



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلبا البليدة  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Mention Électronique  
Spécialité Electronique des Systèmes Embarqués

présenté par

Bouadelkaouther

&

khelifNour El Imen

---

# Reconnaissance de faces humaines par la méthode des faces propres

---

Proposé par : Dr. Abderrahmane Namane

Dr. Rafik Bradai

Année Universitaire 2017-2018

## Remerciements

---

*En préambule à ce mémoire nous remercions **ALLAH** qui nous a aidé et nous donne la patience et le courage durant ces longues années d'étude.*

*Nos remerciements et nos profondes gratitude vont à notre promoteur Monsieur le **Professeur Abderrahmane Naman** pour son encadrement, son suivi et ses conseils tout au long de cette période. Nous saisissons cette occasion pour vous exprimer notre profonde gratitude tout en vous témoignant notre respect.*

*Nos remerciements et notre gratitude vont aux professeurs et enseignants de département d'électronique ainsi que ses étudiants et son personnel côtoyés tout au long de notre cursus universitaire.*

*Nous tenons aussi à remercier **mesdames et messieurs les membres du jury** pour leur précieux temps accordé à l'étude de notre mémoire.*

*Nos remerciements **très chers parents** pour leur soutien et encouragement durant toutes nos années d'études et sans les quels on n'aurait jamais réussi, et **Nos frères et sœurs**, pour leur présence, leur soutien morale et leurs encouragements.*

*Enfin, nous aimons exprimer notre gratitude à **nos amis** et collègues qui nous ont apporté leur soutien moral et intellectuel durant notre travail.*

**Kaouthers L iman**

---

## ملخص:

يندرج هذا العمل ضمن سياق القياسات الحيوية بغرض تحديد والتحقق من هوية الشخص عبر المعلومات البيولوجية أو السلوكية .

مشروعنا يهدف إلى دراسة وتحقيق نظام التعرف على الوجه حيث يعتمد على نهج تحليل المكون الرئيسي (PCA). توضح النتائج المقدمة مدى حساسية الطريقة للعوامل المختلفة وتظهر اهتمام تطوير طرق جديدة تسمح بتحسين جودة المعالجات وجودة النتائج.

**كلمات المفاتيح:** التعرف على الوجه, كشف الوجه, وجوه نظيفة, PCA

---

## Résumé :

Le travail proposé dans ce cadre s'inscrit dans le contexte de la biométrie dont l'objectif est d'identification d'une personne à travers des informations biométriques.

Notre projet consiste à l'étude et réalisation d'un système de reconnaissance faciale. Une approche basée sur l'analyse en composantes principales (ACP) est utilisée. Les résultats présentés illustrent la sensibilité de la méthode aux différents paramètres et montrent l'intérêt du développement de nouvelles approches qui permettent d'améliorer la robustesse des traitements et la qualité des résultats.

**Mots clés :** reconnaissance faciale; détection de visage, faces propres; ACP

---

## Abstract :

The work proposed here is in the context of biometrics and its purpose is to identify a person through biological or behavioral information.

Our project consists in the study and realization of a facial recognition system. An approach based on Principal Component Analysis (PCA) is used. The results presented illustrate the sensitivity of the method to different parameters and show the interest of the development of new approaches that allow improving the robustness of processing and the quality of the results.

**Keywords :** facial recognition, facedetection, Eigenfaces ; PCA

---

# Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

## CHAPITRE 1:Notion de la biométrie et traitement d'image

1.1 Introduction.....	3
1.2 Définition de la biométrie .....	3
1.2.1 caractéristiquebiométrie .....	3
1.2.2 Système biométrique .....	4
1.2.3 Mode fonctionnement d'un système biométrie .....	5
1.2.4 Architecture d'un système biométrique .....	6
1.2.5 Applications des systèmes biométriques.....	7
1.3 La reconnaissance biométrique.....	7
1.4 Traitement d'image.....	8
1.5 définition d'image.....	8
1.6 Image numérique .....	8
1.6.1 qualité de l'image numérique.....	8
1.6.2 Les types de l'image numérique .....	9
1.6.3 Caractéristiques d'une image numérique.....	10
1.7 Type d'image.....	13
1.7.1 Image à niveau de gris.....	13
1.7.2 Image couleur.....	14
1.7.3 Image binaire.....	14
1.7.4 Image indexé.....	15
1.7.5 Image à valeurs réelles.....	15
1.8 Système de traitement d'image.....	15
1.9 Amélioration d'image .....	15
1.9.1 Binarisation.....	16
1.9.2 Egalisation de l'histogramme.....	16
1.9.3 Filtrage.....	16
1.10 Segmentation d'image.....	19
1.11 Différentes approches.....	20
1.11.1 Approche contours.....	20
1.11.2 Approche régions.....	21
1.11.3 Approche par classification de pixels.....	21
1.12 Conclusion.....	22

## CHAPITRE 2 : Reconnaissance de visage

2.1 Introduction.....	23
2.2 Reconnaissance de visage.....	24
2.3 Intérêt de la reconnaissance de visage.....	24
2.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages.....	25
2.4.1 Changement d'illumination.....	25
2.4.2 Variation de pose.....	25

2.4.3	Expressions facial.....	25
2.4.4	Présence ou absence des composants structurels.....	26
2.5	Système de reconnaissance de visages.....	26
2.6	Processus de reconnaissance des visages.....	27
2.6.1	Acquisition d'images.....	28
2.6.2	Détection d'image.....	28
2.6.3	Prétraitement.....	29
2.6.4	Extraction.....	29
2.6.5	Apprentissage.....	29
2.6.6	Décision.....	29
2.7	Méthodes de vérification ou identification de visages .....	30
2.7.1	Méthodes globales.....	30
2.7.2	Méthodes locales.....	34
2.7.3	Méthodes hybrides.....	34
2.8	Analyse en composantes principales (PCA).....	35
2.9	principales étapes de la méthode des faces propres.....	41
2.10	conclusion.....	45

### **CHAPITRE 3 : Réalisation et Tests**

3.1	introduction.....	46
3.2	Environnement du travail.....	46
3.2.1	Environnement matériel.....	46
3.2.2	Environnement logiciel.....	47
3.3	Organisation logicielle .....	49
3.4	Présentation de l'application.....	51
3.4.1	Base de données.....	51
3.4.2	Interfaces de l'application.....	57
3.4.3	Test et résultat.....	63
3.5	Conclusion.....	64
	<b>Conclusion générale.....</b>	<b>65</b>

### **Bibliographie**

## Liste des figures

Figure 1.1 Caractéristiques biométriques: a) ADN, b) Oreille, c) visage, d) visage infrarouge, e) thermogramme main, f) veine main, g) Empreintes digitales, h) marche, i) geste j) iris, k) empreinte de la paume, l) rétine, m) signature, n) voix. ....	5
Figure 1. 2 Architecture d'un système biométrique. ....	6
Figure 1. 3 image matricielle. ....	9
Figure 1.4 Image vectorielle. ....	10
Figure 1.5 Pixel de l'image.....	10
Figure 1.6 Taille de l'image.....	11
Figure 1.7(A) Image sans bruit et (B) image avec bruit .....	12
Figure 1.8 Une image à 256 niveaux de gris et son histogramme. ....	12
Figure 1.9 Conversion d'une image couleur en une image à niveaux de gris. ....	13
Figure1.10 Trois plans de niveaux de gris, un rouge, un vert et un bleu. ....	14
Figure1.11 image binaire.....	14
Figure1.12Schéma d'un système de traitement d'images.....	15
Figure 1.13 Egalisation d'histogramme.....	16
Figure 1.14 Filtrage d'images.....	17
Figure 1.15 Filtrage passe-bas.....	18
Figure 1.16 Filtrage passe-haut.....	18
Figure 1.17 (A) bruit et (B) filtre médian .....	19
Figure 1.18 Exemple d'une segmentation d'image, (a) : image d'origine, (b) : image segmentée. ....	20
Figure 1.19 Approche contour d'une image.....	21
Figure 1.20 Approche région d'une image.....	22
Figure 2.1 Système de reconnaissance de visages.....	26
Figure2.2 Schéma Processus d'un système de reconnaissance de visage.....	27
Figure 2.3 Exemple d'acquisition d'une image.....	28
Figure 2.4 Détection de visage.....	28
Figure 2.5 Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale.....	30
Figure 2.6 Neurone formel.....	33
Figure 2.7 Images des visages d'apprentissage.....	36
Figure 2.8 Images des visages en niveaux de gris.....	36
Figure 2.9 Visage moyen.....	37
Figure 2.10 Projection des images dans l'espace des faces propres.....	40
Figure 2.11 Organigramme du prétraitement.....	43
Figure2.12 Organigramme de la phase d'apprentissage .....	44
Figure 2.13 Phase d'apprentissage.....	45
Figure 3.1 Ordinateur portable acer aspire ES .....	46
Figure 3.2 Présentation d'un matlab 2016b.....	47
Figure 3.3Obtenir une image.....	52
Figure 3.4 Le choix model de détection .....	52

Figure 3.5 Visage détecter avec l'algorithme de viola-jones.....	54
Figure 3.6 détection les yeux.....	54
Figure 3.7 détection de visage finale.....	55
Figure 3.8 Redimensionnement du visage détecté.....	56
Figure 3.9 Image a niveau de gris.....	57
Figure 3.10 détection de visage et affichage des visage détectés. ....	57
Figure 3.11 Description de l' interface. ....	58
Figure 3.12 Affichage des 6 images de la base de données .....	59
Figure 3.13 Détection de visage e affichage des visages détectés.....	59
Figure 3.14 Affichage des images faces propres et le visage moyenne.....	60
Figure 3.15 choix d'une image d'entrée.....	60
Figure 3.16 Reconnaissance statique.....	61
Figure 3.17 Description de la 2 <sup>ème</sup> interface.....	61
Figure 3.18 1 <sup>er</sup> test de reconnaissance en temps réelle.....	62
Figure 3.19 2 <sup>ème</sup> test de reconnaissance en temps réelle.....	62

## Liste des tableaux

Tableau 2.1 Comparaison des méthodes basées sur les caractéristiques locales ou globales.....	34
Tableau 3.1 La déférence entre les langages des programmations.....	50
Tableau 3.2 Taux de reconnaissance du système proposé.....	62

## Liste d'abréviations

**ACP** : Analyse en Composantes Principales

**ACI** : Analyse en composantes indépendantes

**LDA** :Analyse Discriminante Linéaire

**SVM** :Machine à Vecteurs de Support

**RNA** :Les Réseaux de Neurones

**GMM** :Mélange de Gaussiennes

**ORL** :otorhinolaryngologie

**EER** : equal error rate

## Bibliographie

---

[1] H.ouamane. Identification de reconnaissance faciale avec des expressions. Université Mohamed Khider Biskra. Année 2011/2012.

[2] National Institute of Standards and Technologies (NIST).

[3] [http // www.biomtricscatalog.org](http://www.biomtricscatalog.org)

[4] B.Khefif. Mise au point d'une application de reconnaissance faciale. thèse de master académique. Université Abou BakrBelkaid – Tlemcen.2012/2013.

[5] Mathieu Van Wambeke. Reconnaissance et suivi de visages et implémentation en robotique temps-réel. Université Catholique de Louvain. Année 2009-2010.

[6] PAL S.K., MITRA S. : Neuro-Fuzzy Pattern Recognition : Methods in Soft Computing. John Wiley, N.Y., 1999.

[7] <https://bdp.parl.ca/content/lop/ResearchPublications/06-30-f.htm#a2>

[8] cours « introduction de biométrie » master.

[9] S.QGuerfi. Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D. Traitement du signal et de l'image. Université d'Evry-Val d'Essonne, 2008. Français.

[10] S.Boudjellal. Détection et identification d'individus par méthode biométrique. Thèse de doctorat. Université Mouloud Maameri de TiziOuzou(UMMTO).

[11] A.BETTAHAR.F.SABER.Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage.Thèse de doctorat.UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA.2014.

[12] F. Melle MEDJAHED.Détection et Suivi d'Objets en Mouvement Dans Une Séquence d'Images. Thèse de doctorat. Université des Sciences et de la Technologie d'Oran.2011/2012.

- [13] K. Aounallah.les approches de segmentation d'image par coopération régions contours. 2010.
- [14] M Sandeli.traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images.universitéconstantine 2. 2014.
- [15]GabrielPeyré. Le traitement numérique des images. Publication en ligne sur le site "Images des Mathématiques", CNRS. 2011.
- [16]MaïtineBergounioux. Quelques méthodes de filtrage en Traitement d'Image. Cours donné dans le cadre d'une école CIMPA . 2011.
- [17]<https://sites.google.com/site/lizantchristopher/services>.
- [18] C.Houassine, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. ccccc université universite m'hamedbougara- boumerdes. 2012.
- [19]] S.BENFRIHA et A.HAMEL. Segmentation d'image par Coopération région-contours. Université Kasdi Merbah-Ouargla.2015/2016.
- [20] TH.ACHAT&F.BENHAMAOUICHE. Segmentation d'image par classifieurs flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Université Abderrahmane MIRA – Bejaia.2015.
- [21]F.Bediaf&N.Cherfi. La vérification automatique de parenté basée sur le visage. thèse de master académique. UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA.2016/2017.
- [22]H. Abdi .les réseaux de neurones. livre. collection sciences et technologies de la connaissance 269.
- [23]K.Beghdad bey .Techniques de classification d'Empreintes Digitales.mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de magister.Filière: Robotique.Automatique et Informatique Industrielle.option Informatique Industrielle. Ecole Militaire Polytechnique. EMP. 2003.
- [24]MohamedT.Laskri&D.Chefrour. système d'identification des visages humains. thèse de MASTER ACADEMIQUE. Université Badji Mokhtar Annaba.2012.



# Introduction générale

---

De nos jours, beaucoup de technologies biométriques ont été développées, et un bon nombre d'entre elles est utilisé dans une variété d'applications. Parmi ces techniques on retrouve les systèmes d'identification automatique des visages. Cependant, ce système exige que celles-ci soient comparées avec un très grand nombre de visages dans une base de données [1].

Le visage peut être considéré comme une donnée biométrique [2]. Une donnée biométrique est une donnée qui permet l'identification d'une personne sur la base de ce qu'il est (caractéristiques physiologiques ou comportementales) [3].

Identifier une personne à partir de son visage est une tâche aisée pour les humains. En est-il de même pour une machine ? Ceci définit la problématique de la reconnaissance automatique de visages, qui a engendré un grand nombre de travaux de recherche au cours des dernières années [4].

La reconnaissance des visages est une aptitude qui relie l'apparence d'une personne à son identité [5]. Il est considéré actuellement comme l'une des tâches les plus importantes pour relever le défi en reconnaissance des formes [6]. On remarque que dans la vie quotidienne chacun de nous identifie tout au long de la journée différents visages. Ainsi lorsque nous rencontrons une personne, notre cerveau va chercher dans notre mémoire et vérifier si cette personne est répertoriée ou non. La difficulté de la reconnaissance de visage par ordinateur varie énormément suivant les conditions d'acquisition. Dans un environnement contrôlé, des paramètres tels que l'arrière-plan, la direction et l'intensité des sources lumineuses, l'angle de la prise de vue, la distance de la caméra au sujet sont des paramètres maîtrisés par le système. Dans un environnement non contrôlé, une série de prétraitements sont souvent nécessaires avant de faire la reconnaissance à proprement parler. Il faut tout d'abord détecter la présence ou l'absence de visage dans l'image. Le visage doit ensuite être détecté.

Enfin, si nous travaillons sur un flux vidéo, le système doit suivre le visage d'une image à la suivante.

Le problème de la reconnaissance de visages peut être formulé comme suit :

Etant donné une ou plusieurs images d'un visage, la tâche est de trouver ou de vérifier l'identité d'une personne par comparaison de son visage à l'ensemble des images de visage stockées dans une base de données.

En général, un système de biométrie faciale est constitué de deux modules : un module de détection de visages (détection et localisation de visage), et un module de reconnaissance qui se déroule en trois étapes ; la normalisation et prétraitement, extraction de caractéristiques faciales, classification. Le but de la reconnaissance des visages est de concevoir des systèmes informatiques capables d'égaliser les êtres humains dans ce domaine. Notre contribution s'inscrit principalement dans la partie normalisation de l'image pour mieux attaquer le système de reconnaissance avec une partie standard de l'image du visage.

Ainsi notre manuscrit est organisé autour des trois chapitres, de la manière suivante :

- **Le premier chapitre** expose des généralités biométriques et le traitement d'image.
- **Le deuxième chapitre** est consacré à l'étude de notre modèle d'identification de reconnaissance des visages, et l'algorithme de reconnaissance.
- **Le troisième chapitre** concerne les résultats et tests ainsi que la description du logiciel conçu.

Nous terminerons enfin par une conclusion générale dans laquelle nous résumerons le travail réalisé en faisant état de l'analyse globale des résultats et une bibliographie.

# Chapitre 1 : notion de biométrie et traitement d'image

---

## 1.1 Introduction

Dans ce chapitre nous introduirons 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.

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. Dans ce chapitre, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images, où on désigne l'ensemble des opérations sur les images numériques, qui transforment une image en une autre image, ou en une autre primitive formelle.

## 1.2 Définition de la biométrie

La biométrie est un ensemble des technologies pour la reconnaissance automatique d'une personne en utilisant des traits distinctifs à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voire comportementales. Ces caractéristiques sont traitées par certains ordres des processus automatisés à l'aide des dispositifs comme des modules de balayage ou des appareils-photo. Ce qui permet le "traçage" des individus et leur identification certaine.

### 1.2.1 Caractéristique de la biométrie

Pratiquement n'importe quelle caractéristique physiologique ou comportementale peut être considérée comme une caractéristique biométrique, dans la mesure où elle répond aux critères suivants :

- **Universalité** : Chaque personne doit présenter cette caractéristique.
- **Caractère distinctif** : La caractéristique doit être suffisamment différente chez deux personnes.
- **Fixe** : La caractéristique doit être suffisamment immuable pendant une période donnée.
- **Perceptibilité** : La caractéristique doit pouvoir être mesurée.

