



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



**Université Amar Thelidji- Laghouat**

**FACULTE : DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT : D'ELECTRONIQUE**

**MEMOIRE DE MASTER**

**Réalisé par : Hosni Aya Lamis**

**DOMAINE : Science et Technologie**

**FILIERE : Télécommunications**

**OPTION : Systèmes de Télécommunications**

**Thème**

**Reconnaissance biométrique par le visage**

**Jury de soutenance**

<b>Nom et Prénom</b>	<b>Grade</b>	<b>Qualité</b>
Mr REGUIEGUE Mourad	MCB	Encadrant
Mr ZITOUNI Abdelkader	MCB	Président
Mr CHAKER Saleh Mohsen	MCA	Examineur

**Promotion : 2023/2024**

## *Dédicace*

Ce modeste travail est dédié spécialement à ma chère maman, ma raison de vivre en témoignage de ma reconnaissance pour sa patience, son amour et ses sacrifices.

A mon cher papa pour son amour et son dévouement.

A vous mes parents je dis merci d'avoir fait de moi celui que je suis aujourd'hui aucune dédicace ne pourra exprimer mes respects mes considérations et ma grande admiration pour vous puisque ce travail vous témoigne mon affection et mon profond amour.

A mon encadrant, (**Dr. Reguiegue mourad**) pour tous ses précieux conseils, pour son écoute active, sa disponibilité. En effet, Commencer et finir la totalité du mémoire en si peu de temps, n'a pas été une tâche facile, et je n'aurais pas tant réussi si je n'avais pas reçu ses conseils, ainsi que sa force de persuasion.

A mes chères sœurs (**Ouiza, Belkis et Djihane**) et qui je le sais ma réussite est importante à leur yeux que dieu vous garde pour moi.

A mes amis et pour ceux qui m'ont donné de l'aide un jour que dieu vous paye pour tous vos bienfaits.

Pour finir à tous ceux que j'aime et qui m'aiment je dédie ce travail.

A decorative border of arrows with a dotted trail, pointing towards the top right, surrounds the entire page.

# Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de mon parcours universitaire et qui m'ont aidée lors de la rédaction de ce mémoire.

Je voudrais dans un premier temps remercier, mon encadrant de mémoire Dr **Reguiegue mourad**, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

Je remercie également les membres du jury d'avoir accepté de juger ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté de me rencontrer et de répondre à mes questions durant mes recherches.

Je remercie mes très chers parents, qui ont toujours été là pour moi. Je remercie mes sœurs, pour leurs encouragements.

Enfin, je remercie mes amis, qui ont toujours été là pour moi. Leur soutien inconditionnel et leurs encouragements ont été d'une grande aide.

À tous ces intervenants, je présente mes remerciements, mon respect et ma gratitude.

# Sommaire

Résumé

Introduction générale ..... 1

## *Chapitre 01 : Généralités sur le traitement d'images*

1.1 Introduction ..... 3

1.2 Image numérique ..... 3

1.2.1 Définition ..... 3

1.2.2 Qualité de l'image numérique ..... 4

1.2.3 Types d'images ..... 4

1.2.4 Images matricielles ..... 6

1.2.5 Images vectorielles ..... 6

1.2.6 Représentation des images ..... 7

1.2.7 Résolution des images ..... 7

1.2.8 Systèmes de représentation de la couleur ..... 8

1.2.9 Formats de fichiers d'images ..... 9

1.3 Traitements de bases sur l'image ..... 10

1.3.1 Histogramme d'une image ..... 10

1.3.2 Dynamique d'une image ..... 10

1.3.3 Contraste ..... 10

1.3.4 Rehaussement de contraste ..... 11

1.3.5 Binarisation- seuillage ..... 12

1.4 Amélioration du contraste ..... 14

<b>1.4.1 Transformation linéaire .....</b>	<b>14</b>
<b>1.4.2 Correction gamma .....</b>	<b>15</b>
<b>1.4.3 Egalisation de l'histogramme .....</b>	<b>15</b>
<b>1.5 Filtrage numérique des images.....</b>	<b>16</b>
<b>1.5.1 Filtre moyenneur .....</b>	<b>16</b>
<b>1.5.2 Filtre gaussien .....</b>	<b>17</b>
<b>1.5.3 Filtre médian (filtre non linéaire).....</b>	<b>17</b>
<b>1.5.4 Filtrage fréquentiel .....</b>	<b>18</b>
<b>1.6 Morphologie mathématique.....</b>	<b>19</b>
<b>1.6.1 Définition .....</b>	<b>19</b>
<b>1.6.2 Principe .....</b>	<b>19</b>
<b>1.6.3 Operateurs morphologiques .....</b>	<b>20</b>
<b>1.6.4 Gradient morphologique.....</b>	<b>21</b>
<b>1.7 Détection des contours.....</b>	<b>21</b>
<b>1.7.1 Définition .....</b>	<b>21</b>
<b>1.7.2 Filtres de Roberts.....</b>	<b>22</b>
<b>1.7.3 Filtres de Prewitt.....</b>	<b>23</b>
<b>1.7.4 Filtres de Sobel.....</b>	<b>23</b>
<b>1.7.5 Détecteur de Kirsch .....</b>	<b>24</b>
<b>1.7.6 Détecteur de Canny .....</b>	<b>25</b>
<b>1.7.7 Laplacien .....</b>	<b>25</b>
<b>1.8 Segmentation et classification d'image .....</b>	<b>25</b>
<b>1.8.1 Définition .....</b>	<b>25</b>

<b>1.8.2 Relation entre les pixels .....</b>	<b>26</b>
<b>1.8.3 Segmentation par seuillage .....</b>	<b>26</b>
<b>1.8.4 Méthodes basées région .....</b>	<b>27</b>
<b>1.8.5 Classification des images .....</b>	<b>28</b>
<b>1.8.6 Algorithmes d'apprentissage automatique.....</b>	<b>29</b>
<b>1.9 Conclusion .....</b>	<b>30</b>

*Chapitre 02 : Biométrie et système de reconnaissance de visage*

<b>2.1 Introduction.....</b>	<b>31</b>
<b>2.2 Biométrie.....</b>	<b>31</b>
<b>2.2.1 Caractéristiques biométriques .....</b>	<b>32</b>
<b>2.2.2 Modalités biométriques .....</b>	<b>32</b>
<b>2.3 Structure d'un Système Biométrique.....</b>	<b>39</b>
<b>2.3.1 Fonctionnement.....</b>	<b>40</b>
<b>2.3.2 Principaux Modules .....</b>	<b>41</b>
<b>2.3.3 Marché de la biométrie.....</b>	<b>42</b>
<b>2.4 Système de reconnaissance faciale.....</b>	<b>42</b>
<b>2.4.1 Le monde physique .....</b>	<b>42</b>
<b>2.4.2 Acquisition.....</b>	<b>42</b>
<b>2.4.3 Détection de visage .....</b>	<b>43</b>
<b>2.4.4 Prétraitement .....</b>	<b>43</b>
<b>2.4.5 Extraction des caractéristiques.....</b>	<b>44</b>
<b>2.4.6 Classification .....</b>	<b>44</b>
<b>2.4.7 Apprentissage .....</b>	<b>44</b>

2.4.8 Décision .....	44
2.5 Difficultés de la reconnaissance de visage.....	44
2.5.1 Variation de la pose .....	45
2.5.2 Changement d'illumination .....	45
2.5.3 Occultations partielles .....	46
2.5.4 Expressions faciales .....	46
2.5.5 Présence ou absence des composants structuraux .....	47
2.6 Mesure de performance d'un système biométrique .....	47
2.6.1 Performance d'un système d'identification .....	48
2.6.2 Performance d'un système de vérification.....	48
2.7 Conclusion .....	49

### *Chapitre 03 : simulation, résultats et discussion*

3.1 Introduction.....	50
3.2 Réseaux neuronaux convolutifs .....	50
3.2.1 Fonctionnement d'un CNN .....	50
3.2.2 Les différentes couches de CNN .....	52
3.3 Modèles de Deep Learning .....	53
3.4 Bases des données.....	55
3.4.1 Outils de développement .....	56
3.5 Méthode de Viola & Jones .....	57
3.5.1 Description de la méthode .....	57
3.6 Résultats.....	58
3.6.1 Détection de visages (viola) .....	58

<b>3.6.2 Entrainment Faces94 .....</b>	<b>59</b>
<b>3.6.3 Entrainment Face94 Et 14-celebrity-faces-dataset.....</b>	<b>61</b>
<b>3.7 Conclusion .....</b>	<b>66</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>68</b>
<b>Bibliographie</b>	

# Résumé

## ملخص

نظراً لضعف الطرق التقليدية للحماية في وقتنا الحاضر مثل كلمات المرور والأرقام السرية، والتي أصبحت غير كافية وعرضة للاختراق والسرقة وغيرها من التهديدات، اتجه العلماء إلى إيجاد طرق جديدة وأكثر أماناً للتحقق ولتلبية متطلبات الأمن والحماية. تم التركيز على جسم الإنسان ذاته، حيث تكمن الفكرة في استخدام مميزات بيولوجية فريدة لكل شخص كوسيلة للتحقق. ومن أبرز هذه المميزات البيولوجية هي الوجه، حيث أن الوجه يختلف من شخص لآخر بشكل يجعلها وسيلة فعالة للتعرف والتحقق. تقنية التعرف على الوجه تعتمد على تحليل ملامح الوجه واستخراج خصائص فريدة لكل فرد، مما يجعلها أداة قوية في مجال الأمن والحماية. هذه التقنية تستخدم اليوم في العديد من المجالات، مثل فتح الهواتف الذكية، والتحقق من الهوية في المطارات، والتحكم في الوصول إلى الأماكن الحساسة. تساهم تقنية التعرف على الوجه في تعزيز الأمان من خلال تقليل الاعتماد على كلمات المرور والأرقام السرية التي يمكن نسيانها أو سرقتها. كما أنها توفر تجربة أكثر سلاسة وسهولة للمستخدمين، حيث يمكن التعرف على هويتهم بمجرد النظر إلى الكاميرا. حيث اعتمدنا في هذا العمل على تدريب نموذج باستخدام الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) لتحليل الصور والتعرف على الوجه. تُعد الشبكات العصبية التلافيفية من الأدوات القوية في مجال تعلم الآلة، خاصة في معالجة الصور والتعرف على الأنماط المرئية.

