.3 Structure d'un Système Biométrique .....	6
I.4 La Biométrie: .....	7
I.4.1 Les technologies biométriques .....	8
I.4.2 Evaluation des performances des Systèmes biométriques .....	11
I.4.3 Applications des systèmes biométriques .....	13
I.4.4 Mesure de la performance d'un système biométrique .....	14
I.5 Reconnaissance de visage .....	15
I.5.1. Pourquoi choisir le visage ? .....	16
I.6 Les classes des techniques de reconnaissance de visages.....	17
I.6.1 Méthodes globales.....	17
I.6.2 Méthodes locale.....	18
I.6.3 Méthodes hybrides .....	18
I.7 Systèmes de reconnaissance de visage .....	19
I.7.1 Le monde physique (L'extérieur).....	20
I.7.2 L'Acquisition de l'image .....	20
I.7.3 Les prétraitements .....	21
I.7.4 L'extraction de paramètres.....	21
I.7.5 La classification (Modélisation).....	21
I.7.6 L'apprentissage .....	21
I.7.7 La décision .....	21
Conclusion.....	22
<b>Chapitre II: Techniques de détection et de reconnaissance de visages</b>	
II.1. Introduction .....	25
II.2. Détection de visages .....	25
II.3. Approches de la détection de visage .....	25
II.3.1. Approches basées sur l'apparence .....	25
II.3.2. Approches basées sur les connaissances acquises .....	26
II.3.3. Approches basées sur le « Template-matching ».....	27

II.3.4. Approches basées sur des caractéristiques invariantes .....	29
II.4. Prétraitement.....	<b>32</b>
II.4.1 Normalisation Photométrique .....	32
II.4.2. Normalisation géométrique.....	35
II.5. Techniques 2D de reconnaissance de visage .....	<b>35</b>
II.5.1. Approches holistiques ou globales.....	35
II.5.2. Méthodes locales.....	39
II.5.3. Méthodes Hybride.....	42
II.6. Le réseau de neurones .....	<b>48</b>
II.6.1. Introduction.....	48
II.6.2. Le réseau de neurones LVQ.....	49
II.6.3. Réseau de neurones artificiel .....	50
II.6.4. Réseau de neurones à potentiel d'action asynchrone.....	51
Conclusion .....	<b>55</b>

### **CHAPITRE III : Modélisation et Implémentation**

III.1 Introduction .....	<b>59</b>
Modélisation	
III.2 Introduction .....	<b>59</b>
III.3 Schéma fonctionnel.....	<b>60</b>
III.3.1 Phase d'apprentissage.....	59
III.3.1.1 Le prétraitement.....	60
III.3.1.2. Extraction de caractéristiques du visage.....	63
III.3.1.3 Normalisation du vecteur.....	67
III.3.1.4. Réseaux de neurones .....	68
III.3.1.5.Apprentissage .....	69
III.3.2 Phase de détection.....	69
III.3.2.1 Détection de visage .....	69
III.3.2.2 Classification .....	70
Conclusion .....	<b>71</b>
Implémentation	
III.1 Introduction .....	<b>72</b>
III.2 Environnement de travail .....	<b>72</b>
III.2.1 Le langage de programmation java .....	72

III.2.2 Net Beans IDE 8.0 .....	72
III.2.3 Weka.....	73
III.3 Interfaces et résultats .....	<b>73</b>
Conclusion .....	<b>76</b>
Conclusion générale.....	<b>77</b>
Conclusion générale.....	<b>78</b>
Bibliographie .....	<b>81</b>

# Table des figures

<b>Figure</b>	<b>Titre</b>	<b>Page</b>
I.1	Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes	6
I.2	La Classification de la Biométrie	8
I.3	Le processus de reconnaissance par empreinte digitale	8
I.4	géométrie de la main	9
I.5	l'iris	9
I.6	la rétine	9
I.7	Spectre d'un signal voix	10
I.8	caractéristique biométrique d'un visage	10
I.9	Capture d'une signature	11
I.10	Illustration du FRR et du FAR	15
I.11	le principe des méthodes globales	18
I.12	Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale	19
I.13	Système de reconnaissance	20
II.1	Modèle de visage composé de 16 régions (les rectangles) associées à 23 relations (flèches)	28
II.2	Différentes régions utilisées pour la phase de template matching	29
II.3	(a) Image RGB (b) Image niveau de gris (c) égalisation d'histogramme	34
II.4	Histogramme de l'image avant et après égalisation	34
II.5	Caractéristiques autour desquelles est réalisée une <b>ACP</b>	38
II.6	(a) Localisation des caractéristiques géométriques utilisées . (b) Cartes de contours utilisées .	39
II.7	Approche proposée	40

II.8	Approche de <b>Price et Gee</b>	41
II.9	Modèle Actif d'Apparence	41
II.10	Caractéristiques <b>MB-LBP</b> pour un visage, ( pour un <b>masque</b> de taille <b>(3, 3) ; (9,9)</b> et <b>(15,15)</b> )	42
II.11	Approche Local Component Analysais	43
II.12	Graphe appliqué aux visages pour l'approche <b>EBGM</b> .	44
II.13	Création des jets pour l'approche <b>EBGM</b>	44
II.14	Architecture du réseau de neurones	50
III.1	Processus de reconnaissance faciale	58
III.2	Schéma fonctionnel	59
III.3	Exemple d'acquisition d'une image	60
III.4	Exemple d'image en niveaux de gris	61
III.5	Image avec des contours	63
III.6	Image avec points	63
III.7	Image avec points rouge	64
III.8	Distance entre les caractéristiques	65
III.9	Exemple d'image d'apprentissage	69
III.10	Détection de visage	70
III.11	Interface principale de l'application	72
III.12	Interface sélectionner les données	73
III.13	Le résultat enregistrer le model	73
III.14	Le résultat enregistrer le model	74
III.15	Interface de reconnaissance	74
III.16	Le résultat final	75

# Liste de tables

<b>tableaux</b>	<b>Titre</b>	<b>Page</b>
I.1	Comparaison entre les techniques biométriques[10]	13
II.1	Comparatif de plusieurs méthodes de l'état de l'art du SRV 2D.	47
III.1	Caractéristique de visage.	62
III.2	Caractéristiques faciales ordonnées.	64
III.3	Distance entre les caractéristiques de visage	66
III.4	Les valeurs des caractéristiques faciales confinés entre (0 , 1).	67



# Introduction général

# Introduction général

---

## Introduction général

Les moyens classiques de vérification d'identité pour les contrôles d'accès : comme passeport, la carte d'identité, les mots de passe ou les codes secrets peuvent très facilement falsifiés. La solution apparaît pour remédier à ce problème est d'utiliser la biométrie. Cette dernière joue un rôle de plus en plus important dans les systèmes d'authentification et d'identification. Les processus de reconnaissance biométrique permettent la reconnaissance d'individus en se basant sur les caractéristiques physique et comportementale de l'individu. Différentes technologies ont été développées telle que: les empreintes digitale, l'iris, la voix la main et le visage. Ce dernier constitue l'objectif principale de notre mémoire.

La reconnaissance des visages est l'une des techniques de la biométrie la plus utilisée, ceci est dû à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer:

- Disponibilité des équipements d'acquisition et leur simplicité
- Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone .En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

En plus, cette technique est très efficace pour la situation non standard. C'est le cas oft on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels.

Certes la reconnaissance des visages n'est pas la technique la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on peut trouver les bons attributs d'identification représentant le visage à analyser.

Dans un système de reconnaissance de visage, ce dernier est soumis à un éclairage très varié en contraste et luminosité, un arrière-plan. Cette forme à trois dimensions, lorsqu'elle s'inscrit sur une surface à deux dimensions, comme c'est le cas d'une image, peut donner lieu à des variations importantes .Le visage n'est pas rigide, il peut subir une grande variété de changements dus à l'expression (joie, peine...), à l'tige, aux cheveux, à l'usage de produits cosmétiques...etc

Le but de notre travail est l'authentification d'identité par l'analyse du visage, un système d'authentification a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que

## Introduction général

---

celui-ci se soit identifié. Il ne s'agit donc pas d'un système d'identification qui lui se charge de découvrir l'identité a priori inconnue d'un individu.

L'idée principale de ce travail est d'utiliser la méthode réseau de neurones (RN) pour l'extraction des caractéristiques de l'image de visage. Nos expériences ont été exécutées sur la base de données.

Le présent mémoire est répartir comme suit :

Le premier chapitre présente un bref aperçu de la biométrie et systèmes de reconnaissance de visage.

Le chapitre 2 donne une explication détaillée sur les techniques de détection et de reconnaissance de visages d'utiliser méthode réseau de neurones (RN) .

Le chapitre 3 présente les étapes extractions de caractéristiques du visage et donne les résultats expérimentaux obtenus en utilisant la méthode réseau de neurones (RN) .

Nous terminons par une conclusion générale.



***Chapitre I : Biométrie et  
reconnaissance de visage***

## **I.1 Introduction**

## **I.2 Modes de fonctionnement**

## **I.3 Structure d'un Système Biométrique**

## **I.4 La Biométrie**

### **I.4.1 Les technologies biométriques**

### **I.4.2 Evaluation des performances des Systèmes biométriques**

### **I.4.3 Applications des systèmes biométriques**

### **I.4.4 Mesure de la performance d'un système biométrique**

## **I.5 La reconnaissance de visages**

### **I.5.1 pourquoi la reconnaissance de visages ?**

## **I.6 Les classes des techniques de reconnaissance de visages**

### **I.6.1 Méthodes globales**

### **I.6.2 Méthodes locale**

### **I.6.3 Méthodes hybrides**

## **I.7 Systèmes de reconnaissance de visage**

### **I.7.1 Le monde physique (L'extérieur)**

### **I.7.2 L'Acquisition de l'image**

### **I.7.3 Les prétraitements**

### **I.7.4 L'extraction de paramètres**

### **I.7.5 La classification (Modélisation)**

### **I.7.6 L'apprentissage**

### **I.7.7 La décision**

## **Conclusion**

## I.1 Introduction

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui utilise les données biométriques d'un individu. Les systèmes biométriques sont de plus en plus utilisés depuis quelques années. L'apparition de l'ordinateur et sa capacité à traiter et à stocker les données ont permis la création des systèmes biométriques informatisés.

Nous introduirons dans ce chapitre quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. Nous donnerons le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils utilisés pour mesurer leurs performances. Nous insisterons surtout sur la place de la reconnaissance faciale parmi les autres techniques biométriques, car elle constitue l'objectif de ce thème.

## I.2 Etapes de fonctionnement

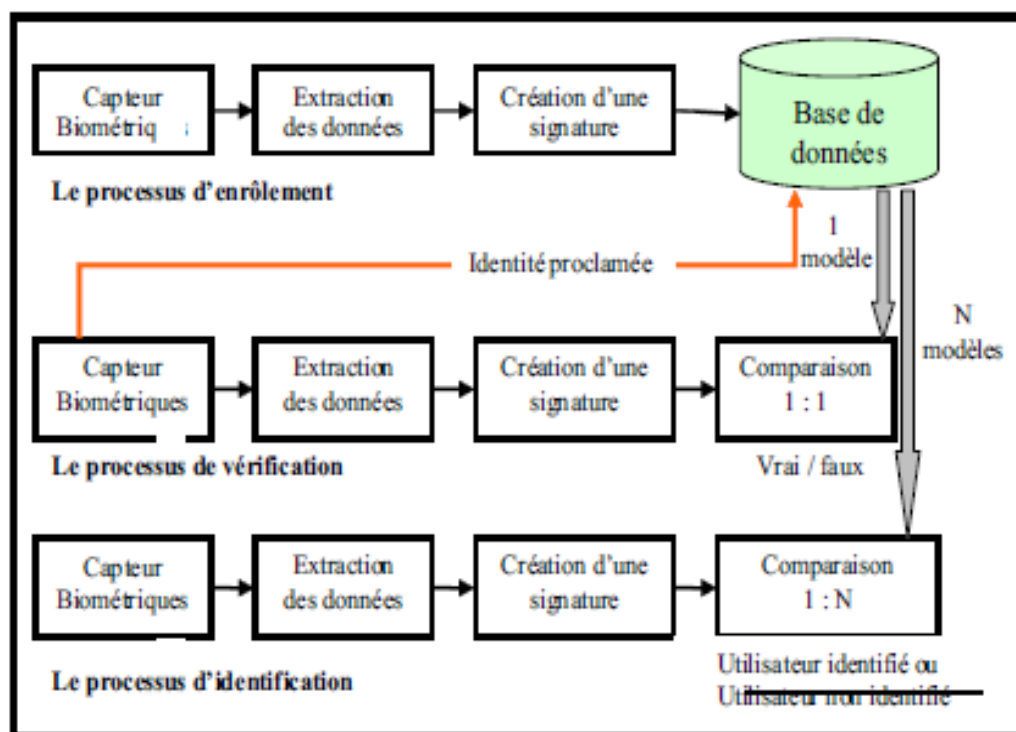
Le système biométrique peut fonctionner en trois étapes [01]:

- ✓ L'étape d'**enrôlement** est une phase d'apprentissage qui a pour but de recueillir des informations biométriques sur les personnes à identifier. Plusieurs campagnes d'acquisitions de données peuvent être réalisées afin d'assurer une certaine robustesse au système de reconnaissance aux variations temporelles des données. Pendant cette phase, les caractéristiques biométriques des individus sont saisies par un capteur biométrique, puis représentées sous forme numérique (signatures), et enfin stockées dans la base de données. Le traitement lié à l'enrôlement n'a pas de contrainte de temps, puisqu'il s'effectue « hors-ligne ».
- ✓ L'étape de **vérification ou authentification** est une comparaison "1 à 1", dans lequel le système valide l'identité d'une personne en comparant les données biométriques saisie avec le modèle biométrique de cette personne stockée dans la base de données du système. Dans un tel mode, le système doit alors répondre à la question suivante: «*Suis-je réellement la personne que je suis en train de proclamer?*». Actuellement la vérification est réalisée via un numéro d'identification personnel, un nom d'utilisateur, ou bien une carte à puce.
- ✓ L'étape **d'identification** est une comparaison "1 à N", dans lequel le système reconnaît un individu en l'appariant avec un des modèles de la base de données. La personne peut ne pas être dans la base de données. Ce mode

consiste à associer une identité à une personne. En d'autres termes, il répond à des questions du type: « *Qui suis-je ?* ».

### I.3 Structure d'un Système Biométrique

Un système biométrique est conçu à l'aide des quatre modules principaux suivants[02] (voir Figure I.1) :



**Figure .I.1 :** Principaux modules d'un système biométrique ainsi que les différentes.

Les différents modules qui composent un système biométrique sont représentés sur la Figure .I.1. Leur fonctionnement peut être résumé comme suit :

- *Module capteur biométrique* : correspond à la lecture de certaines caractéristiques physiologiques, comportementales ou biologiques d'une personne, au moyen d'un terminal de capture biométrique (ou capteur biométrique).
- *Module extraction des données* : extrait les informations pertinentes à partir des données biométriques brutes, par exemple des images de visage ou des régions caractéristiques de visage.
- *Module création d'une signature* : crée un modèle numérique afin de représenter la donnée biométrique acquise. Ce modèle, appelé aussi

signature, sera conservé sur un support portable (puce ou autre) ou dans une base de données.

- *Module comparaison* : compare les caractéristiques biométriques d'une personne soumise à contrôle (volontairement ou à son insu) avec les « signatures » mémorisées.

Ce module fonctionne soit en mode vérification (pour une identité proclamée) ou bien en mode identification (pour une identité recherchée).

- *Module base de données* : stocke les modèles biométriques des utilisateurs enrôlés.
- *Le module d'inscription ou d'enregistrement* : est responsable de l'inscription des individus dans la base de données du système biométrique. Pendant la phase d'inscription, la caractéristique biométrique d'un individu est d'abord scannée par un lecteur biométrique pour produire une représentation numérique de la caractéristique.

La capture de données pendant le processus d'inscription peut être ou non pas être dirigée par un humain selon l'application. Un contrôle de qualité est généralement exécuté pour garantir que l'échantillon acquis peut être sûrement traité par les étapes successives.

Afin de faciliter la comparaison, la représentation numérique d'entrée est de plus traitée par un extracteur de caractéristique pour produire une représentation compacte mais expressive, appelée un modèle ou pattern. Selon l'application, le modèle peut être stocké dans la base de données centrale du système biométrique ou enregistré sur une carte à puce livrée à l'utilisateur. Généralement, les modèles dans la base de données peuvent être mis à jour dans le temps.

#### **I.4 La Biométrie:**

Une des définitions de la biométrie est donnée par Roethenbaugh [03]: « La biométrie s'applique à des particularités ou des caractères humains uniques en leur genre et mesurables, permettant de reconnaître ou de vérifier automatiquement l'identité ». Mais Aucune modalité biométrique n'est en elle-même fiable à 100 %. Il existe des problèmes, liées aux dispositifs de capture des données, à l'utilisateur lui-même ou au condition lors de la capture, dans lesquelles une modalité quelconque

peut s'avérer défailante. Parmi les principales modalités biométriques physiologiques et comportementales.

- **Biométriques physiologiques**

Ce type est basé sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance des empreintes digitales, de la forme de la main, de la forme du visage, de la rétine, de l'ADN et de l'iris de l'œil.

- **Biométriques comportementales**

Ce type se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, sa démarche et sa façon de taper sur un clavier.

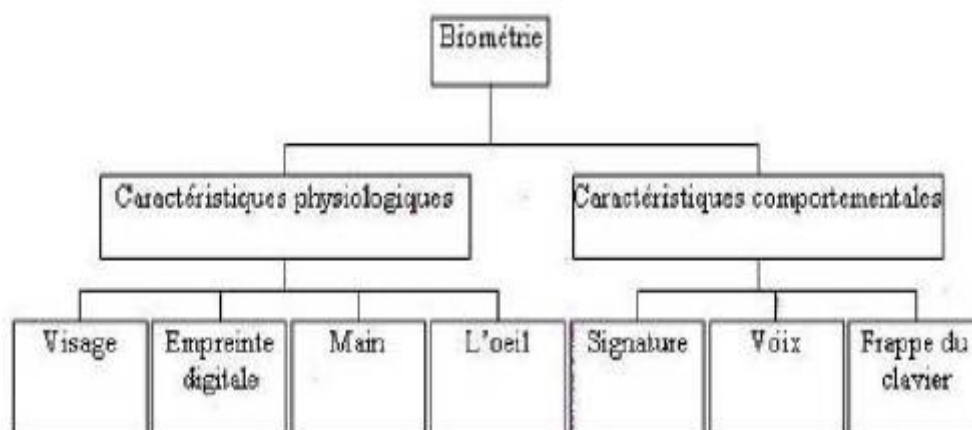


Figure I.2 : La Classification De La Biométrie[01].

### I.4.1 Les technologies biométriques

- **Les Empreintes digitales :** Il s'agit d'une des premières biométries utilisées dans des machines d'authentification, La formation des empreintes dépend des conditions initiales du développement embryogénique, ce qui les rend uniques à chaque personne et même à chaque doigt.

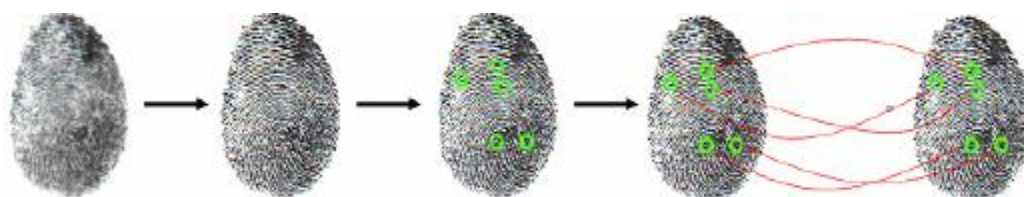


Figure .I.3 : Le processus de reconnaissance par empreinte digitale[04].

- **Géométrie de la main** : Il consiste à mesurer plusieurs caractéristiques de la main (jusqu'à 90) telle que la forme de la main, longueur et largeur des doigts, formes des articulations, longueurs inter articulations, &etc. La technologie associée à cela est principalement de l'imagerie infrarouge.

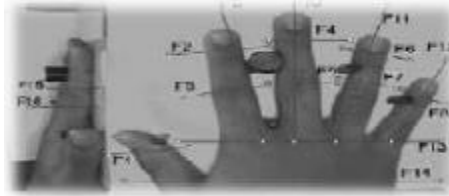


Figure I-4 : géométrie de la main[06].

- **L'iris** :est la membrane colorée de l'œil. Une caméra proche des infrarouges photographie une tranche de l'iris, elle relève les caractéristiques particulières du relief.



Figure I-5 : l'iris[05]

- **La rétine** : Il a été montré que chaque œil possède en sa rétine un arrangement unique des vaisseaux sanguins. La technique basée sur la rétine utilise la texture de ces vaisseaux. L'identification consiste à éclairer le fond de l'œil par un faisceau lumineux de faible intensité.

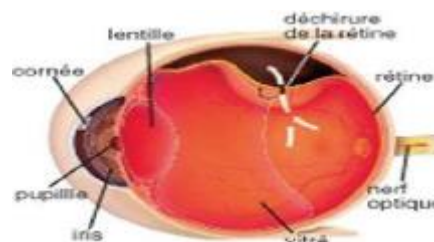


Figure I-6 : la rétine[07].

- **La voix** : la reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe. Un téléphone ou un microphone peut être utilisé comme dispositif d'acquisition ce qui rend cette technologie relativement économique et facilement réalisable, cependant elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond ou la maladie ou l'état émotionnel de la personne.