Il faut prendre en compte plusieurs autres facteurs pour savoir si l'on doit utiliser un système de reconnaissance biométrique des personnes, notamment :

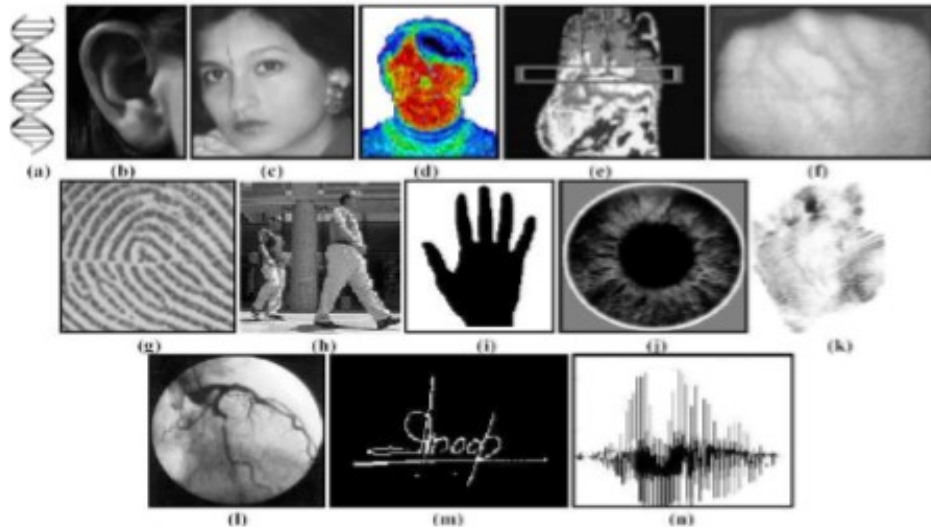
- **La performance** : Fiabilité et rapidité de reconnaissance du système ; ressources requises pour obtenir la fiabilité et la rapidité de reconnaissance voulues ; facteurs opérationnels et environnementaux qui influent sur la fiabilité et la rapidité du système.
- **L'acceptabilité** : Mesure dans laquelle les gens sont disposés à accepter l'utilisation d'une technologie de reconnaissance biométrique à des fins d'identification.
- **La facilité de contournement** : Facilité avec laquelle le système peut être induit en erreur par des méthodes frauduleuses[7].

### 1.2.2 Système biométrique

Un système biométrique est essentiellement un système de reconnaissance de formes qui fonctionne en acquérant des données biométriques à partir d'un individu, extrayant un ensemble de caractéristiques à partir des données acquises, et comparant ces caractéristiques contre la signature dans la base de données. Il sert à vérifier l'identité d'une personne à l'aide d'une ou plusieurs modalités qui lui sont propres. On peut dire qu'un système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à l'individu [8].

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. Il existe plusieurs caractéristiques physiques uniques pour un individu, ce qui explique la diversité des systèmes appliquant la biométrie, selon que l'on prend en compte :

- L'empreinte digitale.
- La géométrie de la main.
- L'iris.
- La rétine.
- Le visage.
- La dynamique de frappe au clavier.
- La reconnaissance vocale.
- La dynamique des signatures.
- L'ADN (voir la figure 1.1) [9].



**Figure 1.1 Caractéristiques biométriques :** a) ADN, b) Oreille, c) visage, d) visage infrarouge, e) thermogramme main, f) Empreinte vénal, g) Empreintes digitales, h) marche, i) geste j) iris, k) empreinte de la paume, l) rétine, m) signature, n) voix.

### 1.2.3 Mode fonctionnement d'un système biométrique

On peut définir deux modes de fonctionnement d'un système biométrique :

- **Identification**

Procédé permettant de déterminer l'identité d'une personne, il ne comprend qu'une étape : L'utilisateur fournit un échantillon biométrique qui va être comparé à tous les échantillons biométriques contenus dans la base de données biométrique du système. Si l'échantillon correspond à celui d'une personne de la base, on renvoie son numéro d'utilisateur [8].

- **Authentification**

Procédé permettant de vérifier l'identité d'une personne. Il comprend deux étapes :

- L'utilisateur fournit un identifiant « Id » au système de reconnaissance (Numéro&)
- L'utilisateur fournit ensuite un échantillon biométrique qui va être comparé à l'échantillon biométrique correspondant à l'utilisateur « Id » contenu dans la base de données biométrique du système. Si la comparaison correspond, l'utilisateur est authentifié [8].

## 1.2.4 Architecture d'un système biométrique

Chaque système biométrique comporte deux phases d'exécution : le module d'apprentissage et celui de reconnaissance. Le troisième module est le module d'adaptation. Pendant l'apprentissage, le système va acquérir une ou plusieurs mesures biométriques qui serviront à construire un modèle de l'individu. Ce modèle de référence servira de point de comparaison lors de la reconnaissance. Le modèle pourra être réévalué après chaque utilisation grâce au module d'adaptation (voire la figure 1.2) [10].

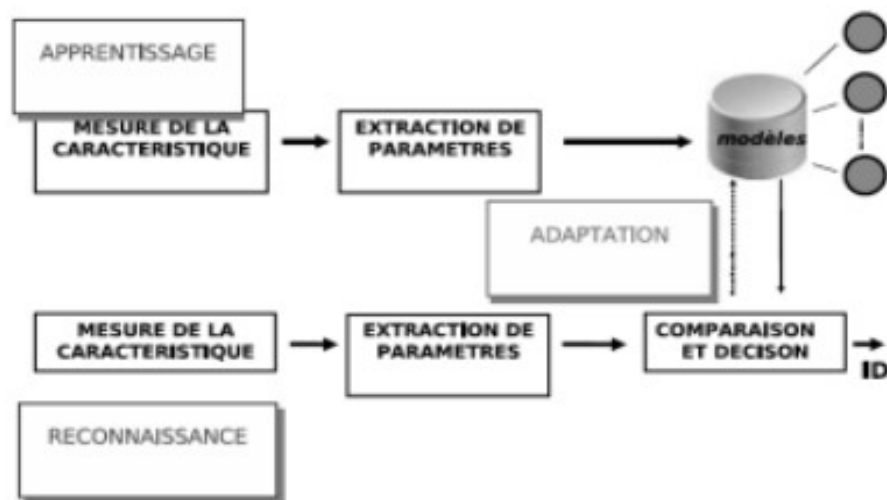


Figure 1.2 Architecture d'un système biométrique.

Les systèmes biométriques sont tous automatisés permettant un traitement rapide de l'information. Que le système soit utilisé en mode authentification ou identification, deux étapes sont nécessaires avant que celui-ci soit pleinement opérationnel :

- **Apprentissage** : C'est la phase initiale qui s'effectue une seule fois. Au cours de l'apprentissage, on fait une capture (acquisition) de la caractéristique biométrique. En général cette capture n'est pas directement stockée, des transformations lui sont appliquées, le modèle étant une représentation compacte du signal permettant de faciliter la phase de reconnaissance et de diminuer la quantité des données à stocker. Les tâches essentielles de cette phase sont :  
L'extraction de paramètres et la construction d'un modèle de représentation (appelé gabarit) [10].
- **Reconnaissance** : Opération se déroulant à chaque fois qu'une personne se présente devant le système, elle consiste en l'extraction d'un ensemble de paramètres comme pour l'étape d'apprentissage suivie d'une autre étape de comparaison et de prise de décision selon le mode opératoire du système : identification (partir de

l'échantillon biométrique recherche du gabarit correspondant) ou vérification (échantillon biométrique correspond bien au gabarit) [10].

### **1.2.5 Applications des systèmes biométriques**

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

- **Applications commerciales**

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[11].

- **Applications gouvernementales**

la carte d'identité nationale, le permis de conduire, la sécurité sociale, le contrôle des frontières, le contrôle des passeports, etc[11].

- **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'œil. Des processus de traitement d'images sont alors lancés afin de localiser l'iris et de calculer une signature appelée « Iris code »[11]. 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 .

### **1.3 La reconnaissance biométrique**

La reconnaissance biométrique fait référence à l'utilisation de différentes caractéristiques physiologiques (empreintes digitales, visage, rétine, iris, voix) et comportementales (manière de marcher, dynamique de la signature), appelées caractéristiques biométriques, ou simplement biométrie, pour reconnaître automatiquement les individus. Toutes les caractéristiques biométriques d'une personne sont, en fait, une combinaison de caractéristiques physiologiques et comportementales. Par exemple, les empreintes digitales sont de nature physiologique, mais la façon dont un utilisateur présente son doigt au capteur dépend du comportement de la personne. Ainsi, l'entrée d'un système de reconnaissance biométrique est une combinaison de caractéristiques physiologiques et comportementales. De même, la voix est en partie déterminée par la structure biologique

qui produit la parole chez un individu et aussi par la façon dont une personne parle. Souvent, une similitude peut être constatée entre les parents, les enfants, et les frères et sœurs dans leurs voix, leurs démarches, et même dans leurs signatures. Le même argument s'applique aux visages: les visages de jumeaux peuvent être très similaires à la naissance, mais au cours du développement, les visages changent en fonction du mode de vie et du comportement de la personne. De plus, les sources de variabilité entre deux vues d'un même visage sont multiples, et peuvent même engendrer des dissimilarités plus importantes que celles observées entre deux visages différents. Ceci se traduit par une baisse significative des performances de la reconnaissance automatique dans les conditions réelles pour le visage ainsi que pour la majorité des modalités biométriques. Ainsi la reconnaissance automatique des caractéristiques biométriques reste un problème complexe et non efficacement résolu [1].

## **1.4 Traitement d'images**

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

## **1.5 Définition de l'image**

L'image est une représentation bidimensionnelle de la scène. Cette scène représente une personne ou un objet, dessiné ou photographié, etc. L'image est représentée sous forme d'une fonction  $I(x, y)$  ou  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse ou de couleur aux coordonnées spatiales  $(x, y)$ .

## **1.6 Image numérique**

Une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées  $(x, y)$ . S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par 3 composantes  $(r, v, b)$  (chacune comprise au sens large entre 0 et 255), représentant respectivement les doses de rouge ( $r$ ), vert ( $v$ ) et bleu ( $b$ ) qui caractérisent la couleur du pixel. S'il s'agit d'une image en niveau de gris, il est codé par une composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel [12].

### **1.6.1 Qualité de l'image numérique**

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.

- La qualité de l’affichage à l’écran : définition de l’écran, nombre de teint disponibles. [13]

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (matricielle ou vectorielle) [14].

### 1.6.2 Types d'image numérique

On distingue deux types d’image numérique :les images matricielles ou bitmap et les images vectorielles.

- **Image matricielle**

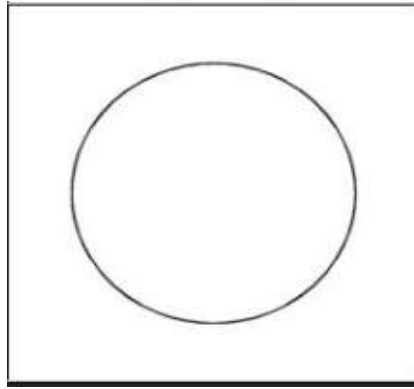
Cette image est constituée d'une grille de points ou de pixels. Ces minuscules carrés, non perceptibles à la taille réelle de l'image, forment l'image. Derrière chaque pixel se trouve un échantillon de couleur, L'importance de ces images dans la reproduction des dégradés de couleurs précises (voire la figure 1.3).



**Figure 1.3** image matricielle.

- **Image vectorielle**

L’image est définie par des fonctions mathématiques qui décrivent des lignes, des courbes etc. L'usage de prédilection de ce type d'images concerne les schémas qu'il est possible de générer avec certains logiciels de dessin.Ces images présentent 2 avantages: elles occupent peu de place en mémoire et peuvent être redimensionnées sans perte d'information (voire la figure 1.4).



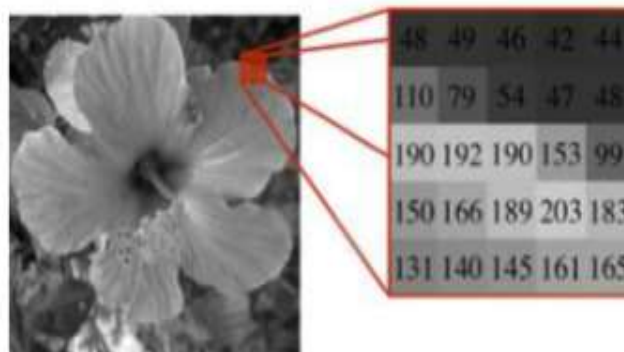
**Figure 1.4** Image vectorielle.

### 1.6.3 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

#### a) Pixel

Une image numérique en niveaux de gris est un tableau de valeurs. Chaque case de ce tableau, qui stocke une valeur, se nomme un pixel. En notant  $n$  le nombre de lignes et  $p$  le nombre de colonnes de l'image, on manipule ainsi un tableau de  $n \times p$  pixels. La figure 1.5 (image de gauche) montre une visualisation d'un tableau carré avec  $n = p = 240$ , ce qui représente  $240 \times 240 = 57600$  pixels. Les appareils photos numériques peuvent enregistrer des images beaucoup plus grandes, avec plusieurs millions de pixels. Les valeurs des pixels sont enregistrées dans l'ordinateur ou l'appareil photo numérique sous forme de nombres entiers entre 0 et  $255 = 2^8 - 1$ , ce qui fait 256 valeurs possibles pour chaque pixel. La valeur 0 correspond au noir, et la valeur 255 correspond au blanc. Les valeurs intermédiaires correspondent à des niveaux de gris allant du noir au blanc. La figure 1.5 (image de droite) montre un sous-tableau de  $5 \times 5$  pixels extrait de l'image précédente. On peut voir à la fois les valeurs qui composent le tableau et les niveaux de gris qui permettent d'afficher l'image à l'écran (voire la figure 1.5) [15].



**Figure 1.5** Pixel de l'image.

## b) Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution.

## c) Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image (voir la figure 1.6).

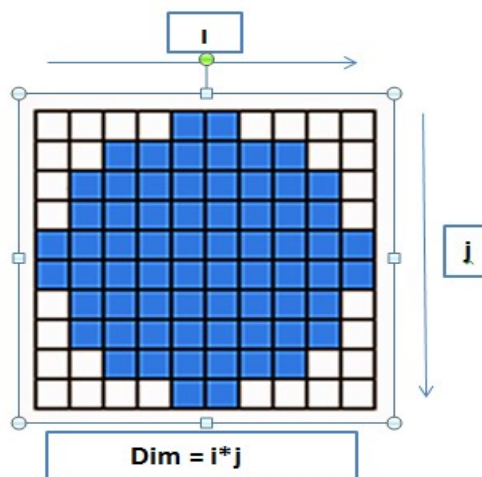
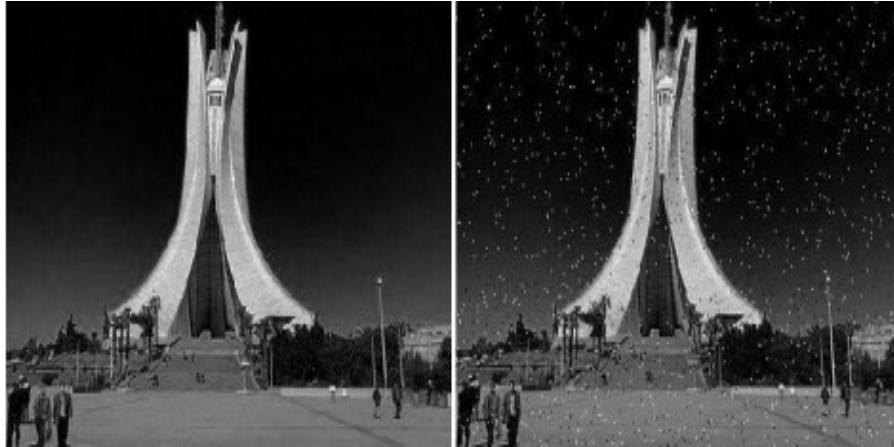


Figure 1.6 Taille de l'image.

## d) Bruit

En traitement d'image, toute brusque fluctuation d'un pixel par rapport à ses voisins étant considéré comme un bruit provoquant ainsi la dégradation de la qualité d'image que se soit de luminance ou de contraste(voire la figure 1.7). Ses sources les plus fréquentes sont :

- Bruit lié aux dispositifs d'acquisition.
- Bruit lié à la scène.
- Bruit lié à la transmodulation.
- Bruit lié à l'échantillonnage [12].

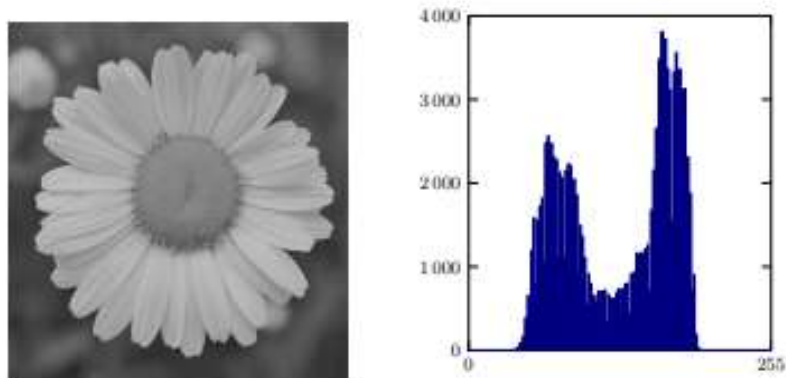


**Figure 1.7** (A) Image sans bruit et (B) image avec bruit

### e) Histogramme

L'histogramme d'une image donne la répartition de ses niveaux de gris. Ainsi pour une image qui possède 256 niveaux de gris, l'histogramme représente le niveau de gris en fonction du nombre de pixels à ce niveau de gris dans l'image.

On sait que les niveaux de gris à zéro correspondent au noir et que les niveaux de gris à 255 indiquent le blanc. L'histogramme donne donc une excellente idée de la séparation entre quelque chose qui est clair et quelque chose qui est foncé dans l'image. Typiquement, une utilisation de ce fait est le seuillage d'une image, ce terme désigne la définition d'un seuil au-dessus ou en-dessous duquel on va garder certaines valeurs de niveaux de gris (voir la figure 1.8).



**Figure 1.8** Une image à 256 niveaux de gris et son histogramme.

### f)Contraste

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

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

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

### g) Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes)
- Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

## 1.7 Type d'image

### 1.7.1 Image à niveau de gris

Dans une image en niveaux de gris, chaque pixel est noir, blanc, ou à un niveau de gris entre les deux. Cela signifie que les trois composantes ont la même valeur. L'œil est plus sensible à certaines couleurs qu'à d'autres. Le vert (pur), par exemple, paraît plus clair que le bleu (pur). Pour tenir compte de cette sensibilité dans la transformation d'une image couleur en une image en niveaux de gris, on ne prend généralement pas la moyenne arithmétique des intensités de couleurs fondamentales, mais une moyenne pondérée. La formule standard donnant le niveau de gris en fonction des trois composantes est :

Gris = Int (round (0.299·rouge + 0.587·vert + 0.114·bleu)) (voir la figure 1.9).



**Figure 1.9** Conversion d'une image couleur en une image à niveaux de gris.

### 1.7.2 Image couleur

Une image couleur est la composition de trois (ou plus) images en niveaux de gris sur trois (ou plus) composantes. On définit donc trois plans de niveaux de gris, un rouge, un vert et un bleu. La couleur finale est obtenue par synthèse additive de ces trois (ou plus) composantes (voir la figure 1.10).