**الكلمات المفتاحية:** الشبكات العصبية التلافيفية (CNN)، الصورة الرقمية، التعلم العميق، التعرف على الوجه.

## Abstract

Given the weaknesses of traditional protection methods nowadays, such as passwords and PINs, which have become insufficient and vulnerable to hacking, theft, and other threats, scientists have turned to finding new and more secure ways to verify and meet security and protection requirements. From this perspective, the focus has been on the human body itself, where the idea is to use unique biological features of each person as a means of verification. Among the most notable biological features are faces, as faces differ from one person to another, making them an effective means of recognition and verification. Facial recognition technology relies on analysing facial features and extracting unique characteristics for each individual, making it a powerful tool in the field of security and protection. This technology is used today in many areas, such as unlocking smartphones, identity verification in airports, and access control to sensitive areas. Facial recognition technology enhances security by reducing reliance on passwords and PINs that can be forgotten or stolen. It also provides a smoother and easier experience for users, as their identity can be recognized simply by looking at the camera. In this work, we relied on training a model using Convolutional Neural Networks (CNN) to analyze images and recognize faces. Convolutional Neural Networks are powerful tools in the field of machine learning, especially in image processing and visual pattern recognition.

**Keywords:** Convolutional Neural Networks (CNN), digital image, Deep Learning.

## Résumé

Étant donné la faiblesse des méthodes de protection traditionnelles de nos jours, telles que les mots de passe et les codes secrets, qui sont devenus insuffisants et susceptibles d'être piratés et volés, les scientifiques se sont tournés vers de nouvelles méthodes de vérification plus sûres pour répondre aux exigences de sécurité et de protection. Partant de ce principe, l'accent a été mis sur le corps humain lui-même, où l'idée est d'utiliser des caractéristiques biologiques uniques à chaque personne comme moyen de vérification. Parmi les caractéristiques biologiques les plus remarquables figurent les visages, car les visages diffèrent d'une personne à l'autre, ce qui en fait un moyen efficace de reconnaissance et de vérification. La technologie de reconnaissance faciale repose sur l'analyse des traits du visage et l'extraction des caractéristiques uniques de chaque individu, ce qui en fait un outil puissant dans le domaine de la sécurité et de la protection. Aujourd'hui, cette technologie est utilisée dans de nombreux domaines, tels que le déverrouillage des smartphones, la vérification d'identité dans les aéroports et le contrôle d'accès aux zones sensibles. La technologie de reconnaissance faciale contribue à renforcer la sécurité en réduisant la dépendance aux mots de passe et codes secrets qui peuvent être oubliés ou volés. Elle offre également une expérience plus fluide et plus facile aux utilisateurs, car leur identité peut être reconnue simplement en regardant la caméra.

Dans ce travail, nous avons utilisé des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour analyser les images et reconnaître les visages. Les réseaux de neurones convolutionnels sont des outils puissants dans le domaine de l'apprentissage automatique, en particulier pour le traitement des images et la reconnaissance des motifs visuels.

**Mots clé :** Réseaux neuronaux convolutifs (CNN), image numérique, Deep Learning, reconnaissance faciale.

# Introduction générale

---

---

Le domaine du traitement d'images numériques a connu et continue de connaître un développement significatif au cours des dernières décennies. Ce domaine englobe l'ensemble des techniques utilisées pour modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations spécifiques.

Ainsi, le traitement d'images regroupe toutes les méthodes et techniques appliquées à ces images dans le but de rendre les opérations de modification plus simples, plus efficaces et plus agréables. L'objectif est d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'extraire des informations pertinentes jugées utiles [1].

Aujourd'hui, la technologie joue un rôle crucial dans la vie quotidienne de l'humanité. Les entreprises ainsi que les secteurs publics et privés cherchent à progresser chaque jour en suivant l'évolution technologique. Quel que soit le domaine concerné, la technologie apporte son lot d'améliorations.

La biométrie fait référence à l'ensemble des technologies utilisées pour la reconnaissance morphologique, comportementale et biologique des individus, telles que les empreintes digitales, l'iris, la signature manuscrite, la démarche, l'ADN, et autres.

Dans les applications de contrôle d'accès, la biométrie offre un niveau de sécurité accru pour les accès logiques (comme les ordinateurs et les comptes bancaires) ainsi que pour les accès physiques (comme les bâtiments sécurisés, les aéroports, les laboratoires, etc.). La biométrie se concentre principalement sur deux aspects : l'identification (reconnaissance d'une personne) et l'authentification (vérification de l'identité) [2].

L'apprentissage supervisé est l'une des branches fondamentales de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique. Il s'agit d'une méthode où un algorithme est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, c'est-à-dire des données pour lesquelles on connaît déjà les réponses attendues. L'objectif principal de l'apprentissage supervisé est de construire un modèle capable de prédire correctement les résultats pour de nouvelles données non étiquetées.

Ce type d'apprentissage repose sur la capacité du modèle à généraliser à partir des exemples fournis lors de l'entraînement. Les données étiquetées servent de guide pour ajuster les paramètres du modèle afin qu'il puisse établir des correspondances entre les caractéristiques des données en entrée et les étiquettes associées.

# Introduction générale

---

---

L'apprentissage supervisé trouve des applications dans une large gamme de domaines, tels que la reconnaissance de la parole, la reconnaissance d'images, la prédiction de séries temporelles, la recommandation de produits, et bien d'autres. Il constitue un pilier essentiel pour les systèmes intelligents capables de prendre des décisions autonomes basées sur des données. Nous avons divisé notre mémoire en trois chapitres [3].

Notre mémoire se compose sur trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter une brève introduction aux concepts fondamentaux du traitement d'images. Les différentes définitions abordées fournissent des connaissances élémentaires de cette discipline. Bien que ces concepts soient basiques, ils sont indispensables pour s'initier aux traitements avancés des images.

Dans le deuxième chapitre, nous allons fournir un résumé de l'état actuel des systèmes de reconnaissance faciale, en décrivant le processus allant de l'acquisition de l'image à l'identification. En outre, nous allons souligner les divers défis associés à la reconnaissance automatique des visages. Enfin, nous aborderons également les méthodes permettant d'évaluer les performances d'un système de reconnaissance faciale, ainsi que quelques avancées technologiques récentes visant à l'améliorer.

Le troisième chapitre sera consacré à la présentation des méthodes utilisées pour obtenir une reconnaissance faciale, ainsi qu'aux résultats obtenus pour atteindre cet objectif.

Et nous terminerons par une conclusion générale.

# CHAPITRE 01

## 1.1 Introduction

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain. Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'image, les types d'image, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, segmentation et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

## 1.2 Image numérique

### 1.2.1 Définition

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur [4].

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

$x, y$  : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$  : niveau d'intensité.

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

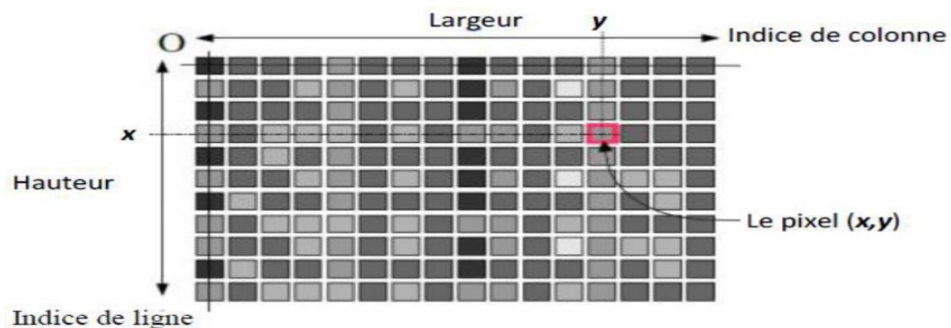


Figure 1.1 : Représentation d'image numérique

### 1.2.2 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 teintes disponibles [5].

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 (bitmap ou vectorielle) [4].