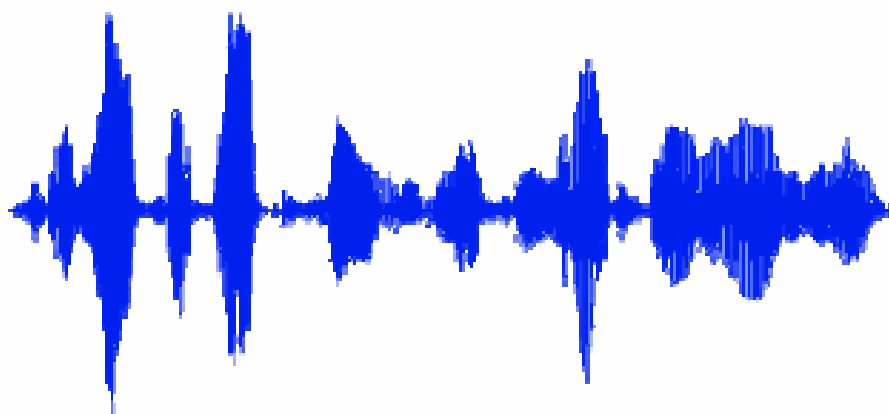


Figure .I.7 : Spectre d'un signal voix.

- **Le visage**: Il s'agit de capter la forme du visage d'un individu et d'en extraire certaines informations jugées évidentes pour l'authentification. Selon le système utilisé, l'individu doit être positionné devant l'appareil où peut être en mouvement à une certaine distance. Les données biométriques qui sont obtenues sont par la suite comparées au fichier référence. Au début des années 1970, la reconnaissance par le visage était principalement basée sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme,& etc. Depuis les années 1990, les différentes technologies utilisées exploitent toutes les découvertes effectuées dans le domaine du traitement d'image et de l'analyse de données.

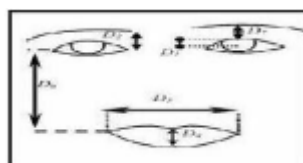


Figure I-8: caractéristique biométrique d'un visage[08].

- **L'écriture (la signature)** : Les systèmes de reconnaissance de l'écriture consistent à analyser les caractéristiques spécifiques d'une signature comme la vitesse, la pression sur le crayon, le mouvement, les points et les intervalles de temps où le crayon est levé.



**Figure .I.9** : Capture d'une signature.

- **Dynamique de frappe au clavier** : Un système basé sur cette dynamique ne nécessite aucun équipement particulier, seulement un ordinateur disposant d'un clavier. Il s'agit d'un dispositif logiciel qui calcule le temps où un doigt effectue une pression sur une touche et le temps où un doigt est dans les airs (entre les frappes), aussi, la suite de lettres et la reconnaissance de mots précis.
- **Analyse de la démarche** : On peut aussi modéliser la démarche d'une personne à travers plusieurs techniques, mais le problème c'est qu'on peut tromper ce système facilement.

#### **I.4.2 Evaluation des performances des Systèmes biométriques**

Bien que n'importe quelle mesure physiologique ou comportementale puisse être utilisée dans un système de reconnaissance biométrique, elles ne sont pas toutes aussi performantes les unes que les autres. Ainsi, toute bonne mesure biométrique doit satisfaire les critères suivants [10]:

- ✓ **Universelle** : Par ceci, nous voulons dire que la caractéristique biométrique doit être présente pour tous les individus. Par exemple, il est impossible de recueillir l'empreinte digitale d'un individu qui a été amputé de la main ou bien de mesurer la démarche d'une personne quadriplégique.
- ✓ **Distinctive** : La mesure effectuée sur un individu doit être suffisamment différente de celles effectuées sur les autres individus pour permettre de

discriminer entre eux. Ici, on peut penser au code génétique qui varie significativement d'une personne à l'autre tandis que la taille est une mesure que plusieurs individus partagent.

- ✓ Permanente : Le fait que le corps humain vieillit implique qu'après un certain laps de temps, une mesure biométrique faite sur un individu peut être très différente de la mesure initiale utilisée pour l'inscription dans le système. Par conséquent, il est important de choisir une caractéristique biométrique qui reste stable durant la vie de l'individu. Un bon exemple de ceci est le motif présent dans l'iris ou même le code génétique de l'individu.
- ✓ Facile à mesurer : Ceci représente à quel point il est facile de recueillir et de quantifier la mesure biométrique. Il est facile d'enregistrer le son de la voix d'un individu à l'aide d'un microphone, mais il est beaucoup moins facile d'obtenir une image de bonne qualité de la rétine des individus.
- ✓ Efficace : L'efficacité fait référence à la quantité de ressources nécessaires afin d'obtenir le niveau de qualité désiré dans le temps requis. Un test sanguin chimique requiert du matériel sophistiqué et une longue période de temps avant d'obtenir un résultat comparativement à recueillir l'image du visage d'un individu à l'aide d'une caméra numérique.
- ✓ Acceptable : Ceci correspond aux aspects socioculturels de la reconnaissance biométrique. Même si avec la surabondance de caméras de sécurité, la population normale ne se soucie plus d'avoir son image recueillie par de multiples systèmes.
- ✓ Robuste : Par ceci, nous faisons référence à la difficulté de forcer le système à produire une prédiction erronée par l'utilisation d'une technique frauduleuse. L'utilisation de technique de maquillage pour effets spéciaux a déjà permis de tromper autant les humains que les machines lors de reconnaissance faciale.

Tableau I.1 : Comparaison entre les techniques biométriques[10] .

Biométrie	Universalité	Unicité	Permanence	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Circonvension
DNA	Haute	Haute	Haute	Faible	Haute	Faible	Faible
Oreille	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne
Visage	Haute	Faible	Moyenne	Haute	Faible	Haute	Haute
Thermo Visage	Haute	Haute	Faible	Haute	Moyenne	Haute	Haute
Empreinte	Moyenne	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne
Démarche	Moyenne	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Moyenne
Géométrie Main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Haute	Moyenne	Moyenne	Moyenne
Veines Main	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Faible
Iris	Haute	Haute	Haute	Moyenne	Haute	Faible	Faible
Frappe Clavier	Faible	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Moyenne	Moyenne
Odeur	Haute	Haute	Haute	Faible	Faible	Moyenne	Faible
Rétine	Haute	Haute	Moyenne	Faible	Haute	Faible	Faible
Signature	Faible	Faible	Faible	Haute	Faible	Haute	Haute
Voix	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne	Faible	Haute	Haute

### I.4.3 Applications des systèmes biométriques

Les applications de la biométrie peuvent être divisées en trois groupes principaux:

**-Applications commerciales:** telles que l'ouverture de réseau informatique, la sécurité de données électroniques, l'e-commerce, l'accès Internet, la carte de crédit, le contrôle d'accès physique, le téléphone cellulaire, la gestion des registres médicaux, l'étude à distance, etc.

**-Applications gouvernementales:** telles que la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc.

**-Applications légales :** telles que l'identification de corps, la recherche criminelle, l'identification de terroriste, etc.

De nos jours 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, utilise un capteur de l'iris pour accélérer la procédure de contrôle des passeports et des visas . Les passagers insèrent leur carte dans un lecteur et se mettent en face d'un appareil photo, ce dernier acquiert l'image de l'oeil. Des processus de

traitement d'images sont alors lancés afin de localiser l'iris et de calculer une signature appelée « Iris code ». Une fois l'Iris code calculé, il est comparé aux données stockées dans la carte pour identifier le passager. Un dispositif semblable est également employé pour vérifier l'identité des employés de l'aéroport qui travaillent dans des secteurs de haute sécurité.

#### I.4.4 Mesure de la performance d'un système biométrique

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

1. Le premier critère s'appelle le **taux de faux rejet** ("False Reject Rate" ou **FRR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système.

$$TFR = \frac{\text{nombre des clients rejetés}(FR)}{\text{nombre total d'accès de clients}}$$

Telle que *FR* Le faux rejet correspond au cas où le système rejette un client légitime.

2. Le deuxième critère est le **taux de fausse acceptation** ("False Accept Rate" ou **FAR**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système.

$$TFA = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés}(FA)}{\text{nombre total d'accès imposteurs}}$$

Telle que *FA* correspond au cas où le système accepte un individu qui a proclamé une identité qui n'est pas la sienne.

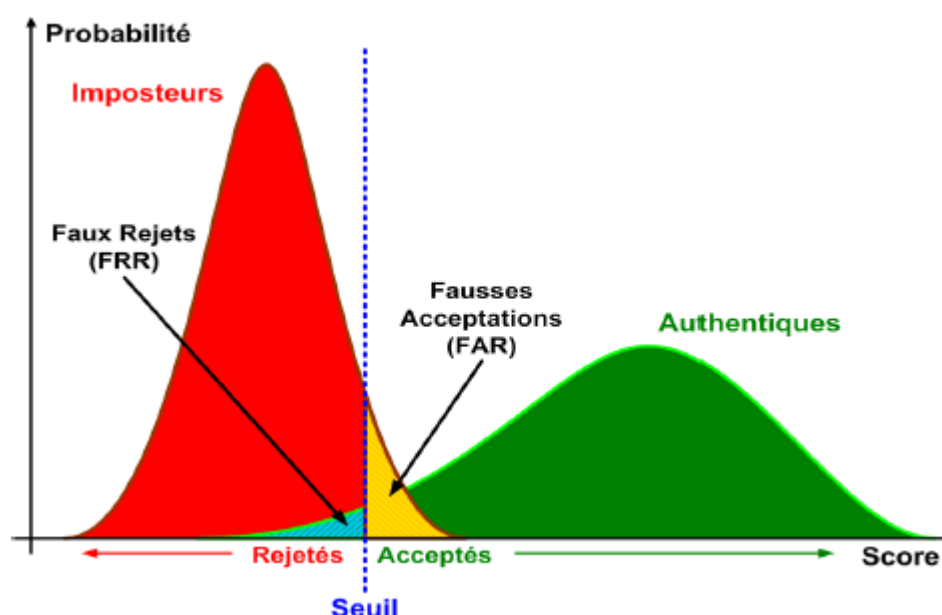


Figure .I.10 : Illustration du FRR et du FAR.

3. Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'égal 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 [11].

## I.5 Reconnaissance de visage

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

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

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

comparées avec toutes les images existantes au niveau de la base de données, en ressortant un score de similitude.

Les sources typiques des images valorisées dans le cadre de la reconnaissance du visage incluent les caméras vidéo et les appareils photo numériques. Il s'agit ensuite de détecter la présence d'un visage sur l'image en faisant appel à des techniques d'intelligence artificielle. La détection du visage est un domaine très vaste et ne fera pas l'objet de notre étude.

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

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

### **I.5.1. Pourquoi choisir le visage ?**

Durant les vingt dernières années, la reconnaissance automatique des visages est devenue un enjeu primordial, notamment dans les domaines de l'indexation de documents multimédias et surtout dans la sécurité, ceci est dû aux besoins du monde actuel mais aussi à ses caractéristiques avantageuses dont on peut citer :

- La disponibilité des équipements d'acquisition, leur simplicité et leurs coûts faibles.
- Passivité du système : un système de reconnaissance de visages ne nécessite aucune coopération de l'individu, du genre : mettre le doigt ou la main sur un dispositif spécifique ou parler dans un microphone. En effet, la personne n'a qu'à rester ou marcher devant une caméra pour qu'elle puisse être identifiée par le système.

En plus, cette technique est très efficace pour les situations non standards, c'est les cas où on ne peut avoir la coopération de l'individu à identifier, par exemple lors d'une arrestation des criminels. Certes que la reconnaissance des visages n'est pas la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on

utilise des approches plus efficaces en plus du bon choix des caractéristiques d'identification représentant le visage en question .

## **I.6 Les classes des techniques de reconnaissance de visages**

### **I.6.1 Méthodes globales**

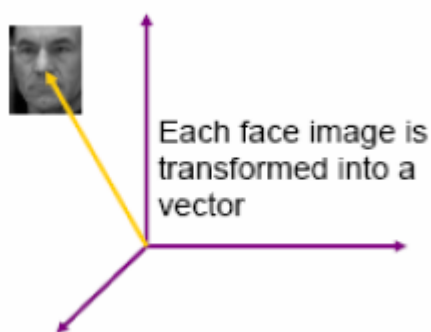
Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, 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 entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement.

Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui nous intéresse (dans notre cas, les visages) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Ainsi, la représentation de l'image originale est très redondante et la dimensionnalité de cette représentation pourrait être grandement réduite si l'on se concentre uniquement sur les formes qui nous intéressent. L'utilisation de techniques de modélisation de sous-espace a fait avancer la technologie de reconnaissance faciale de manière significative.

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales, les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

Parmi les méthodes globale les plus connues il y'a: PCA, LDA/FLD, ... [12].



**Figure .I.11** : le principe des méthodes globales.

### I.6.2 Méthodes locale

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. Kanade présenta un des premiers algorithmes de ce type en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages.

Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements.

Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection .

Dans cette catégorie, on trouve plusieurs méthodes comme: filtres de gabor, Dynamic link architecture, HMM... [12].

### I.6.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent

d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales [12].

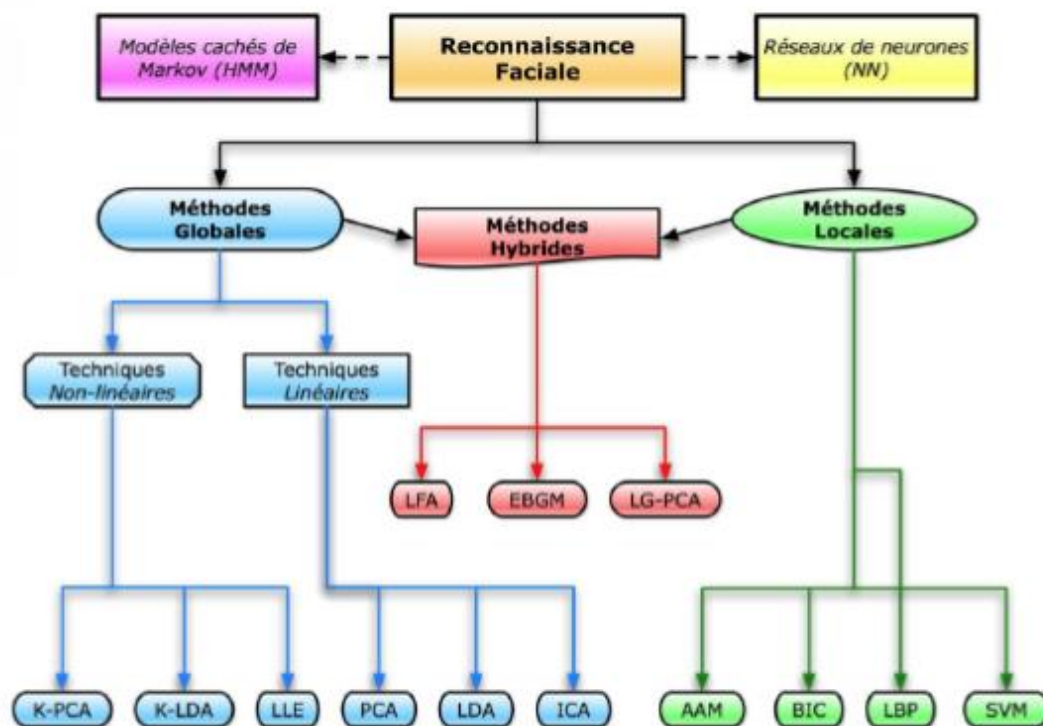
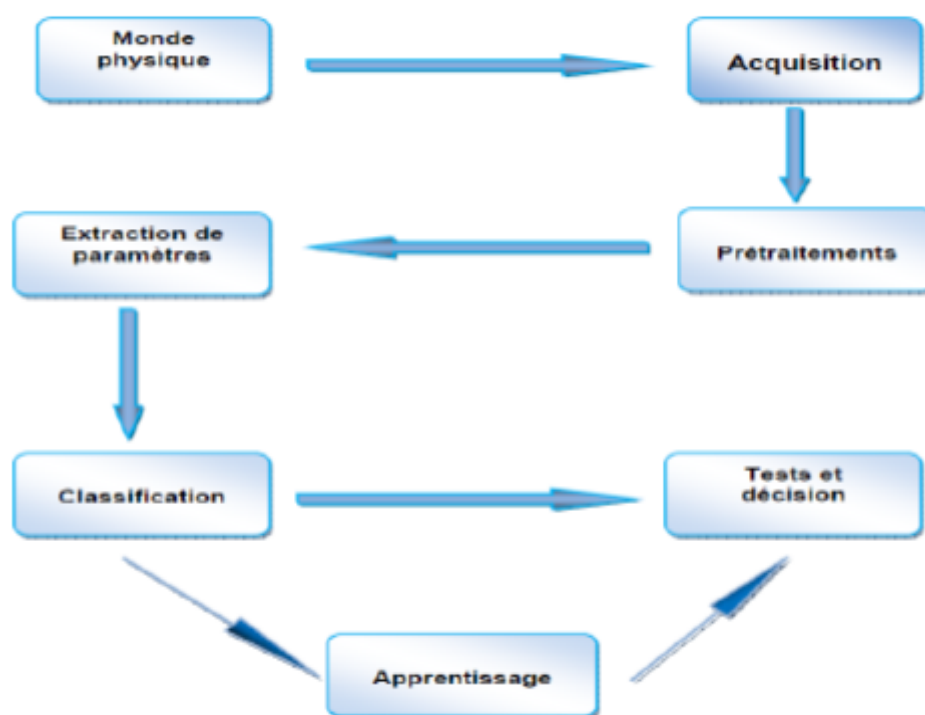


Figure .I.12 : Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.

### I.7 Systèmes de reconnaissance de visage

Le système de reconnaissance exploite les caractéristiques du visage ainsi extraites pour créer une signature numérique qu'il stocke dans une base de données. Ainsi, à chaque visage de la base est associée une signature unique qui caractérise la personne correspondante.

La reconnaissance d'un visage requête est obtenue par l'extraction de la signature requête correspondante et sa mise en correspondance avec la signature la plus proche dans la base de données. La reconnaissance dépend du mode de comparaison utilisé : vérification ou identification. On peut représenter les systèmes de reconnaissance par la figure suivant :



**Figure .I.13 :** Système de reconnaissance.

Donc pour être identifié, l'image d'une personne dans un système de reconnaissance de visages suit les étapes suivantes :

### **I.7.1 Le monde physique (L'extérieur)**

C'est le monde réel en dehors du système avant l'acquisition de l'image. Dans cette étape, on tient compte généralement de trois paramètres essentiels : L'éclairage, la variation de 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[11].

### **I.7.2 L'Acquisition de l'image**

Cette étape consiste à extraire l'image de l'utilisateur du monde extérieur dans un état statique à l'aide d'un appareil photo ou dynamique à l'aide d'une caméra. Après, l'image extraite sera digitalisée ce qui donne lieu à une représentation bidimensionnelle au visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris. L'image dans cette étape est dans un état brut ce qui engendre un risque de bruit qui peut dégrader les performances du système.

**I.7.3 Les prétraitements**

Le rôle de cette étape est d'éliminer les parasites causés par la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de l'acquisition de l'image en entrée, dans le but de ne conserver que les informations essentielles et donc préparer l'image à l'étape suivante. Elle est indispensable car on ne peut jamais avoir une image sans bruit à cause du background et de la lumière qui est généralement inconnue. Il existe plusieurs types de traitement et d'amélioration de la qualité de l'image, telle que : la normalisation, l'égalisation et le filtre médian. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe.

**I.7.4 L'extraction de paramètres**

En plus de la classification, l'étape de l'extraction des paramètres représente le cœur du système de reconnaissance, elle consiste à effectuer le traitement de l'image dans un autre espace de travail plus simple et qui assure une meilleure exploitation de données, et donc permettre l'utilisation, seulement, des informations utiles, discriminantes et non redondantes.

**I.7.5 La classification (Modélisation)**

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

**I.7.6 L'apprentissage**

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

**I.7.7 La décision**

C'est l'étape qui fait la différence entre un système d'identification d'individus et un autre de vérification. Dans cette étape, un système d'identification consiste à trouver le modèle qui correspond le mieux au visage pris en entrée à partir de ceux stockés dans la base de données, il est caractérisé par son taux de reconnaissance. Par contre, dans un système de vérification il s'agit de décider si le visage en entrée est

bien celui de l'individu (modèle) proclamé ou il s'agit d'un imposteur, il est caractérisé par son EER (equal error rate).

### **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les technologies utilisées dans les systèmes biométriques pour l'identification de personnes. Nous avons aussi donné un aperçu sur les techniques de mesure de leurs performances. Cette étude nous a permis de constater que la reconnaissance de visage suscite de plus en plus l'intérêt de la communauté scientifique, car elle présente plusieurs challenges et verrous technologiques.

Enfin, nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées dans ce mémoire.

Les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage sont détaillées dans le chapitre suivant.



**Chapitre II: Techniques de détection  
et de reconnaissance de visages**

## **II.1. Introduction**

## **II.2. Détection de visages**

## **II.3. Approches de la détection de visage**

### **II.3.1. Approches basées sur les connaissances acquises**

### **II.3.2. Approches basées sur le « Template-matching »**

### **II.3.3. Approches basées sur l'apparence**

### **II.3.4. Approches basées sur des caractéristiques invariantes**

#### **II.3.4.1 Méthodes basées sur les caractéristiques du visage**

#### **II.3.4.2. Méthodes basées sur l'analyse de la couleur de la peau**

## **II.4. Prétraitement**

### **II.4.1 Normalisation Photométrique**

### **II.4.2. Normalisation géométrique**

## **II.5. Techniques 2D de reconnaissance de visage**

### **II.5.1. Approches holistiques ou globales**

### **II.5.2. Méthodes locales**

### **II.5.3. Méthodes Hybride**

## **II.6. Le réseau de neurones**

### **II.6.1. Introduction**

### **II.6.2. Le réseau de neurones LVQ**

### **II.6.3. Réseau de neurones artificiel**

### **II.6.4. Réseau de neurones à potentiel d'action asynchrone**

## **Conclusion**

### **II.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous présenterons un état de l'art sur les techniques de détection de visage et les différentes méthodes les plus connues de reconnaissance faciale.