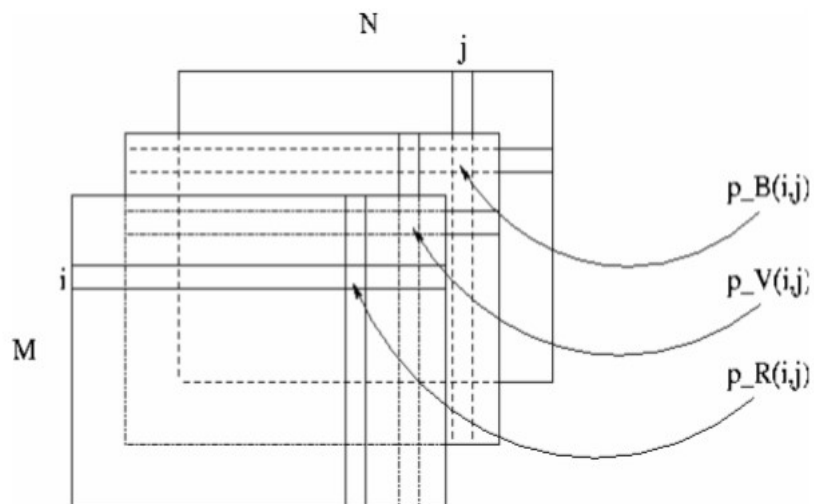


Figure 1.10 Trois plans de niveaux de gris, un rouge, un vert et un bleu.

### 1.7.3 Image binaire

Ce sont les images les plus simples, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc. C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand celui-ci est composé d'une seule couleur (voire la figure11) [16].



Figure 1.11 image binaire.

### 1.7.4 Image indexé

On appelle image indexée, une image où la teinte de chaque pixel est déterminée par une valeur d'indice à l'intérieur d'un tableau de teintes RVB (palette). La modification d'une entrée de la palette entraîne la modification de la couleur de tous les pixels référant à cette entrée. Les écrans 16, 256, 4096 couleurs sont des écrans indexés.

### 1.7.5 Image à valeurs réelles

Pour certain calcul sur les images, le résultat peut ne pas être entier, il est donc préférable de définir l'image de départ et l'image résultat comme des images à valeurs réelles. En général, une image à valeurs réelle est telle que le niveau de gris est un réel compris entre 0.0 et 1.0. On a dans ce cas pour une image à niveaux de gris :  $p(i, j) \in [0.0, 1.0]$ . Pour une image couleur, la relation devient  $p_R(i, j) \in [0.0, 1.0]$ ,  $p_V(i, j) \in [0.0, 1.0]$ ,  $p_B(i, j) \in [0.0, 1.0]$ .

## 1.8 Système de traitement d'images

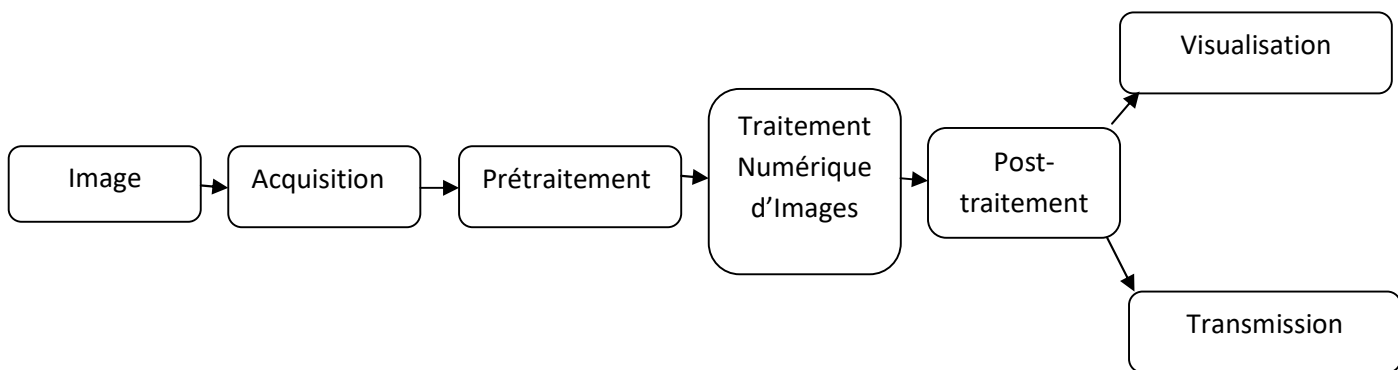


Figure 1.12 Schéma d'un système de traitement d'images.

## 1.9 Amélioration d'images

L'amélioration d'image consiste à nettoyer des images et à supprimer les éléments susceptibles de générer des erreurs de reconnaissance. Toute amélioration d'image requise doit être effectuée avant l'identification de page. Il existe différentes approches visant à améliorer une image :

- Les opérations basées sur l'examen de l'histogramme.
- Le filtrage, dont le but est de minimiser l'effet du bruit dans l'image.

### 1.9 .1 Binarisation

La binarisation appelée aussi seuillage, est la technique de classification la plus simple. Les pixels de l'image sont partagés par un seuil  $T$  en deux classes. En général, ils sont représentés par une classe de pixels noirs et une autre classe de pixels blancs. L'image est alors séparée en deux classes, une classe représentant le fond de l'image et une autre classe représentant la scène de l'image (L'objet). La binarisation permet alors de conserver l'information comprise entre 0 et  $T$  ou entre  $T+1$  et 255. Le reste des informations est par conséquent ignoré [17].

### 1.9.2 Egalisation de l'histogramme

Cette transformation consiste à rendre le plus plat possible l'histogramme de niveaux de gris de l'image. L'image  $A[i,j]$  est considérée comme un ensemble de réalisation d'une variable aléatoire  $A$ , admettant une densité de probabilité  $f(a)$  et une fonction de répartition  $F(a)$ ,  $f$  représente l'histogramme normalisé de  $A[i,j]$ .

On cherche une transformation  $T$  continue dérivable par morceaux et strictement croissante telle que la variable aléatoire  $B=T(A)$  soit uniformément répartie dans l'intervalle  $[bmin, bmax]$  (voire la figure 1.13).

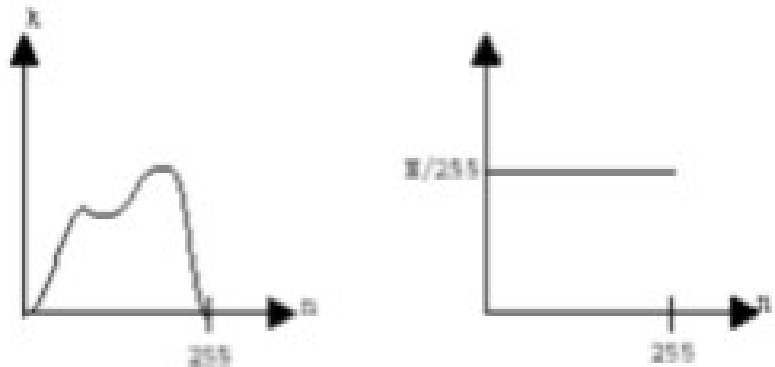


Figure 1.13 Egalisation d'histogramme.

### 1.9.3 Filtrage

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine. Un filtre linéaire est une transformation mathématique (appelée produit de convolution) permettant de modifier la valeur d'un pixel en fonction des valeurs des pixels avoisinants, affectées de coefficients. Les calculs sont faits pour chacune des trois composantes de couleur. Le filtre est représenté par un tableau (une matrice), caractérisé par ses dimensions et ses coefficients, dont le centre correspond au pixel concerné. La somme des coefficients doit faire 1 (voir la figure 1.14).



Image original



Image filtrée

**Figure 1.14** Filtrage d'images

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

#### **A) Filtres linéaires**

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille  $N \times N$  avec  $N$  impair [18].

Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

- **Filtrage passe-bas**

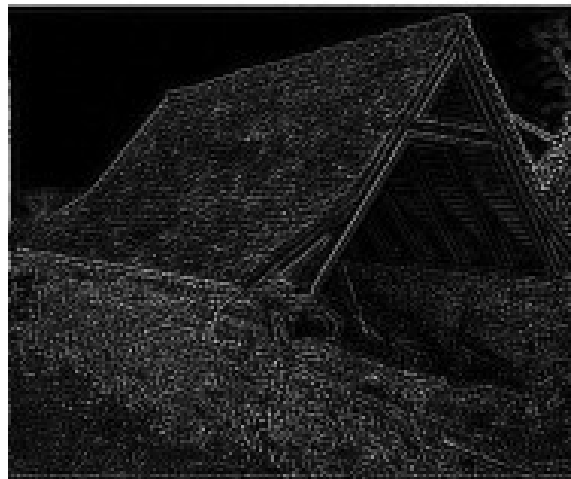
Consistant à atténuer les composantes de l'image ayant une fréquence haute (brusque variation des niveaux de gris). Ce type de filtrage est généralement utilisé pour atténuer le bruit de l'image, c'est la raison pour laquelle on parle habituellement de "lissage", "débruitage" ou encore "filtre antibruit". Les coefficients du masque sont positifs et leur somme est égale à 1 (voir la figure 1.15).



**Figure 1.15** Filtrage passe-bas.

- **Filtrage passe-haut**

À l'inverse des passe-bas, ce type de filtre atténue les composantes de basse fréquence de l'image et permettent notamment d'accentuer les détails et le contraste, et donc les différences entre les pixels voisins. C'est la raison pour laquelle le terme de "filtre d'accentuation" est parfois utilisé. Les coefficients du masque peuvent être de signe quelconque mais leur somme est égale à 0 (voir la figure 1.16).



**Figure 1.16** Filtrage passe-haut.

## **B) Filtres non linéaire**

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification) [19].

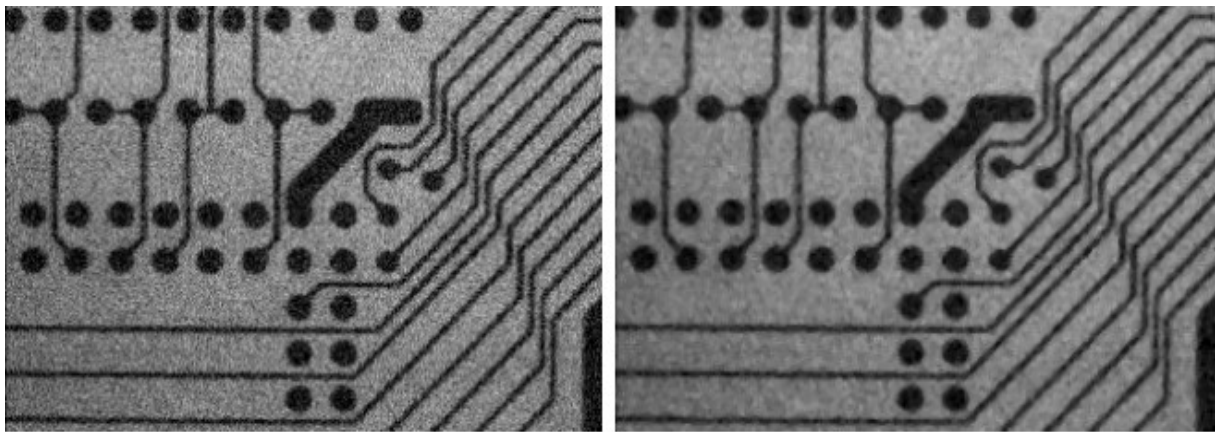
Les filtres non linéaires les plus connus sont :

- **Filtre médian**

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir (voir la figure 1.17) [19].

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

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



(A)

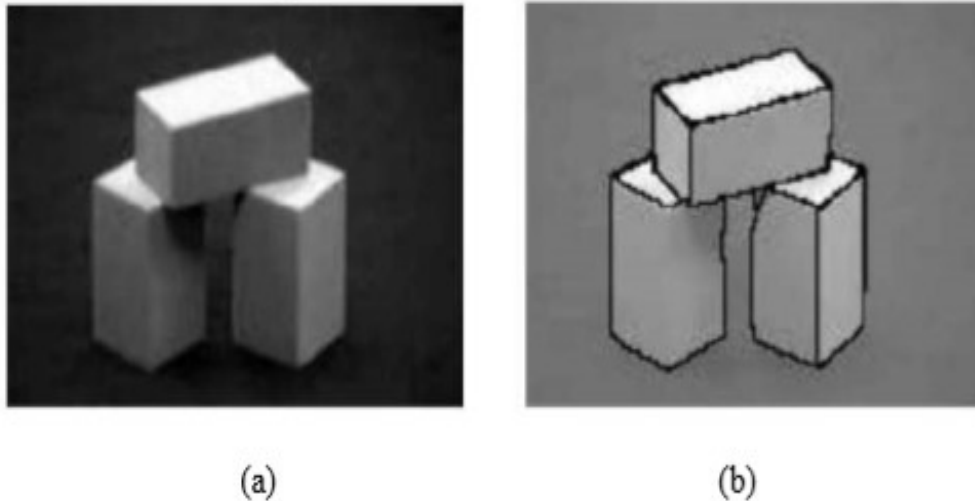
(B)

**Figure 1.17** (A) bruit et (B) filtre médian

## 1.10 Segmentation d'images

En analyse d'image, on distingue les traitements de bas-niveau et les traitements de haut niveau [14]. Les images sont composées de régions possédant des propriétés locales qui peuvent être la répartition des niveaux de gris. En regroupant des points de l'image qui possèdent une même propriété donnée, on obtient des régions uniformes. Cette opération s'appelle « segmentation » (voir la figure 1.18) [12].

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à partitionner une image  $A$  en sous-ensembles  $\mathcal{R}_i$ , pour pouvoir en extraire les objets qui la composent (régions, contours, ...etc.) [20].



**Figure 1.18** Exemple d'une segmentation d'image, (a) : image d'origine, (b) : image segmentée.

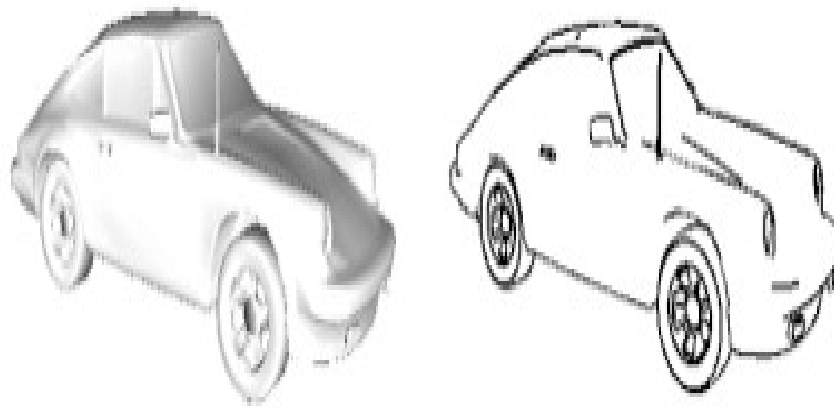
### 1.11 Différentes approches

Le choix d'une méthode de segmentation est lié à plusieurs facteurs [12]. Comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contours, textures,...etc.) et bien évidemment les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel, type, mémoire vive et physique disponible).

En effet dans la littérature, plusieurs manières de catégoriser les méthodes de segmentation d'images ont été proposées : Shankar les a classées en quatre classes : a) Approche par contours b) Approche Pixels c) Approche régions d) Approche hybride.

#### 1.11.1 Approche contours

De façon générale, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. La détection de contours consiste à repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Les méthodes de détection de contours donnent de bons résultats quand les contours de l'image sont bien définis. Cependant, dans le cas des images bruitées ou faiblement contrastées, les méthodes contours nécessitent une étape supplémentaire afin de fermer les bords des régions (voire la figure 1.19) [20].



**Figure 1.19** Approche contour d'une image.

### 1.11.2 Approche régions

Les approches régions ont pour but de mettre en évidence les régions homogènes de l'image. Il s'agit de rechercher des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires basées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixels, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture(voire la figure1.20)[20].



**Figure 1.20** Approche région d'une image.

### 1.11.3 Approche par classification de pixels

Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une

même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs [20].

### **1.12 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présentés des généralités sur la biométrie, ainsi que les différentes notions de bases sur le traitement d'images. Nous avons également vu comment ce traitement d'images permet de modifier le contenu des images afin d'améliorer leur qualité pour une application particulière ultérieure.

# Chapitre 2 : Reconnaissance de visage

---

## 2.1 Introduction

De nos jours, ils existent des ordinateurs capables d'effectuer des tâches, qui faites par l'homme, demandent de l'intelligence. Malgré tout ce progrès, la machine est toujours située à des années lumières du cerveau humain si comparaison a lieu entre les deux, ceci est dû principalement à la complexité des tâches que nous cherchons à automatiser et à notre méconnaissance de cet organe mystérieux qui est le cerveau et des mécanismes qui régissent son activité (l'activité cérébrale). Plusieurs méthodes de reconnaissance de visages ont été proposées ces dernières années, suivant deux grands axes: la reconnaissance à partir d'images fixes et la reconnaissance à partir de séquence d'images (vidéo) [21].

La reconnaissance des visages humains a pris de l'ampleur vers la fin des années soixante-dix pour devenir un domaine de recherche très actif [22].

S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'application (contrôle des frontières, surveillance des lieux publics tels que les banques, les aéroports, les centres commerciaux, etc.)[21].

L'identification d'une personne, qui peut être réalisée à partir d'une image de l'individu, plus particulièrement de son visage, est une tâche cognitive complexe. La vision numérique vise ainsi l'acquisition, le traitement et l'interprétation de ces images pour réaliser la reconnaissance des personnes. Ces systèmes sont particulièrement intéressants car ils permettent la surveillance silencieuse d'un endroit, sans requérir la coopération des individus [23].

## **2.2 Reconnaissance de visage**

Le système de reconnaissance faciale implique une étape d'apprentissage dans laquelle la forme du visage se connecte à l'identité de la personne. Cette étape est réalisée chez les êtres humains d'une façon spontanée et évolutive. Dans un système artificiel, cette étape permet de construire une base de données des personnes connues, stockant des images étiquetées des identités. Pour ce faire, un système automatique comporte deux modes de fonctionnement : un mode enrôlement et un mode identification. Le premier mode sert à extraire pour chaque personne les éléments caractéristiques et les met sous la forme d'un vecteur caractéristique, appelé par la suite signature. Cette dernière, associée à une étiquette d'identité, sera stockée dans une base de données dédiée. Le mode d'identification permet de reconnaître une personne à partir de son image faciale, c'est à dire de retrouver l'identité associée à l'image.

## **2.3 Intérêt de la reconnaissance de visage**

La reconnaissance de visages est la technique la plus commune et populaire. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle; et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse, d'une part c'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance), et d'une autre part les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipement spécial coûteux). Malgré que certains disent que la reconnaissance de visages est une biométrie relativement peu sûre, sur le fait que le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques, comme la variation de l'éclairage, le changement de la position du visage, la présence ou l'absence de lunettes et autres; mais, au cours de ces dernières années plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues, telle que la détection du visage, la normalisation de l'éclairage, etc. Sans oublier le développement considérable des technologies des caméras numériques, ce qui néglige l'effet de ces problèmes. Parmi les six attributs biométriques considérés, les caractéristiques faciales marquent un score de compatibilité le plus élevé dans un système MRTD ("Machine

ReadableTravel Documents”), ce score étant basé sur plusieurs facteurs d’évaluation tels que l’enrôlement, le renouvellement des données, les requis matériels et la perception des utilisateurs [1].

## **2.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages**

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d’autant plus grand lorsque les conditions d’acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous [11].

### **2.4.1 Changement d’illumination**

Les variations d’éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d’apparence d’un visage du à l’illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d’entrée.