### 1.2.3 Types d'images

On distingue trois types d'images :

- Binaire : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan)
- Monochrome : variations d'une même teinte.
- Polychrome : ‘ vraies ‘ couleurs [4].

#### - Images binaires (en noir et blanc)

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



Figure 1.2 : Image binarisé (seuil 125)

- **Images à niveaux de gris (Monochromes)**

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par 1 bit, mais par 1 octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [4].



**Figure 1.3 :** Images à niveaux de gris

- **Images en couleurs (Polychromes)**

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu (RVB) .chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs Chapitre I généralité sur le traitement d'images 9 allant de 0 à 255 .pour  $R=V=B=0$  nous auront un noir pur, et pour  $R=V=B=255$  nous auront un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images : [6]

- Images 24 bits.
- Images à palettes.



Figure 1.4 : Images en codage RVB

#### ▪ Images bitmap et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles :

##### 1.2.4 Images matricielles

Dans la description que nous avons faite jusqu'à présent des images nous avons utilisé une matrice. On dit alors que l'image est matricielle ou en anglais bitmap. Ce type d'image est adapté à l'affichage sur écran mais peu adapté pour l'impression car bien souvent la résolution est faible.

##### 1.2.5 Images vectorielles

Le principe des images vectorielles est de représenter les données de l'image à l'aide de formules mathématiques. Cela permet alors d'agrandir l'image indéfiniment sans perte de qualité et d'obtenir un faible encombrement.

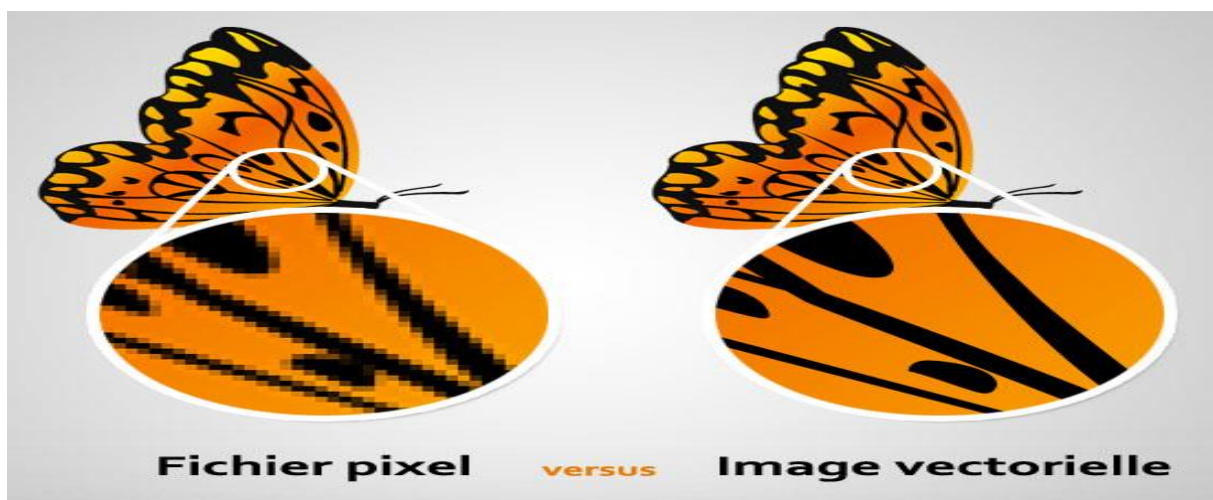


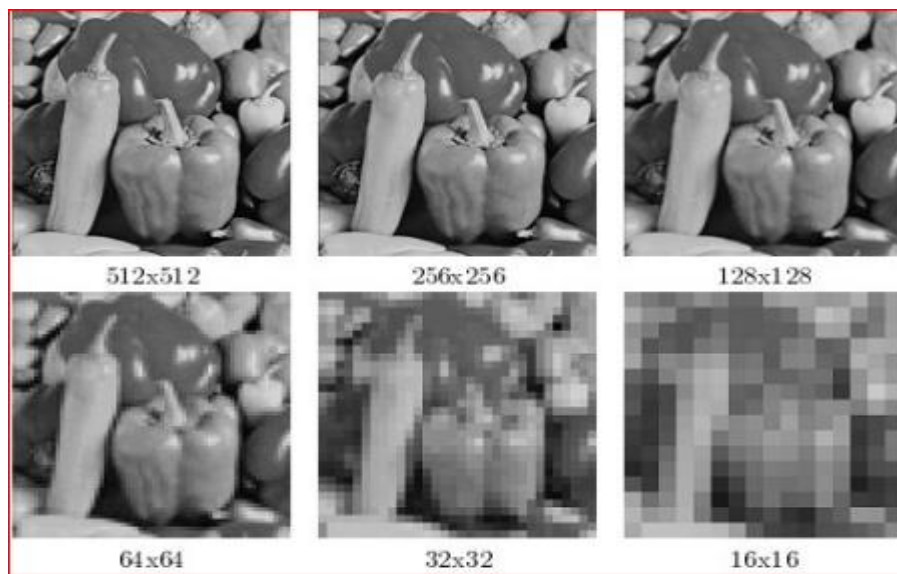
Figure 1.5 : Différence entre l'image vectorielle et l'image matricielle

### 1.2.6 Représentation des images

Une matrice de dimension  $M \times N$ , Chaque élément (Pixel) à une valeur entière dans l'intervalle  $L = [L_{\min} L_{\max}]$ , Le nombre de bits requis pour représenter les niveaux de gris dans l'intervalle  $L$  est  $b$  ; la relation entre  $b$  et  $L$  est :  $L = 2^b$ , Le nombre de bits pour entreposer une image (la taille) est donc :  $k = M \times N \times b$  (bits).

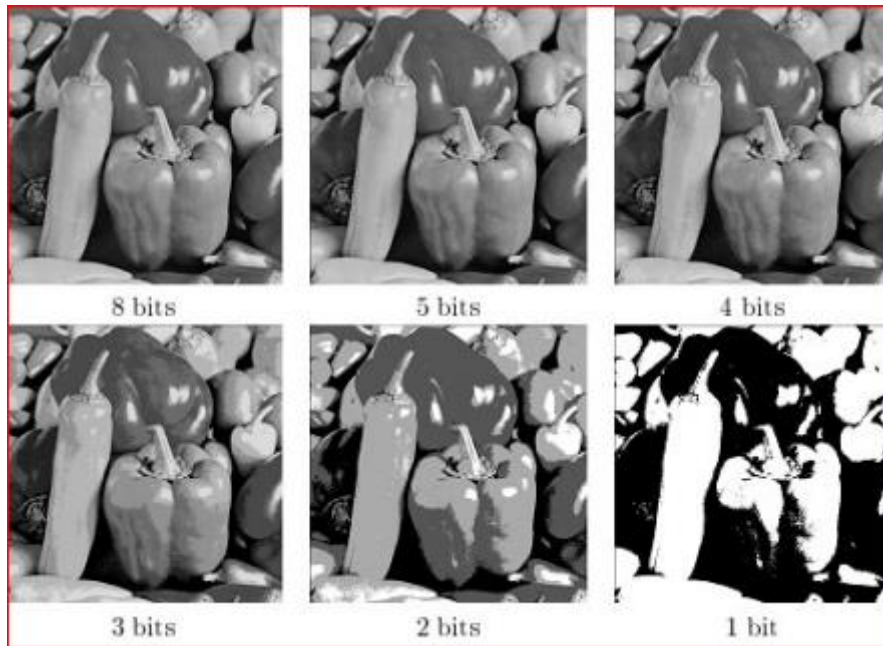
### 1.2.7 Résolution des images

- **Résolution spatiale** : est le petit détail discernable.



**Figure 1.6** : Résolution spatiale : échantillonnage

- **Résolution tonale (de tons de gris)** : est le plus petit changement discernable, Une image a donc une résolution spatiale de  $M \times N$  Pixel (Echantillonnage) et une résolution de tons de gris de  $b$  bits ou de  $L$  niveaux de gris (Quantification).

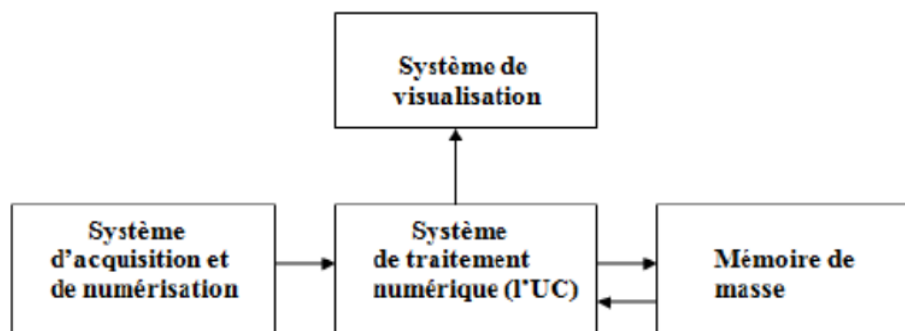


**Figure 1.7 :** Résolution tonale : quantification

### 1.2.8 Systèmes de représentation de la couleur

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images [6].