Enfin, nous terminerons le chapitre par une synthèse des méthodes et techniques étudiées.

### **II.2. Détection de visages**

La détection de visages dans l'image est un traitement indispensable et crucial avant la phase de reconnaissance. En effet, le processus de reconnaissance de visages ne pourra jamais devenir intégralement automatique s'il n'a pas été précédé par une étape de détection efficace.

Le traitement consiste à rechercher dans une image la position des visages et de les extraire sous la forme d'un ensemble d'images dans le but de faciliter leur traitement ultérieur.

Selon la définition proposée dans [13] un visage est considéré correctement détecté si la taille d'image extraite ne dépasse pas 20% de la taille réelle de la région faciale, et qu'elle contient essentiellement les yeux, le nez et la bouche. Elle sera ensuite affinée par un prétraitement.

### **II.3. Approches de la détection de visage**

Il existe plusieurs méthodes pour la détection de visages. Elles peuvent être subdivisées en quatre différents types [13].

#### **II.3.1. Approches basées sur l'apparence**

Ces approches appliquent généralement des techniques d'apprentissage automatique.

Ainsi, les modèles sont appris à partir d'un ensemble d'images représentatives de la variabilité de l'aspect facial. Ces modèles sont alors employés pour la détection. L'idée principale de ces méthodes est de considérer que le problème de la détection de visage est un problème de classification (visage, non-visage). Une des approches les plus connues de détection de visage est l'Eigen face [14]. Elle consiste à projeter l'image dans un espace et à calculer la distance euclidienne entre l'image et sa projection.

En effet, en codant l'image dans un espace, on dégrade l'information contenue dans l'image, puis on calcule la perte d'information entre l'image et sa projection. Si cette

perte d'information est grande (évaluée à partir de la distance, que l'on compare à un seuil fixé a priori), l'image n'est pas correctement représentée dans l'espace : elle ne contient pas de visage.

Cette méthode donne des résultats assez encourageants, mais le temps de calcul est très important. Dans Rowley et al. [15], les auteurs proposent un système de détection de visage basé sur la classification par des réseaux de neurones. Leur technique est divisée en deux étapes: la localisation des visages en utilisant un réseau de neurones et la vérification des résultats obtenus. Les auteurs ont construit un réseau de neurones qui, à partir d'une image prétraitée de 20x20 pixels, indique s'il s'agit d'un visage ou non. Le prétraitement consiste à égaliser l'histogramme. L'image est balayée avec des fenêtres de 20x20. Pour détecter les visages de différentes tailles, une analyse multi-résolutions est effectuée. L'extension a aussi été proposée afin de déterminer un réseau de neurones indiquant le degré de rotation d'un visage. Ainsi, le système est capable de détecter des visages ayant subi des rotations dans le plan et de différentes échelles. L'un des avantages des réseaux de neurones est leur robustesse au bruit. Malheureusement, les réseaux de neurones, sont souvent difficiles à construire.

Leur structure (nombre de couches cachées pour les perceptrons par exemple) influe beaucoup sur les résultats et il n'existe pas de méthode pour déterminer automatiquement cette structure.

La phase d'apprentissage est difficile à mener puisque les exemples doivent être correctement choisis (en nombre et en configuration).

### **II.3.2. Approches basées sur les connaissances acquises**

Ces méthodes sont basées sur la définition de règles strictes à partir des rapports entre les caractéristiques faciales. Elles s'intéressent aux parties caractéristiques du visage comme le nez, la bouche et les yeux. Ces méthodes sont conçues principalement pour la localisation de visage. Dans [16], Kotropoulos et Pitas utilisent une méthode à base de règles.

Les caractéristiques du visage sont localisées à l'aide de la méthode de projection proposée par Kanade [17] pour détecter les contours d'un visage. Soit  $I(x,y)$  l'intensité de la luminance du pixel  $(x,y)$  de l'image  $m*n$ , les projections horizontale et verticale de cette image sont définies par l'équation suivante :

$$HI(x) = \sum_{y=1}^n I(x, y) \text{ et } VI(X) = \sum_{x=1}^m I(x, y) \quad (\text{II.1})$$

Le profil horizontal de l'image originale est calculé en premier. Les deux minima locaux sont déterminés, ils correspondent aux bords gauche et droit du visage. Ensuite, le profil vertical est à son tour calculé. Les minima locaux de ce profil vertical correspondent aux positions de la bouche, du nez et des yeux. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle n'arrive pas à détecter le visage lorsque ce dernier se trouve sur un arrière-plan complexe. Yang and Huang [18] quant à eux, ont étudié les évolutions des caractéristiques du visage en fonction de la résolution.

Quand la résolution de l'image d'un visage est réduite progressivement, par sous-échantillonnage ou par moyenne, les traits macroscopiques du visage disparaissent. Ainsi, pour une résolution faible, la région du visage devient uniforme. Yang et Huang se sont basés sur cette observation pour proposer une méthode hiérarchique de détection de visages.

En commençant par les images à faible résolution, un ensemble de candidats de visage est déterminé à l'aide d'un ensemble de règles permettant de rechercher les régions uniformes dans une image. Les candidats de visage sont ensuite vérifiés en cherchant l'existence de traits faciaux proéminents grâce au calcul des minima locaux à des résolutions supérieures. Une caractéristique intéressante de cette technique « descendante » de recherche de zone d'intérêt (informations globales vers des informations plus détaillées) est de réduire le temps de calcul nécessaire par l'utilisation d'images sous-échantillonnées. Malheureusement, cette technique occasionne de nombreuses fausses détections et un taux faible de détection.

### **II.3.3. Approches basées sur le « Template-matching »**

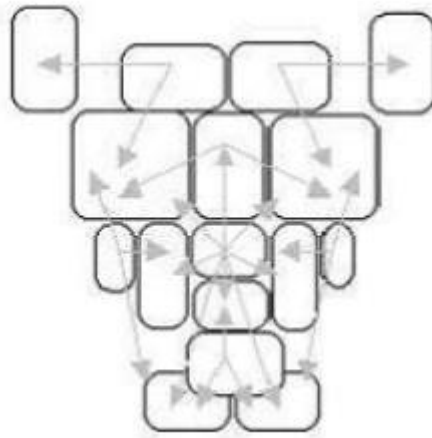
Les Templates peuvent être définis soit "manuellement", soit paramétrés à l'aide de fonctions. L'idée est de calculer la corrélation entre l'image candidate et le Template. Ces méthodes rencontrent encore quelques problèmes de robustesse liés aux variations de lumière, d'échelle, etc. Sinha [19] utilise un ensemble d'invariants décrivant le modèle du visage.

Afin de déterminer les invariants aux changements de luminosité permettant de caractériser les différentes parties du visage (telles que les yeux, les joues, et le front); cet algorithme calcule ainsi les rapports de luminance entre les régions du visage et

retient les directions de ces rapports (par exemple, la région 1 est-elle plus claire ou plus sombre que la région 2).

(La figure II.1) montre un modèle prédéfini correspondant à 23 relations. Ces relations prédéfinies sont classifiées en 11 relations essentielles (flèches) et 12 relations confirmations (gris).

Chaque flèche représente une relation entre deux régions (**figure II.1**). Une relation est vérifiée si le rapport entre les deux régions qui lui correspond dépasse un seuil. Le visage est localisé si le nombre de relations essentielles et de confirmation dépasse lui aussi un seuil.



**Figure II.1:** Modèle de visage composé de 16 régions (les rectangles) associées à 23 relations (flèches). [26]

Yuille et al. [20] ont utilisé un Template déformable pour modéliser les caractéristiques faciales. Ce Template adapte un modèle élastique, connu a priori, aux caractéristiques faciales (ex. yeux). Dans cette approche les caractéristiques faciales sont décrites par des Templates paramétriques. Une fonction d'énergie est définie pour lier les contours, les sommets et les vallées dans l'image d'entrée aux paramètres correspondants dans le Template. Le meilleur ajustement du modèle élastique est trouvé en minimisant une fonction d'énergie des paramètres.

Bien que leurs résultats expérimentaux démontrent une bonne performance pour le suivi de caractéristiques non rigides, un inconvénient de cette approche est que le Template déformable doit être initialisé dans la proximité de l'objet d'intérêt. Pour détecter les caractéristiques faciales pour la reconnaissance de visage, Brunelli et

Peggio [21] ont utilisé, pour chaque région extraite, un détecteur approprié. Ils se sont aussi inspirés de la méthode de Kanade.



**Figure II. 2:** Différentes régions utilisées pour la phase de template matching.

Pour les régions yeux, nez et bouche (figure II.2), ils utilisent la direction du gradient vertical et horizontal. La bouche et le nez sont localisés en utilisant des stratégies similaires. La position verticale est déterminée grâce aux standards anthropométriques. D'abord, une estimation fine de leur position réelle est obtenue en cherchant les pics de la projection horizontale du gradient vertical pour le nez et les vallées de la projection horizontale de l'intensité pour la bouche.

La position des sourcils et leur épaisseur peuvent être trouvées par une analyse similaire. La recherche est une fois encore limitée à la fenêtre d'intérêt, juste au-dessus des yeux, et les sourcils sont trouvés en utilisant la carte du gradient vertical. Le détecteur du sourcil cherche les paires de pics du gradient ayant des directions opposées.

### **II.3.4. Approches basées sur des caractéristiques invariantes**

Ces approches sont utilisées principalement pour la localisation de visage. Les algorithmes développés visent à trouver les caractéristiques structurales existantes même si la pose, le point de vue ou la condition d'éclairage changent. Puis ils emploient ces caractéristiques invariables pour localiser les visages. Nous pouvons citer deux familles de méthodes appartenant à cette approche : Les méthodes basées sur la couleur de la peau et les méthodes basées sur les caractéristiques de visage qu'on détaillera ci-dessous.

**II.3.4.1 Méthodes basées sur les caractéristiques du visage**

En général ces algorithmes utilisent tout d'abord une hypothèse sur la position du haut du visage ensuite l'algorithme de recherche parcourt le visage de haut en bas afin de trouver l'axe des yeux caractérisé par une augmentation soudaine de la densité de contours (mesurée par le rapport noir/blanc le long des plans horizontaux). La longueur entre le haut du visage et le plan de l'oeil est alors utilisée comme une longueur de référence pour construire un « template » facial flexible. Ce « template » couvrant des caractéristiques telles que les yeux et la bouche est initialisé à partir de l'image d'entrée. La forme initiale du « template » est obtenue en utilisant la longueur anthropométrique en respectant la longueur de référence.

Le template flexible est alors ajusté par rapport aux positions finales des caractéristiques en utilisant un algorithme de réglage fin qui emploie une fonction de coût basée contour.

Bien que ces algorithmes réussissent à détecter les caractéristiques d'ethnies différentes puisqu'ils ne se basent pas sur les informations de niveaux de gris et de couleur, ils n'arrivent pas cependant à détecter correctement ces caractéristiques si l'image du visage contient des lunettes ou bien si les cheveux couvrent le front.

**II.3.4.2. Méthodes basées sur l'analyse de la couleur de la peau**

Les méthodes de détection basées sur l'analyse de la couleur de la peau sont des méthodes efficaces et rapides. Elles réduisent l'espace de recherche de la région visage dans l'image. De plus, la couleur de la peau est une information robuste face aux rotations, aux changements d'échelle et aux occultations partielles. Plusieurs espaces couleur peuvent être utilisés pour détecter, dans l'image, les pixels qui ont la couleur de la peau. L'efficacité de la détection dépend essentiellement de l'espace couleur choisi. Les espaces couleur les plus utilisés sont :

- L'espace RVB, mis au point en 1931 par la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE). Il consiste à représenter l'espace des couleurs à partir de trois rayonnements monochromatiques de couleurs : Rouge-Vert-Bleu. Cet espace correspond à la façon dont les couleurs sont généralement codées informatiquement, ou plus exactement à la manière dont les écrans à tubes cathodiques (ordinateurs, TV) représentent ces couleurs.

- L'espace HSL (Hue, Saturation, Luminance), appelé aussi TSL (Teinte, Saturation, Luminance) en Français, s'appuie sur les travaux du peintre Albert H. Munsell. C'est un modèle de représentation dit "naturel", car il est proche de la perception physiologique de la couleur par l'oeil humain. En effet, le modèle RGB aussi adapté soit-il pour la représentation informatique de la couleur ou bien l'affichage sur les périphériques de sortie, ne permet pas de sélectionner facilement une couleur.

Le modèle HSL consiste à décomposer la couleur selon des critères physiologiques :

- ✓ la teinte (en Anglais Hue), correspondant à la perception de la couleur.
- ✓ la saturation, décrivant la pureté de la couleur, c'est-à-dire son caractère vif ou terne.
- ✓ la luminance, indiquant la quantité de lumière de la couleur, c'est-à-dire son aspect clair ou sombre.

Il existe d'autres modèles naturels de représentation proches du modèle HSL :

- ✓ HSB : Hue, Saturation, Brightness soit en Français Teinte, Saturation, Brilliance. La brillance décrit la perception de la lumière émise par une surface.
- ✓ HSV : Hue, Saturation, Value soit en Français Teinte, Saturation, Valeur.
- ✓ HSI : Hue, Saturation, Intensity soit en Français Teinte, Saturation, Intensité.
- ✓ HCI : Hue, Chrominance, Intensity soit Teinte, Chrominance, Intensité.
- ✓ Le modèle YCrCb est un signal non-linéaire codé à partir du signal RVB. Le paramètre Y représente la luminance (c'est-à-dire l'information en noir et blanc), tandis que Cr et Cb permettent de représenter la chrominance, c'est-à-dire l'information couleur.
- ✓ Le modèle colorimétrique  $L^*a^*b^*$  (aussi connu sous le nom de CIELab), dans lequel une couleur est repérée par trois valeurs .
- ✓  $L^*$ , la luminance, exprimée en pourcentage (0 pour le noir à 100 pour le blanc).
- ✓  $a^*$  et  $b^*$  deux gammes de couleur allant, respectivement, du vert au rouge et du bleu au jaune avec des valeurs allant de -120 à +120.

Le modèle  $L^*a^*b^*$  couvre ainsi l'intégralité du spectre visible par l'oeil humain et le représente de manière uniforme. Il permet donc de décrire l'ensemble des couleurs visibles indépendamment de toute technologie graphique.

Après avoir vu quelques algorithmes de détection de visage, nous passerons à la phase suivante qui est la reconnaissance. Avant d'arriver à cette dernière, nous devons passer par une étape transitoire de prétraitement qui est la normalisation de l'image de visage détecté dans le but de minimiser les effets du bruit engendré durant la chaîne d'acquisition de l'image.

### **II.4. Prétraitement**

La phase de prétraitement vient après la phase de détection. Elle permet de préparer l'image du visage de telle sorte qu'elle soit exploitable dans la phase d'enrôlement. On l'appelle aussi phase de normalisation puisqu'elle ramène à un format prédéfini toutes les images extraites de l'image brute. Elle consiste généralement en un centrage du visage dans l'image et une élimination des zones non informatives.

Pour garantir la bonne performance du système de reconnaissance de visages, il est important que toutes les images soient de taille identique, à la même échelle et au même format concernant les couleurs (par exemple, les images couleur sont parfois converties en niveaux de gris). Ceci améliore incontestablement le fonctionnement de l'étape d'extraction de signatures et par conséquent la qualité de cette dernière.

La normalisation est constituée de deux processus : géométrique et photométrique. La normalisation géométrique est nécessaire parce que la taille du visage à l'intérieur de l'image acquise peut varier en fonction de la distance entre le module d'acquisition et la personne.

Le visage doit donc être extrait à partir de l'image et une transformation géométrique, pour obtenir une taille fixe, est appliquée. L'approche standard consiste à définir l'emplacement des centres des yeux dans une position constante au sein de l'image de sortie.

L'étape de normalisation photométrique tente d'éliminer ou de réduire les effets de l'illumination de l'image.

#### **II.4.1 Normalisation Photométrique**

Dans le domaine de la reconnaissance par le visage, un certain nombre de méthodes de normalisation de l'illumination ont été présentées. Ces méthodes peuvent

être classées en deux grandes catégories : les méthodes basées sur la modification de la dynamique et des méthodes basées sur l'estimation de la réluctance de l'image. Les quatre normalisations présentées ci-dessous sont les plus utilisées dans la reconnaissance du visage et font partie de ces deux catégories .

Il s'agit de :

- ✓ L'égalisation d'histogramme : Le but de cette normalisation est de répartir uniformément les niveaux de gris de l'image afin d'améliorer son contraste.
- ✓ La correction Gamma : cette normalisation permet de réduire l'écart entre les zones sombres et claires du visage par une transformation non linéaire des niveaux de gris.
- ✓ Le MultiScale-Retinex : L'objectif de cette méthode est d'estimer la partie luminance de l'image pour en déduire la réflectance.
- ✓ Le lissage anisotropique : cette approche estime aussi la luminance de l'image mais en se basant sur l'anisotropie de la réflectance.

Nous avons opté pour la méthode de l'égalisation d'histogramme qui a amélioré le taux d'identification de notre système de reconnaissance.

### ✓ **Égalisation d'histogramme**

Cette normalisation appartient à la catégorie des méthodes basées sur l'amélioration de la dynamique de l'image. Le but de l'égalisation est d'harmoniser la répartition des niveaux de gris de l'image. Elle permet de tendre vers un même nombre de pixels pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image et donc son contraste (Figure III.3).

Plus concrètement, si  $n_i$  est le nombre de pixels à un niveau  $i$  de gris, la probabilité qu'un pixel  $x$  de l'image ait un niveau  $i$  est :

$$P(x_i) = \frac{n_i}{n}, \{i \in 0, \dots, L\} \quad (II.2)$$

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

$$c(i) = \sum_{j=0}^i P(x_j) \quad (II.3)$$

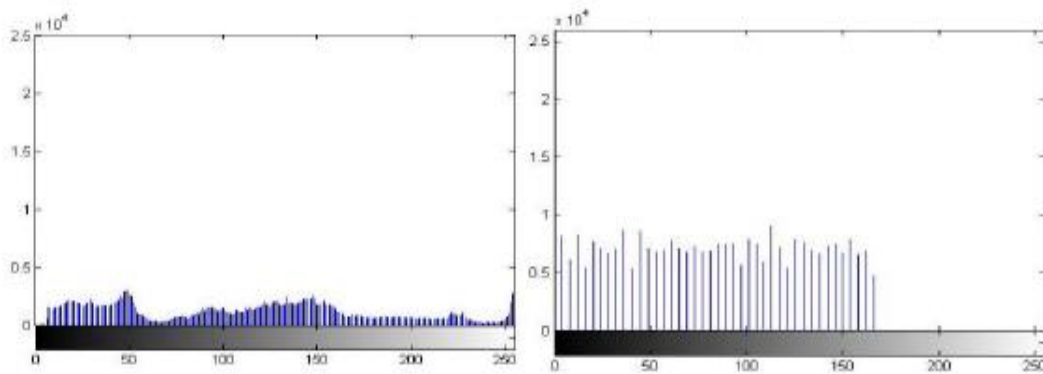
L'idée est de trouver une transformation  $y = T(x)$  qui, pour chaque niveau  $x$  de l'image, produira un niveau  $y$  de telle façon que la distribution cumulative des différents niveaux de l'image transformée soit linéaire. Cette fonction est définie par :

$$y_i = T(x_i) = L \frac{c(i)}{n} \quad (II.4)$$

avec  $L$  le niveau maximal de gris.



**Figure II. 3 :** (a) Image RGB (b) Image niveau de gris (c) égalisation d'histogramme



Histogramme niveaux de gris

Histogramme égalisée

**Figure II.4:** Histogramme de l'image avant et après égalisation

### **II.4.2. Normalisation géométrique**

En utilisant un algorithme de reconnaissance se basant sur la réduction de l'espace, nous ne pouvons pas négliger un point très important qui est la normalisation géométrique des images de visage.

Cette normalisation géométrique consiste à extraire la zone du visage de l'image originale, ensuite une rotation du visage est effectuée afin d'aligner l'axe des yeux avec l'axe horizontal.

Enfin, une réduction proportionnelle à la distance entre les centres des deux yeux est appliquée. On obtient alors une image de visage dont la distance entre les centres des yeux est fixe.

Les dimensions de l'image du visage sont calculées à partir de la distance à obtenir entre les centres des deux yeux.

### **II.5. Techniques 2D de reconnaissance de visage**

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

#### **II.5.1. Approches holistiques ou globales**

Les approches globales prennent l'image du visage comme un tout et utilisent des techniques d'analyse statistique bien connues. L'idée est généralement de projeter l'image d'entrée du visage, préalablement vectorisée, dans un espace de plus faible dimension, où la reconnaissance est supposée être plus aisée. La projection est souvent conçue pour ne sélectionner que les caractéristiques importantes et suffisamment discriminantes pour différencier les personnes entre elles. Un des avantages des méthodes globales est qu'elles sont rapides à mettre en œuvre, les calculs reposant sur des opérations matricielles relativement simples.