### **2.4.2 Variation de pose**

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation  $< 30^\circ$ ), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à  $30^\circ$ , la normalisation géométrique n’est plus possible.

### **2.4.3 Expressions faciales**

La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L’information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l’expression faciale modifie l’aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L’identification de visage

avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.

#### 2.4.4 Présence ou absence des composants structurels

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance.

Divers changements au niveau des images présentent un grand défi face à un système de reconnaissance qui doit être robuste en ce qui concerne les grandes variabilités des images du visage comme les expressions faciales, la pose du visage et l'éclairage. Pour faire face à ce problème, il est important de choisir une représentation appropriée des images du visage. Cette représentation doit être compacte et significative. Le but est de donner un panorama des méthodes les plus significatives en reconnaissance de visages.

### 2.5 Système de reconnaissance de visages

Un système de reconnaissance faciale est une application informatique pour identifier ou vérifier automatiquement une personne à partir d'une image numérique ou un frame à partir d'une source vidéo. Une des façons de le faire est en comparant les traits du visage sélectionnés de l'image et une base de données du visage (voire la figure 2.1) [21].

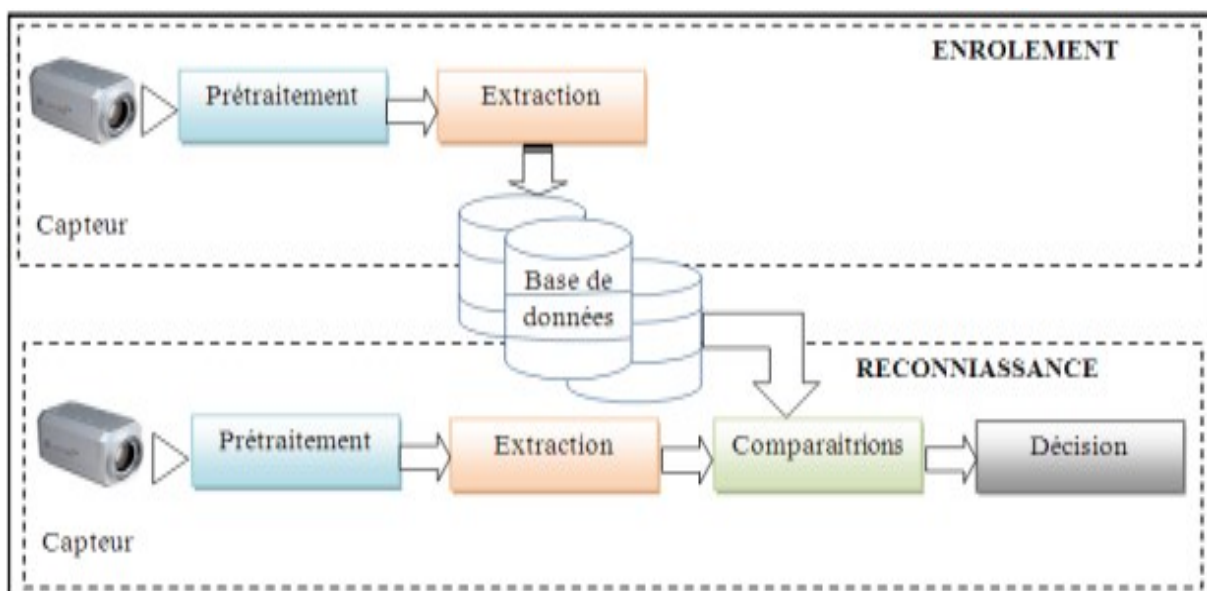
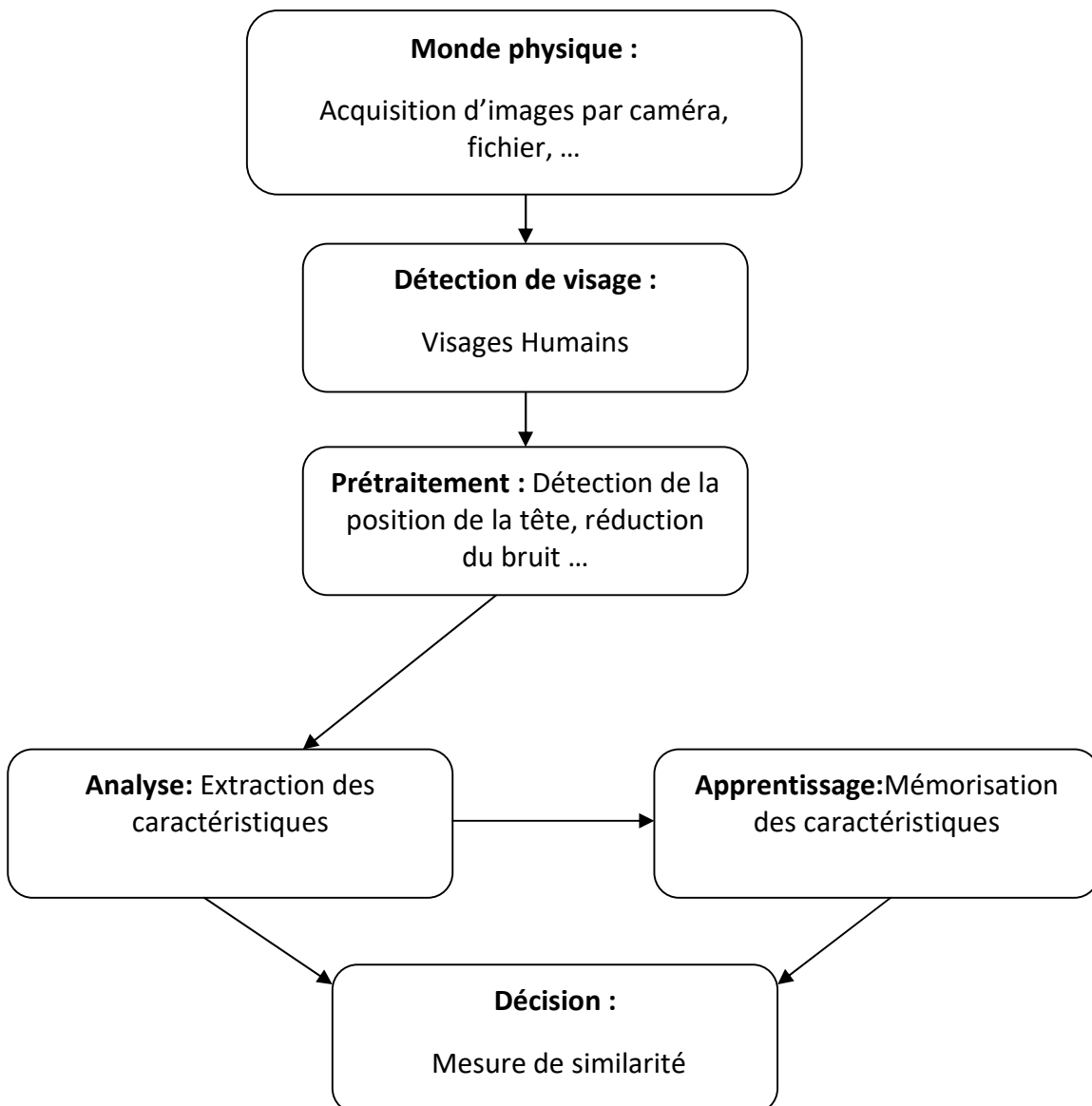


Figure 2.1 Système de reconnaissance de visages

## 2.6 Processus de reconnaissance des visages

Tout processus automatique de reconnaissance des visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage est une entité dynamique qui change constamment sous l'influence de plusieurs facteurs. La démarche générale adoptée pour réaliser de tels systèmes est illustrée par la figure 2.2 [24].



**Figure 2.2.** Schéma Processus d'un système de reconnaissance de visage.

### 2.6.1 Acquisition d'images

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 du 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 (voire la figure 2.3) [11].



Figure 2.3 Exemple d'acquisition d'une image.

### 2.6.2 Détection de visage

La détection de visages est la première étape dans le processus de reconnaissance faciale. Son efficacité a une influence directe sur les performances du système de reconnaissance de visages. Il existe plusieurs méthodes pour la détection de visages, certaines utilisent la couleur de la peau, la forme de la tête, l'apparence faciale, alors que d'autres combinent plusieurs de ces caractéristiques (voire la figure 2.4) [9].



Figure 2.4 Détection de visage finale .

### **2.6.3 Prétraitement**

Le rôle de cette étape est de réduire 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 fond 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 : le filtrage et la modification d'histogramme. Cette étape peut également contenir la détection et la localisation du visage dans une image, surtout là où le décor est très complexe [11].

### **2.6.4 Extraction**

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 [24].

### **2.6.5 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 ordonnée pour faciliter la phase de reconnaissance et la prise d'une décision, elle est en quelque sorte la mémoire du système [24].

### **2.6.6 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).

## 2.7 Méthodes de vérification ou identification de visages

Les méthodes de reconnaissance de visages peuvent être classées en trois grandes approches. Une approche globale dans laquelle on analyse le visage (l'image pixellisée du visage) dans son entier, une approche locale basée sur un modèle, dans laquelle le système essaie de détecter, regrouper et reconnaître les différents éléments constitutifs du visage tel que le nez, les yeux et la bouche. Enfin, il existe des méthodes hybrides qui combinent les deux approches précédentes (voire la figure 2.5) [10].

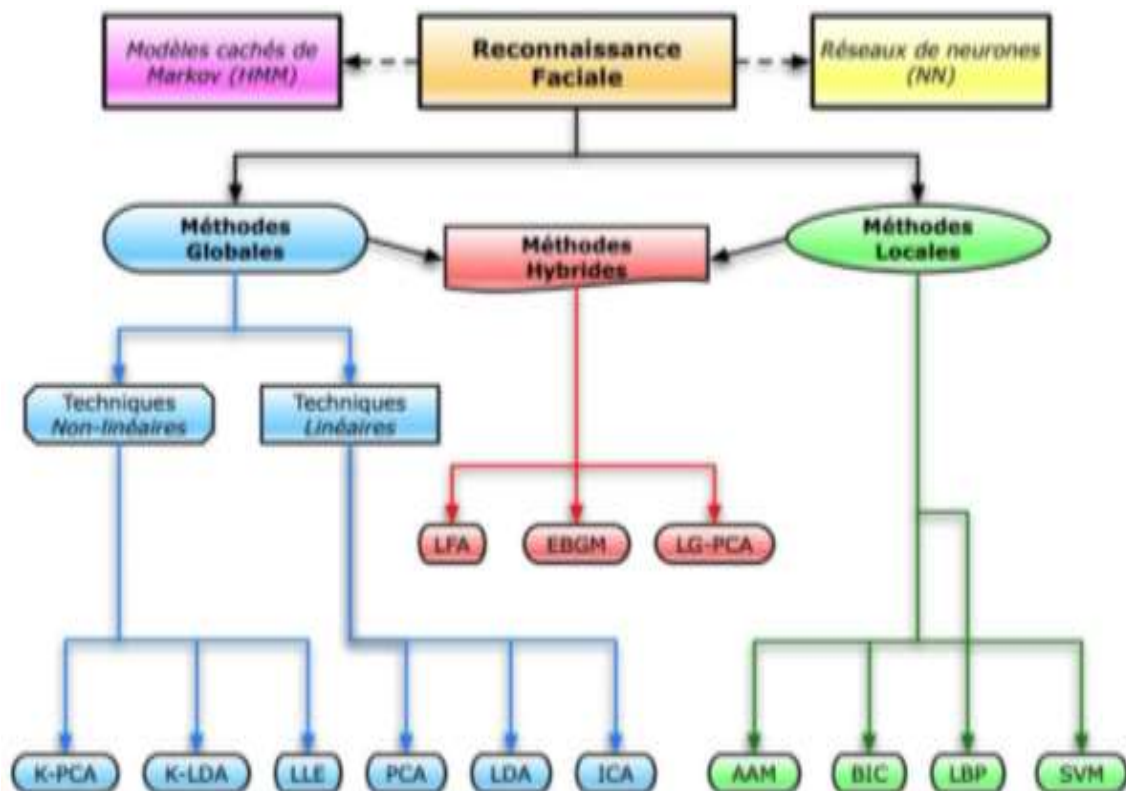


Figure 2.5 Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale

### 2.7.1 Méthodes globales

Le principe de ces méthodes est de représenter une image faciale par un seul vecteur de grande dimension en concaténant les niveaux de gris de tous les pixels du visage. Cette représentation, appelée description basée sur l'apparence globale, a deux avantages. Premièrement, elle conserve implicitement toutes les informations de texture et de forme utiles pour différencier des visages. Deuxièmement, elle peut tenir compte des aspects d'organisation structurelle globaux du visage. Toutefois, son inconvénient majeur réside

dans la dimension très grande de l'espace image qu'elle nécessite ce qui rend très difficile la classification. Pour traiter le problème des données de grande dimension, des techniques de réduction de la dimensionnalité peuvent être utilisées. L'une des techniques les plus courantes pour la reconnaissance de visages est la description par visages propres, qui est basée sur l'analyse en composantes principales (ACP) [4].

Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve:

- L'Analyse en Composantes Principales (PCA ou Eigen Faces).
- L'Analyse en composantes indépendantes (ACI)
- L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA).
- Machine à Vecteurs de Support (SVM).
- Les Réseaux de Neurones (RNA).
- Mélange de Gaussiennes (GMM).
- Modèle Surfaccique du Visage (3D).
- L'approche statistique et probabiliste.

#### **2.7.1.1 Analyse en composantes principales (ACP)**

Une méthode très populaire, basée sur la technique ACP, est la méthode Eigenface. Son principe est le suivant : étant donné un ensemble d'images de visages exemples, il s'agit tout d'abord de trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images exemples. Chaque visage exemple peut alors être décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Pour construire la matrice de covariance, chaque image de visage est transformée en vecteur. Chaque élément du vecteur correspond à l'intensité lumineuse d'un pixel. Cette méthode sera présentée avec davantage de détails dans le chapitre suivant. L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant, l'ACP n'est pas optimisé pour la séparabilité (discrimination) de classe. Une alternative qui est l'analyse discriminante linéaire LDA tient compte de ceci [4].

### **2.7.1.2 Analyse Discriminante Linéaire (ADL)**

Une autre méthode très connue est celle basée sur l'ADL (Analyse discriminante linéaire). L'objectif de la plupart des algorithmes basés sur l'ADL [26, 27], est de trouver les directions de projection les plus discriminantes dans l'espace propre, en maximisant le ratio entre les variations interpersonnelles et les variations intra-personnelles. Comme les variations intra-personnelles peuvent être petites (notamment quand il n'y a pas beaucoup d'images par individu), ce ratio est difficile à maximiser puisqu'il est déjà grand. Ce problème est encore appelé Small Sample Size. Pour l'éviter, on peut utiliser tout d'abord l'ACP et ensuite l'ADL, et cette méthode est appelée Fisherfaces. Voilà pourquoi les méthodes basées sur l'ADL ne fonctionnent bien que lorsque beaucoup d'images par personne sont disponibles dans la base d'apprentissage. En revanche, quand il n'y a pas beaucoup d'images par personne, les méthodes basées sur l'ADL marchent moins bien que celles basées sur l'ACP [4].

### **2.7.1.3 Réseaux de neurones artificiels (RNA)**

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

Un neurone formel est une fonction algébrique non-linéaire (paramétrée et à valeurs bornées) de variables réelles appelées entrées, qui tente de reproduire ce mode de fonctionnement. Un neurone formel effectue une somme pondérée des signaux d'entrée qui lui parviennent. Cette somme pondérée sert de paramètre à une fonction, souvent non linéaire, qui la transforme en nouveau signal transmis à la sortie (voire la figure 2.6). En référence au fonctionnement du neurone biologique, la fonction intervenant après la sommation des entrées est appelée fonction d'activation [11].

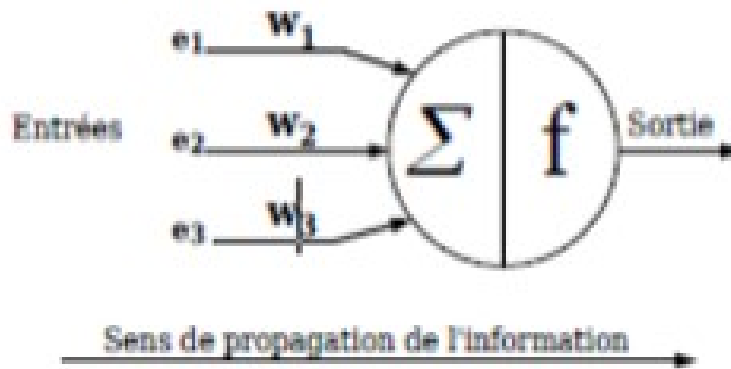


Figure 2.6 Neurone formel.

#### 2.7.1.4 Machine à Vecteurs de Support (SVM)

C'est une technique qui a été proposée par V. Vapnik en 1995, elle est utilisée dans plusieurs domaines statistiques (classement, régression, fusion,... etc.). L'idée essentielle de cette approche consiste à projeter les données de l'espace d'entrée (appartenant à des classes différentes) non linéairement séparables, dans un espace de plus grande dimension appelé espace de caractéristiques, de façon à ce que les données deviennent linéairement séparables. Dans cet espace, la technique de construction de l'hyperplan optimal est utilisée pour calculer la fonction de classement séparant les classes tels que :

- Les vecteurs appartenant aux différentes classes se trouvent de différents côtés de l'hyperplan.
- La plus petite distance entre les vecteurs et l'hyperplan (la marge) soit maximale. Depuis son introduction dans le domaine de reconnaissance de formes, plusieurs travaux ont montré l'efficacité de cette technique, principalement en traitement d'images [11].

#### 2.7.1.5 Analyse en composantes indépendantes (ACI)

L'analyse en composantes indépendantes (ACI) a été introduite par les spécialistes du traitement de signal afin de trouver une solution au problème de séparation des sources lorsque la fonction de mélange  $F$  est inconnue. Le traitement consiste à extraire les composantes linéaires d'une observation multi variée afin qu'elles soient aussi

indépendantes que possible. Outre le traitement de signal, cette technique a été utilisée dans d'autres domaines, en l'occurrence les télécommunications et le traitement des signaux biomédicaux. Elle sert généralement à analyser les signaux issus de multiples capteurs pour lesquels la nature exacte des sources est inconnue, d'où vient son appellation de séparation aveugle de sources [11].

### 2.7.2 Méthodes locales

Les méthodes locales utilisent les caractéristiques faciales locales pour la reconnaissance de visage. Elles sont relativement matures comparées aux méthodes holistiques. Dans ces méthodes, le visage est représenté par un ensemble de vecteurs caractéristiques de dimensions faibles, plutôt que par un seul vecteur de grande dimension.

Nous pouvons classer les méthodes locales en deux catégories : les méthodes basées sur les caractéristiques locales : extractions et localisation des points caractéristiques, et les méthodes basées sur les apparences locales : partitions des images de visage en région caractéristiques [9].