**Figure 1.8 :** Composition d'un système de traitement numérique

## - Acquisition et numérisation

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners [6].

## - Visualisation

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission [6].

### 1.2.9 Formats de fichiers d'images

Il existe beaucoup de format de fichiers pour sauvegarder les images : BMP, PNG, TIFF, JPEG, GIF, PGM...

Les formats les plus simples sont les images sans compression, c.-à-d. les pixels sont codés directement. Ils sont utiles comme formats d'entrée et sortie des traitements que nous appliquons sur les images, PGM Images en niveaux de gris 8 ou bien 16 bits, PPM, BMP Images en couleurs RGB 24 bits.

Les pixels de l'image sont compressés pour que ça taille soit plus petite :

-Compression sans perte : fichier compressé sans modification de la valeur des pixels, exemple **PNG**, **GIF** (possibilité d'animation).

- Compression avec perte : valeurs des pixels modifiés pour rendre le fichier plus petit, exemple **JPEG**, JPEG est très bien pour la visualisation des images, mais très mauvais pour le traitement d'images, car en perd beaucoup d'informations [7].

### 1.3 Traitements de bases sur l'image

#### 1.3.1 Histogramme d'une image

L'histogramme  $h(x)$  d'une image représente la distribution des intensités des pixels. Un histogramme est une fonction qui donne, pour chaque intensité lumineuse, le nombre de pixels ayant cette valeur. L'abscisse d'un histogramme  $h(x)$  représente les niveaux d'intensité allant du plus foncé à gauche au plus clair à droite [8].

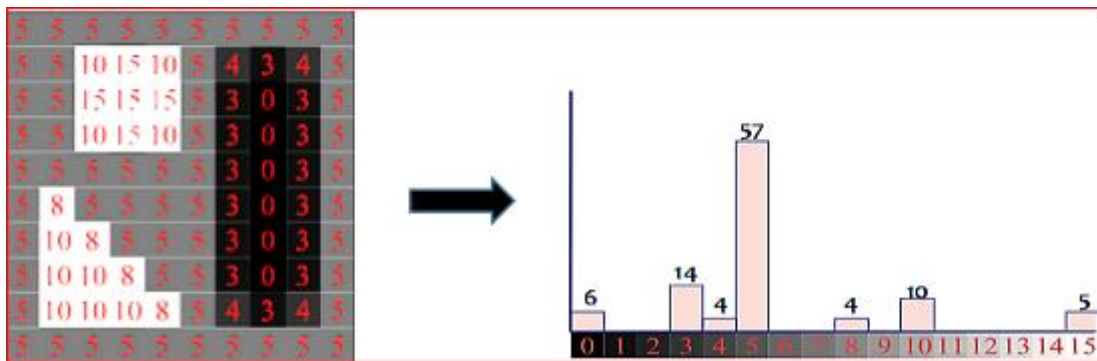


Figure 1.9 : Histogramme d'une image

#### 1.3.2 Dynamique d'une image

C'est le nombre des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel.

$$\text{Dynamique d'une image} = [\text{Valeur min}, \text{Valeur max}].$$

#### 1.3.3 Contraste

Le contraste peut être défini de plusieurs façons :

- Ecart type des variations des niveaux de gris :

$$C = \sqrt{\frac{1}{N \times M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (I(x, y) - Moy)^2} \tag{1.1}$$

- Variation entre niveaux de gris min et max :

$$C = \frac{\max(I(x, y)) - \min(I(x, y))}{\max(I(x, y)) + \min(I(x, y))} \tag{1.2}$$



Figure 1.10 : Contraste

### 1.3.4 Rehaussement de contraste

Le contraste peut être défini de plusieurs façons :

- Ecart type des variations des niveaux de gris :

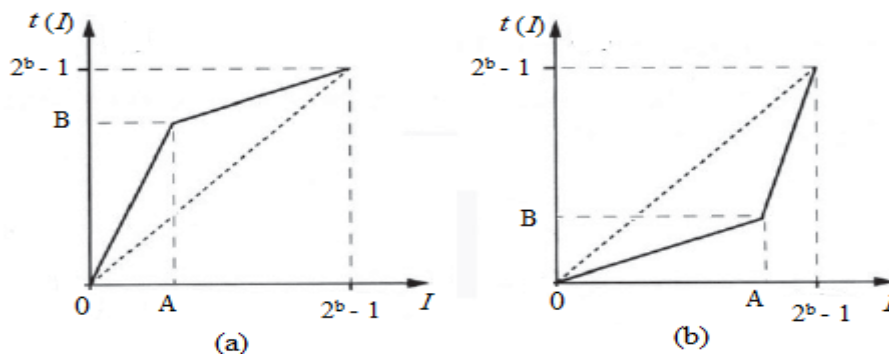
$$C = \sqrt{\frac{1}{N \times M} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} (I(x,y) - Moy)^2} \quad (1.3)$$

- Variation entre niveaux de gris min et max :

$$C = \frac{\max(I(x,y)) - \min(I(x,y))}{\max(I(x,y)) + \min(I(x,y))} \quad (1.4)$$

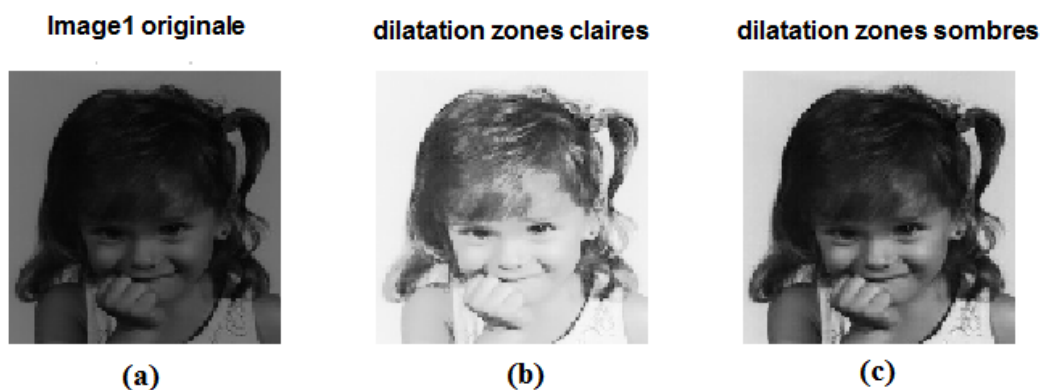
Les types de correction donnés ci-dessous permettent d'accentuer le contraste dans une plage précise de niveau.

$$t(I) = \begin{cases} \frac{B}{A} \times I & \text{pour } 0 \leq I < A \\ \frac{[(2^b-1)-B] \times I + [(2^b-1)(B-A)]}{[(2^b-1)-A]} & \text{pour } A \leq I \leq (2^b - 1) \end{cases} \quad (1.5)$$



**Figure 1.11 :** Fonction de rehaussement de contraste : (a) dilatation de la dynamique des zones claires, (b) dilatation de la dynamique des zones sombres

La figure ci-dessous donne un exemple de l'application de rehaussement de contraste avec comparaison entre une dilatation de la dynamique des zones claires et des zones sombres :



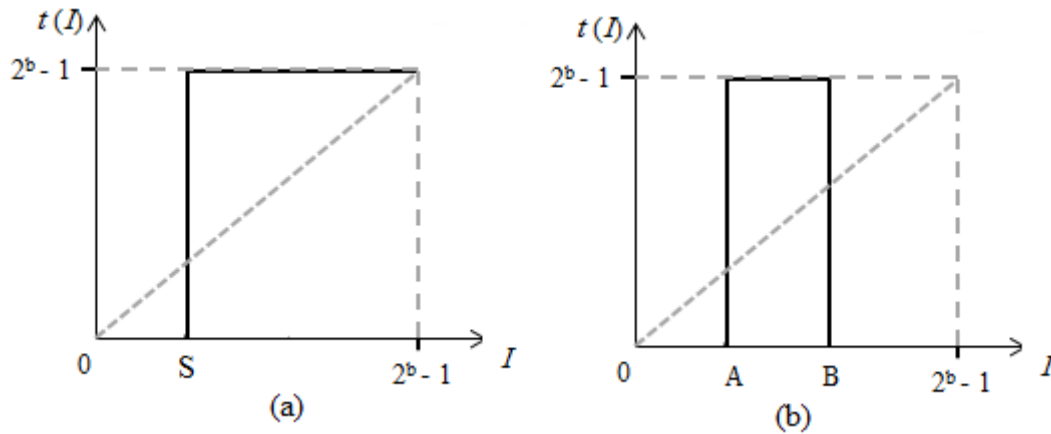
**Figure 1.12 :** Rehaussement de contraste : (a) Image originale, (b) dilatation de la dynamique des zones claires ( $A = 30, B = 150$ ), (c) dilatation de la dynamique des zones sombres ( $A = 150, B = 30$ )

### 1.3.5 Binarisation- seuillage

Le but de la binarisation d'une image est d'affecter un niveau uniforme aux pixels afin d'éliminer certaines valeurs. Le seuillage consiste à affecter le niveau  $(2^b - 1)$  aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil  $S$  et le niveau 0 aux autres.