Cependant, étant donné qu'elles considèrent le visage comme un tout, elles sont sensibles aux conditions de luminosité, de pose ou encore d'expression faciale. La plupart de ces méthodes réalisent une analyse de sous-espaces de visage (ou de la variété définie par les visages). Cette analyse découle de la constatation d'un fait relativement simple : la classe des visages réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Prenons par exemple une image de taille [100,100] en niveaux de gris. Le nombre de configurations possibles est égal à 25610000. Cependant, parmi

toutes ces configurations possibles, seule une petite partie correspond aux visages. L'information contenue dans les images de visages est donc très redondante, la dimension de ces images peut donc être réduite en se concentrant uniquement sur ce qui nous intéresse (les visages). Le sous-espace est souvent appelé espace de visages (ou « face space »). Les méthodes globales peuvent se décomposer en deux types de techniques : les techniques linéaires et les techniques non linéaires.

### 1 - Techniques linéaires

Les techniques linéaires réalisent une projection linéaire des visages (espace dont la dimension est égale à la dimension des images, donc grande) sur un espace de plus faible dimension. Cependant, ces techniques linéaires sont sensibles aux conditions de luminosité notamment, et plus généralement aux variations non convexes. Ainsi, l'utilisation de distances classiques dans l'espace projeté ne permet pas toujours de réaliser une bonne classification entre les classes « visages » et « non visages ». La plus connue de ces approches est la technique dite des Eigenfaces présentée par Turk et Pentland dans [14]. Une ACP est réalisée sur un ensemble d'apprentissage d'images de visages. Les principaux vecteurs propres résultant de l'ACP définissent le nouvel espace. Les images de visages sont ensuite projetées sur cet espace, et les vecteurs obtenus sont utilisés pour la classification.

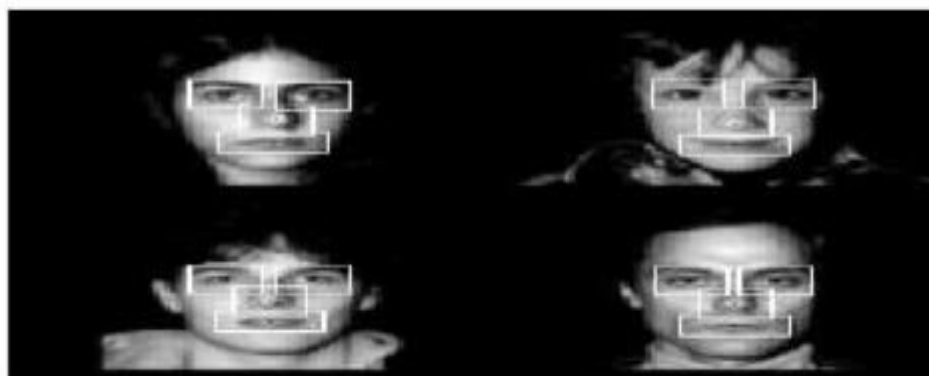
De nombreux travaux ont été réalisés sur le choix des vecteurs propres à retenir pour définir le nouvel espace. Ainsi, Kirby et al. [22] proposent un critère basé sur l'énergie des valeurs propres associées aux vecteurs propres. Les vecteurs propres correspondant aux plus grandes valeurs propres sont retenus jusqu'à ce que la somme des valeurs propres dépasse un certain seuil de l'énergie totale (90% dans [22]). Martinez et al. montrent dans [23] que les taux de reconnaissance peuvent être améliorés en ignorant les premiers vecteurs propres (ceux dont les valeurs propres associées sont les plus grandes), ceux-ci encodant souvent les variations d'illumination. Une autre approche bien connue présentée par Belhumeur et al. [24] réalise une Analyse Discriminante Linéaire (LDA), elle est ainsi souvent nommée Fisher faces. En effet, cette technique consiste à maximiser sur un ensemble d'apprentissage le critère de Fisher, à savoir le quotient de la variance inter-classe par la variance intra-classe. Ainsi, contrairement à la technique des Eigen faces où la meilleure représentation (celle maximisant la variance) est recherchée, le but est ici

une meilleure séparation des classes. Cependant, étant donné que le nombre d'images est souvent inférieur à leur dimension, la matrice de variance intra-classe peut être singulière, et son inversion pose donc problème. Ce problème est connu sous le nom de Small Simple Size Problème.

Des méthodes ont été proposées pour contourner ce problème, la plus utilisée étant de réaliser une ACP au préalable pour diminuer la dimension des échantillons. De nombreuses variantes à ces méthodes linéaires ont été proposées dans la littérature des principales techniques de reconnaissance faciale. D'autres techniques linéaires ont également été utilisées pour le calcul de vecteurs caractéristiques :

- ✓ l'analyse en composantes indépendantes (**ICA**) .
- ✓ la factorisation de matrices non négatives (**NMF**) .
- ✓ l'analyse discriminante bilinéaire (**BDA**) .
- ✓ la technique dite de « Vecteurs communs discriminants » (**DCV**) .

Certaines méthodes proposées ne reposent pas sur un seul sous-espace, mais sur plusieurs, chacun étant caractéristique à une variation . Par exemple, Pentland et al. [07] calculent un sous-espace pour chaque orientation et chaque échelle d'un visage ainsi qu'autour de certaines caractéristiques détectées (voir la figure II.5). Un nouveau visage est ensuite identifié en le projetant sur tous les sous-espaces et en sélectionnant celui étant le plus proche d'un vecteur de la galerie. Cette technique reposant sur plusieurs sous-espaces est généralisée où des tenseurs à quatre dimensions correspondant à la classe, la pose, les conditions d'illumination et l'expression faciale sont calculés pour une base d'apprentissage donnée et permettent ainsi une meilleure robustesse de la classification.



**Figure II.5.** Caractéristiques autour desquelles est réalisée une ACP .

Bien que ces méthodes linéaires soient assez efficaces, elles manquent de précision dès lors que les images de visages subissent des transformations non linéaires. Une simple modification de la luminosité transforme celui-ci de façon non linéaire étant donné la complexité de la forme.

## 2 - Techniques non linéaires

Des techniques globales non linéaires ont été développées, souvent à partir des techniques linéaires. Ainsi l'Analyse en Composantes Principales à Noyaux (ou « Kernel-PCA ») et l'Analyse Discriminante Linéaire à Noyaux (ou « Kernel-LDA ») utilisent la notion mathématique des noyaux pour étendre les techniques linéaires que sont l'ACP et la LDA. D'autres techniques non linéaires ont également été utilisées dans le contexte de la reconnaissance faciale :

- ✓ le MultiDimensional Scaling (**MDS**) .
- ✓ l'**Isomap** .
- ✓ les **Diffusion Maps** .
- ✓ le **Local Linear Embedding (LLE)** .
- ✓ les **Laplacian EigenMaps** .
- ✓ le **Hessian LLE** .
- ✓ le Local Tangent Space Analysis (**LTSA**) .
- ✓ les approches **neuronales** ou (**autoencodeurs**).
- ✓ (cartes de **Kohonen**), et dans (réseaux de neurones **convolutionnels**).

L'utilisation de ces méthodes de projection de l'espace des images sur l'espace de caractéristiques est non linéaire et permet ainsi dans une certaine mesure de réduire la dimension des images de meilleure façon. Cependant, bien que ces méthodes permettent souvent l'amélioration des taux de reconnaissance sur des jeux de tests donnés, elles sont trop flexibles pour être robustes à de nouvelles données, contrairement aux méthodes linéaires.

### II.5.2. Méthodes locales

Les approches locales de la reconnaissance de visages sont basées sur des modèles et reposent sur un traitement séparé des différentes régions de l'image du visage. Les modèles utilisés reposent sur les connaissances que l'on possède à priori de la morphologie des visages. La plupart du temps, cela implique la détection/extraction de caractéristiques faciales locales. Brunelli et Poggio proposent une technique qui extrait automatiquement un ensemble de 35 caractéristiques géométriques d'une image de visage (voir la figure II.6 (a)). Ces ensembles de caractéristiques sont ensuite comparés deux à deux via la distance de Mahalanobis pour réaliser la reconnaissance.



**Figure II.6.** (a) Localisation des caractéristiques géométriques utilisées (b) Cartes de contours utilisées .

Une autre approche géométrique a été proposée par Takacs. Des cartes binaires de contour sont extraites des images de visage via un filtre de Sobel. La similarité entre deux contours est ensuite calculée en utilisant une variante de la distance de Hausdorff. Cette approche a été étendue par Gao et al. Qui ont transformé les cartes de contours en cartes de lignes de contours (ou LEM pour Line Edge Maps) contenant des listes de segments (voir la figure 2.6 (b)). La distance utilisée pour mesurer la similarité est la même que celle de Takacs.

L'approche de Heisele et al. Commence par détecter la région contenant le visage dont dix points caractéristiques sont extraits. Les zones autour de ces points sont

ensuite extraites (voir la figure II.7), et concaténées pour former le vecteur caractéristique du visage. La classification est finalement réalisée grâce à l'utilisation d'une machine à vecteurs de support (ou **SVM** pour « Support Vector Machine»).

Price et Gee proposent également une méthode se basant sur des zones extraites du visage. Ici, trois régions sont considérées : une bande rectangulaire comprenant les yeux et le nez, une deuxième bande rectangulaire ne contenant que les yeux, et enfin une région contenant le visage entier.

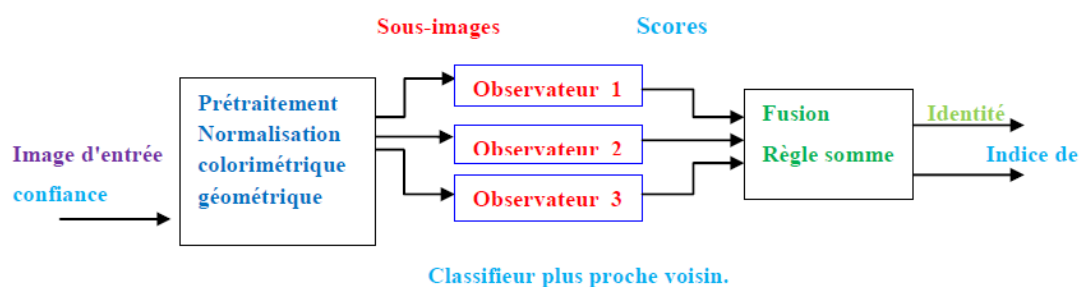


**Figure II.7.** Approche proposée.

Une analyse linéaire discriminante est ensuite appliquée à chacune de ces régions (voir la figure II.8).

Samaria et al. Présentent une approche basée sur les chaînes de Markov cachées (**HMM** pour **H**idden **M**arkov **M**odels). Le visage est segmenté en sous-bandes partiellement recouvrantes, ces sous-bandes étant ensuite concaténées en un vecteur de grande taille ou compressées par DCT. Puis, pour chaque classe (individu), un HMM est créé modélisant la distribution probabiliste des sous-bandes. Les images de visages sont finalement classées en appliquant l'algorithme de Viterbi pour comparer la séquence des sous-bandes de l'image avec les modèles appris. Cette approche a été étendue aux 2D HMM. Perronnin et al. Proposent une approche basée sur le modèle des 2D-HMM où les expressions faciales et l'illumination sont modélisées indépendamment. Les approches bayésiennes ont également été explorées via les travaux de Liu et Wechsler, où est proposé un cadre bayésien unifiant les méthodes les plus populaires de reconnaissance de visages.

Les machines à vecteur de support (**SVM**) sont également utilisées pour la reconnaissance faciale par Guo et al. Deux bases y sont utilisés, la base AT&T ainsi qu'une base « maison ». L'approche est comparée à l'**ACP**.



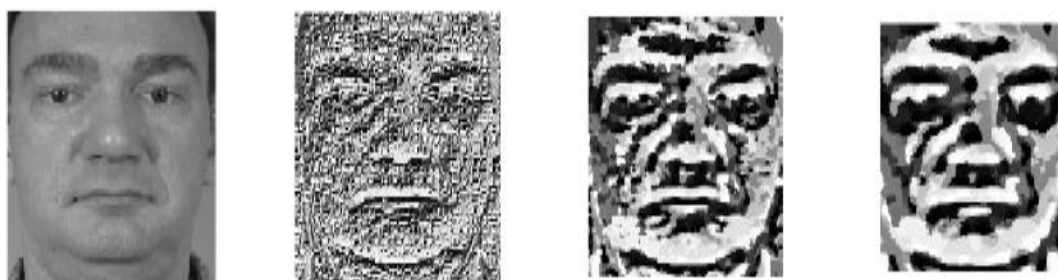
**Figure II.8.** Approche de Price et Gee.

Les Modèles Actifs d'Apparence (ou **AAM** pour « Active Appearance Models ») sont présentés par Cootes et al.. Ils consistent en la création d'un modèle statistique d'un visage, (voir la figure II.9). Le modèle est ensuite déformé pour « coller » au plus près des traits du visage. La reconnaissance est effectuée sur le résidu calculé correspondant à l'erreur de prédiction du modèle.



**Figure II.9** Modèle Actif d'Apparence.

Les **LBP** (pour « Local Binary Patterns ») ont également été utilisés pour la reconnaissance faciale, notamment dans. Le visage est subdivisé en sous-régions carrées de taille égale sur lesquelles sont calculées les caractéristiques LBP. Les vecteurs obtenus sont ensuite concaténés pour obtenir le vecteur de caractéristiques final. Des extensions des LBP comme les MB-LBP (pour « Multi-Scale Block Binary Pattern ») ont été proposées et appliquées aux visages par Liao et al. (voir la figure II.10). Le gros avantage des méthodes locales de reconnaissance de visages est qu'elles peuvent modéliser facilement les variations de pose, d'illumination ou encore d'expressions que peut subir un visage. Cependant, elles nécessitent souvent le placement manuel de nombreux points d'intérêts pour une bonne précision, et sont donc lourdes à mettre en oeuvre.

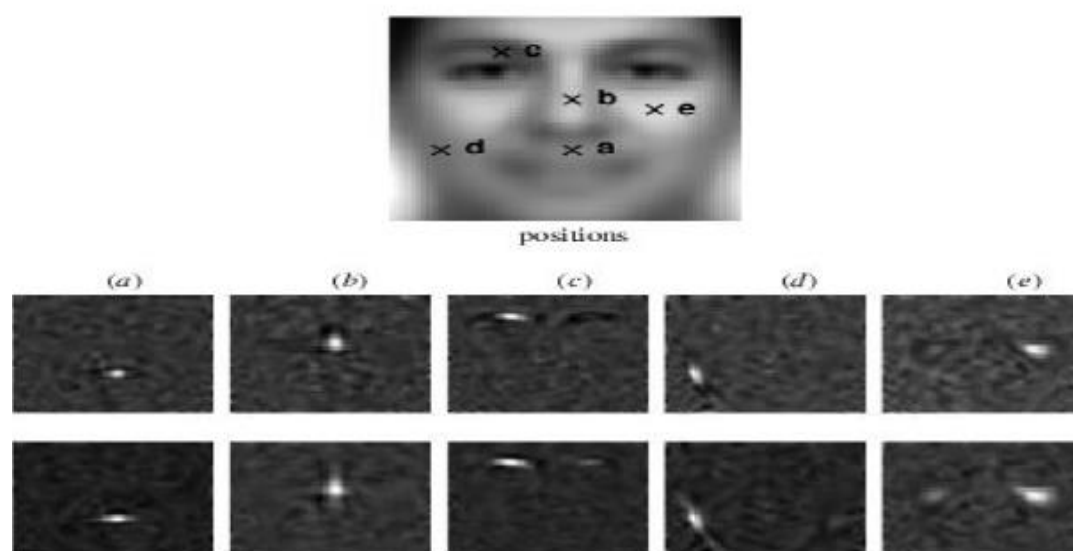


**Figure II.10** Caractéristiques **MB-LBP** pour un visage, ( pour un **masque** de taille  $(3, 3)$  ;  $(9,9)$  et  $(15,15)$ ).

### II.5.3. Méthodes Hybride

Les méthodes hybrides résultent de l'association des méthodes locales et des méthodes globales. Elles combinent la détection de caractéristiques locales avec l'extraction de caractéristiques globales. Ces techniques essaient finalement de tirer partie des avantages des deux types de méthodes citées plus haut

L'approche appelée Analyse en Composantes Locales (**LCA** pour Local Component Analysis) a été proposée par Penev et Atick . Plusieurs ACP (Analyses en Composantes Principales) sont réalisées pour extraire différentes caractéristiques locales (voir la figure II.11). Celles-ci sont ensuite combinées et une procédure minimisant l'erreur de reconstruction avec une contrainte parcimonieuse permet de réaliser la reconnaissance. L'approche dite de l'Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) a été proposée par Wiskott et al.

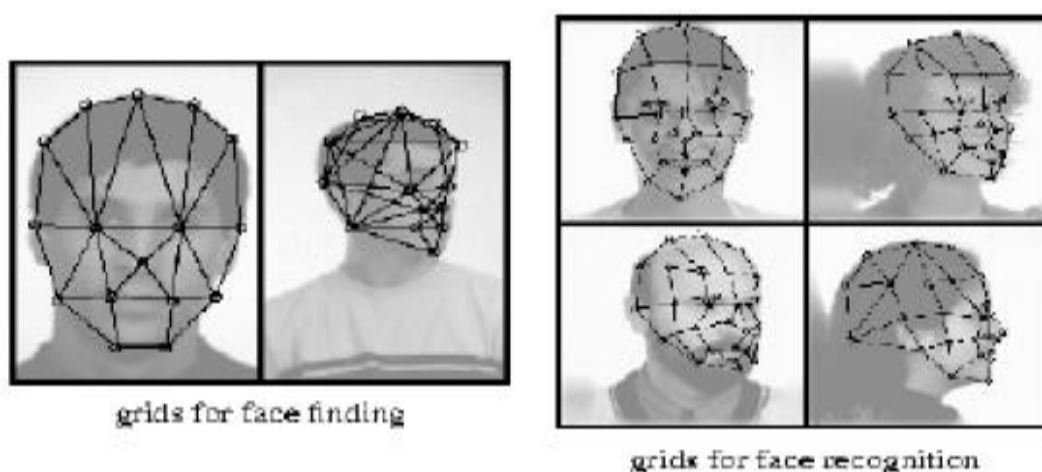


**Figure II.11** Approche Local Component Analysis.

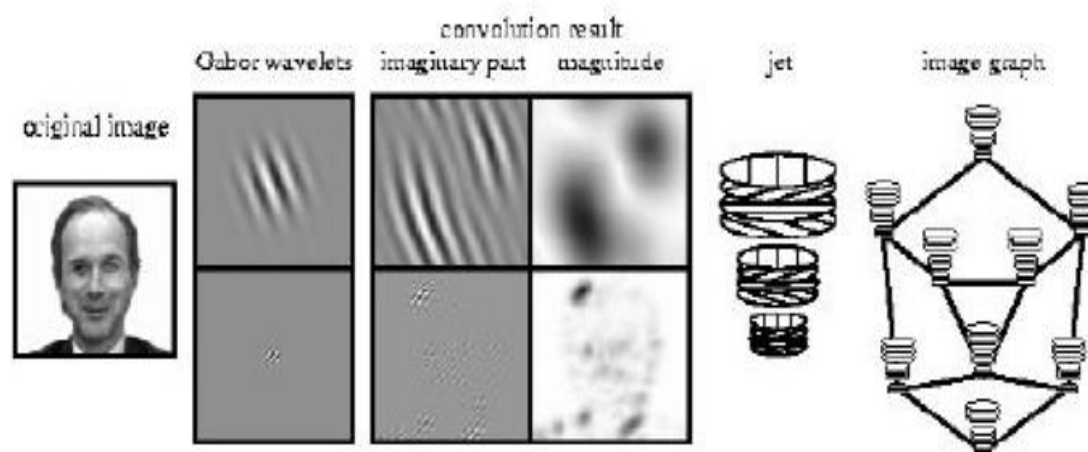
Les visages sont représentés par des Face Bunch Graph (FBG), où chaque nœud du graphe correspond à une certaine caractéristique faciale (l'oeil droit ou gauche par exemple), (voir la figure II.12). A chaque nœud du graphe est associée l'apparence du voisinage de la caractéristique via un jet. Les jets représentent l'ensemble des 40 coefficients issus de la convolution du voisinage de la caractéristique par un filtre de Gabor spécifique (voir la figure II.13).

Les arêtes du graphe sont pondérées par la distance relative des caractéristiques adjacentes. Une fois que le graphe est créé pour chaque personne de la base d'apprentissage, un algorithme spécifique de mise en correspondance permet d'identifier une personne inconnue. L'algorithme essaie itérativement de faire correspondre le graphe créé à chaque graphe de la base d'apprentissage en minimisant une fonction de coût prenant en compte à la fois une mesure de similarité géométrique ainsi qu'une mesure de similarité de l'apparence modélisée via les jets.

Perlibakas présente plus récemment l'algorithme Log Gabor PCA. Une convolution par des ondelettes de Gabor orientées est réalisée autour de certains points caractéristiques du visage. Les vecteurs ainsi créés contiennent à la fois la localisation ainsi que les amplitudes des énergies locales. Une Analyse en Composantes Principales est ensuite réalisée afin de réduire la dimension de ces vecteurs.



**Figure II.12** Graphe appliqué aux visages pour l'approche **EBGM**.



**Figure II.13** Création des jets pour l'approche **EBGM**.

Pentland et al. Présentent l'approche dite des espaces propres modulaires (Modular Eigenspaces) Cette technique réalise une Analyse en Composantes Principales et une classification sur des régions distinctes du visage, comme les yeux, le nez, la bouche ou encore le visage entier. La zone de la bouche subit de grosses déformations dues aux expressions faciales, ainsi l'ajout de cette région au processus entier fait décroître les taux de reconnaissance.