### 2.7.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides sont des approches qui combinent les caractéristiques holistiques et locales afin d'améliorer les performances de la reconnaissance de visages. En effet, les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés tout à fait différentes. On peut espérer pouvoir exploiter leur complémentarité pour améliorer la classification. Le tableau 2.1 récapitule qualitativement la différence entre les deux types de caractéristiques

Facteurs de variations	Caractéristiques locales	Caractéristiques globales
Illuminations.	Très sensible	Sensible
Expressions.	Pas sensible	Sensible
Pose.	Sensible	Très sensible
Bruit.	Très sensible	Sensible
Occlusion.	Pas sensible	Très sensible

**Tableau 2.1.** Comparaison des méthodes basées sur les caractéristiques locales ou globales.

Nous pouvons voir que les caractéristiques locales et globales réagissant différemment sensibles aux facteurs de variation. Par exemple, les changements d'illumination peuvent avoir plus d'influence sur les caractéristiques locales, tandis que les changements d'expression ont plus d'impact sur les caractéristiques holistiques. Ainsi, les méthodes hybrides peuvent constituer une approche efficace pour réduire la complexité des classifieurs et améliorer leur capacité de généralisation. Malgré ces avantages, les travaux de recherche dans ce domaine restent relativement peu nombreux, probablement en raison des difficultés mentionnées ci-dessus, tandis que les méthodes hybrides classiques (c'est-à-dire qui utilisent plusieurs exemples d'apprentissage par personne), comme les modèles d'apparence flexibles ou le LFA hybride, ne sont pas généralement appropriées pour traiter le cas d'un seul exemple d'apprentissage [9].

## 2.8 Analyse en Composantes Principales (PCA)

L'algorithme ACP, PCA en anglais (Principal Component Analysis) et aussi connu sous le nom d'Eigenfaces puisqu'il utilise des vecteurs propres et des valeurs propres (respectivement Eigenvectors et Eigenvalues en anglais). Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues et utilise l'algèbre linéaire. Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il est sensible aux problèmes d'éclairages, de pose et d'expression faciale. Il est à la base de nombreux algorithmes globaux actuels.

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

Nous voulons extraire l'information caractéristique d'une image de visage, pour l'encoder aussi efficacement que possible afin de la comparer à une base de données de modèles encodés de manière similaire. En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage. Une image  $\mathbf{I}_{i(m,n)}$  est traitée comme un vecteur  $\mathbf{\Gamma}_{i(m \times n, 1)}$  dans un espace vectoriel de grande dimension ( $\mathbf{N} = \mathbf{m} \times \mathbf{n}$ ), par concaténation des colonnes.

### 2.8.1 Réalisation du système de reconnaissance par la méthode Eigenface (PCA)

Cet algorithme est ainsi représenté par les parties suivantes:

#### A) L'extraction des paramètres :

Cette partie est composée de 5 étapes qui sont les suivantes :

**Etape 1 :** Obtenir des images de visage  $I_1, I_2, \dots, I_M$  tel que Toutes les images doivent être de même dimension (voire la figure 2.7).



**Figure 2.7** Images des visages d'apprentissage.

**Etape 2 :** Convertir l'image couleur (RGB) en niveaux de gris et affichage les images  $I_1, I_2, \dots, I_M$  (voire la figure 2.8).



**Figure 2.8** Images des visages en niveaux de gris.

**Etape 3 :** Convertir chaque image de visage  $I_i$  de taille  $m \times n$  en vecteur  $\Gamma_i$  de taille  $(m \times n) \times 1$ .

**Etape 4:** Calculer ensuite le visage moyen de vecteur  $\Psi$  de toutes les images (voire la figure 2.9).

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

253	254	231	135	243	81	=	199.5000
252	254	231	126	243	73		196.5000
252	253	231	119	243	68		194.3333
251	252	230	113	243	64		192.1667
251	252	230	113	242	46		189.0000
251	252	229	118	242	35		187.8333
249	252	228	134	242	36		190.1667
$\Gamma_1$	$\Gamma_2$	$\Gamma_3$	$\Gamma_4$	$\Gamma_5$	$\Gamma_6$	$\Psi$	



**Figure 2.9** Visage moyen.

Ce visage moyen est soustrait de toutes les images de visages d'apprentissage, ce qui nous laisse alors les informations propres à ce visage, nous récupérons alors dans  $\Phi_i$  uniquement les informations qui sont particulières à ce visage d'apprentissage.

**Etape 5 :** Soustraire de chaque image vecteur  $\Gamma_i$  le visage moyen vecteur  $\Psi$ .

Chaque face pourra être normalisée et représentée par la déviation par rapport à la face moyenne par :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

image 1 image 2 image 3 image 4 image 5 image 6

253	254	231	135	243	81	199.5000	53.5000	54.5000	31.5000	-64.5000	43.5000	-113.5000
252	254	231	126	243	73	196.5000	55.5000	57.5000	34.5000	-70.5000	45.5000	-123.5000
252	253	231	119	243	68	194.3333	57.6667	58.6667	36.6667	-75.3333	48.6667	-129.3333
251	252	230	113	243	64	192.1667	58.8333	59.8333	37.8333	-79.1667	50.8333	-133.1667
251	252	230	113	242	46	189.0000	62.0000	63.0000	41.0000	-76.0000	53.0000	-143.0000
251	252	229	118	242	35	187.8333	63.1667	64.1667	41.1667	-69.8333	54.1667	-152.8333
249	252	228	134	242	36	190.1667	58.8333	61.8333	37.8333	-56.1667	51.8333	-134.1667
$\Gamma_1$	$\Gamma_2$	$\Gamma_3$	$\Gamma_4$	$\Gamma_5$	$\Gamma_6$	$\psi$	$\Phi_1$	$\Phi_2$	$\Phi_3$	$\Phi_4$	$\Phi_5$	$\Phi_6$

### B) Détermination des valeurs et vecteurs propres :

**Etape 6 :** calculer la matrice de covariance **C**.

La matrice de covariance **C** est calculée par l'équation suivante :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (2)$$

Où  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_n]$  (3)

53.5000	54.5000	31.5000	-64.5000	43.5000	-113.5000	×	53.5000	55.5000	57.6667	58.8333	62.0000	63.1667	54.5000	=	1.6358	0.2652	0.1437	-0.1808	0.2822	-2.1460
55.5000	57.5000	34.5000	-70.5000	45.5000	-123.5000		58.8333	51.6667	46.0000	42.5000	42.5000	43.3333	61.8333		0.2652	3.3298	0.4557	-1.0318	0.0581	-3.0770
57.6667	58.6667	36.6667	-75.3333	48.6667	-126.3333		42.1667	37.8333	37.8333	36.1667	33.1667	29.3333	46.1667		0.1437	0.4557	1.6339	-0.7495	0.8342	-2.3180
58.8333	59.8333	37.8333	-79.1667	50.8333	-128.1667		27.6667	27.8333	26.1667	24.3333	23.3333	23.1667	28.6667		-0.1808	-1.0318	-0.7495	1.7852	-0.4384	0.6152
62.0000	63.0000	41.0000	-76.0000	53.0000	-143.0000		22.1667	22.6667	22.1667	20.5000	21.3333	20.1667	23.1667		0.2822	0.0581	0.8342	-0.4384	1.8798	-2.6159
63.1667	64.1667	41.1667	-69.8333	54.1667	-152.8333		20.6667	21.1667	20.5000	20.6667	20.5000	18.8333	20.6667		-2.1460	-3.0770	-2.3180	0.6152	-2.6159	9.5418
58.8333	61.8333	37.8333	-56.1667	51.8333	-154.1667															
<b>A</b>								<b>A<sup>T</sup></b>								<b>AA<sup>T</sup></b>				

### Etape 7 :

Une fois la matrice de covariance  $C$  est calculée, on peut alors procéder à la détermination des vecteurs propres  $e_i$  et des valeurs propres  $\lambda_i$  de la matrice  $C$ , dans le but d'obtenir l'ensemble optimal des composantes principales, un ensemble de faces propres qui caractérisent la variation entre images faciales. Le problème est que cela peut parfois être très difficile et très long de calculer les vecteurs propres et les valeurs propres. En effet,

si  $N > M$  (si la résolution est supérieure au nombre d'images), il y aura seulement  $M - 1$  vecteurs propres qui contiennent de l'information (les vecteurs propres restants auront des valeurs propres associées nulles). Par exemple, pour 50 images de résolution  $51 \times 51$ , nous pourrions résoudre une matrice  $A^T A$  de  $50 \times 50$  au lieu d'une matrice  $AA^T$  de  $2601 \times 2601$  pour ensuite prendre les combinaisons linéaires appropriées des images  $\Phi_i$ . Le gain de temps de calcul serait considérable. Typiquement, nous passerions d'une complexité de l'ordre du nombre de pixels dans une image à une complexité de l'ordre du nombre d'images.

Les étapes du processus qui nous permettent d'accélérer les calculs sont décrits ci-dessous :

Considérons un vecteur propre  $e_i$  de  $C = AA^T$ , Associe aux valeurs propres  $\lambda_i$  qui satisfait l'équation :

$$C e_i = \lambda_i e_i \quad (4)$$

Les vecteurs propres  $V_i$  de  $L = A^T A$ , associés aux valeurs propres  $\mu_i$  sont tels que :

$$L V_i = \mu_i V_i \quad (5)$$

Soit:

$$A^T A V_i = \mu_i V_i \quad (6)$$

En multipliant à gauche par  $A$  des deux côtés de l'égalité, nous obtenons:

$$A (A^T A V_i) = A (\mu_i V_i)$$

Nous avons  $C = AA^T$ , donc :

$$C(AV_i) = \mu_i(AV_i)$$

De (5) et (6), nous voyons que  $AV_i$  et  $\mu_i$  sont respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de  $C$  :

$$\begin{cases} e_i = AV_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases}$$

### C) Reconnaissance de visage:

L'étape de reconnaissance de visage se déroule comme suit :

#### Etape 8 :

Cette étape est divisée en 3 parties :

- 1- Projection d'images de départ dans l'espace des faces propres. (8)
- 2- Projection de l'image de test dans l'espace des faces propres.
- 3- Détermination de la distance euclidienne entre les deux projections.

#### 1- Projection d'images de départ dans l'espace des faces propres :

Dans cette étape nous allons projeter nos images de départ  $\Phi_i$ . Une image  $\Gamma_i$  est alors transformée en ses composantes faces propres par une simple opération de projection vectorielle (voire la figure 2.10) :

$$\omega_k = e_k^T (\Gamma_i - \Psi) \quad (7)$$



**Figure 2.10** Projection des images dans l'espace des faces propres.

Les vecteurs  $\omega_k$  sont appelés poids et forment une matrice  $\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]$  qui décrit la contribution de chaque face propre dans la représentation de l'image d'entrée. La matrice  $\Omega$  est alors utilisée pour trouver quelle est, parmi un nombre prédéfini de classes, celle qui décrit le mieux une image d'entrée.

#### 2- Projection de l'image de test dans l'espace des faces propres

Pour l'image de test nous utilisons la même procédure comme c'est fait avec la projection d'images de départ dans l'espace des faces propres. Le visage moyen vecteur

$\Psi$  est retranché de toutes les images de test  $\Gamma$ , ensuite les images produites sont projetées dans l'espace des faces propres par une simple opération de projection vectorielle :

$$\omega_T = e_K^T(\Gamma_T - \Psi)$$

### 3- Détermination la distance euclidienne entre les deux projections

C'est la méthode la plus simple pour déterminer quelle classe de visage fournit la meilleure description d'une image d'entrée et de trouver la classe de visage k qui minimise la distance Euclidienne.

$$\epsilon_k^2 = \|\Omega_T - \Omega_K\|^2 \quad (9)$$

Où  $\Omega_K$  est un vecteur qui décrit la k classe de visage.

Un visage est classifié comme appartenant à la classe k lorsque le minimum  $\epsilon_k$  est inférieur à un certain seuil choisi  $\theta_c$ , sinon le visage est classifié comme inconnue.

$\theta_c$ , est la moitié de la plus grande distance entre deux images de visage:

$$\theta_c = (1/2) \max_{j,k} \|\Omega_T - \Omega_K\|; \quad j, k = 1, \dots, M \quad (10)$$

Nous devons trouver la distance  $\epsilon$  entre l'image originale de test  $\Gamma$  et l'image reconstruite à partir des faces propres  $\Gamma_f$

$$\epsilon^2 = \|\Gamma - \Gamma_f\|^2 \text{ où } \Gamma_f = e_k * \Omega + \Psi \quad (11)$$

Si  $\epsilon \geq \theta_c$  alors l'image d'entrée n'est même pas une image de visage et non reconnu.

Si  $\epsilon < \theta_c$  et  $\epsilon_k \geq \theta$  pour tout k alors l'image d'entrée est une image de visage, mais il est reconnu comme visage inconnu.

Si  $\epsilon < \theta_c$  et  $\epsilon_k < \theta$  pour tout k puis images d'entrée sont l'image individuelle du visage associée au vecteur de classe.

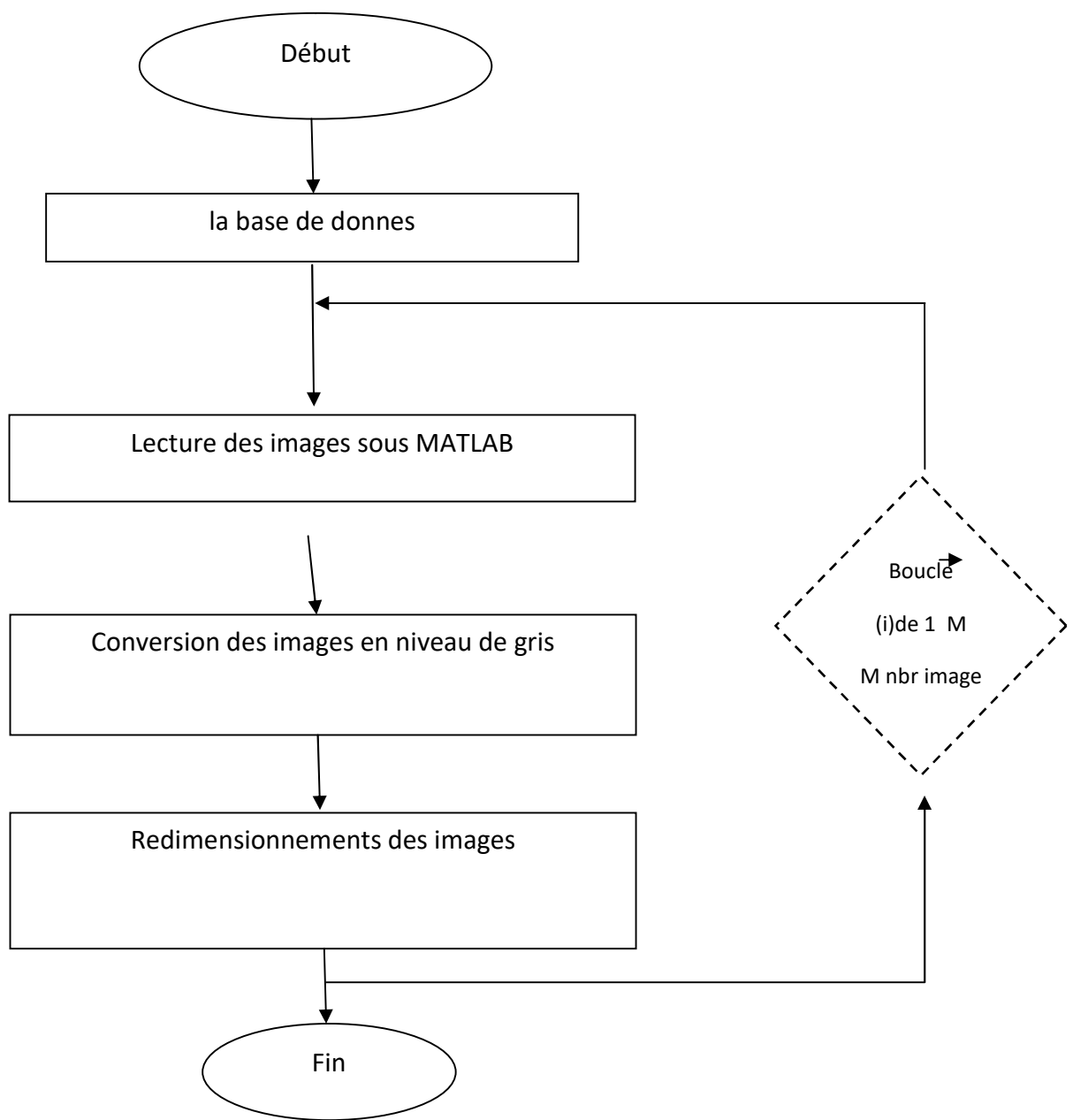
## 2.9 Principales étapes de la méthode des faces propres

L'apprentissage des visages propres s'effectue selon les étapes suivantes :

- 1) Collecte des M images faciales et construction de la matrice T de taille M, par concaténation des colonnes des images faciales. Prétraitement des images collectées.
- 2) Calcul du visage moyen en sommant les colonnes de la matrice T et en divisant le vecteur résultant par le nombre d'image d'entrée (M).

- 3) Soustraction du visage moyen de la matrice T pour obtenir la matrice A ; où chaque élément représente la variance des valeurs d'intensité de chaque pixel.
- 4) Calcul de la matrice de covariance  $C$ , avec  $C = AA^T$
- 5) Calcul des vecteurs propres de C et les trier dans un ordre descendant selon les valeurs propres associées.
- 6) Calcul des vecteurs propres de la matrice de covariance C et obtention des visages propres en multipliant les vecteurs propres de C par la matrice A.
- 7) Choix des K meilleur valeurs propres et les vecteurs propres associés.
- 8) Détermination du poids des images d'entrée en projetant chaque image dans l'espace visage.
- 9) Chaque visage est maintenant représenté par un vecteur qui est utilisé pour reconstruire les images. Après on sauvegarde le visage moyen, les faces propres et la matrice de projection (de poids) des images.

Les neuf étapes décrites transformeront une base de données d'images faciales en un ensemble de projections dans l'espace visage [6].