On peut avoir une approche plus sélective du seuillage dépend de notre objectif, en choisissant d'extraire une partie d'intensité  $[A, B]$ . Avec cette transformation, l'image

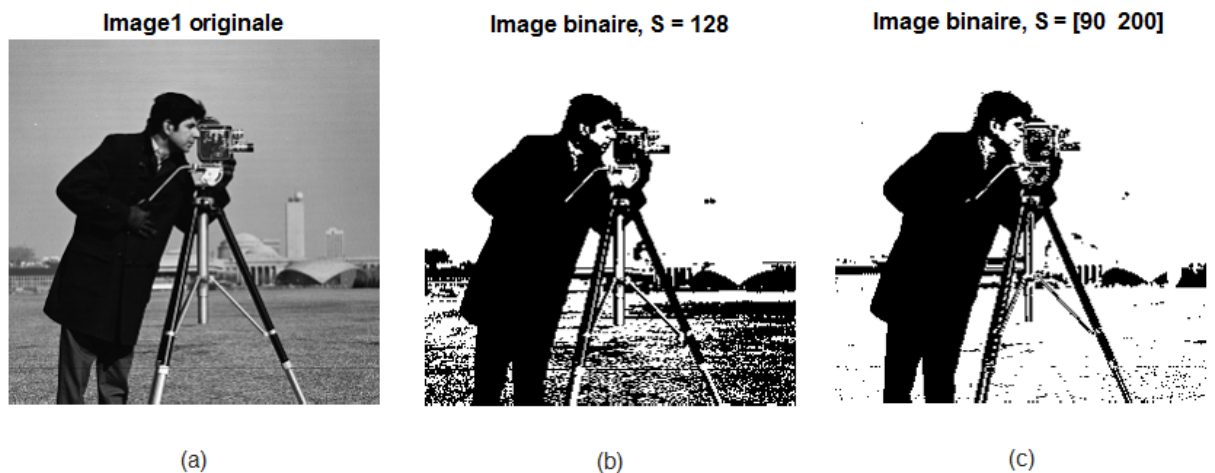
résultante ne visualise que les pixels dont le niveau d'intensité appartient à l'intervalle  $[A, B]$ . Sous réserve d'une connaissance a priori de la distribution des niveaux de gris des objets de l'image originale, cette technique permet une segmentation d'objets particuliers de l'image. Le graphe de ces transformations est le suivant :



**Figure 1.13 :** La Binarisation : (a) fonction de seuillage, (b) fenêtre d'intensité

Le choix d'un bon seuil est un problème crucial. Il existe de nombreuses méthodes statistiques pour le déterminer automatiquement, basées par exemple sur des voisinages, critères de niveau de gris, moyenne, variance etc.

La figure ci-dessous montre deux types de seuillage pour une binarisation d'une image :



**Figure 1.14 :** Seuillages : (a) image originale, (b) seuillage avec  $S = 128$ , (c) seuillage avec fenêtre d'intensité entre 90 et 200

## 1.4 Amélioration du contraste

L'idée de l'amélioration du contraste est d'augmenter la plage de la dynamique des niveaux de gris de l'image traitée. Il y'a plusieurs méthodes possibles : [7]

- Transformation linéaire,
- Correction gamma,
- Egalisation de l'histogramme.

### 1.4.1 Transformation linéaire

Elle est utilisée dans le cas où l'histogramme n'occupe pas toute la plage de la dynamique de l'image

$$\frac{mx-mn}{I(i,j)-mn} = \frac{n-0}{I_2(x,y)-0} \quad (1.6)$$

$$I_2(x, y) = \frac{n}{mx-mn} (I(x, y) - mn) \quad (1.7)$$

$I(x, y)$ : Image initiale.

$I_2(x, y)$ : Image transformée.

$$mx = \max(I(x, y)) \text{ et } mn = \min(I(x, y)) \quad (1.8)$$

$n = 2^b - 1$ : valeur max possible des niveaux de gris.

Pour  $b = 8\text{bits}$  ( $n = 255$ ), on a 256 niveaux de gris possibles, de 0 255

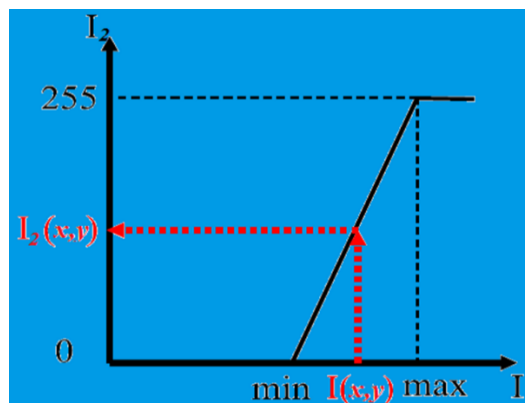


Figure 1.15 : Transformation linéaire

### 1.4.2 Correction gamma

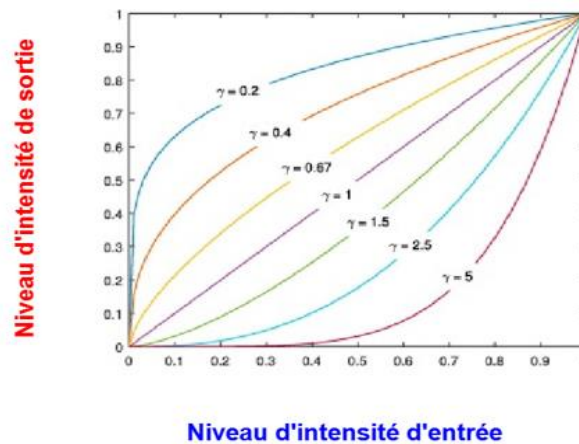
Pour la transformation non linéaire, nous allons utiliser la correction gamma, Elle permet d'augmenter ou de diminuer la luminosité d'une image, en fonction de l'image initiale,

Elle est basée sur la fonction :

$$I_2(x,y) = n \times \left( \left( \frac{I(x,y)}{n} \right)^{\left( \frac{1}{\gamma} \right)} \right), n = 2^b - 1 \quad (1.9)$$

Gamma peut être n'importe quelle valeur comprise entre 0 et l'infini. Si gamma est 1 (valeur par défaut), le mappage est linéaire. Si le gamma est inférieur à 1, le mappage est pondéré vers des valeurs de sortie plus élevées (plus claires). Si le gamma est supérieur à 1, le mappage est pondéré vers des valeurs de sortie inférieures (plus sombres).

La figure ci-dessous illustre comment les valeurs sont mappées lorsque le gamma est inférieur, égal à et supérieur à 1. (L'axe des x représente les valeurs d'intensité dans l'image d'entrée et l'axe des y représente les valeurs d'intensité dans l'image de sortie.) [7].



**Figure 1.16 :** Correction gamma

### 1.4.3 Egalisation de l'histogramme

Dans le cas où l'histogramme de l'image initiale occupe toute la plage de la dynamique, aucun changement n'est visible par la transformation linéaire [7].

Pour améliorer le contraste, on cherche à aplanir l'histogramme :

**Algorithme :**

- **Etape 1** : Calcul de l'histogramme  $h(i)$ ,  $i \in [0, 255]$  (cas 8bits)
- **Etape 2** : Normalisation de l'histogramme  $h_n(i) = \frac{h(i)}{N \times M}$ ,  $i \in [0, 255]$
- **Etape 3** : Densité de probabilité normalisée  $c(i) = \sum_{j=0}^i h_n(j)$ ,  $i \in [0, 255]$
- **Etape 4** : Image égalisée  $I_E(x, y) = \text{round}(c(I(x, y)) \times 255)$ ,

$I_E(x, y)$  : Image après égalisation de l'histogramme,

$I(x, y)$  : Image initiale

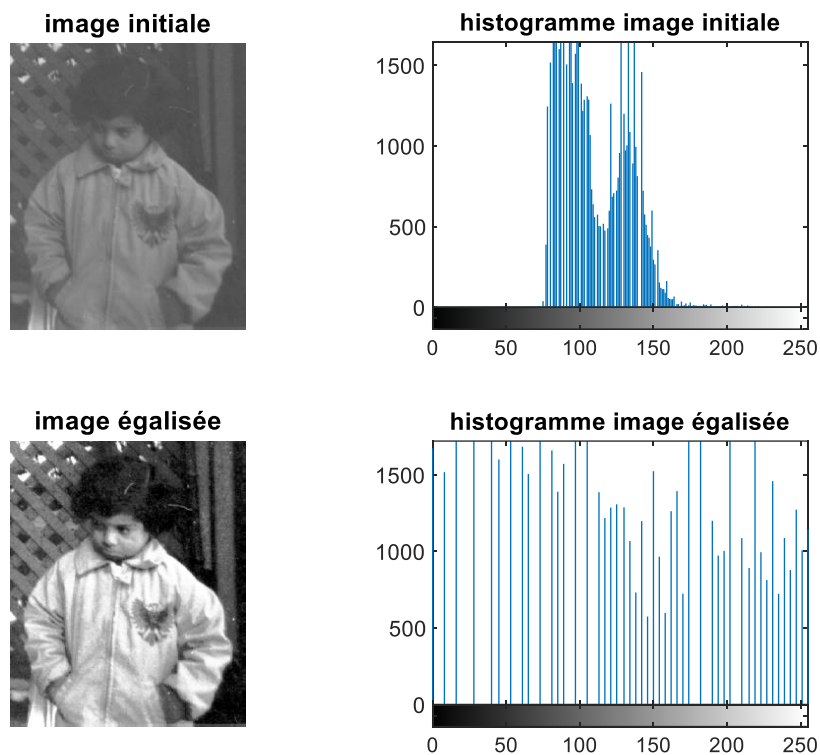


Figure 1.17 : Egalisation d'histogramme

## 1.5 Filtrage numérique des images

### 1.5.1 Filtre moyenneur

Le filtre moyenneur a pour effet :