L'approche proposée par Cootes et al. Met en oeuvre les Modèles Actifs d'Apparence (AAM pour Active Appearance Models). Cette méthode modélise indépendamment la forme et la texture d'un visage en appliquant une Analyse en Composantes Principales. Les vecteurs obtenus pour la forme et la texture sont

ensuite utilisés pour la reconnaissance. Un nouveau visage qui doit être identifié est adapté au modèle par un processus d'optimisation itératif. Les paramètres de forme et de texture obtenus sont ensuite comparés à ceux de la base. Latinis et al. Appliquent cette méthode pour la première fois à la reconnaissance de visages. Edwards et al. Proposent des méthodes basées sur les AAMs pour la reconnaissance faciale.

### **❖ Récapitulatif 2D**

Nous avons présenté les principales approches utilisées dans la littérature pour la reconnaissance faciale automatique. Les méthodes peuvent principalement se classer en deux catégories : les méthodes globales et les méthodes locales (les méthodes hybrides essayant de faire un lien entre ces types d'approches).

Les méthodes globales présentent un certain nombre d'avantages :

- Le problème de la reconnaissance faciale automatique est transformé en un problème d'analyse de sous-espaces de visages, pour lequel de nombreuses méthodes statistiques existent.
- Les méthodes globales sont souvent applicables à des images basses résolutions ou de mauvaises qualités.

Certains inconvénients se posent cependant avec les méthodes globales :

- Il est nécessaire de disposer de suffisamment de données représentatives des visages.
- Il n'y a pas d'a priori sur le physique d'un visage.
- Ces méthodes ne sont robustes qu'à des variations limitées (pose, illumination, expression).

De la même manière les méthodes locales présentent certains avantages :

- Le modèle créé possède des relations intrinsèques bien définies avec les visages réels.
- Les modèles créés peuvent prendre en compte explicitement les variations telles que la pose, l'illumination ou les expressions. La reconnaissance est ainsi plus efficace dans le cas de fortes variations.
- La connaissance a priori sur les visages peut être intégrée aux modèles afin d'améliorer leur efficacité.

Les méthodes locales présentent cependant quelques inconvénients :

## **Chapitre II                    Techniques de détection et de reconnaissance de visages**

---

- La construction du modèle, reposant souvent sur la détection de points caractéristiques faciaux, peut être laborieuse.
- L'extraction des points caractéristiques peut être difficile dans le cas de variations de pose, d'illumination, d'occlusion . . .
- Les images doivent être de relativement bonne qualité, et/ou être de résolution suffisante afin de pouvoir extraire les points caractéristiques.

Le tableau II.1 résume quelques résultats obtenus via des algorithmes classiques de reconnaissance de visages sur certaines bases de données de la littérature. Il met également en exergue la difficulté de comparer les résultats entre les différentes approches. En effet, de nombreux paramètres doivent être pris en compte afin de bien appréhender l'efficacité d'une méthode : la base de données utilisée, la taille des images, la présence de variations dans les échantillons ainsi que le nombre d'images utilisées pour l'enrôlement et/ou les tests.

Afin de comparer les algorithmes, certains concours ont eu lieu sur des bases de données bien définies, munies de protocoles clairs. Ainsi, le challenge FRGC a permis la comparaison de nombreuses méthodes issues d'entreprises ou de laboratoires internationaux.

**Tableau II.1** Comparatif de plusieurs méthodes de l'état de l'art du SRV 2D.

Réf.	Méthodes	BDD	Taille Images	Nb. Images	Time lapse	Taux (%)	Expres sion	Ill.	Positio n
[303]	Direct LDA	ORL	112-92	200-200	N	90:8	O	O	O
[194]	DF-LDA	ORL	112-92	200-200	O	96		O	N
		UMIST	112-92	160-415	N	98		N	N
[59]	DCV	Yale	126-152	150-150	N	97:33		O	N
		AR	229-299	350-350	O	99:35			
[30]	ICA	FERET	60-50	425-421	O	89	O	N	N
[190]	PDBNN	SCR	80-20	320-1280	N	100	O	O	O
		FERET	200-200		N	99	O	O	N
		ORL			N	96		O	O
[98]	RBF	ORL	160-120	300-300		98:1	O		O
[171]	HMM	FERET	128-128	500-500	N	97	O	N	N
[192]	Gabor EFM	FERET	128-128	200-100	N	99	O	N	N
		ORL	128-128	200-200	N	100	O	N	O
[296]	EBGM	FERET	256-384	250-250	N	80	O		O
[116]	WPA	MIT	480-640	155-155		80:5	O	O	
		FERET	256-384	200-400		89			
[271]	IFS	ORL	112-92	200	N	95			
[92]	IFS	MIT	480-640	90-90		90			O
[63]	PCA	UND		166-166	N	98	O	O	N
[266]	PCA	Equinox	99-132	770-2310	O	93	O	O	N
[50]	Th-Spectrum	Equinox		255-2500		86:8	O		O
[280]	Hyper spectral	Propriétaire		200-1200	O	92	N	O	N
[114]	LEM	Bern		40-1200	N	72:09	O		O
		AR		112-336		86:03		O	N
		Yale		150-150		85:45		O	N
[157]	ICA	AR	46-56	1685-1490		98		O	O
[186]	LDA/GSV D	CMU_PIE		68-1360	N	99:53		O	N
	LDA/QR	YaleB/Pose00		80-432	N	98:03		O	N
[117]	Cone Models	YaleB	36-42	450-4050	N	97	N	O	O

## Chapitre II      Techniques de détection et de reconnaissance de visages

[220]	Sous- espaces	ATR		2821-804	N	98:7	N	N	O
[119]	EigenLight s	CMU- PIE		5304-5304	N	36	N	O	O

La colonne Nb. Images indique le nombre d'images utilisées pour l'enrôlement et le nombre d'images utilisées pour les tests, la colonne Time lapse indique si les images d'enrôlement et de tests ont été capturées avec un intervalle significatif, les colonnes Expr., Ill. et Pose indiquent si les images possèdent des variations d'expression faciale, d'illumination ou de pose (O pour Oui, N pour Non).

### II.6. Le réseau de neurones

#### II.6.1. Introduction

L'application des réseaux de neurones artificiels dans la reconnaissance de visages a visé plusieurs problèmes : la classification Homme Femme, la reconnaissance de visages et la classification des expressions faciales . Un réseau de neurones est un système de traitement de l'information qui a été développé comme généralisations des modèles mathématiques assortissant la connaissance humaine. Ils se composent d'un grand nombre d'unités de traitement hautement reliées appelées neurones, travaillant ensemble pour exécuter une tâche de classification donnée.

Il est un processeur parallèle distribué, ayant une prospérité naturelle pour stocker une connaissance expérimentale. Il ressemble au cerveau humain en trois aspects : la connaissance est acquise par le réseau par un processus d'apprentissage, des forces de connexion reliées ensemble, connues sous le nom de poids synaptiques, sont employées pour stocker la connaissance, et chaque neurone a un état interne appelé seuil ou fonction d'activation (ou fonction de transfert) utilisée pour classifier les vecteurs. Malheureusement, ils sont souvent difficiles à construire puisque leur structure (nombre de couches cachées et nombre de neurones par couche pour les perceptrons) influe beaucoup sur les résultats et il n'existe pas de méthode pour déterminer automatiquement cette structure.

Néanmoins, nous donnons des exemples d'études ayant utilisées les réseaux de neurones pour la reconnaissance de visages.

Cottrell et al. Ont cherché des méthodes d'analyse automatique du visage les plus proches possible de la réalité biologique. Ainsi, un réseau de neurones dit auto-

supervisé, c'est à- dire dont la couche d'entrée et la couche de sortie sont identiques et égales à l'image d'un visage, effectue une analyse en composantes principales.

Le nombre de composantes principales est donné par le nombre de neurones de la couche cachée. Chaque neurone de la couche cachée correspond aux valeurs propres de la décomposition. Lawrence et al. Choisissent de classer les vecteurs de caractéristiques, extraites par cartes de Kohonen, à l'aide d'un réseau de neurones convolutionnels. Ce type de réseau de neurones est partiellement invariant à des transformations globales telles que la translation, la rotation et les changements d'échelle.

Les résultats expérimentaux ont montré la supériorité des réseaux de neurones convolutionnels sur les réseaux auto-supervisés de Cottrell .

Lin et al. Ont utilisé un réseau de neurones à décision probabiliste alliant ainsi les avantages des approches statistiques et des réseaux de neurones. Il a été montré que les performances de cette solution sont comparables à la méthode de Lawrence et al. , tout en étant beaucoup moins coûteux en termes de temps de calcul.

On trouve plusieurs types de réseaux de neurones : l'apprentissage compétitif (non supervisé, parfois appelé *VQ*), le *LVQ* (apprentissage compétitif supervisé), les cartes auto organisatrices, le perceptron multicouches avec apprentissage par rétro propagation, les réseaux probabilistes, les réseaux à fonctions radiales de base (*FRB*), et les réseaux récurrents.

Une classification par réseau de neurones comporte les étapes suivantes :

Tout d'abord une phase de prétraitement des images d'apprentissage et l'association à chaque image d'apprentissage (entrée du réseau) un vecteur de sortie, puis vient l'étape d'initialisation (création des couches du réseau). On fait l'apprentissage (supervisé) du réseau, jusqu'à atteindre une certaine erreur minimale (le réseau apprend à bien classer les images d'apprentissage). On présente ensuite au réseau une nouvelle image à identifier (phase de reconnaissance ou de simulation ou d'activation du réseau) qui sera finalement affectée à une classe donnée .

### **II.6.2. Le réseau de neurones LVQ**

Parmi tous les types de réseau de neurones qui existent, le type *LVQ* est le type le plus adapté à l'application de reconnaissance de visage, puisqu'au contraire des autres

types qui donnent des performances basses, le *LVQ* quand à lui réalise de hautes performances de classification.

L'algorithme de base *LVQ* :

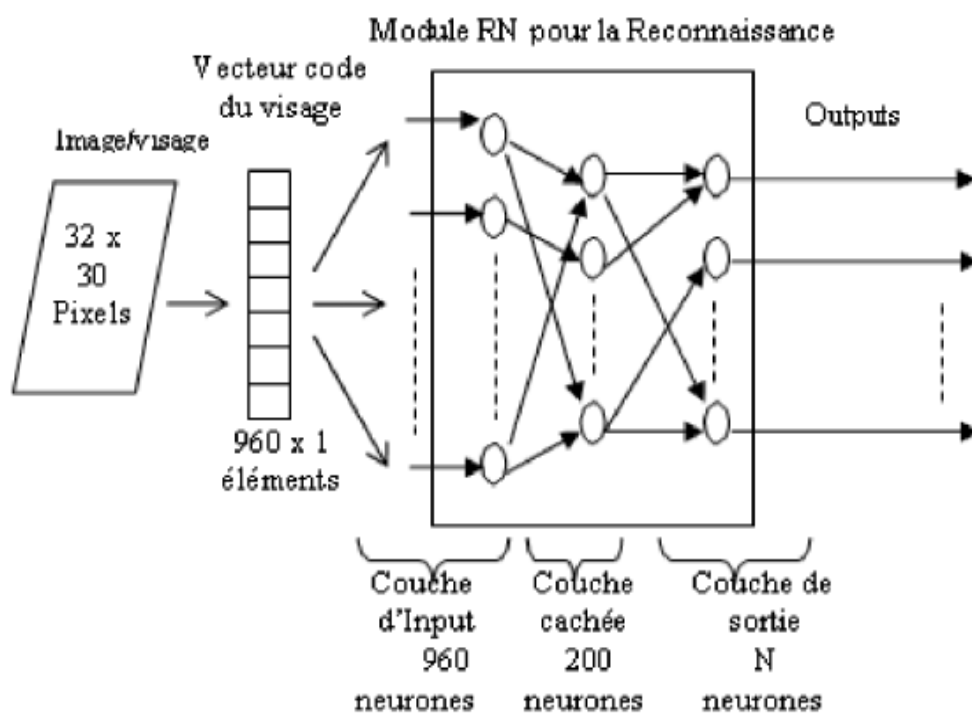
- ✓ application d'une entrée
- ✓ recherche du neurone vainqueur (sa sortie est égale à 1)
- ✓ modification des poids (rapprochement ou éloignement selon que le neurone vainqueur est le neurone désiré ou non)

Dans le langage de programmation Matlab le réseau de type *LVQ* est programmé au moyen de 2 couches : une couche de compétition pour la détermination du neurone vainqueur (la sortie de ce dernier est mise à 1, celle des autres neurones à 0), et une couche de neurones linéaires pour la classification. La 2<sup>ème</sup> couche comporte un neurone par classe, la 1<sup>ère</sup> comporte un neurone par sous-classe.

L'apprentissage modifie les poids de la première couche. Les neurones de la 2<sup>ème</sup> couche combinent certaines sorties des neurones de la 1<sup>ère</sup> au moyen de fonctions OU.

### **II.6.3. Réseau de neurones artificiel**

Le réseau MLP utilisé dans la première approche recevra les 960 valeurs réelles qui correspondent aux 960-pixels de l'image d'input (la taille de l'image \_ 32 x 30, la Figure II.14 ). Il sera alors exigé pour reconnaître la personne de répondre en activant un seul neurone parmi les N-éléments de la couche de sortie ou le vecteur d'output. Chaque élément des N-éléments du vecteur d'output représente une seule personne/classe (Figure II.14).



**Figure II.14.** Architecture du réseau de neurones.

Pour que le réseau fonctionne correctement, il devrait forcer la valeur par un 1 du neurone qui correspond au rang de la classe de la personne présente au réseau. Toutes les autres valeurs des neurones dans le vecteur d'output devraient être égale à 0.

#### II.6.4. Réseau de neurones à potentiel d'action asynchrone

Maintenant, nous reprenons la même architecture du système de reconnaissance précédent, mais nous implémentons un nouveau réseau de neurones, la différence est que ce deuxième réseau fait l'apprentissage selon le principe décrit par Délorne *et al.* [25].

Dans les tâches comme la reconnaissance des formes, la performance des réseaux de neurones artificiels est toujours médiocre par rapport à celle de l'être humain. En effet, si on utilise une tâche bien précise de catégorisation/classification appelée go no-go, dans laquelle des personnes activent un bouton lorsque ils détectent un animal par exemple dans une seine de photos normales flashées selon une fréquence de 20 ms (milliseconde), où Thorpe *et al.* (1996) a prouvé que le traitement exigé dans une telle tâche pourrait être effectué dans moins de 150 ms. Afin d'atteindre des secteurs corticaux de l'oeil d'ordre supérieur, l'information rétinienne doit passer par au moins 10 étapes de traitement, et des contraintes bien connues des neurones.

Les propriétés de ce type de catégorisation visuelle ultra-rapide (ultra-rapid Visual catégorisation : URVC) ont depuis fait l'objet de nombreuses études, et sont ainsi mieux connues (voir par exemple la thèse de Denis Fize, 2000)[26]. Tout d'abord, cette capacité ne dépend pas directement d'une allocation de l'attention spatiale : la performance n'est pas affectée lorsque le stimulus peut apparaître aléatoirement à plusieurs positions, ce qui requiert pourtant une répartition des ressources attentionnelles . L'information de couleur dans les stimuli ne semble pas non plus être un élément déterminant de la performance : en l'absence de couleurs, la performance des sujets rapides n'est pas affectée , et la différence de potentiels évoqués entre cibles et distracteurs survient à la même latence (*i.e.* 150 ms).

Ce type de tâche de catégorisation ultra-rapide peut également être réalisé en vision périphérique extrême, avec toutefois une diminution de la performance, mais dans des conditions où les sujets sont souvent incapables de reporter verbalement le stimulus présenté .

Enfin, cette catégorisation ultra-rapide ne peut être encore accélérée par une connaissance préalable des images présentées, même après 3 semaines de pratique intensive , ce qui suggère que cette durée de traitement minimale de 150 ms serait en quelque sorte « incompressible ».

De fait, de récentes études où des électrodes sont implantées sous le crâne chez des sujets humains épileptiques<sup>2</sup>, montrent que les régions occipito-temporales ventrales (correspondant au cortex inféro-temporal du singe) s'activent spécifiquement pour des visages humains ou d'autres objets, avec des latences de réponse entre 150 et 200 ms.

Thorpe et Délorme ont proposé que ce traitement soit essentiellement basé sur une décharge continue de l'information, dans n'importe quelle couche donnée du réseau de neurones, où chaque neurone produirait un spike ou une décharge d'action. Avec un spike par neurone, des codes basés sur ce dernier sont remis en cause.

Comme une alternative aux codes neuronaux, il y a le codage temporel basé sur l'ordre relatif dans lequel les spikes sont produites dans les premiers secteurs du cortex visuel. Le réseau neurones à spike peut alors employer la latence ou la latence relative des décharges neuronales, il signifie que leur ordre d'arrivée atteint toujours des performances élevés surtout dans le cas des applications de traitement d'image

avec seulement un spike par neurone. En outre, le codage d'ordre est à base de contraste et il peut être analysé d'un point de vue mathématique.

Ce codage est exploité dans notre approche, où les neurones peuvent agir en tant que convertisseurs analogiques de latence, avec les neurones qui ont un potentiel le plus fort, ils s'activent les premiers. Par exemple, comme il est montré dans la figure 4, on peut également employer l'ordre de la mise à feu suivant ( $B > A > H > C > G > D > F > E$ ) comme code. Avec 8 neurones, on aura  $(8!)$  *i.e.* 40 320 ordres possibles différents.

Le réseau de neurones à spike est conçu pour simuler des réseaux qui contiennent un nombre très grand des neurones à décharge asynchrone. Ces neurones sont simulés avec un nombre limité de paramètres qui inclut les propriétés classiques comme le potentiel post-synaptique et le seuil de décharge, et également des nouvelles caractéristiques telles que la sensibilité dendritique. Le réseau de neurones à spike peut être employé pour simuler des réseaux avec des millions de neurones et des centaines de millions de poids synaptiques.

L'optimisation du temps et l'exécution en temps réel du calcul sont la force dérivée derrière le développement du réseau neurones à spike [25]. Ce réseau neurones à spike a certaines caractéristiques :

- Effectue le traitement d'image en utilisant le principe du réseau de neurones biologique.
- Simule des millions de neurones qui sont organisés dans la carte retino-optique en les activant par une décharge.
- Relie ces cartes neuronales en utilisant des projections, et regroupe les poids synaptiques communs pour optimiser la sauvegarde en mémoire, dans le but de déclarer et de manipuler plusieurs centaines de milliards de connexions synaptiques.
- Convertit des images en niveau de gris en listes de spike (également le réseau neurones à spike peut exécuter une variété de pré-traitement sur les images d'input)
- Met en application un mécanisme complexe pour la projection des cartes neuronales de différentes tailles.
- Utilise un apprentissage supervisé.

- Utilise un schéma de codification efficace à base d'ordre de décharge neuronal ou Rank- Order-Coding schème. Pour ces caractéristiques, nous réalisons un nouveau système de reconnaissance de visage, qui fait l'apprentissage par un réseau neurones à base de spike. Lorsque nous avons examiné rigoureusement sa performance, on a obtenu approximativement 20 millions de connexions par seconde sur un ordinateur standard de bureau (PC avec micro-processeur de 1.7 GHz). Ce qui est suffisant pour modéliser un réseau de 400 000 neurones en temps réel, en utilisant 1ms pour chaque étape (affectant 40 connexions par neurone, et un taux moyen de mise à feu de 1 spike ou une décharge par seconde, une valeur qui est une évaluation raisonnable pour le taux moyen d'une mise à feu des neurones corticaux). Notez que, si l'augmentation de cette résolution par le temps n'a aucun effet sur le temps global de calcul, par contre l'addition d'un paramètre aux neurones engendre une augmentation approximative de 30 à 40 % du temps de calcul. Vers la fin, les résultats des deux systèmes de reconnaissance des visages (« système 1 » & « système 2 ») sont comparés, (pour plus de détails voir la section 5 et 6).

L'Architecture du réseau de neurones à spike « Système 2 » Pour illustrer comment un réseau neurones à spike peut être utilisé, nous décrivons un réseau multi-échelles de reconnaissance des visages qui une extension du modèle de la localisation des visages décrit par Van Rullen *et al.* (1998) et Delorme *et al.* (2001), où ils utilisent une architecture inspirée de l'organisation du système visuel des primats. Des images d'input sont d'abord analysées par des vecteurs de cellules centrales On- Center et Off-Center dans la « rétine » à trois résolutions spatiales différentes ou niveaux. Ces cellules envoient des spikes aux neurones de la prochaine couche qui contient des neurones qui correspondent aux 8 différentes orientations à chaque niveau spatial. Des interactions latérales entre les cellules dans cette couche ont été employées pour améliorer la sélectivité, et sont semblables à ceux décrites par Zhaoping Li (1998). Une inhibition de faible intensité a été introduite pour rendre les neurones sensibles à l'ordre de l'activation de leurs inputs. Une couche intermédiaire dans le réseau contient des neurones sélectifs spécifiques aux visages du troisième niveau spatial.

Les connexions, entre les cartes d'orientation du niveau 2 et ces unités sélectives du niveau 3, ont fait l'apprentissage sur environ un ensemble de 200 photos des visages, cet apprentissage est supervisé, et relie les poids élevés qui correspondent aux premiers inputs qui mettent le feu ou activent la décharge, et des poids progressivement plus petits à la mise à feu aux derniers inputs. Finalement, la dernière couche contient les neurones qui intègrent l'information des trois différents niveaux spatiaux dans la couche précédente. La simulation est réalisée dans la carte de la couche finale, le feu ou la décharge des neurones est activé si un visage, à n'importe quel niveau, est présent dans l'image d'input. Le modèle n'est clairement pas très réaliste.