**Figure 2.11** Organigramme du prétraitement

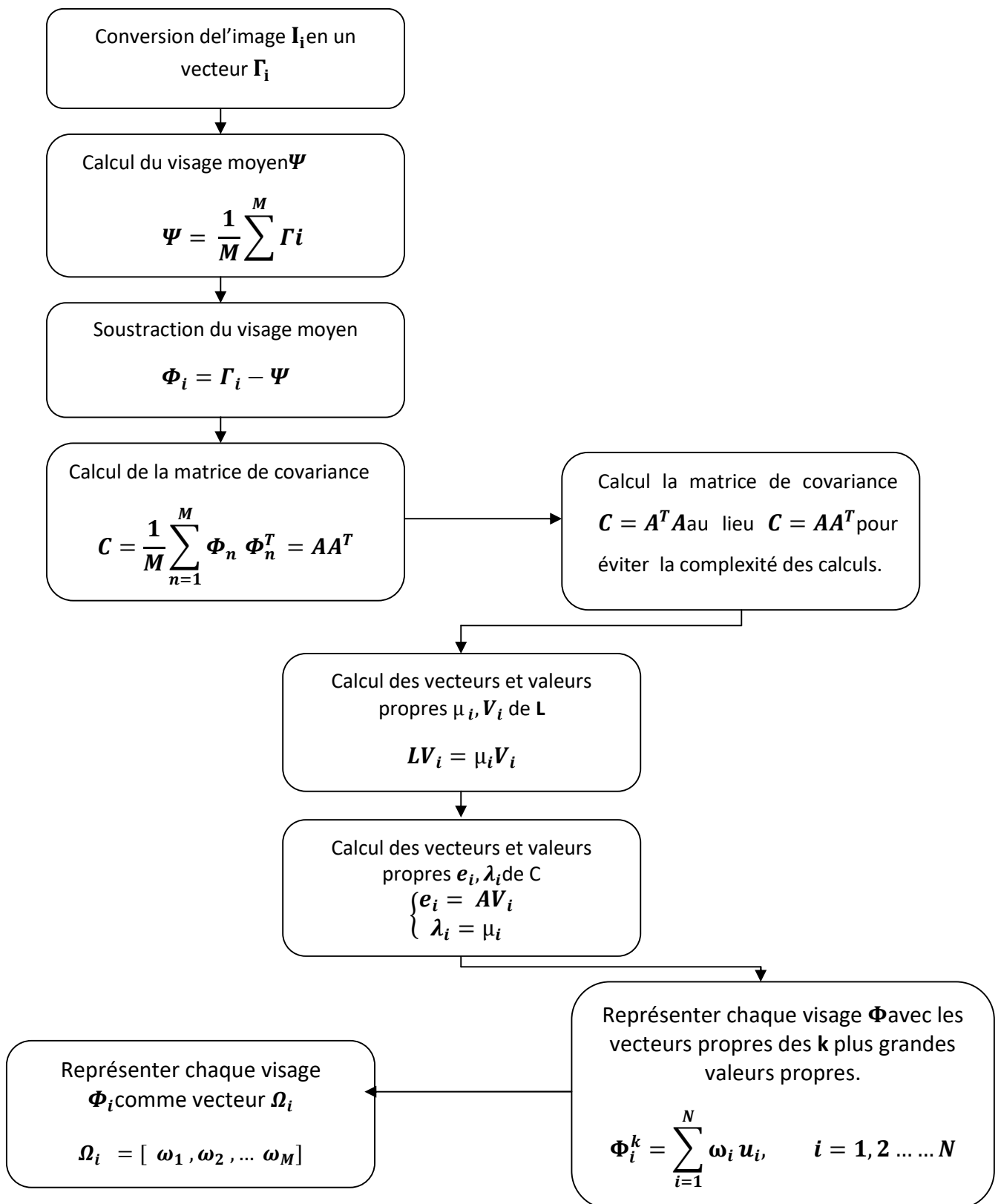


Figure 2.12 Organigramme de la phase d'apprentissage

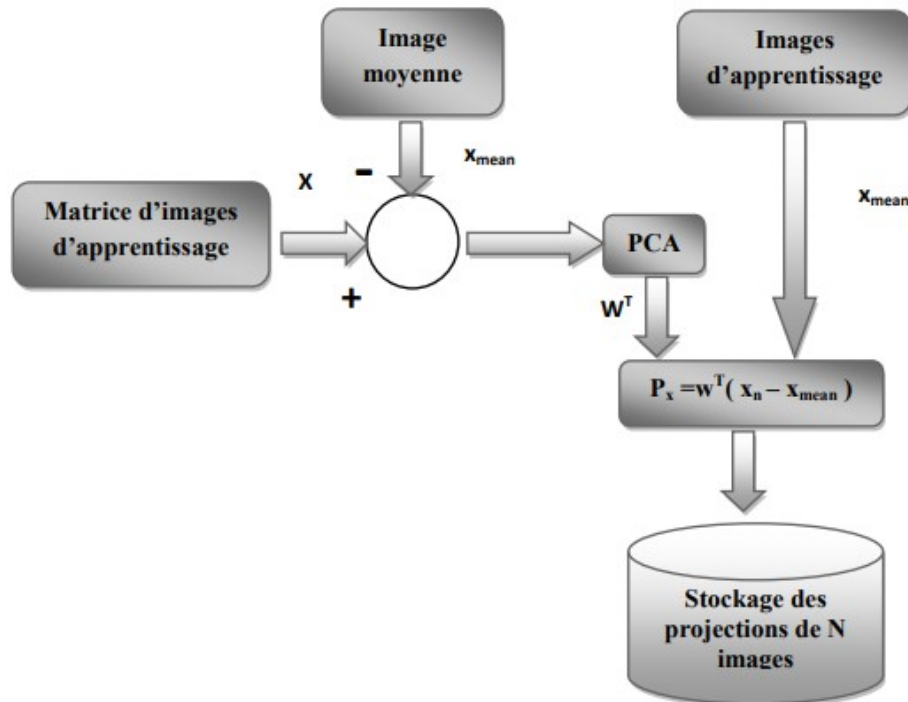


Figure 2.13 Phase d'apprentissage

## 02.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en relief quelques définitions de base liées à la reconnaissance de visages, les méthodes de vérification ou identification de visage et le processus général de reconnaissance de visage. Nous avons aussi présenté un système de reconnaissance de visage basé sur la méthode ACP (eigenface). Les avantages que présente cette méthode sont les suivants:

- Très rapide.
- Simple à implémenter.

Dans le chapitre suivant nous présenterons la partie expérimentale et les résultats de l'application de cette méthode.

# Chapitre 3 : Réalisation et tests

---

## 3.1 Introduction

Ce dernier chapitre représente les résultats des tests effectués avec la méthode des faces propres sur la base de données décrite dans le chapitre précédent. Rappelons que notre travail consiste à réaliser un système d'identification biométrique de personnes par reconnaissance faciale se basant sur une analyse en composante principale qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Nous évaluerons dans ce chapitre les résultats obtenus sur notre propre base de données sous différentes conditions des méthodes.

## 3.2 Environnement du travail

Dans cette section, nous présenterons les environnements matériel et logiciel de notre travail.

### 3.2.1 Environnement matériel

Nous avons utilisé :

- ❖ Un ordinateur portable acer aspire ES i5 avec les caractéristiques suivantes :
  - Windows 10 Professionnel
  - Processeur Intel (R) Core(TM) i5-4200U CPU @ 1.6GHZ 2.6GHz
  - Mémoire installée (RAM) 4,00Go
  - Type du système : Système d'exploitation 64 bits, processeur x64



**Figure 3.1** Ordinateur portable acer aspire ES

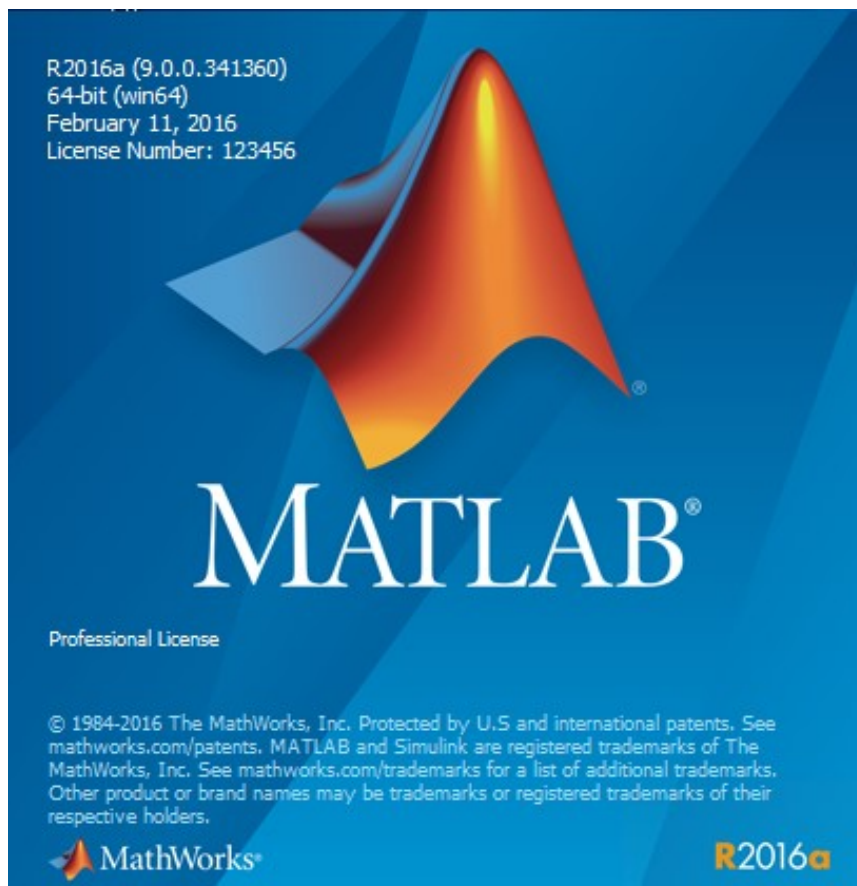
## 3.2.2 Environnement Logiciel

### 3.2.2.1 MATLAB 2016 a

Pour la réalisation de notre système nous avons choisi le langage de programmation MATLAB Version ( ).

Matlab et son environnement interactif est un langage de haut niveau qui permet l'exécution de tâches nécessitant une grande puissance de calcul et dont la mise en œuvre sera bien plus simple et rapide qu'avec des langages de programmation traditionnels tels que le C, C++. Il dispose de plusieurs boites à outils en particulier celle du traitement d'images « Image ProcessingToolBox » qui propose un ensemble d'algorithmes et d'outils graphiques de référence pour le traitement, l'analyse, la visualisation et le développement d'algorithmes de traitement d'images.

MATLAB offre un certain nombre de fonctionnalités pour la documentation et le partage du travail. On peut intégrer le code MATLAB avec d'autres langages et applications, et distribuer les algorithmes et applications MATLAB.



**Figure 3.2** Présentation d'un Matlab 2016b.

### 3.2.2.2 Qu'est-ce que MATLAB ?

Le nom de MATLAB est synonyme de matrice de laboratoire (MATRIX LABORATORY). MATLAB est un langage de haute performance de calcul technique. Il intègre le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement facile à utiliser où les problèmes et les solutions sont exprimés dans une notation mathématique familière.

L'utilisation classique intègre :

- Les mathématiques et le calcul
- Le développement d'algorithmes
- La modélisation, la simulation et le prototypage
- L'analyse de données, l'exploration et la visualisation
- Le développement d'applications y compris le renforcement de l'interface graphique de l'utilisateur

MATLAB est un système interactif dont l'élément de base de données est un tableau qui ne nécessite pas de dimensionnement. Ceci permet de résoudre de nombreux problèmes, en particulier ceux avec des formulations matricielles et vectorielles. Ces problèmes sont résolus rapidement, au temps de temps qu'il faudrait pour écrire un programme dans un langage non interactif comme le langage C ou le Fortran.

MATLAB est constitué d'un environnement de développement, d'un langage de programmation, de modules et de bibliothèques qui étendent les fonctionnalités de MATLAB pour les industries ou pour résoudre des problèmes.

### 3.2.2.3 Le système MATLAB

Le système MATLAB est constitué de cinq principales parties :

#### a) Le langage MATLAB :

Il s'agit d'une matrice/gamme de langage de haut niveau avec des instructions de contrôle de flux, de fonctions, de structures de données, d'entrées/sorties et de fonctions de programmation orientée objet. Il permet à la fois une programmation « dans le petit » dans le but de créer rapidement un programme « jetable » et également de créer une programmation dite « à grande échelle » qui permet de créer des programmes complets et d'applications complexes.

#### b) L'environnement de travail MATLAB :

Il s'agit de l'ensemble des outils et des fonctionnalités qui sont utilisés par les utilisateurs ou les programmeurs MATLAB. Il comprend des fonctionnalités de gestion des variables dans

l'espace de travail et permet d'importer et d'exporter des données. Il inclut également des outils pour le développement, la gestion, le débogage et le profilage des applications MATLAB.

**c) Manipulation des graphiques :**

Il s'agit du système de graphes des MATLAB. Il inclut un haut niveau de commande de visualisation des données en deux et trois dimensions. Il permet également le traitement de l'image, l'animation et des graphiques de présentation. Il inclut des commandes de niveau bas qui permettent de personnaliser complètement l'apparence des graphiques ainsi que de construire des interfaces graphiques complètes (GUI) pour les applications MATLAB.

**d) Librairie MATLAB de fonctions mathématiques :**

Il s'agit d'une vaste collection d'algorithmes de calcul allant des fonctions élémentaires comme les fonctions somme, sinus ou cosinus et l'arithmétique complexe à des fonctions plus sophistiquées comme des matrices inverses, des matrices à valeur propre, les fonctions de Bessel ou encore des transformées de Fourier rapides.

**e) L'interface de programmation d'application MATLAB :**

Il s'agit d'une bibliothèque qui permet d'écrire des programmes en C et en Fortran qui interagissent avec MATLAB. Il inclut des fonctionnalités qui appellent des routines depuis Matlab (lien dynamique), appelant MATLAB comme un moteur de calcul et pour lire et écrire des MAT Files.

### **3.3 Organisation logicielle**

Les programmes décrits ont été développés en Matlab 2016a. Ce langage s'est avéré puissant et offre un graphisme de qualité (voir tableau 3.1).

<b>MATLAB</b>	<b>C++</b>	<b>C#</b>	<b>JAVA</b>	<b>Perl</b>
Langage interprété.	Langage interprété.	Langage interprété.	Interprété intermédiaire.	Interprété Langage intermédiaire.
Utilisé pour le Calcul mathématique et les solutions nécessitant très grande puissance de calcul.	Utilisé pour développer des applications graphiques et pour la programmation système objet.	Utilisé pour les applications avec interfaces graphique.	Utilisé pour les applications avec interfaces graphiques et la programmation orientée internet.	L'un des langages les plus utilisés pour la programmation de sites Web interactifs.
Disponible sur plusieurs plateformes.	Disponible sur plusieurs plateformes.	Disponible sur plusieurs plateformes.	Disponible sur plusieurs plateformes.	Disponible sur plusieurs plateformes.
Rapide.	Très rapide.	Parmi les langages les plus rapides Rapide.	Rapide.	Souffrir d'une certaine lourdeur.
Nombreuse fonctionnalités mathématique	nombreuse bibliothèques	Nombreuse bibliothèques	Nombreuse bibliothèques	Nombreuse fonctionnalités
plateforme de développement à usage facile.	Plateforme de développement à usage facile. (Visual studio)	Plateforme de développement à usage facile. (Visual studio)	plateforme de développement à usage moyennement facile.	plateforme de développement à usage facile.
orientée prototype et orientée objet.	orientée objet.	Orientée objet.	Procédural.	orientée prototype et orientée objet.

**Tableau 3.1** La différence entre les langages des programmations.

## 3.4 Présentation de l'application

Nous présentons dans cette partie les étapes principales du système de reconnaissance. L'application est présentée en se basant sur des illustrations. Le projet est basé sur les composantes suivantes :

### 3.4.1 Base de données

Il existe plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance, chacune d'elle a été construite avec des conditions d'acquisition d'images de visages diverses (changements d'illumination, de pose, d'expressions faciales) ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu.

- **Base de données**

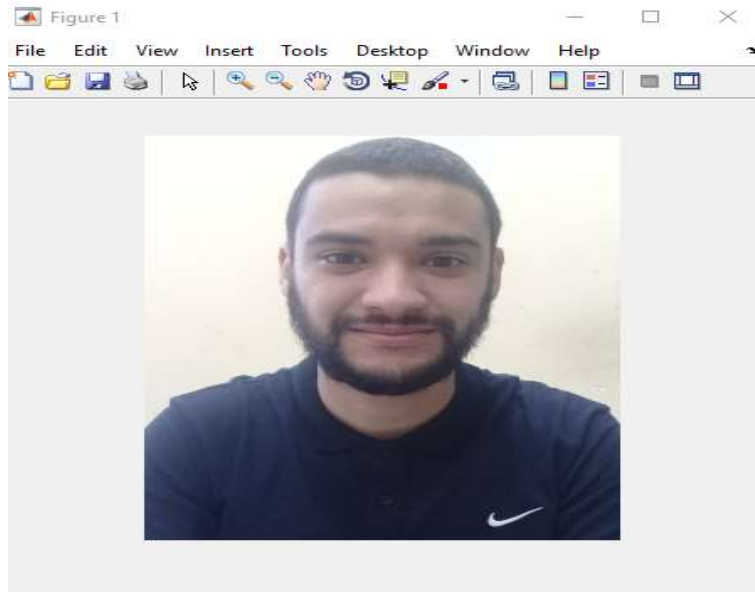
La reconnaissance de visages fonctionne avec une base de données d'images enregistrées précédemment. Dans cette partie le programme développé a réussi à créer une base de données, où les visages des sujets différents ont été identifiés, dans ce cas, en donnant le nom complet.

- La base de données est créée comme suit :

#### Etape 1 :

Obtenir d'image de visage dans MATLAB 2016a (voir figure 3.3)

```
clear all
clc
I1 = imread('image.png');
figure(1)
imshow(I1)
```

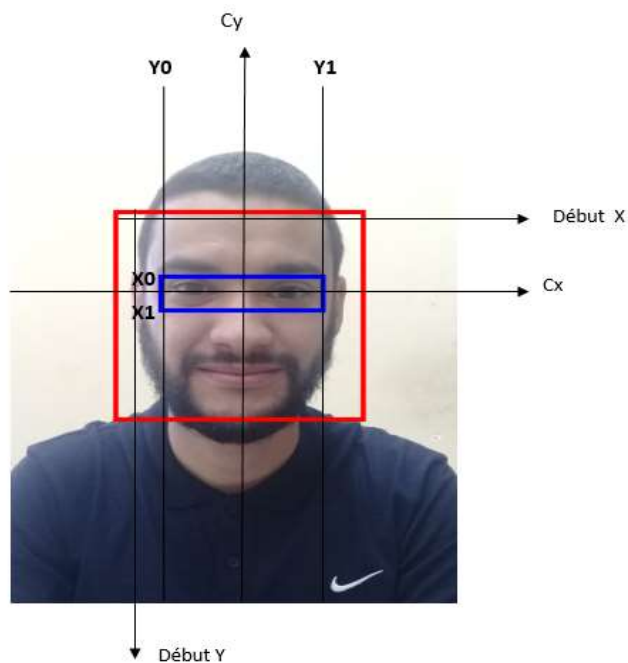


**Figure 3.3** Obtenir une image

**Etape 2 :**

Dans cette étape le visage est détecté, en utilisant le MATLAB, le détecteur d'objet en cascade utilise l'algorithme Viola-Jones pour détecter le visage (`vision.CascadeObjectDetector`).