Permet de lisser l'image (smoothing), Remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins, Réduit le bruit, Rend floue l'image,

Le moyennage est un filtre passe bas, Filtre 3x3 ou 5x5, ...

$$(Cas\ 3x3),\ On\ a : h = \frac{1}{9} \times \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix}$$

### 1.5.2 Filtre gaussien

Sa réponse impulsionnelle est donnée par :

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1.10}$$

- Le filtre gaussien donnera un meilleur lissage et une meilleure réduction de bruit que le filtre moyenneur (avec un bon choix de  $\sigma$ ),

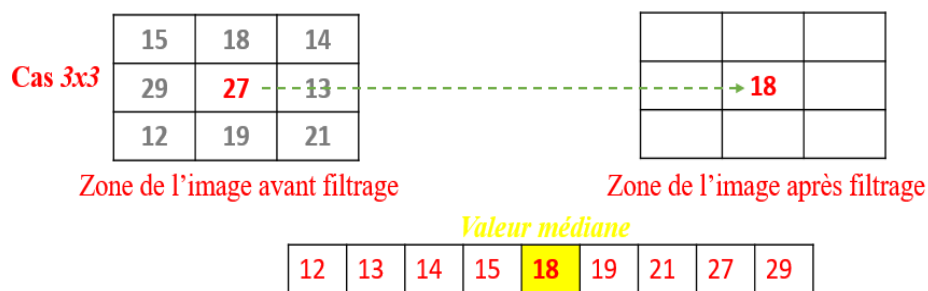
- Mise en œuvre :

$$\sigma = 0,8\ (cas\ 3x3),\ On\ a : h = \frac{1}{16} \times \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix}$$

### 1.5.3 Filtre médian (filtre non linéaire)

Pour nettoyer le bruit dans une image, il existe mieux que le filtre moyenneur ou le filtre gaussien :

- Il s'agit du filtre médian
- On remplace la valeur d'un pixel par la valeur médiane dans son voisinage n x m.



**Remarque :**

- Il existe d'autres filtres non linéaires comme le filtre max, le filtre min, ...
- **Filtre passe bas (Lissage) :** Atténue le bruit et les détails.

- **Filtre passe haut (Accentuation)** : Accentue les détails et les contours (hautes fréquences).

Exemple filtre passe haut :  $h = \begin{matrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{matrix}$

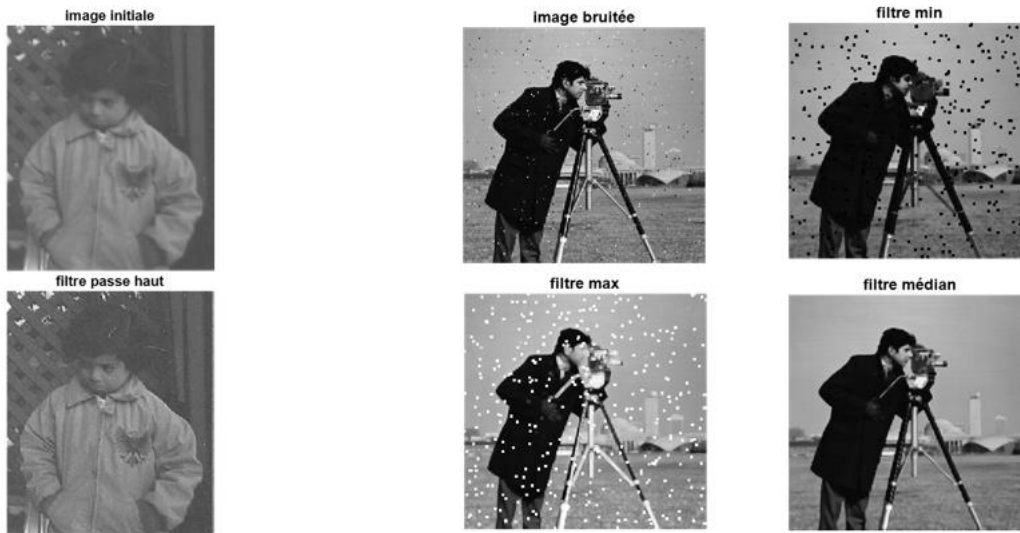
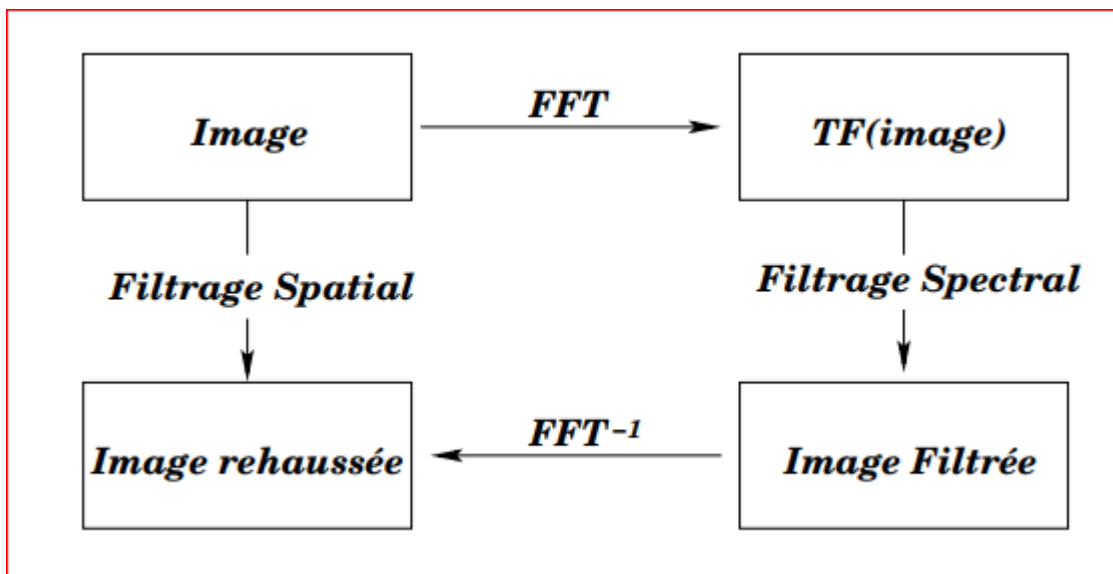


Figure 1.18 : Filtrage

1.5.4 Filtrage fréquentiel

Les étapes du filtrage fréquentiel :



## 1.6 Morphologie mathématique

### 1.6.1 Définition

La théorie de la morphologie mathématique s'appuie sur la théorie des ensembles. Elle regroupe de nombreuses transformations non-linéaires à partir d'un objet de référence (élément structurant B) permettant d'extraire différentes informations telles que la connexité, la taille, la forme, l'orientation. Il s'agit d'étudier ou de traiter un ensemble (les objets dans les images) à l'aide d'un autre ensemble, appelé élément structurant, qui sert de sonde. L'élément structurant est déplacé en tout point de l'image à traiter. À chaque position on étudie sa relation avec l'image binaire X : « est inclus dans l'ensemble », « intersecte l'ensemble », par exemple. Les transformations se déduisent par composition ou différences d'opérations élémentaires : l'érosion et la dilatation.

### 1.6.2 Principe

Caractérisés par :

- Un élément structurant.
- Des transformations : érosion, dilatation, ouverture, fermeture...
- Soit une image binaire avec fond = 0 et objet = 1
- L'élément structurant glisse sur toute l'image et transforme sur son passage.
- Des pixels d'objet en pixels de fond (érosion).
- Des pixels de fond en pixels d'objet (dilatation).

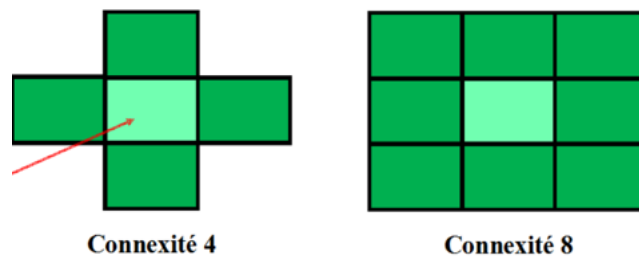


Figure 1.19 : Exemple d'un élément structurant

### 1.6.3 Opérateurs morphologiques

#### A. Erosion

Cette opération est très importante avec la dilatation. Son principe est le suivant : soit un ensemble  $B$ , repéré par son centre  $p$ ,  $B$  appartient à l'ensemble  $X$  et représente une forme quelconque.  $B$  est déplacé de telle sorte que son centre  $p$  occupe toutes les positions de l'espace. Est ce que l'ensemble  $B$  est entièrement inclus dans  $X$  pour chaque position de  $p$  ? Donc l'ensemble des  $p$  répondant à cette question forme une érosion de  $X$  par  $B$  notée :  $X \ominus B$  [9].