Par exemple, aucune tentative n'a été faite de modéliser le changement de la résolution avec l'excentricité rétinienne, mais l'architecture démontre comment le réseau neurones à spike peut être utilisé pour réaliser des architectures multicouche tout à fait complexes, et impliquant un grand nombre d'unités, et il montre comment différentes hypothèses pourraient être évaluées et intégrées facilement dans un réseau de neurones convainquant qui effectue la reconnaissance des visages.

### **Conclusion**

Ces dernières années, de nombreuses approches pour la reconnaissance automatique de visages ont été proposées. Elles peuvent être regroupées en deux types d'approches principales.

Les approches globales pour lesquelles les caractéristiques sont extraites directement de l'image du visage en entier et les approches locales basées sur l'extraction de traits locaux du visage, tel que les yeux, le nez ou la bouche.

Dans ce chapitre nous avons passé en revue les méthodes les plus connues de la détection de visage puis nous nous sommes focalisés sur les principaux algorithmes de la reconnaissance faciale, qui se divisent en trois catégories à savoir les méthodes globales, locales et hybrides.

Nous avons décrit également leurs avantages et leurs inconvénients puis dégager les problèmes liés à leur application dans un environnement réel. En effet, un système de reconnaissance automatique de visages est efficace dans le cas où les images faciales seraient bien cadrées et prises dans de bonnes conditions de luminosité. Sa

## **Chapitre II            Techniques de détection et de reconnaissance de visages**

---

performance se dégrade fortement lorsque ces images, utilisées pour l'apprentissage ou lors de la reconnaissance, présentent des variations importantes de luminosité et/ou de pose du visage.



**CHAPITRE III : Modélisation et  
Implémentation**

### **III.1.Introduction**

### **III.2.Modélisation**

#### **III.2.1. Introduction**

#### **III.2.2. Schéma fonctionnel**

##### **❖ Phase d'Apprentissage**

##### **III.2.2.1. Le prétraitement**

- **Acquisition de l'image**
- **Les images en niveaux de gris**
- **Normalisation**

##### **III.2.2.2. Extraction de caractéristiques du visage**

##### **III.2.2.3. Normalisation du vecteur**

##### **III.2.2.4. Réseaux de neurones**

##### **III.2.2.5. Apprentissage**

##### **❖ Phase de détection**

- **Détection de visage**
- **Classification**

### **Conclusion**

### **III. 3. Implémentation**

#### **III.3.1. Introduction**

#### **III.3.2. Environnement de travail**

#### **III.3.3. Le langage de programmation java**

#### **III.3.4. Interfaces et résultats**

### **Conclusion**

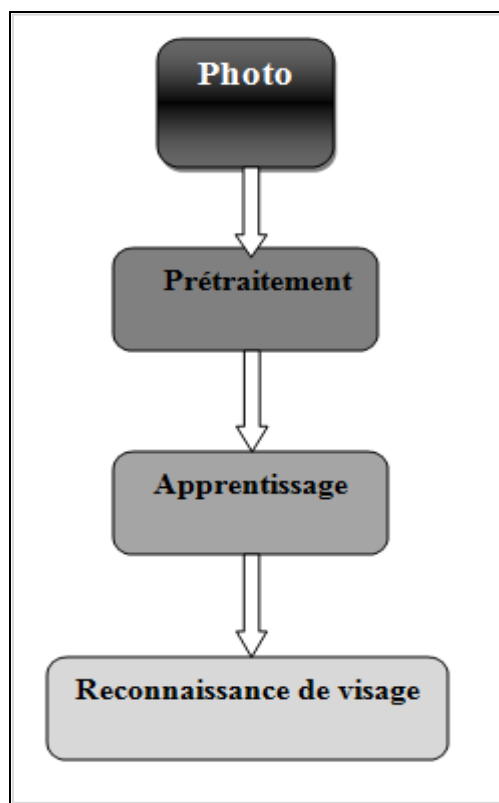
### III.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la conception et réalisation de notre système. La première partie de ce chapitre est une présentation des détails ainsi que les approches théoriques utilisées dans le cadre de la conception de notre système de reconnaissance de visages. Tandis que la seconde partie c'est l'implémentation de ce système et la présentation matériel et logiciel nécessaire à son fonctionnement.

# *Modélisation*

### III.2 Introduction

Pour simplifier notre projet, une division en sous-systèmes s'imposait. Ainsi, le projet a été subdivisé en 3 modules (voire figure III.1): « Module de prétraitement », « Module de apprentissage » et « Module de reconnaissance ». Leurs rôles sont respectivement de normaliser l'image capturée, détecter le visage et l'analyser pour enfin pouvoir le reconnaître.



**Figure III.1** : Processus de reconnaissance facial.

### III.3 Schéma fonctionnel

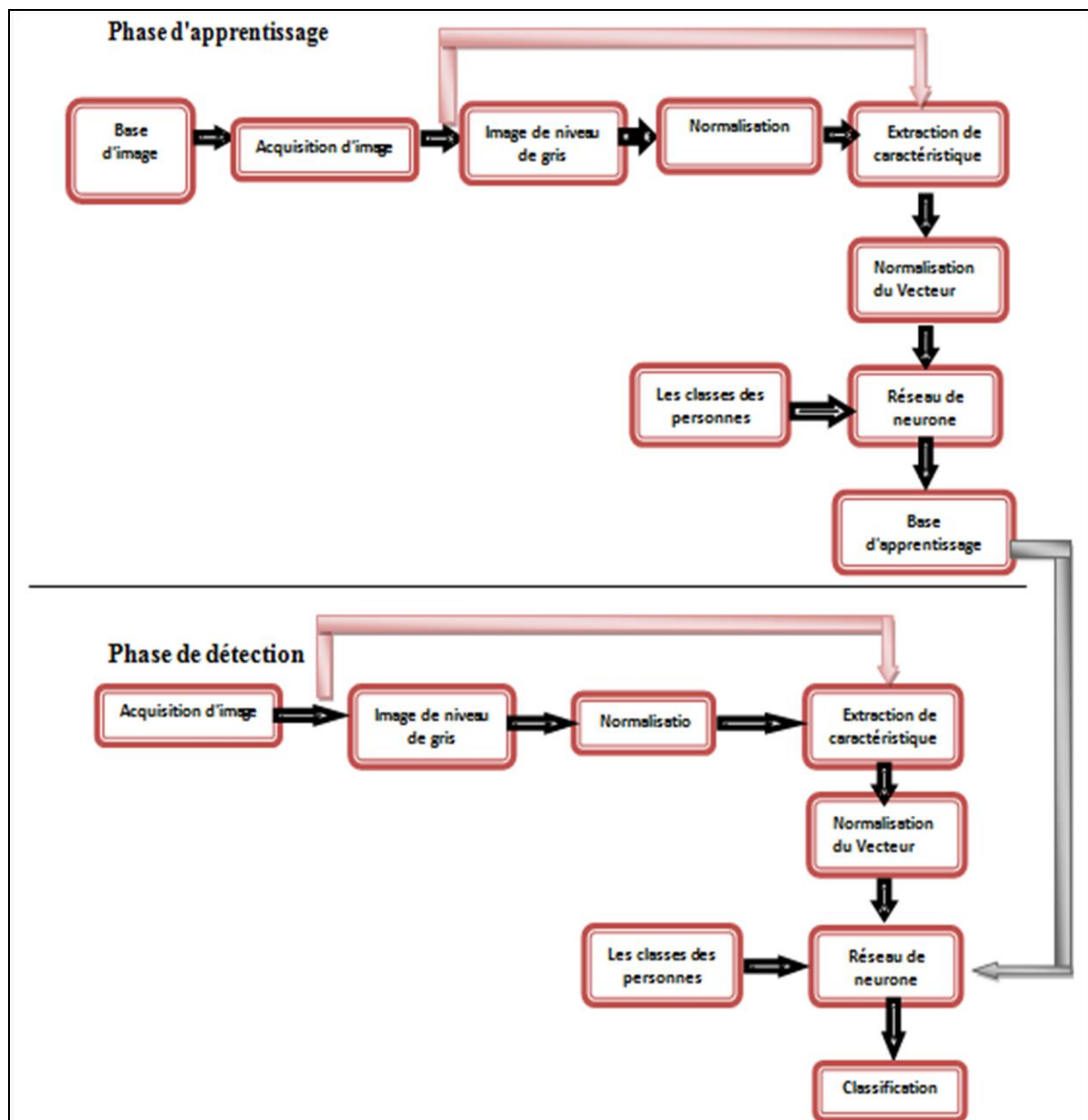


Figure III.2 : Schéma fonctionnel.

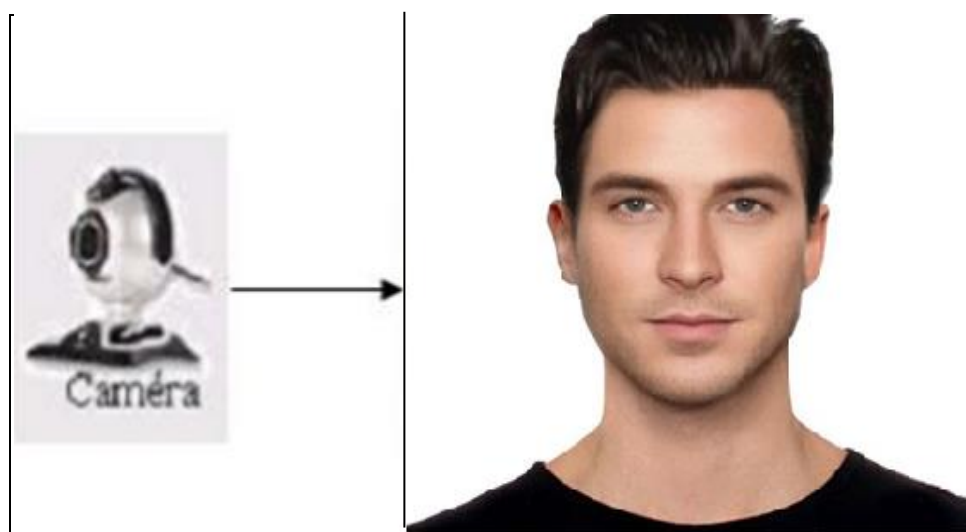
#### III.3.1 Phase d'Apprentissage :

##### III.3.1.1 Le prétraitement:

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

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

- **Acquisition de l'image** : C'est la première étape dans le processus. C'est aussi le capteur des informations et leur transfert vers l'unité de traitement. Elle est une étape très importante dans les systèmes de reconnaissance. En eet, avoir des images de bonne qualité en référence améliore les performances de reconnaissance. Il faut réussir à capter l'information pertinente sans bruit. Il existe plusieurs types de capteurs pour l'acquisition du visage qui se classe selon leur mode de fonctionnement, leur domaine de sensibilité spectrale et leur mode d'acquisition. On trouve sur le marché les capteurs classiques d'image à 2D tels que : les CCD (Couple charged device) ou CMOS pour capturer des images dans le spectre visible et/ou proche-infrarouge, ou les capteurs thermiques qui permettent une acquisition dans l'infrarouge.



**Figure III.3:** Exemple d'acquisition d'une image.

- **Les images en niveaux de gris:**

Une image en niveau de gris est une image composée de points gris plus ou moins foncés (Pour chaque point l'ordinateur enregistre une valeur de gris entre le noir et le blanc).

En général on sauve les images à 256 niveaux. (Noir et blanc compris)



**Figure III.4:** Exemple d'image en niveaux de gris.

- **Normalisation:** Maintenant que les données en entrée sont définies, il faut les rendre comparables quelles que soient les images originales. Chaque image peut en effet provenir d'un milieu plus ou moins lumineux ou avec un éclairage et des ombres différentes. Il est donc important, pour qu'un réseau puisse apprendre, que les données soient normalisées et que les variations de contraste soient représentatives de caractéristiques de visages et non de milieux ou d'expositions.

La normalisation des images va s'effectuer en deux temps : 1. Egalisation de la lumière dans l'image, 2. Egalisation par histogramme. Egalisation de l'intensité lumineuse de fond La première étape de ce filtre de normalisation est l'égalisation des intensités rencontrées dans la fenêtre de l'image.

### III.3.1.2 Extraction de caractéristiques du visage

L'extraction des caractéristiques telles que les yeux, le nez, la bouche est une étape prétraitement nécessaire à la reconnaissance faciale. On peut distinguer deux pratiques différentes : la première repose sur l'extraction de régions entières du visage (La figure III.5), elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième pratique extrait des points particuliers des différentes régions caractéristiques du visage (La figure III.6), tels que les coins des yeux, de la bouche et du nez. Elle est utilisée avec une méthode locale de reconnaissance et aussi pour l'estimation de la pose du visage.

Par ailleurs, plusieurs études ont été menées afin de déterminer les caractéristiques qui semblent pertinentes pour la perception, la mémorisation et la reconnaissance d'un visage humain. Dans notre système de reconnaissance on a choisi un nombre de caractéristique (16 caractéristique) pour déterminer ou identifier le visage de personne les caractéristiques et les suivants:

**Tableau III.1:** Caractéristique de visage.

Caractéristique	Signification	Caractéristique	Signification
Dist H-B-YD	Largeur de yeux droit	Dist Bouche	Largeur bouche
Dist D-G-YD	Largeur de yeux droit	LAEG-FACE	Largeur face
Dist H-B-YG	Largeur de yeux gauche	HAUT-FACE	Lengueur face
Dist D-G-YG	Largeur de yeux gauche	LARG-NE	Largeur nez
Dist EXT YEU	Largeur ext yeux	Dist-Y-M	Largeur nez
Dist INTR YEU	Largeur sourcil droit	Dist-NE-YD	Largeur nez et yeux droit
H1	Largeur sourcil gauche	Dist-NE-YG	Largeur nez et yeux gauche
H2		Dist-NE-BOUCH	Largeur bouche

- Extraction de contours de visage



Figure III.5 : Image avec des contours.

- Extraction des points pertinents

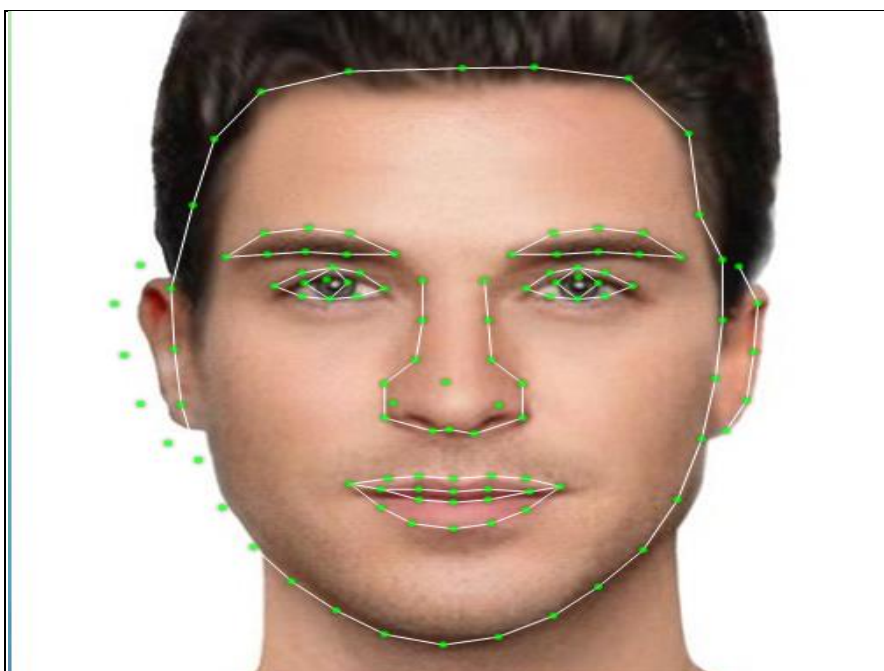


Figure III.6 : Image avec points.

- Image avec 24 points

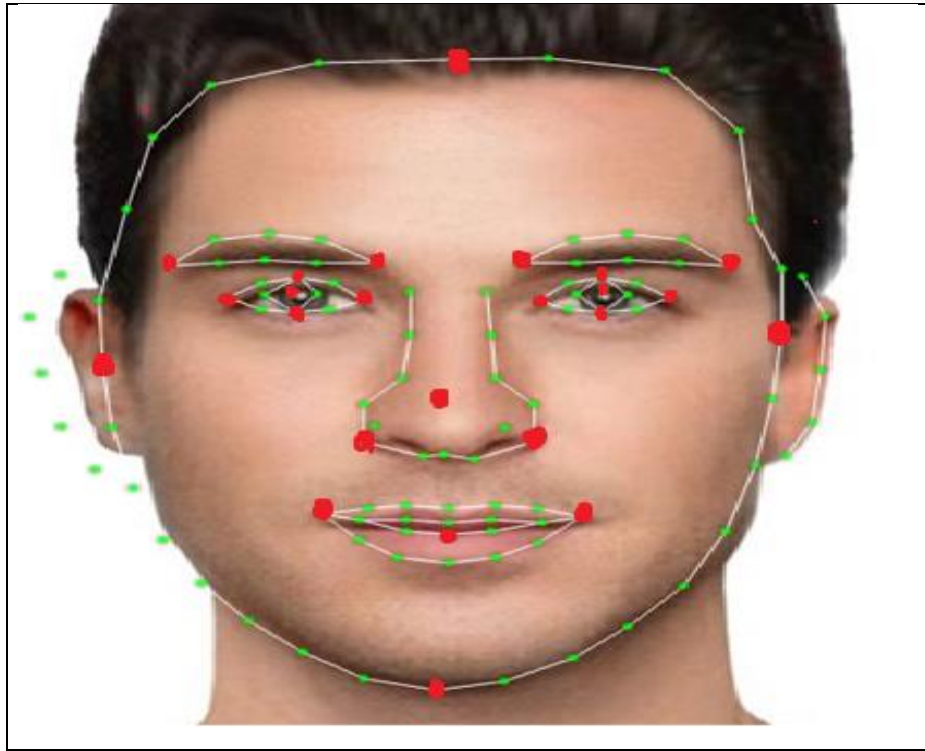


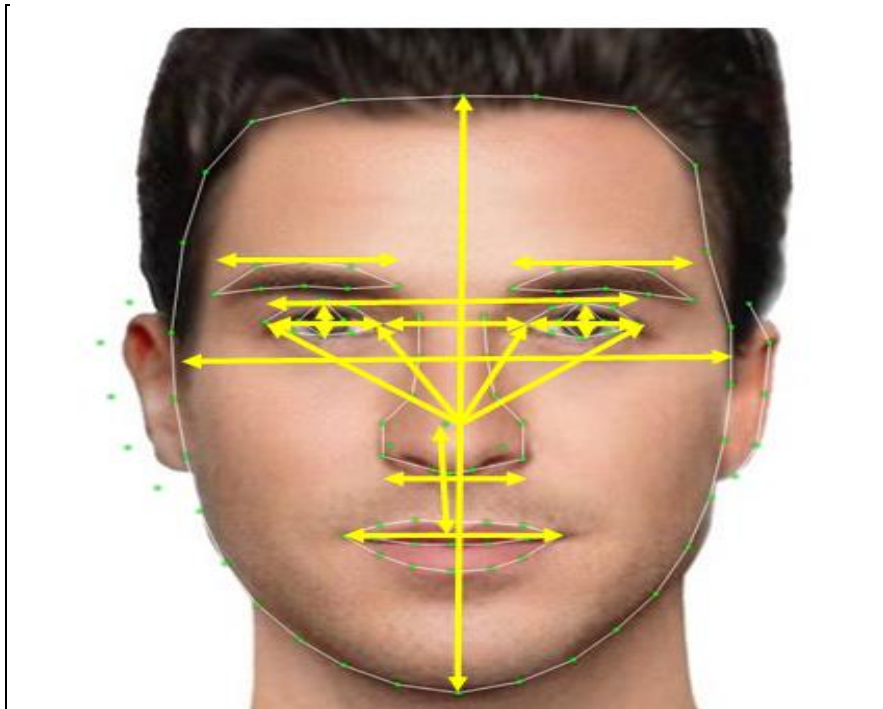
Figure III.7 :Image avec points rouge.

On a choisi 24 points pour extraire les caractéristiques de notre système, et chaque point a leur propre coordonnées (cf tableau III.2).

Tableau III.2 : Caractéristiques faciales ordonnées.