Pour la détection de visage on propose se model de détection (voire la figure3.4) :



**Figure 3.4** Le choix de model de détection

On pose :

$$2w=Y1-Y0$$

$$Cx=(X1-X0) /2+X0$$

$$Cy= (Y1-Y0) /2+Y0$$

$$\text{Début X} = Cx-w$$

$$\text{Début Y} = Cy-w-w/2$$

Donc :

$$\text{Début X}=(X1-X0) /2+X0-(Y1-Y0) /2$$

$$\text{Début Y}=Y0-( Y1-Y0) /4$$

On obtient le model de détection suivant :

$$\text{Image} = I (\text{début Y} : \text{début X}, \text{début Y}+3w : \text{début X}+3w)$$

Autrement dit :

```
clear all
clc
%Detect objects using Viola-Jones Algorithm

%To detect Face
FDetect = vision.CascadeObjectDetector;

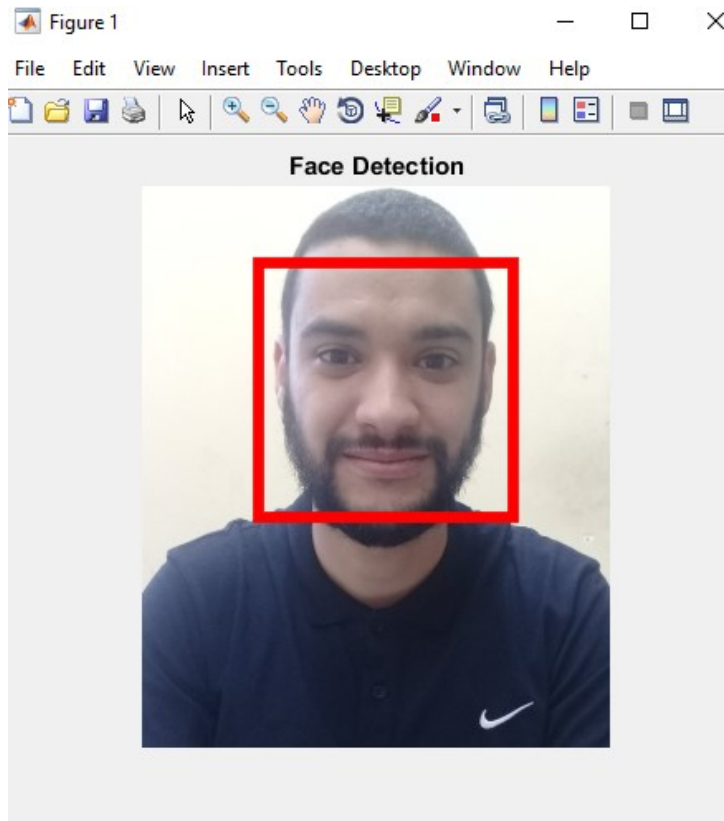
%Read the input image
I=imread('image.png');

%Returns Bounding Box values based on number of objects
BB = step(FDetect,I);

figure (2)

imshow(I); hold on

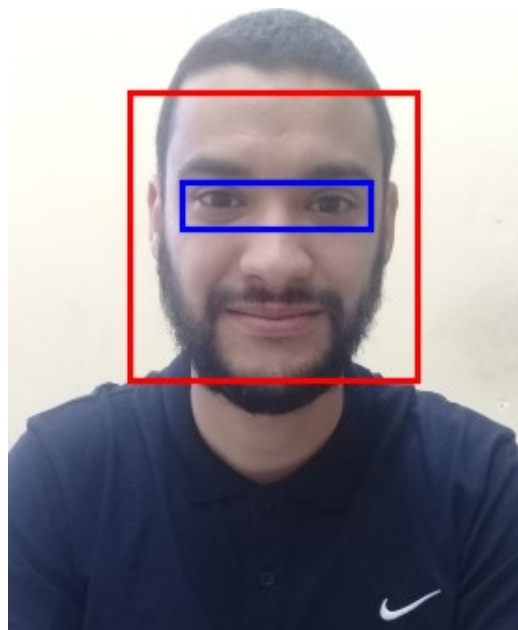
for i = 1:size(BB,1)
    rectangle('Position',BB(i,:), 'LineWidth',5, 'LineStyle','-', 'EdgeColor','r');
end
title('Face Detection');
hold off;
```



**Figure 3.5** Visage détecter avec l'algorithme de Viola-Jones

$BBI = [Y0 \ X0 \ Y1-Y0 \ X1-X0]$

On définit :



**Figure 3.6** détection les yeux

$$BBF = [Y_0' \quad X_0' \quad Y_1' - Y_0' \quad X_1' - X_0']$$

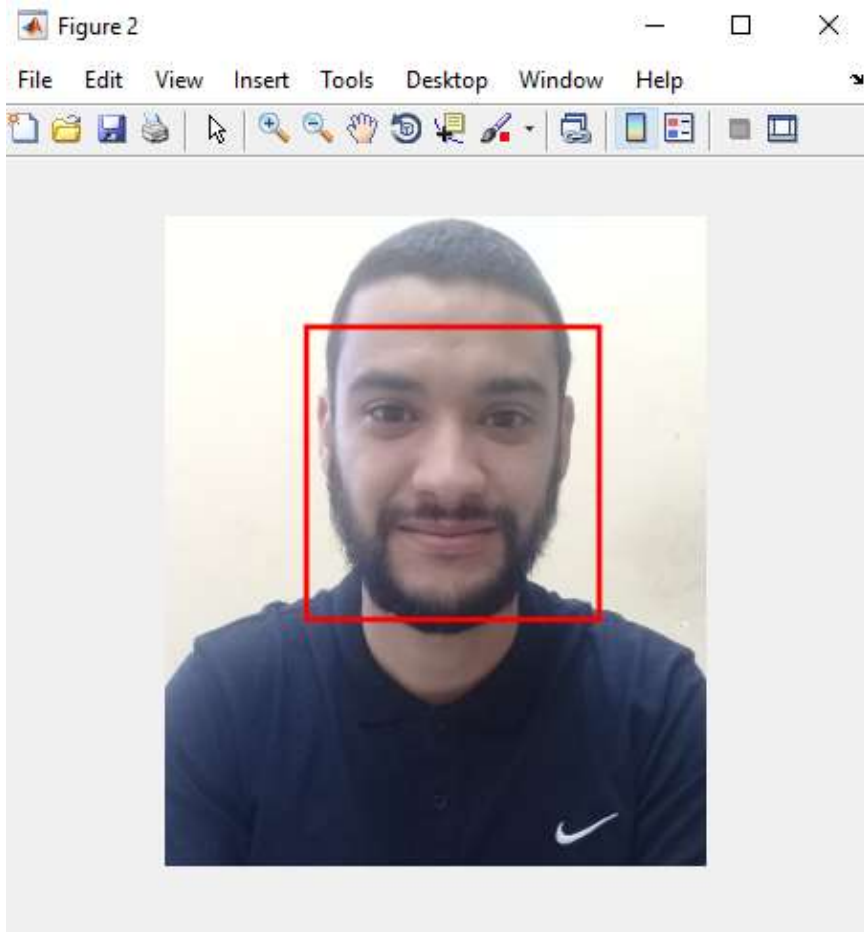
$$I = X_0 + X_0'$$

$$J = Y_0 + Y_0'$$

$$W = Y_1 - Y_0 / 2$$

On définit notre model comme suit :

$$cc = [J - w/2 \quad I + X_1' - X_0' - w \quad 3w \quad 3w]$$

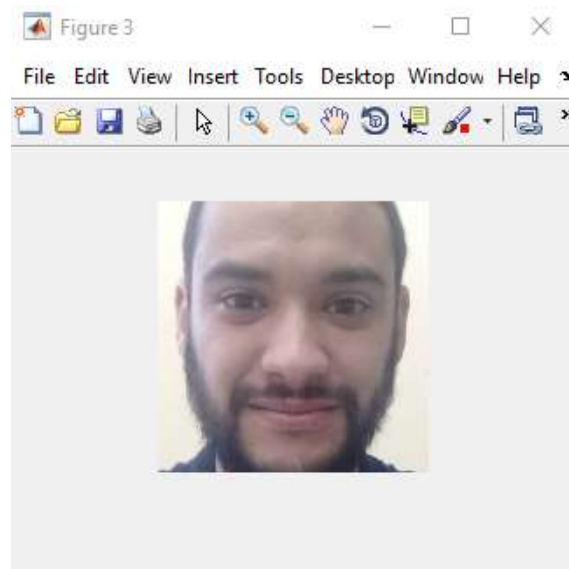


**Figure 3.7**Détection de visage finale.

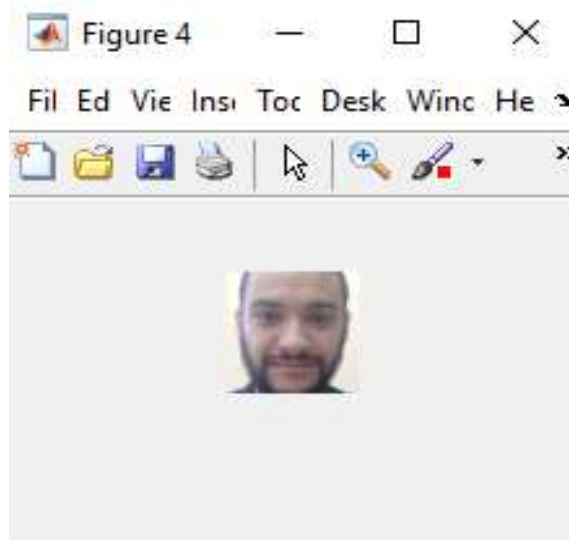
### **Etape 3 :**

Après la détection de visage, celui-ci est redimensionné à la taille 51x 51 pixels, et ensuite enregistré (voire les figure 3.8 et 3.9).

```
s=imcrop(I,BB);  
figure(3)  
imshow(s)  
k=imresize(s,[51 51]);  
figure(4)  
imshow(k)  
imwrite(k,'img.png');
```



**Figure 3.8**Redimensionnement du visage détecté.



**Figure3.9**Image enregistrée.

#### Etape 4 :

Convertir l'image couleur en image à niveaux de gris (voir figure 3.10).

```
g = rgb2gray(k);  
g=imadjust(g);  
figure(5)  
imshow(g)
```

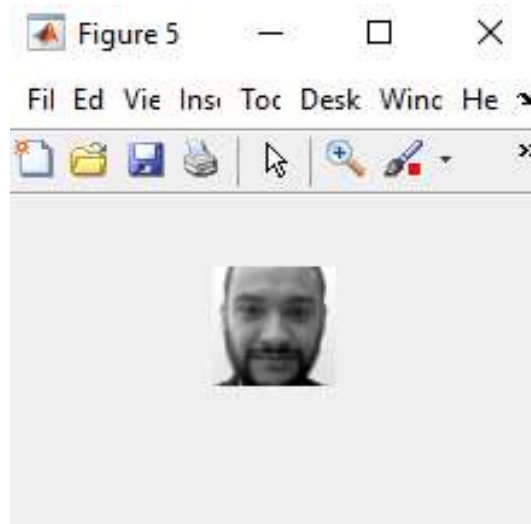
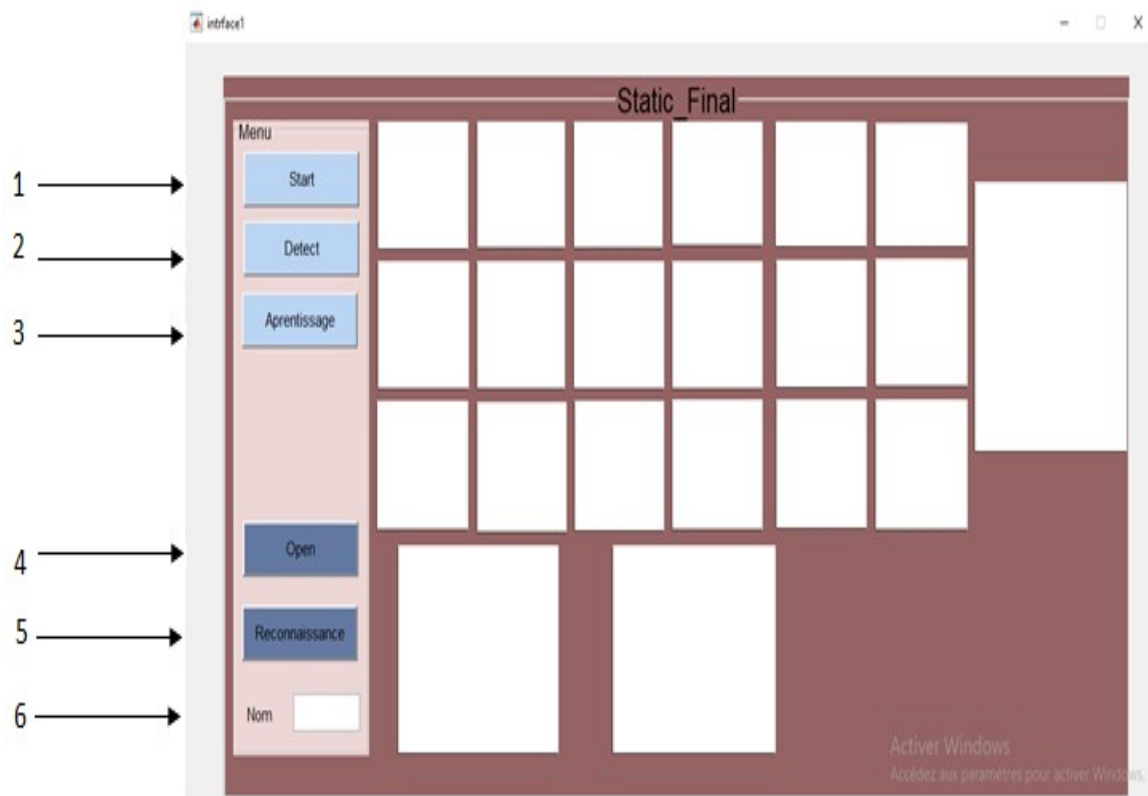


Figure 3.10 Image a niveau de gris.

### 3.4.2 Interface de l'application

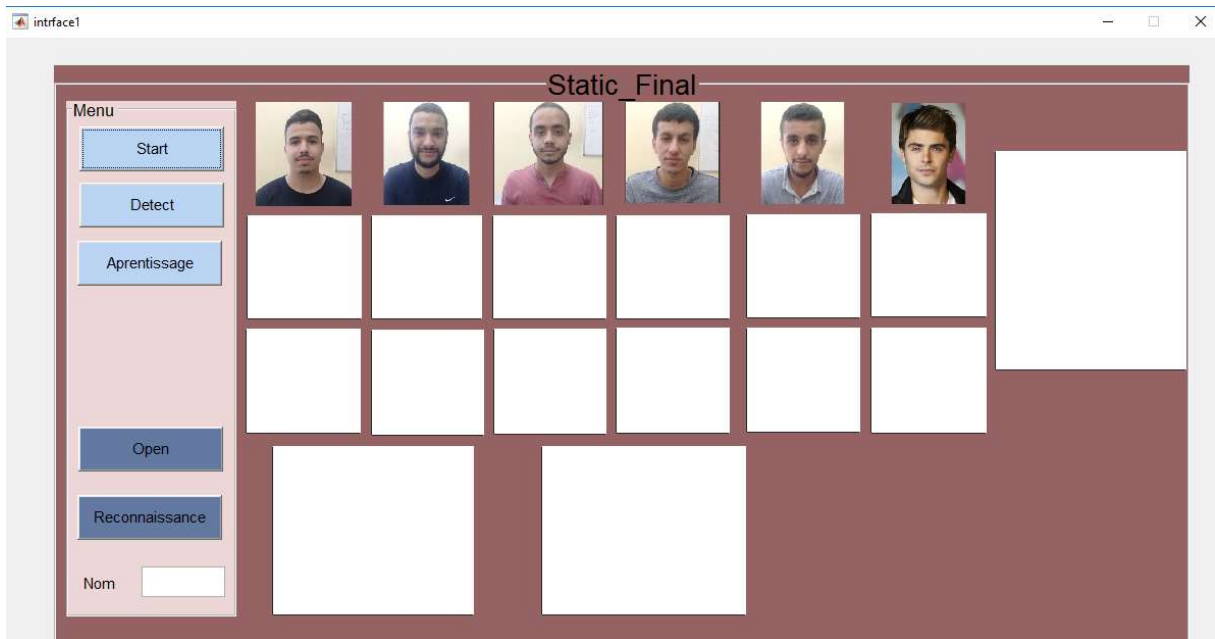
Nous avons créé deux d'interfaces, un pour l'apprentissage et l'identification statique et l'autre pour la reconnaissance de visage en temps réel (dynamique).

**1<sup>er</sup> interface :** Dans cette interface toutes les étapes présentées précédemment ont été utilisées pour créer une base de données de 6 personnes (voire les figures 3.11, 3.12, 3.13, 3.14, 3.15 et 3.16).