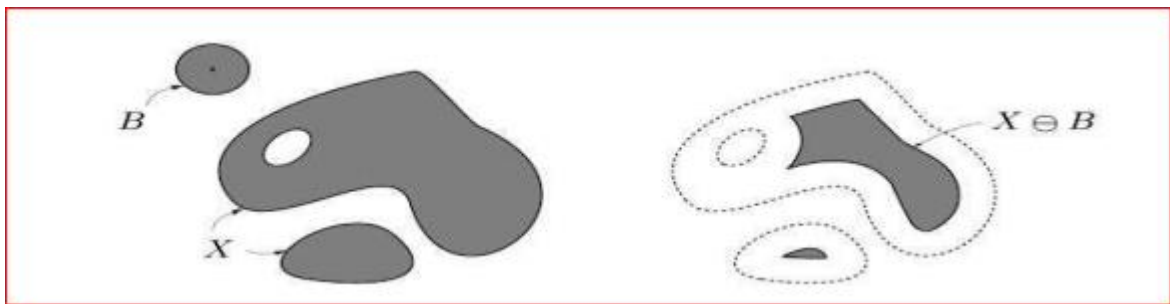


Figure 1.20 : Erosion de  $X$  par  $B$

#### B. Dilatation

L'opération de dilatation se définit d'une manière analogue, on obtient le dilaté de  $X$  par  $B$  en prenant la totalité de la surface de couverture lorsque l'origine de  $B$  occupe successivement toutes les positions dans  $X$ . Elle est notée par  $X \oplus B$  [10].

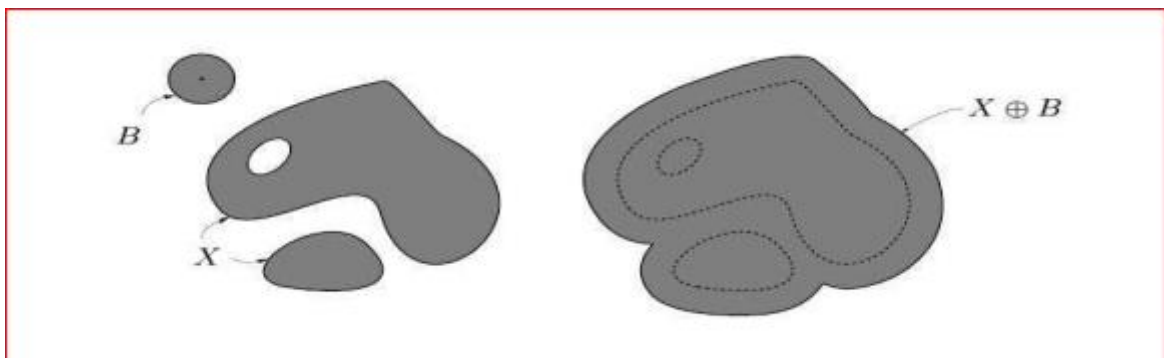


Figure 1.21 : Dilatation de  $X$  par  $B$

#### C. Ouverture

Erosion puis dilatation Cette opération supprime les éléments plus petits que l'élément structurant et laisse les autres presque inchangés.

## D. Fermeture

Dilatation puis érosion, Cette opération bouche les *trous* plus petits que l'élément structurant et laisse le reste presque inchangé.

### 1.6.4 Gradient morphologique

- **Gradient interne** (contour intérieur) =  $A - (A \ominus S)$
- **Gradient externe** (contour extérieur) =  $(A \oplus S) - A$

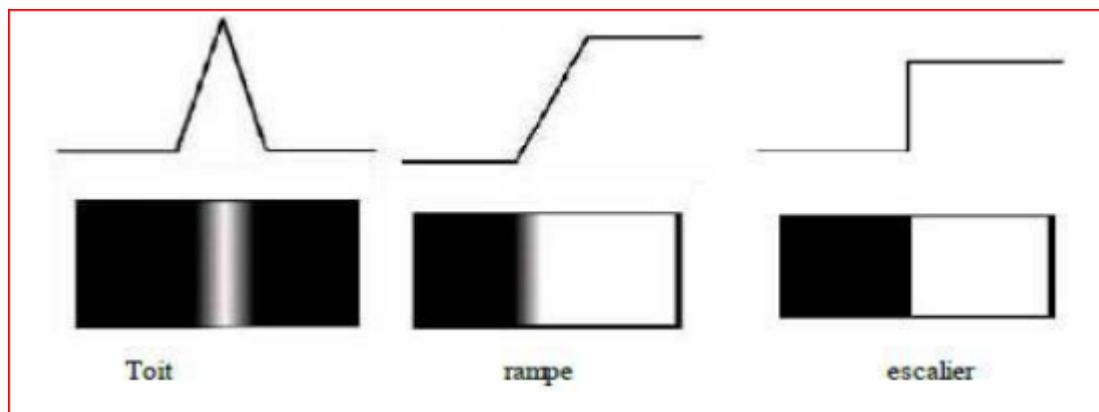
**Gradient morphologique** =  $(A \oplus S) - (A \ominus S)$

$A$  : image originale,  $(A \ominus S)$  : Image érodée et  $(A \oplus S)$  : Image dilatée

## 1.7 Détection des contours

### 1.7.1 Définition

Un contour est une variation brusque d'intensité, Ou bien, c'est la frontière qui sépare deux objets dans une image.



**Figure 1.22** : Quelques modèles de contours

Evaluation de la variation en chaque pixel par :

1. Gradient localement max
2. Dérivée seconde passe par 0

La première dérivée de l'image est l'opérateur de base pour mesurer les contours dans l'image (correspond au gradient).

$$\nabla I = \left[ \frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right] \quad (1.11)$$

$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}$  Dérivée partielles en x (lignes)

$\frac{\partial I(x,y)}{\partial y}$  Dérivée partielles en y (colonnes)

**Dérivée discrète**

On utilise la première dérivée de l'image pour les contours

$$\frac{\Delta I}{\Delta x} = \left[ \frac{I(x, \Delta x) - I(x)}{\Delta x} \right] \tag{1.12}$$

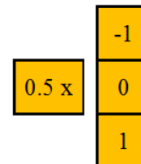
Approximation la plus simple de la dérivée discrète :



Dérivée horizontale

Dérivée verticale

Et encore :



**1.7.2 Filtres de Roberts**

Fournit une approximation de la première dérivée d'une image discrète, Le détecteur de Roberts recherche les dérivées selon les directions diagonales, Il est décomposé en deux masque pour les composantes du gradient.

$$H_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad H_y = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

En pratique, le filtre Roberts se calcul de la façon suivante :

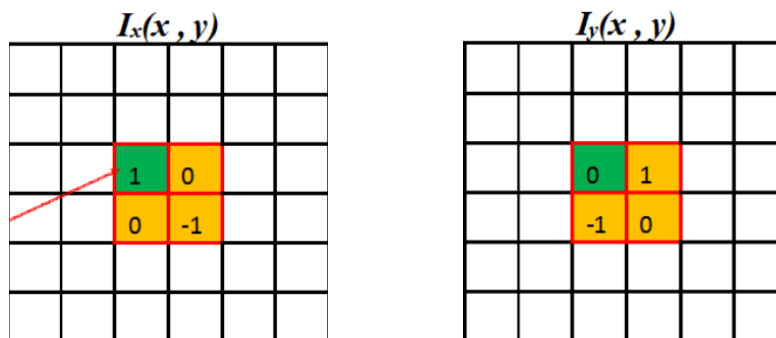


Figure 1.23 : Filtre robert

En deux dimensions, nous parlons du gradient de l'image (dérivée en x, dérivée en y)  
Vecteur avec une norme et une direction

**Norme** : l'intensité du gradient en chaque pixel (**Image contour**)

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (1.13)$$

$$G(x, y) = |G_x| + |G_y|$$

Avec :  $G_x = I_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x}$  et  $G_y = I_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y}$

**Direction** : direction du gradient

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (1.14)$$

L'opérateur de Roberts est très sensible au bruit et ne peut convenir que pour la détection de forts contrastes à cause de la taille (faible) du noyau de convolution.

### 1.7.3 Filtres de Prewitt

Prewitt utilise les deux masques de convolution suivants :

$$\text{Filtre horizontal : } H_x = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Filtre vertical : } H_y = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les filtres de Prewitt sont moins sensibles au bruit que ceux de Roberts.