FACE				BOUCHE				NEZ				H2		H1		YEUX GAUCHE				YEUX DROITE				IMAGE
G	DROIT	D	H	M	G	DROIT	M	G	DROIT	G	DROIT	G	DROIT	M	G	G	DROIT	D	H	M	G	DROIT	D	
36.81	129.76	81.144	82.15	83.109	63.110	103.110	80.85	70.93	94.93	43.63	72.59	91.59	119.63	60.67	51.69	70.69	61.71	60.65	103.67	94.68	112.70	103.70	103.65	1
87.212	329.207	200.377	212.34	205.294	144.274	268.280	207.224	172.243	241.248	117.163	189.195	232.195	305.167	156.173	132.174	178.176	154.178	156.163	267.176	241.176	289.178	264.182	265.166	2
60.134	206.134	131.241	137.140	133.140	107.187	159.189	136.145	116.158	151.158	75.97	120.36	149.38	194.102	99.112	84.113	114.114	99.119	100.106	163.111	163.115	183.117	168.120	168.108	3
60.166	246.165	149.238	152.13	151.220	112.217	193.215	150.160	124.181	147.182	78.115	135.111	165.110	225.115	109.130	98.133	125.132	109.137	108.132	183.129	173.132	211.132	193.132	193.122	4
50.129	213.117	131.251	129.13	131.194	93.189	165.187	131.145	111.163	154.162	69.36	116.34	144.34	192.32	94.108	81.100	114.110	79.114	97.102	165.106	154.110	184.108	183.114	183.101	5
60.143	221.141	143.257	144.15	139.197	104.197	173.196	138.147	118.163	163.163	77.105	121.99	159.99	201.99	102.112	88.116	120.114	104.119	104.119	178.110	164.114	180.117	178.110	178.106	6
50.158	223.147	147.266	128.19	145.201	112.201	177.197	136.156	117.168	161.164	62.111	113.104	154.102	208.106	94.118	78.121	111.119	95.125	95.113	176.111	156.117	189.115	173.121	173.109	7
53.122	194.130	124.230	135.24	129.186	99.182	154.85	130.143	113.158	149.159	73.98	121.96	148.96	191.101	101.109	84.111	114.113	99.116	99.104	164.110	151.114	179.115	165.120	165.108	8
26.62	93.64	59.110	59.13	61.87	47.86	75.85	60.68	51.75	70.74	30.44	53.42	68.41	88.42	44.51	39.53	52.52	46.54	46.49	75.49	69.52	82.51	76.53	76.49	9
19.54	94.55	57.109	56.8	57.85	39.80	75.80	59.66	46.70	68.70	30.43	48.41	65.42	83.43	40.48	35.48	47.49	41.50	41.46	72.47	66.48	78.48	73.49	72.45	10
57.161	207.146	134.252	128.34	132.167	99.193	166.191	132.153	113.167	154.166	66.103	120.101	145.99	198.98	94.116	79.118	114.118	96.123	95.109	167.112	152.116	187.113	170.120	168.117	11
93.235	366.220	220.432	233.28	216.332	166.322	268.321	225.249	194.272	253.270	111.167	197.156	253.156	340.170	159.183	139.188	191.188	165.195	165.176	288.183	254.188	308.188	281.197	282.177	12
91.126	199.118	129.222	115.24	123.169	96.171	153.168	124.135	104.144	140.142	62.96	108.90	128.89	177.92	87.103	73.105	101.103	88.108	87.96	152.97	137.101	166.101	152.105	151.94	13
54.109	166.113	112.184	107.29	109.146	92.147	128.146	110.116	97.125	122.124	64.83	101.80	117.81	154.79	84.92	73.93	96.93	85.97	85.87	134.91	123.93	147.92	136.96	136.86	14
25.69	108.63	72.123	63.14	70.96	52.90	87.89	67.76	53.82	73.80	37.53	55.51	70.51	92.49	51.69	44.59	57.58	51.60	51.56	83.56	74.58	87.58	80.58	81.54	15
62.177	278.178	182.344	188.45	185.272	139.259	230.259	162.210	127.222	197.244	169.137	204.136	270.144	339.154	177.157	160.158	138.162	139.147	235.154	210.158	253.158	233.164	232.147	16	
60.154	212.136	139.242	138.36	141.191	102.189	178.189	118.149	117.163	163.163	74.97	117.53	159.54	201.57	102.112	86.116	117.116	100.119	102.108	174.112	152.117	183.117	177.120	177.109	17
17.891	289.178	193.228	183.40	181.285	137.257	226.255	180.205	153.218	209.220	93.140	188.125	203.123	267.138	130.148	111.152	154.152	132.158	133.142	231.147	210.153	251.151	230.156	230.141	18
31.73	96.67	66.116	61.12	64.90	49.89	79.87	62.70	55.56	74.75	32.51	55.45	71.46	92.46	47.53	40.55	55.54	48.56	47.50	79.51	73.54	87.52	80.55	80.49	19
120.317	448.315	277.548	302.58	289.429	214.416	355.422	297.317	244.348	342.349	195.218	261.198	337.201	435.225	213.240	182.252	252.254	219.261	219.236	373.249	339.256	406.261	372.268	374.243	20
113.280	434.279	273.590	289.54	247.403	202.393	345.398	272.312	232.338	318.341	150.192	247.200	312.201	407.200	200.229	162.231	230.237	196.245	196.236	323.238	390.240	463.244	433.249	435.221	21
109.291	398.275	273.474	237.62	261.388	195.379	324.368	255.280	216.312	300.306	130.198	219.185	280.180	366.183	177.220	150.238	210.233	181.240	181.216	318.220	290.226	353.224	324.233	321.207	22
163.289	477.248	285.552	359.83	294.439	222.406	370.433	303.353	264.362	348.376	193.221	302.233	362.246	469.275	250.254	213.253	282.267	245.272	250.244	396.280	360.284	430.294	393.296	400.271	23
99.288	413.263	295.455	246.51	277.357	213.369	335.354	268.300	237.315	311.308	146.209	233.198	297.193	398.189	187.224	169.244	223.238	169.248	193.227	328.219	302.231	357.227	331.235	326.215	24
54.147	226.129	159.257	128.17	149.200	120.205	179.197	144.156	128.171	166.167	66.119	123.106	149.105	204.98	101.123	84.127	119.123	102.113	102.116	161.117	163.113	173.121	178.106	178.106	25
73.174	274.164	168.308	167.37	174.249	133.241	211.241	173.199	151.213	199.213	89.129	156.136	197.137	264.130	131.139	105.142	149.143	127.149	128.133	223.144	205.145	247.144	226.150	226.133	26
101.246	398.271	244.465	257.64	246.385	175.344	319.347	245.284	206.298	291.300	138.184	227.181	284.183	374.203	183.209	160.216	246.216	188.223	187.201	319.220	289.219	343.221	316.223	316.206	27
90.249	369.234	235.439	230.43	227.334	163.326	286.323	227.259	189.281	266.281	115.173	204.173	250.176	339.180	164.180	133.189	183.181	162.198	162.178	281.180	260.182	319.185	289.202	289.180	28
63.238	334.211	210.391	212.41	207.305	158.300	256.299	205.233	178.253	240.253	100.157	183.161	235.164	317.160	149.170	122.172	174.175	148.181	148.160	267.169	240.175	291.174	265.169	265.162	29
38.91	129.86	87.82	82.22	85.18	65.16	104.117	86.39	75.102	93.103	43.69	73.66	96.66	129.69	65.73	54.75	75.76	64.78	65.70	106.72	96.76	109.79	109.79	109.79	30
70.229	334.221	188.374	200.29	190.302	140.297	254.300	191.225	157.254	225.255	97.152	173.161	208.152	293.155	137.170	108.171	160.172	134.180	135.181	243.188	227.193	281.195	252.181	253.160	31
67.195	290.271	185.321	166.34	178.260	133.257	221.249	174.196	148.218	203.213	80.146	150.140	194.133	261.127	122.151	98.158	141.155	120.163	120.147	212.144	202.149	246.146	224.153	227.137	32
73.217	289.210	181.395	197.33	183.277	144.272	223.272	189.211	162.235	215.237	102.149	174.160	213.149	274.160	141.166	123.163	164.167	143.171	145.197	242.169	219.168	260.168	239.174	239.160	33
98.218	357.200	224.406	203.27	217.318	164.312	278.302	209.246	177.269	247.263	99.175	179.166	226.160	317.166	151.182	122.187	175.184	149.182	147.173	266.173	243.178	300.172	272.182	270.161	34
96.219	310.184	224.385	171.21	209.303	153.290	261.277	178.237	166.257	234.249	90.148	157.139	205.138	278.130	133.175	112.175	162.174	138.181	136.183	243.169	218.169	267.169	244.171	241.152	35
74.244	334.251	213.426	243.44	215.335	152.324	268.333	225.261	184.279	256.285	117.161	201.172	293.176	339.186	159.182	129.184	184.188	157.195	160.173	288.196	231.197	318.201	287.207	288.187	36
124.284	470.319	278.664	319.60	288.444	224.424	350.439	300.343	255.365	338.375	177.220	282.225	337.232	438.249	231.246	199.244	267.252	232.257	237.232	381.260	345.261	411.270	376.274	379.249	37
94.266	385.246	259.441	227.54	266.366	202.367	312.359	343.276	215.307	289.300	119.200	205.182	269.178	357.177	172.210	143.217	203.213	174.223	172.201	305.195	281.205	338.199	312.210	307.188	38

- Les caractéristiques



**Figure III.8 :** Distance entre les caractéristiques.

On a calculé les distances entre les points avec la loi ci-dessous.

$$D = \sqrt{((X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2)} \quad \text{(III.1)}$$

Les résultats obtenus sont présentes dans ce tableau.

Tableau III.3 : Distance entre les caractéristiques de visage.

Dist-NE-BOUCH	Dist-NE-YG	Dist-NE-YD	Dist-Y-M	LARG-NE	HAUT-FACE	LAEG-FACE	Dist Bouche	H2	H1	Dist INTR YEU	Dist EXT YEU	Dist D-G-YG	Dist H-B-YD	Dist D-G-YD	Dist H-B-YD
24,18677324	33,12093	29,206164	43	24	129,00388	93,134312	40	29,2746	28,2843	24,0208243	61,00819617	19	6,082763	18,11077	5
70,0285656	90,136782	76,837491	111,04053	69,1809	343,20985	242,05165	124,14508	72,0278	73,0274	63	157,0509471	46,043458	15,0333	48,041649	16,03122
42,10700654	61,05735	46,69047	63,007246	35	101,17806	146	52,038447	45,0111	46,1736	39,01281841	99,08077513	30,016662	13,0384	30,066593	12
60,00833275	67,62396	53,009433	84,005952	23,0217	275,02909	186,32498	81,024688	57,1402	59,2115	48	123,004065	37,013511	15,0333	38	15
49	61,032778	52,40229	72,027772	43,0116	238,0084	163,44112	67,023644	48,0416	48,0416	40	103,0194156	33	21,63331	30,066593	13,038405
50,009999	58,830264	54,488531	76,026311	45	242,00207	161,01242	69,007246	44,4072	42	44,01136217	106,0188662	32,062439	12	30,016662	11,18034
45,89117562	67,742158	60,207973	82,298238	44,1814	247,72969	173,34936	65,122961	51,4782	54,1479	45,04442252	111,1620439	33,060551	12	33,060551	12
43,01162634	56,035703	47,381431	63,007936	36,0139	196,30843	141,22677	111,50785	48,0416	43,2897	37,01351105	95,08471324	30,066593	12	28,017851	12
19,02629759	25,806976	24,207437	31,064449	19,0263	100	67,029844	28,017851	20,0998	20,025	17	43,0464865	13,038405	5	13,038405	5
19,10497317	26,907248	25,495098	32,015621	22	101,00495	75,006666	36	18,1108	18,0278	13,02629759	43	12,041595	4	12	4,1231056
14	63,513778	53,907328	73,109507	41,0122	218,08255	150,74613	67,023644	54,037	53,0094	38,05259518	108,1156788	35	14,03567	35,128336	13,152946
83,48652586	105,43719	91,241438	129	69,029	404,2091	273,41178	102,0049	86,7006	88,1192	63	169	52	19	54	20,024984
34,0147027	59,169249	47,201695	65,276336	36,0555	198,49433	148,21606	57,078893	46,3897	49,0918	36,05551275	93,08598176	28,017338	12,04159	29	11,045361
30,01666204	43,566042	34,655447	50,009999	25,02	155,08062	112,07141	36,013866	37,1214	37,054	27	74,00675645	23	10	24,020824	10,049676
20,22374842	28,600899	25,612497	32,140317	21,095	109,37093	83,216585	35,057036	21,095	22,0907	17	43,10452412	13,038405	4	13,152946	4,1231056
62,07253621	83,868945	77,103826	96	58,0086	299,06019	196,00255	91	71,3442	66,4831	50	136,0036764	43,011626	15,0333	43	17,029396
47,88527958	45,96738	67,119297	72	46	206,00243	152,01316	76	43,1858	43,1045	45,0110974	107,0046728	31	11,18034	31	11
60,00833275	87,005747	77,233412	101,00495	56,0357	288	211,02133	89,022469	65,192	64,195	56,00892786	140,0035714	43	16,03122	41,048752	15
20,09975124	26,627054	25,495098	32,062439	26,8701	104,12012	65,276336	30,066593	23,7897	21	18	47,09564736	15,033296	6,082763	14,142136	6
112,2853508	131,22881	101,98039	160,25293	98,0051	490,63734	328,0061	141,1276	107,87	100,896	87,02238547	223,1815405	69,028979	25	67,186308	25,079872
94,3716059	136,60527	116,617476	155,00323	86,0523	456,28062	321,00156	143,08739	97,3293	95,0053	93,00537619	228,1775624	88,264193	29	67,023844	28,017851
108,1685383	113,08846	94,175368	141,35417	84,214	413,58982	289,44257	129,46814	89,9444	86,0523	80,30566605	103,9471019	60,207973	24	37,054015	26,172505
86,46964785	134,53624	118,22859	148,297	85,1587	474,80206	319,49491	150,44268	109,659	110,86	79,83107165	220,8333081	70,405966	28,44293	70,710678	25,96151
57,70615219	113,74093	100,80179	131,85598	74,3303	406,96069	314,99365	122,91867	87,6928	108,074	79,30952024	188,7670522	54,332311	31,89044	55,145263	20,615528
44,28317965	66,640828	55	76,791927	38,2099	241,9938	172,3993	59,539903	58,4637	55,4437	42,42640687	86,14522622	35,22783	15,13275	8,9442719	15,033296
50,009999	88,729927	74,330344	92,135769	48	271,66524	201,2486	78	67,3647	67,3647	56,0357029	142,0140838	44,011362	16,03122	42,011903	17
81,0061726	108,85311	104,6518	136,00368	85,0235	401,21067	298,05033	144,03125	89,9444	92,1954	72,0624729	183,0682333	56	22,02272	55,036352	17
75	117,20068	94,11636	127	77	396,03156	279,35103	121,03718	89	89,0898	71,0070419	186,096749	56,035703	22	59,076222	22
72,02777242	103,00485	89,106678	118,00424	64	250,008	251,09759	98,005102	83,2168	82,2192	66	169,0118339	52,086467	21	51,009803	21
20,02498439	39,408121	33,301652	43	24	131,00382	93,134312	39,012818	36,0555	32,0624	23	65,00769185	21,023796	8,062258	21	8
77,00649323	99,0202	81,320354	112,01786	28,0179	345,20863	264,12118	114,03947	76,0066	84,0536	67,00746227	173,0462366	52,009614	19,0263	54,037024	21,023796
64,12487817	84,970583	70,092796	99,247166	55,2268	297,60712	224,28776	88,362888	70,2567	67,2681	61,29437168	148,4856895	43,104524	16	44,102154	16,124515
66,2721661	81,608823	67,62396	101,04454	53,0377	322,39727	216,1134	79	72,0069	61,0082	55,00909016	137,0912105	41,19466	26,07681	41	14
72,44308111	105,11898	92,617493	115,35164	70,2567	379,58195	259,62473	114,43776	80,5047	91,0879	68,26418266	178,6309044	53,084838	19,10497	57,31492	21,095023
72,9177619	90,553851	101,53325	111,15755	68,469	367,83828	217,83021	108,77959	67,6018	73,437	56,22277119	155,8236182	50,009999	18,11077	50,009999	19,235384
74,67261881	123,06502	90,520716	129,75747	72,2496	383,1762	273,08973	116,34861	916,066	47,0744	47,85394446	186,775266	55,145263	22,2036	84,095184	20,024984
101,7103731	141,42843	115,37414	150,65192	83,6002	505,66491	347,78573	126,88972	105,119	102,421	78,51751397	213,5883892	68,468971	25,4951	66,61081	25,179957
125,1758763	208,52098	89,470666	133,84319	74,3303	388,32074	291,17177	110,29053	87,8635	88,0057	78,40918314	195,829007	60,133186	22,09072	57,31492	22,561028

III.3.1.3 Normalisation du vecteur

Nous avons appliques la loi indiquée pour obtenir des valeurs entre 0 et 1 présentés dans le tableau (Tableau III.4).

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{III.2}$$

Tableau III.4 : Les valeurs des caractéristiques faciales confinés entre (0 , 1).

Dist-NE	Dist-NE	Dist-NE	Dist-Y-R	LARG-N	HAUT-F	LAEG-F	Dist Bo	H2	HI	Dist IN	Dist EX	Dist D-0	Dist H-0	Dist D-0	Dist H-B-YD	
0,02213	0,03193	0,02764	0,04276	0,02193	0,13706	0,09773	0,03947	0,02771	0,02663	0,02195	0,0625	0,01645	0,00228	0,01547	0,0011	1
0,07239	0,09444	0,07986	0,11736	0,07147	0,37191	0,261	0,13173	0,07459	0,07568	0,06469	0,16781	0,0461	0,0121	0,04829	0,01319	2
0,04178	0,06256	0,04681	0,07127	0,03399	0,10655	0,15569	0,05267	0,04497	0,04624	0,03839	0,10425	0,02852	0,00991	0,02858	0,00877	3
0,06141	0,06976	0,05373	0,08772	0,02086	0,29716	0,1999	0,08445	0,05826	0,06053	0,04824	0,13048	0,0362	0,0121	0,03728	0,01206	4
0,04934	0,06253	0,05307	0,07459	0,04277	0,25657	0,17481	0,06911	0,04829	0,04829	0,03947	0,10857	0,0318	0,01933	0,02858	0,00991	5
0,05045	0,06012	0,05536	0,07897	0,04495	0,26095	0,17215	0,07127	0,0443	0,04166	0,04387	0,1185	0,03077	0,00877	0,02852	0,00787	6
0,04593	0,06989	0,06163	0,08585	0,04406	0,26723	0,18568	0,06702	0,05206	0,05498	0,045	0,11749	0,03186	0,00877	0,03186	0,00877	7
0,04277	0,05705	0,04756	0,0647	0,0351	0,21085	0,15046	0,11787	0,04829	0,04308	0,0362	0,09987	0,02858	0,00877	0,02633	0,00877	8
0,01648	0,02391	0,02216	0,02967	0,01648	0,10526	0,06911	0,02633	0,01765	0,01757	0,01425	0,04281	0,00991	0,0011	0,00991	0,0011	9
0,01656	0,02512	0,02357	0,03072	0,01974	0,10636	0,07785	0,03509	0,01547	0,01538	0,01648	0,04276	0,00882	0	0,00877	0,00013	10
0,01096	0,06525	0,05472	0,07577	0,04058	0,23472	0,1609	0,06911	0,05486	0,05373	0,03734	0,11415	0,03399	0,011	0,03413	0,01004	11
0,08715	0,11122	0,09565	0,13705	0,0713	0,43879	0,29539	0,10745	0,09067	0,09223	0,06469	0,18091	0,05263	0,01645	0,05482	0,01757	12
0,03291	0,06049	0,04737	0,06718	0,03515	0,21235	0,15812	0,0582	0,04648	0,04944	0,03515	0,09767	0,02639	0,00882	0,02741	0,00772	13
0,02852	0,04338	0,03361	0,05045	0,02305	0,16565	0,11849	0,0351	0,03631	0,03624	0,02522	0,07676	0,02083	0,00658	0,02195	0,00663	14
0,01779	0,02697	0,0237	0,03085	0,01874	0,11553	0,08685	0,03405	0,01874	0,01983	0,01425	0,04287	0,00991	0	0,01004	0,00013	15
0,06367	0,08757	0,08015	0,10087	0,05922	0,32351	0,21051	0,09539	0,07384	0,06851	0,05043	0,14473	0,04277	0,0121	0,04276	0,01429	16
0,04812	0,04601	0,0632	0,07456	0,04605	0,22148	0,16228	0,07894	0,04296	0,04287	0,04497	0,11294	0,0296	0,00787	0,0296	0,00767	17
0,06141	0,09101	0,08029	0,10636	0,05705	0,31138	0,22698	0,09322	0,06709	0,066	0,05702	0,14912	0,04276	0,01319	0,04062	0,01206	18
0,01785	0,02481	0,02357	0,03077	0,02508	0,10377	0,06718	0,02958	0,02168	0,01864	0,01535	0,04725	0,0121	0,00228	0,01112	0,00219	19
0,11873	0,1395	0,10743	0,17132	0,10307	0,53355	0,35524	0,15035	0,11388	0,10624	0,09103	0,24031	0,0713	0,02302	0,06928	0,02311	20
0,09908	0,14539	0,12354	0,16556	0,08996	0,49589	0,34756	0,1525	0,10233	0,09978	0,09759	0,24579	0,07046	0,02741	0,06911	0,02633	21
0,11421	0,11961	0,09887	0,1506	0,08795	0,44906	0,31296	0,13756	0,09423	0,08996	0,08366	0,10958	0,06163	0,02193	0,03624	0,02431	22
0,09042	0,14312	0,12524	0,15821	0,08898	0,51619	0,34591	0,16056	0,11585	0,11716	0,08314	0,23775	0,07281	0,0268	0,07314	0,02408	23
0,05888	0,12032	0,10613	0,14018	0,07711	0,44181	0,34098	0,13038	0,09176	0,11411	0,08257	0,20258	0,05518	0,03058	0,05608	0,01822	24
0,04417	0,06868	0,05592	0,07981	0,03751	0,26094	0,18523	0,06089	0,05971	0,0564	0,04213	0,09006	0,03424	0,01221	0,00542	0,0121	25
0,05045	0,0929	0,07711	0,09663	0,04824	0,29347	0,21627	0,08113	0,06947	0,06947	0,05705	0,15132	0,04387	0,01319	0,04168	0,01425	26
0,08443	0,11496	0,11036	0,14473	0,08884	0,43551	0,3224	0,15353	0,09423	0,0967	0,07462	0,19633	0,05701	0,01976	0,05596	0,01425	27
0,07785	0,12411	0,0998	0,13486	0,08004	0,42983	0,3019	0,12832	0,0932	0,09329	0,07347	0,19965	0,05705	0,01974	0,06039	0,01974	28
0,07459	0,10855	0,09331	0,125	0,06578	0,26973	0,27092	0,10307	0,08685	0,08576	0,06798	0,18092	0,05272	0,01864	0,05154	0,01864	29
0,01757	0,03882	0,03213	0,04276	0,02193	0,13925	0,09773	0,03839	0,03515	0,03077	0,02083	0,06689	0,01867	0,00445	0,01864	0,00439	30
0,08005	0,10418	0,08477	0,11843	0,02633	0,37411	0,2852	0,12065	0,07895	0,08777	0,06908	0,18534	0,05264	0,01648	0,05486	0,01867	31
0,06592	0,08878	0,07246	0,10443	0,05617	0,32191	0,24153	0,0925	0,07264	0,06937	0,06282	0,15842	0,04287	0,01316	0,04397	0,01329	32
0,06828	0,08509	0,06976	0,1064	0,05377	0,34909	0,23256	0,08223	0,07456	0,0625	0,05593	0,14592	0,04078	0,02421	0,04057	0,01096	33
0,07504	0,10187	0,09716	0,12209	0,07264	0,41179	0,28027	0,12109	0,09388	0,09548	0,07046	0,19147	0,05382	0,01656	0,05846	0,01874	34
0,07556	0,0949	0,10694	0,11749	0,07068	0,39892	0,23445	0,11488	0,06973	0,07613	0,05726	0,16646	0,05045	0,01547	0,05045	0,0167	35
0,07749	0,13054	0,09486	0,13788	0,07483	0,41573	0,29503	0,12318	1	0,04723	0,04808	0,2004	0,05608	0,01996	0,08782	0,01757	36
0,10713	0,15068	0,12277	0,16079	0,08727	0,55003	0,37691	0,13474	0,11087	0,10791	0,0817	0,2298	0,07068	0,02357	0,06865	0,02322	37
0,13286	0,22424	0,09371	0,14236	0,07711	0,42137	0,31486	0,11654	0,09195	0,0921	0,08158	0,21032	0,06155	0,01983	0,05846	0,02035	38

### III.3.1.4 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones récurrents ou bouclés sont par leur structure adaptés au traitement de données séquentielles. En particulier, la prévision de séries temporelles est une application indispensable dans de nombreux domaines tels que la météo, la finance ou le marketing. On continue la recherche d'améliorations à appliquer au problème de l'apprentissage des dépendances temporelles pour la prévision de valeurs futures. Une application en cours de développement est la reconnaissance de phonèmes à partir de séquences vidéo.