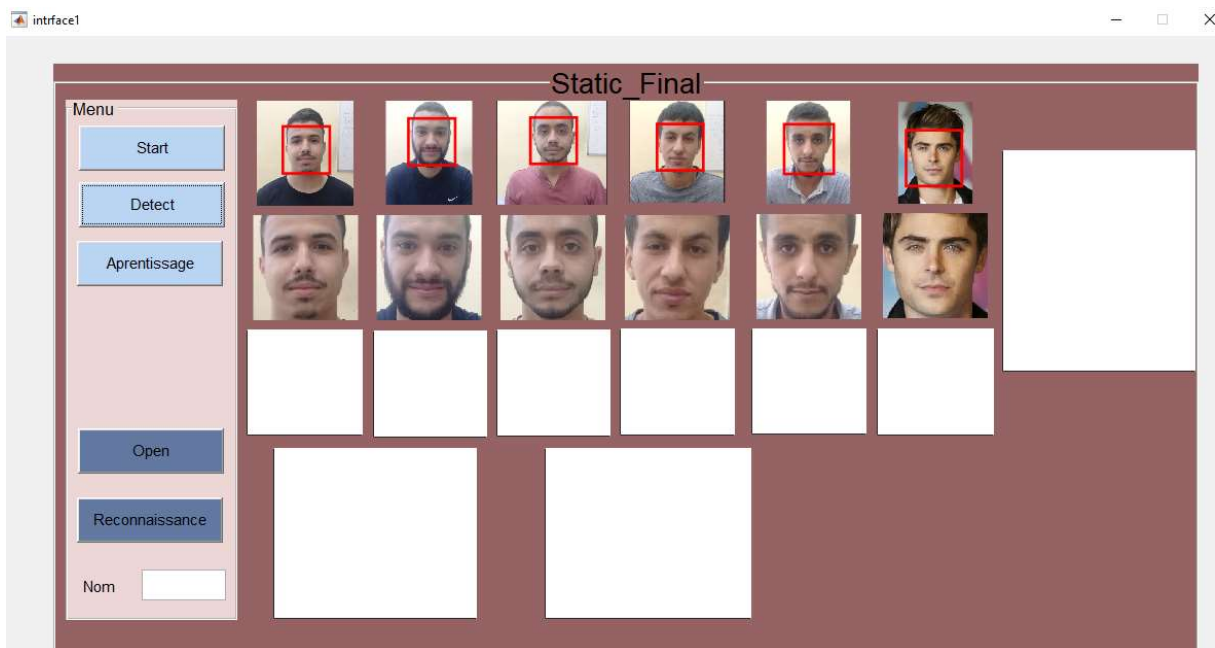


**Figure 3.11** Description de l'interface.

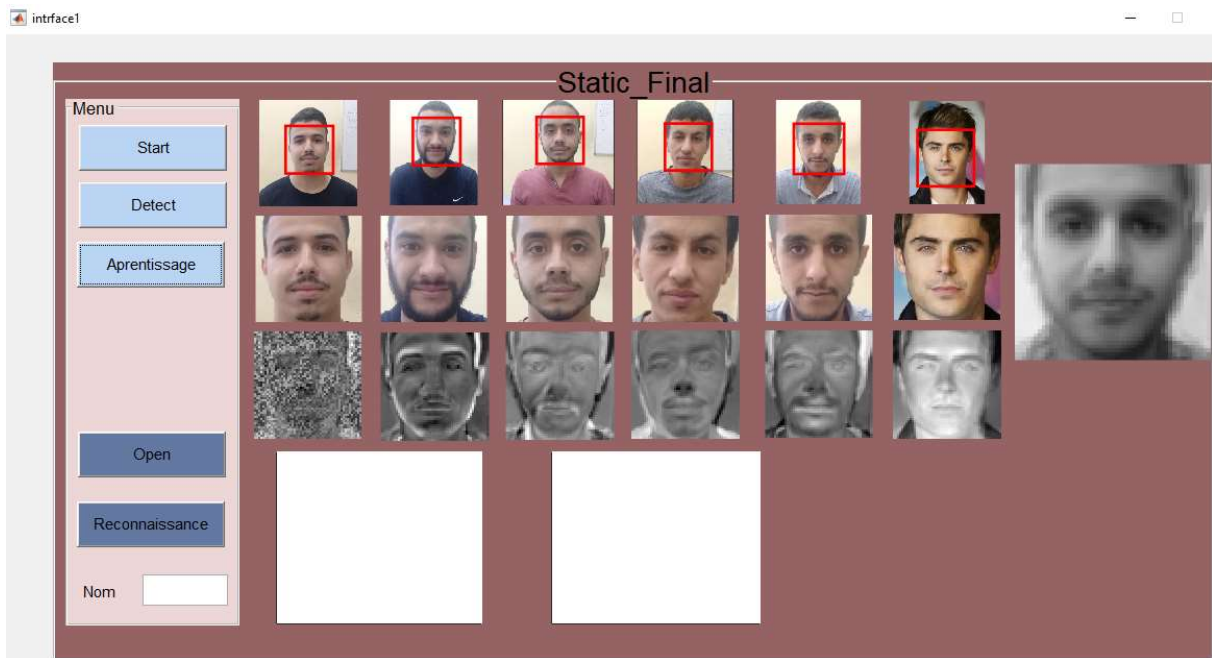
- 1 → Lancer le programme et afficher les 6 images.
- 2 → Appliquer l'algorithme de détection de visage.
- 3 → Appliquer l'algorithme de PCA et afficher les faces propres et L'image moyenne.
- 4 → Choisir une image dans la base de données.
- 5 → Détecte le visage et Confirmer par le nom de cette personne.
- 6 → Afficher le nom de cette personne.



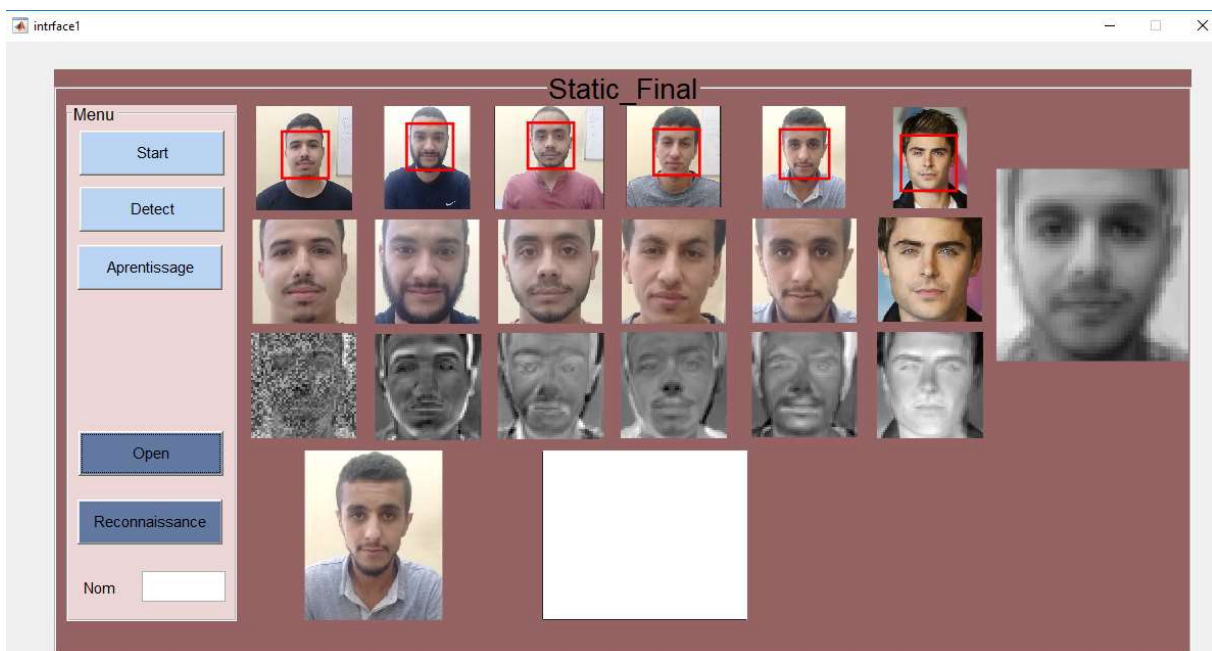
**Figure 3.12** Affichage des 6 images de la base de données.



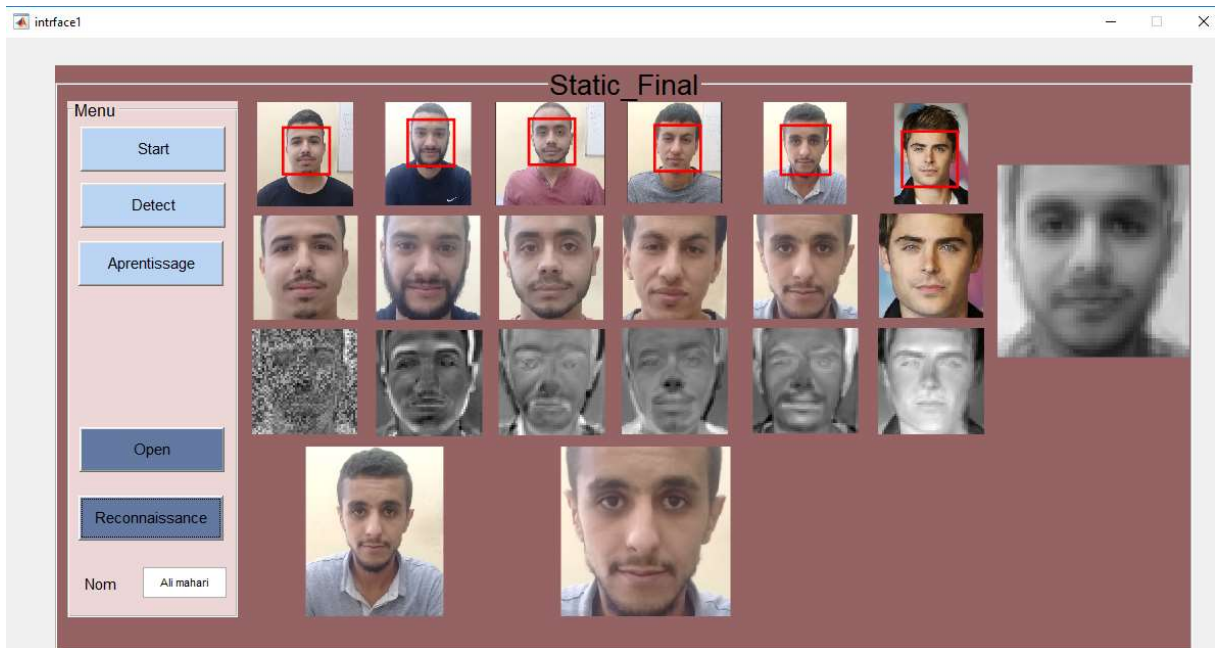
**Figure 3.13** Détection de visages et affichage des visages détectés.



**Figure 3.14** Affichage des images faces propres et le visage moyenne.



**Figure 3.15** Choix d'une image d'entrée.



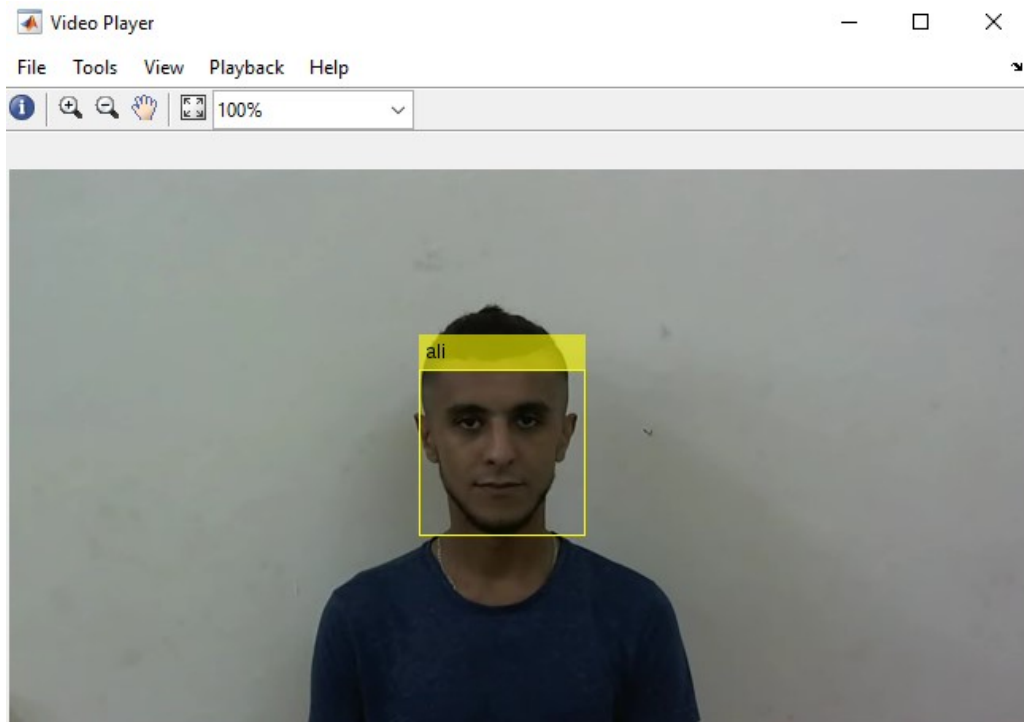
**Figure 3.16** Reconnaissance statique.

**2<sup>ème</sup> interface :** Dans l'interface de la reconnaissance de visage nous comptons faire la reconnaissance en temps réel de plusieurs personnes (voire la figure 3.17, 3.18 et 3.19).

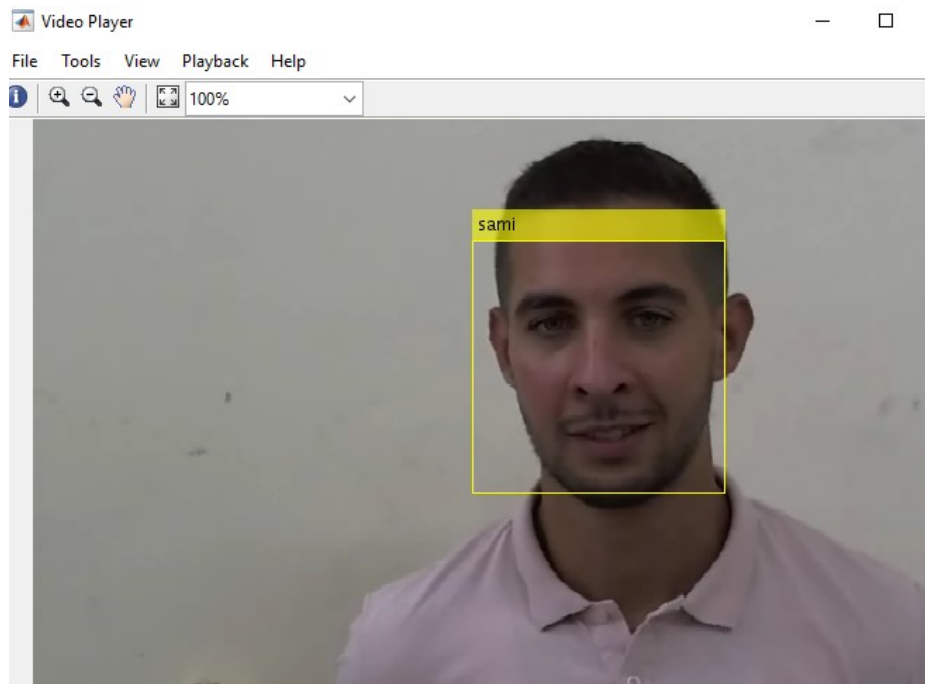


**Figure 3.17** Description de la 2<sup>ème</sup> interface.

- 1 bouton (Start) Lancer le programme et faire la reconnaissance



**Figure 3.18** 1<sup>er</sup> test de reconnaissance en temps réelle.



**Figure 3.19** 2<sup>eme</sup> test de reconnaissance en temps réelle.

### 3.4.3 Tests et résultats

Pour déterminer les performances de notre système de reconnaissance nous avons créé une base de données composée de 66 images. Dix images ont été utilisées pour la base d'apprentissage et les 60 images qui restent pour la phase de test. Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau suivant :

- Le taux de reconnaissance (Tr) atteint est :

$$\text{Tr}(\%) = \frac{\text{nombre de visage connus}}{\text{nombre d'image totale}}$$

$$\text{Tr}(\%) = \frac{43}{60} \times 100$$

$$\text{Tr}=72\%$$

	Taux de reconnaissance (%)
Ensemble d'apprentissage	100
Ensemble de test	72

**Tableau 3.2**Taux de reconnaissance du système proposé.

- **Bruit additif Gaussien :**

Un bruit Gaussien a été ajouté à une des images de visages d'apprentissage, et malgré la forte dégradation cette image a été correctement reconnue.



Image originale ( $\sigma = 69$ )

Image bruitée ( $\sigma = 20$ , SNR = 10.72db)

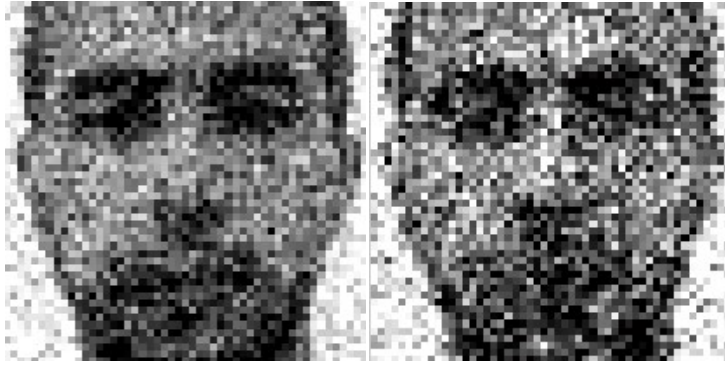


Image bruitée ( $\sigma = 40$ , SNR = 4.70db)

Image bruitée ( $\sigma = 60$ , SNR = 1.18db)

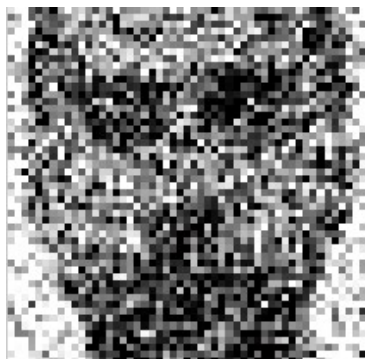


Image bruitée ( $\sigma = 80$ , SNR = -1.32db)

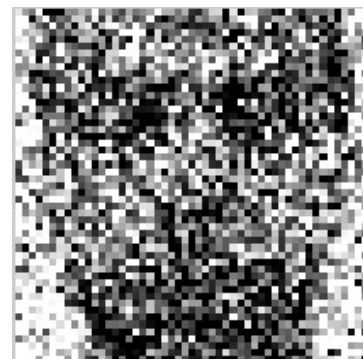


Image bruitée ( $\sigma = 100$ , SNR = -3.26db)

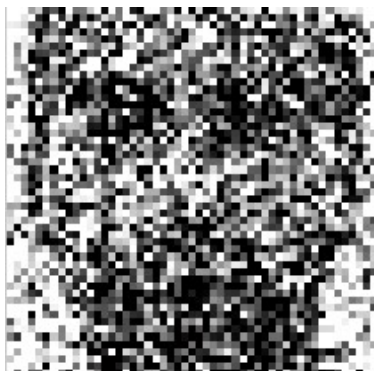


Image bruitée ( $\sigma = 120$ , SNR = -4.84db)

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les principales techniques de détection et de reconnaissance de visages. Dans le cadre de ce travail nous nous limiterons à la détection d'un visage unique dans une image.

Nous avons présenté une approche de reconnaissance en occurrence une approche 2D modulaire du visage où nous avons utilisé une base de données afin de tester et évaluer Les performances du système proposé. L'approche ACP modulaire a été évaluée sur la base de données pour laquelle nous avons constaté qu'elle donne de meilleurs résultats.

# Conclusion générale

---

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

Dans notre travail nous avons étudié l'identification (reconnaissance) de personne en employant des images faciales. La méthode de faces propres a été testée sur notre base de données.

Notre travail consiste à la mise au point d'un algorithme robuste destiné à reconnaître un individu par son visage en utilisant deux méthode parmi les méthodes la plus utilisé dans ce domaine le premier technique est « Eigenface » qui se base sur une analyse en composante principale(ACP).

L'ACP est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages, qui peuvent être approximativement reconstruites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard. Malgré tous les progrès qui ont été réalisés, les problèmes de pose et d'éclairage pour l'identification dans des environnements extérieurs restent des challenges qui susciteront les efforts des chercheurs. L'ACP reste une méthode efficace et simple pour gérer ce type de problème. C'est pour toutes ces raisons que nous avons opté pour cette approche de reconnaissance du visage. 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'investigations très ouvert.

Dans ce travail,nous avons réalisé un outil de reconnaissance faciale. La réalisation de ce projet nous a permis de maitriser :

- Les outils de traitements d'images.
- Les méthodes de reconnaissance faciales.

Nous avons donc développé, un outil qui permet de reconnaitre une personne, pour cela nous avons suivi le processus de reconnaissance des formes à savoir :

- Création de la base de données.
- Apprentissage.
- Détection d'une personne et reconnaissance de cette dernière.

En perspective nous proposons comme suite à ce travail, la détection de la symétrie du visage et l'utilisation d'autres méthodes de classification.

Enfin et à partir de ce mémoire, nous espérons que notre travail serait une plateforme de réflexion et perspective pour les futurs étudiants.