Les grands avantages des réseaux de neurones résident dans leur capacité d'apprentissage automatique, ce qui permet de résoudre des problèmes sans nécessiter l'écriture de règles complexes, tout en étant tolérant aux erreurs. Ils résident aussi dans

leur capacité à prendre une décision à partir de critères non formalisables explicitement .

Les réseaux de neurones artificiels ou RNA sont des assemblages fortement connectés d'unités de calcul. Une image brute (ou prétraitée) de dimensions fixes constitue habituellement la source d'entrée des réseaux. Les dimensions doivent être établies au préalable car le nombre de neurones sur la couche d'entrée en dépend.

Cela étant dit, plus les dimensions de l'image sont élevées, plus la complexité et le temps d'apprentissage augmentent. En effet, pour une image de dimensions 130×150 pixels, 19500 neurones seront requis sur la couche d'entrée, ce qui est énorme.

L'apprentissage efficace d'un tel réseau est également douteux. Grâce à leur grande capacité d'apprentissage automatique à partir de données modélisant le problème à résoudre, les réseaux de neurones permettent de remplacer efficacement des modèles mathématiques pouvant être extrêmement complexes. L'avantage de ce modèle est sa robustesse face aux variations d'inclinaison et changement d'échelle.

Cependant, l'utilisation d'exemples pour apprendre, apporte le risque de ne pouvoir résoudre que des situations déjà rencontrées, c.à.d. un phénomène de sur-apprentissage qui spécialiserait le réseau uniquement sur les exemples connus sans généraliser.

### III.3.1.5 Apprentissage

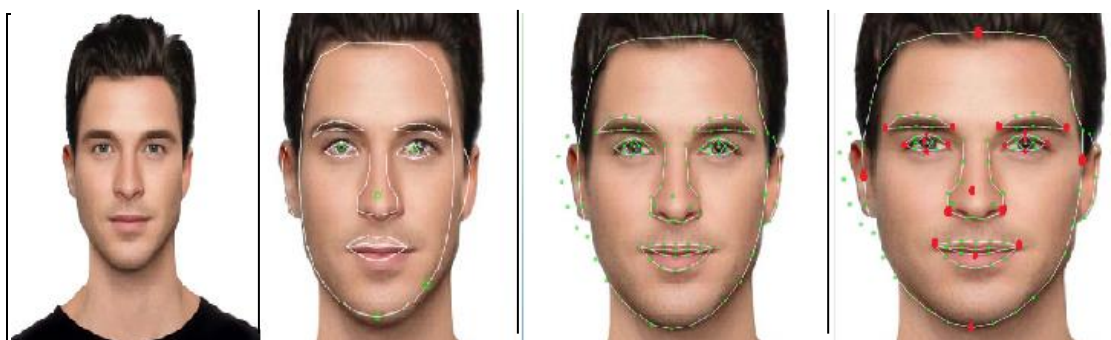
D'une manière générale, nous posons le problème comme celui de l'apprentissage d'une distance entre visages. Nous supposons disposer d'un ensemble de paires d'images de visages, certaines de ces paires représentant des visages de personnes différentes, d'autres des paires de visages provenant de la même personne mais avec des variations d'expression, de pose ou d'illumination. Pour chacune de ces paires nous connaissons la vérité terrain, c'est-à-dire que nous savons s'il s'agit de la même personne ou non. Notre calcul de similarité s'appuie sur quatre grandes étapes :

1. Chaque visage est représenté par un vecteur d'attributs.
2. Nous effectuons ensuite une transformation linéaire des données de départ en utilisant une méthode inspirée, dont l'intérêt est, en plus de réduire la dimensionnalité, de calculer un espace de représentation qui sépare au mieux les données positives des négatives (paires de visages identiques ou différents).

3. Une phase d'apprentissage semi supervisé, où les données de test (dont les labels ne sont pas connus) sont utilisées pour déterminer avec plus de précision la structure des données dans l'espace de représentation. Cette phase repose sur la construction d'un graphe où les nœuds représentent les paires de visages et les arêtes les relations entre ces paires.

4. L'apprentissage d'un classifieur qui combine les informations extraites à partir des deux méthodes précédentes pour mesurer la similarité de deux visages inconnus .

Elle consiste à mémoriser les représentations calculées dans la phase analyse pour les individus connus. Généralement les deux étapes d'analyse et d'apprentissage sont confondues et regroupées en une seule étape .



**Figure III.9 :** Exemple d'image d'apprentissage.

### III.3.2 Phase de détection:

**III.3.2.1 Détection de visage:** L'efficacité des systèmes biométriques basés sur l'authentification de visage dépend essentiellement de la méthode utilisée pour localiser le visage dans l'image. Dans la littérature scientifique, le problème de localisation de visages est aussi désigné par la terminologie "détection de visages". Plusieurs travaux de recherches ont été effectués dans ce domaine. Ils ont donné lieu au développement d'une multitude de techniques allant de la simple détection du visage, à la localisation précise des régions caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, les narines, les sourcils, la bouche, les lèvres, les oreilles, etc.



**Figure III.10** : Détection de visage.

**III.3.2.2 Classification:** En examinant les modèles stockés dans la base de données, le système collecte un certain nombre de modèles qui ressemblent le plus à celui de la personne à identifier, et constitue une liste limitée de candidats. Cette classification intervient uniquement dans le cas d'identification car l'authentification ne retient qu'un seul modèle (celui de la personne proclamée).

## Conclusion

Ce partie contient notre contribution pour le système de détection de visage dont il possède un arrière-plan statique. Dans le prochain partie, nous allons présenter les résultats expérimentaux de notre contribution pour la détection et le reconnaissance de visage.

# *Implémentation*

## **III.1 Introduction**

Dans la partie précédente, nous avons apporté notre contribution à la reconnaissance faciale proposée. Dans cette partie, nous mettons en œuvre notre demande, comme la programmation et les outils de développement linguistique. Après cela, nous présentons quelques-uns des résultats que nous les avons acquises.

## **III.2 Environnement de travail**

### **III.2.1 Le langage de programmation java**

Java est un langage de programmation informatique orienté objet et un environnement d'exécution informatique portable créé par James Gosling et Patrick Naughton employés de Sun Microsystems avec le soutien de Bill Joy (cofondateur de Sun Microsystems en 1982), présenté officiellement le 23 mai 1995 au SunWorld. Java est à la fois un langage de programmation et un environnement d'exécution. Le langage Java a la particularité principale que les logiciels écrits avec ce dernier sont très facilement portables sur plusieurs systèmes d'exploitation tels que : Unix, Microsoft Windows, Mac OS ou Linux avec peu ou pas de modifications... C'est la plate-forme qui garantit la portabilité des applications développées en Java.

### **III.2.2 Net Beans IDE 8.0**

Net Beans est à l'origine un EDI Java qui fut développé par une équipe d'étudiants à Prague racheté ensuite par Sun Microsystems. En 2002 Sun a décidé de rendre Net Beans open-source. Net Beans n'est pas uniquement un EDI Java, c'est également une plateforme qui permet d'écrire des applications Swing ou C++, Python ou autres langages en lui incluant les plug-ins adéquats. Sa conception est complètement modulaire ce qui fait de lui une boîte à outils facilement améliorable ou modifiable. La License de Net Beans permet de l'utiliser gratuitement à des fins commerciales ou non. Elle permet de développer tous types d'applications basées sur la plateforme Net Beans[27].

### III.2.3 Weka

Weka est une collection d'algorithmes d'apprentissage machine pour les tâches d'exploration de données. Les algorithmes peuvent être appliqués directement à un jeu de données ou à partir de votre propre code Java. Weka contient des outils pour le prétraitement des données, la classification, la régression, le regroupement, les règles d'association et la visualisation. Il est également adapté pour développer de nouveaux systèmes d'apprentissage par machine.

### III.3 Interfaces et résultats

Dans cette partie, nous avons fournis l'interface d'application. La figure suivante représente l'interface de notre application.



**Figure III.11:** Interface principale de l'application.

- La première étape de notre système est:

L'utilisateur de notre application doit sélectionner les données pour l'apprentissage, sous la forme d'un fichier csv qui contient les vecteurs des caractéristiques.

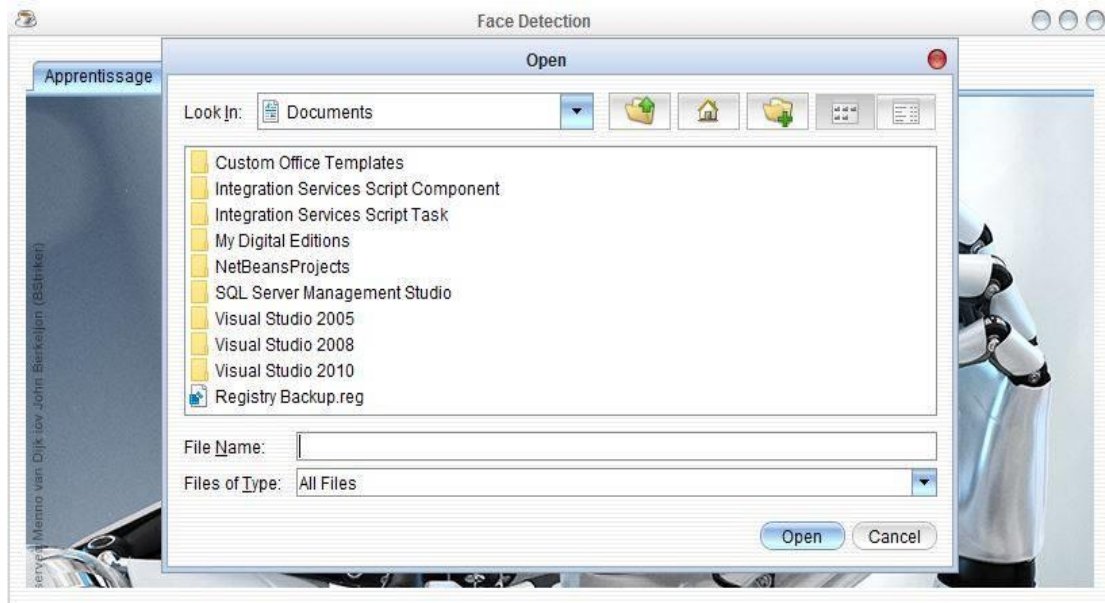


Figure III.12: Interface sélectionner les données.

- La deuxième étape de notre système est:

Le programme apprend les données précédemment sélectionnées illustré à la figure (Figure III.12) et construire une base d'apprentissage (modèle)



Figure III.13: Interface d'apprentissage.

- La troisième étape:

Représente la sauvegarde de modèle.



Figure III.14: Le résultat enregistrer le modèle.

- La prochaine étape est: " تحديد ملف الاختبار "

Charger un fichier de test csv ou entrez les informations manuellement comme indiqué sur la figure ci-dessous:



Figure III.15: Interface de reconnaissance.

- L'étape suivante est:

Pour commencer le processus de test et de montrer le résultat final comme indiqué sur la figure ci-dessous:

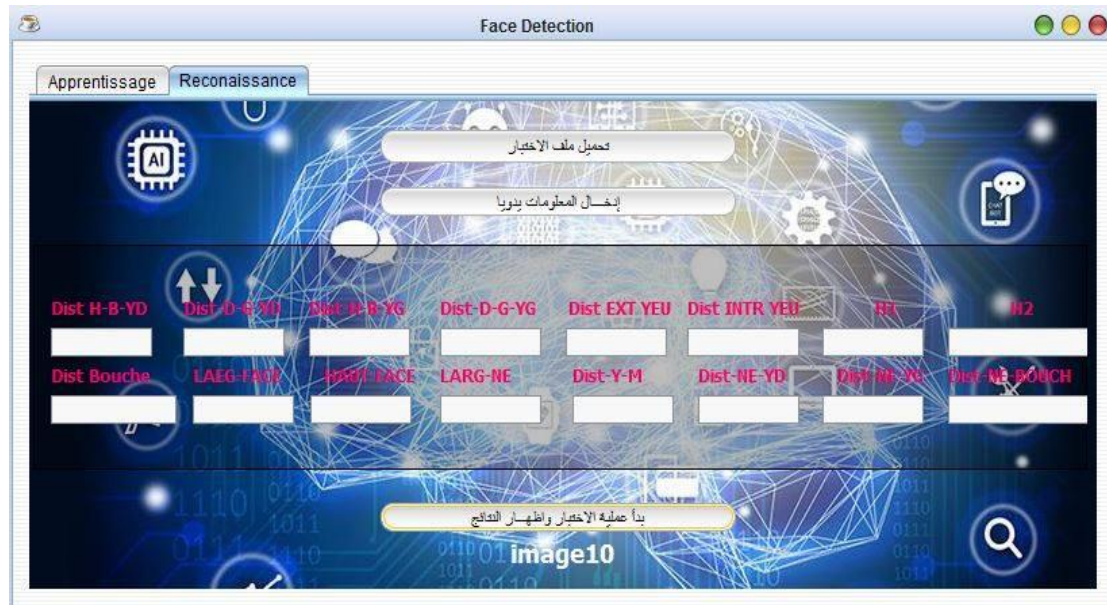


Figure III.16: Le résultat final.

## Conclusion

Dans cette partie, on a cité les outils qui nous avons utilisé pour développer notre application ensuite, nous avons présenté leurs interfaces et quelques résultats expérimentaux concernant les Techniques de reconnaissance de visage.



# Conclusion générale

# *Conclusion générale*

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

nous avons traité deux problématiques majeures et complémentaires rencontrées en reconnaissance de visage. Il s'agit, d'une part de l'extraction automatique de visage et de ses régions caractéristiques, et d'autre part de la reconnaissance du visage. La difficulté de l'extraction de visage et de ses caractéristiques est due principalement aux variations des conditions d'éclairage .

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au problème de reconnaissance faciale. Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant méthode réseau de neurone qui détecte l'identité.

Les réseaux de neurones offrent l'avantage d'une fort tolérance aux pannes d'un certain nombre de neurones: le système continue à fonctionner avec des performances dégradées, et on parle de dégradation harmonique ou progressive et non pas brusque, main sans la possibilité d'interprétation des réseaux de neurones à cause son l'aspect boîte noire .Ils ne fournissent pas l'explication de leur résultats .Ce qui peut être gênant si on cherche à comprendre un phénomène.

Les approches neuronale et géométrique pourraient trouver autant d'applications, telles que:

- Identification des gens suspects à partir de leurs photos d'identité ou leurs portraits.
- Identification parmi les voyageurs(contrôle de l'immigration), afin de prévenir les actes terroristes

## Conclusion générale

---

- Au niveau des établissements de haute surveillance, l'autorisation n'est donnée qu'aux personnels du service identifiés au préalable (la photo est soit prise par une carte personnelle ou par acquisition du visage à partir d'une caméra de surveillance),
- Dans le sondage, pour éviter la redondance des personnes
- Recherche des enfants disparus (à partir d'une caméra de surveillance placée dans une zone piétonnière)

En guise de perspectives, dans un premier temps une extension de ce travail peut être envisagée par l'étude et la réalisation d'un système de détection et de localisation du visage avec des performances assez hautes, une autre consiste à appliquer ce système sur d'autres bases de visages présentant de fortes variations dans l'éclairage et de la pose ainsi que d'envisager la possibilité d'employer une approche basée sur les éléments locaux du visage.

Ensuite, un des grands défis serait de pouvoir mieux maîtriser les variations d'environnement, qui perturbent encore trop les systèmes de reconnaissance. Si la biométrie est un enjeu important au niveau économique, la recherche, en particulier dans le domaine de la reconnaissance des visages, offre encore un champ d'investigation très ouvert.



# Bibliographies

# *Bibliographies*

- [01] <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/BETTAHAR-SABER.pdf>
- [02] Nicolas MORIZET, Thomas EA, Florence ROSSANT, Frédéric AMIEL et Amara AMARA. "Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGm utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie" P1-11. Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP), département d'Electronique, 2006.
- [03] G. Roethenbaugh. "An Introduction to Biometrics and General History", Biometrics Explained, Section 1, 1998.
- [04]Cherng Jye Liou, "A Real Time Face Recognition System", DSP/IC Design Lab, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University, June 1997.
- [05] John Holland, « *Outline for a logical theory of adaptive systems* », Journal of the Association of Computing Machinery, 3, 1962.
- [06] D.E. Goldberg, « *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* », Reading MA AddisonWesley, 1989.
- [07] E. Diday, J. C. Simon, « *Cluster Analysis* », dans Digital Pattern Recognition, (K. S. FU edition), pp. 47-94, Springer – Verlag, Berlin, 1976.
- [08] R. O. Duda, P. E. Hart, « *Pattern Classification and Scene Analysis* », John Wiley and Sons, New York, 1973.
- [09] Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D. 03 October 2008.
- [10] R.P. Wildes, « A system for automated iris recognition », Proc. of 2<sup>nd</sup> IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 121-128, December 1994.
- [11] <https://bu.univ-ouargla.dz/master/pdf/BETTAHAR-SABER.pdf?...>
- [12] [Thesis.univ-biskra.dz/.../Chap%20%20Etat%20de%20l'art%20de%20...](https://thesis.univ-biskra.dz/.../Chap%20%20Etat%20de%20l'art%20de%20...)
- [13] [www.lirmm.fr/icar/stages/09\\_sujet\\_master\\_visage3D.pdf](http://www.lirmm.fr/icar/stages/09_sujet_master_visage3D.pdf)
- [14] M. Turk and A. Pentland. "Eigenfaces for recognition". Journal of Cognitive

## Bibliographie

---

Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86, 1991 .

[15] H. A. Rowley, S. Baluja, et T. Kanade, "Neural Network based Face Detection", IEEE Trans, Pattern Anal. Mach, Intell, 23-38, January 1998

[16] C. Kotropoulos and I. Pitas. Rule-Based Face Detection in Frontal Views. Proc Int'l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 4, pp. 2537-2540, 1997.

[17] T. Kanade. "Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human.Faces," PhD thesis, Kyoto Univ., 1973

[18] J.Yang, D. Zhang, A.F. Frangi, J.Yang, Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition, IEEE Trans. Pattern .Anal. Mach. Intell. 131–137,2004

[19] P. Sinha, "Processing and Recognizing 3D Forms," PhD thesis .Massachusetts Inst. of Technology, 1995

[20] A. Yuille, P. Hallinan, and D. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using .Deformable Templates," Int'l J. Computer Vision, vol. 8, no. 2, pp. 99-111, 1992

[21] R. Brunelli, T. Poggio. Face recognition: features versus templates. IEEE Trans Pattern Anal. Mach. Intell, pp-1042–1062, 1993

[22] M. Kirby. "Low-dimensional procedure for the characterization of ,human faces". Journal of Optical Society of America, Vol. 4, No. 3, pp. 519–524 1987

[23] A.M Martínez, R. Banavente. The AR face database. Tech. Report 24 CVC . Espagne, June 1998 ,Barcelone

[24] P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman. "Eigenfaces vs. Fisherfaces Recognition Using Class Specific Linear Projection". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, pp. 711–720, 1997

[25] A. DELORME, R. VAN RULLEN & S. THORPE, « SpikeNet: a simulator for ». modeling large networks of integrate and fire neurons .Neurocomputing Journal, ElSevier Ed., Vol.38-40(1-4), 2001, pp ..545-539

[26] S. THORPE, D. FIZE, C. MARLOT, « Speed of processing in the human visual system », Nature journal, vol.381, 1996, pp. 520-522

[27] <https://netbeans.org/downloads/8.0/>