### 1.7.4 Filtres de Sobel

Sobel utilise les deux masques de convolution suivants :

$$\text{Filtre horizontal : } H_x = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Filtre vertical : } H_y = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Le filtre de Sobel combine à la fois le lissage par le filtre monodimensionnel  $[1 \ 2 \ 1]$  et la dérivée selon une direction perpendiculaire au lissage, obtenue par le filtre  $[-1 \ 0 \ 1]$

1.7.5 Détecteur de Kirsch

Le filtre de Kirsch permet de détecter des contours dans plus de 2 directions. Les masques suivants permettent de détecter les contours à 0°, -45°, -90° et 135°.

<b>Masques horizontales</b>			<b>Masques verticales</b>											
<b>0°</b>			<b>-45°</b>			<b>0°</b>			<b>-45°</b>					
3	3	3	3	3	3	3	3	-5	3	3	3	3	3	-5
3	0	3	-5	0	3	3	0	-5	3	0	-5	3	0	-5
-5	-5	-5	-5	-5	3	3	3	-5	3	-5	-5	3	-5	-5
<b>-90°</b>			<b>-135°</b>			<b>-90°</b>			<b>-135°</b>					
-5	3	3	-5	-5	3	3	3	3	3	3	3	-5	0	3
-5	0	3	-5	0	3	3	0	3	-5	0	3	-5	0	3
-5	3	3	3	3	3	-5	-5	-5	-5	-5	3	-5	-5	3

On obtient des résultats similaires aux précédents détecteurs le filtre de Kirsch peut être également utilisé de façon plus complexe sur 8 directions afin de gagner en précision sur les contours.

- Le gradient peut être calculé non seulement dans 2 directions, mais dans toutes les directions possibles de l'image : 0°, -45°, -90° et -135° (cas de 4 directions), on a alors

**Norme :**  $G_{xy} = \text{Max } 0^\circ, -45^\circ, -90^\circ, -135^\circ(\text{normes})$

**Direction :**  $\theta(x, y) = \text{arg}(G(x, y) \text{choisi})$

**Remarque**

Après le calcul du gradient  $G(x, y)$ , on détermine les points de contours tels que :

Un point est un point contour si la norme  $G(x, y) > S$

S : est un seuil fixé

Cette opération s'appelle Seuillage

### 1.7.6 Détecteur de Canny

Le filtre de Canny (ou détecteur de Canny) est utilisé en traitement d'images pour la détection des contours. L'algorithme a été conçu par John Canny en 1986 pour être optimal suivant trois critères clairement explicités : [11]

1. **bonne détection** : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
2. **bonne localisation** : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
3. **clarté de la réponse** : une seule réponse par contour et pas de faux positifs.

Le détecteur de contour de Canny est le plus utilisé. Il est basé sur trois critères : la détection (robustesse au bruit), la localisation (précision de la localisation du point contour), l'unicité (une seule réponse par contour) [11].

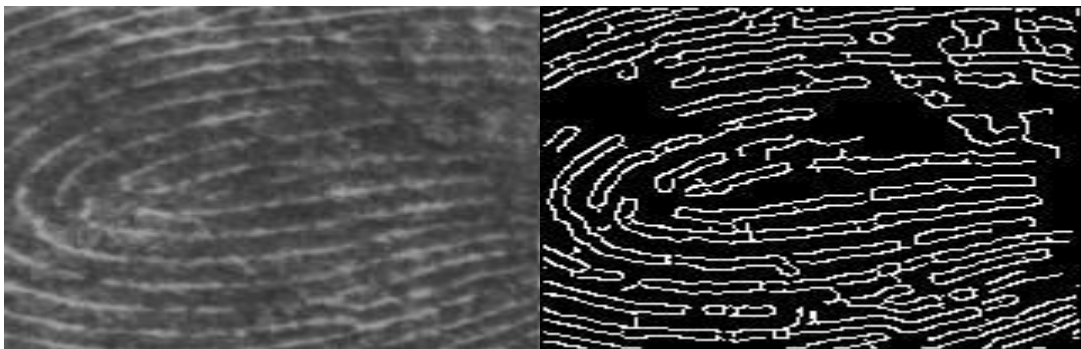


Figure 1.24 : l'image de l'empreinte sans et avec filtre de Canny

### 1.7.7 Laplacien

Le laplacien (calculé à partir des dérivées secondes) de l'image est défini comme suit :

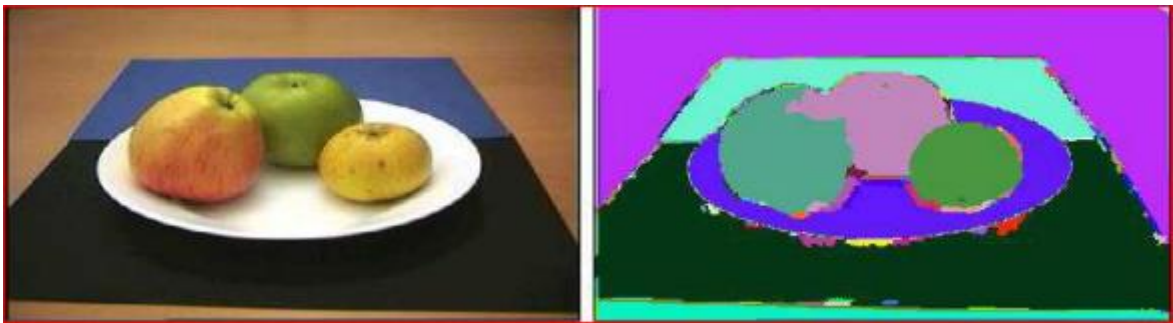
$$\nabla^2 I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (1.15)$$

## 1.8 Segmentation et classification d'image

### 1.8.1 Définition

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions qui constituent une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les

objets du fond. C'est une partition de l'ensemble des pixels de l'image en différents groupes. Chaque groupe est supposé correspondre à un "objet" de l'image. Quand il s'agit de séparer les pixels en 2 groupes, on parle alors de binarisation. Il n'existe pas une seule méthode de segmentation d'images, mais il y a plusieurs méthodes. La méthode utilisée dépend très fortement du type d'images et de l'application visée. Quelques notations : On note  $\Omega$  le domaine de l'image. Par exemple  $\Omega = [0, 1]^2$  dans un cadre continu. Où  $\Omega = \{0, \dots, N - 1\}^2$  dans un cadre discret. L'image, notée  $I$ , est une fonction définie sur  $\Omega$  et à valeurs dans  $\mathbb{R}$  ou dans  $\{0, \dots, 255\}$  [12].



**Figure 1.25** : Segmentation d'une image couleur

### 1.8.2 Relation entre les 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.

### 1.8.3 Segmentation par seuillage

L'opération dite de "seuillage simple" consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil, en anglais *threshold* en niveaux de gris) et à la valeur maximale les pixels ayant une valeur supérieure. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est parfois employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Toutefois la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.

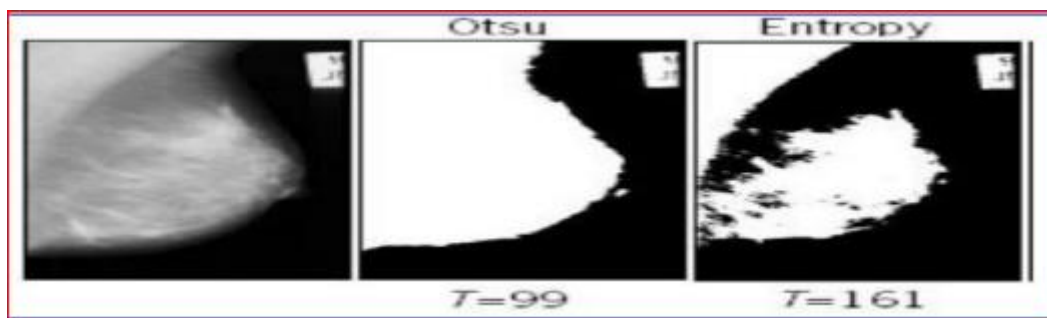
#### • Seuillage automatique

Le seuillage automatique est basé sur l'analyse de la distribution en fréquence sur l'histogramme des niveaux de gris associée à l'image. L'objectif des méthodes de recherche de

seuil automatique est de détecter 2 "populations" sur l'histogramme, et de proposer la valeur qui permet de les séparer au mieux [10].

- **Méthode d'Otsu**

La méthode d'OTSU assimile le problème de détermination d'un seuil pertinent  $T$  pour la binarisation de l'image à un problème de meilleure classification des pixels en deux sous-groupes  $C1T$  et  $C2T$ . Une des classes contient le fond et l'autre les objets dans l'image. Le but est alors d'obtenir une valeur de niveaux de gris moyenne dans l'image tel qu'avec cette valeur obtenue, il ne reste plus qu'à répartir les pixels inférieurs à ce seuil ensemble et ceux supérieurs ensemble, puis donner une valeur binaire à chaque classe.



**Figure 1.26** : Segmentation par Otsu [12]

- **Seuillage multiple**

Par opposition au "seuillage simple", il est possible de définir deux ou plusieurs seuils afin de segmenter une image ou de réduire son contenu des variations en niveaux de gris.

- **Méthodes de clustering**

Le clustering, ou segmentation, est une étape de base du traitement d'une image. Cette opération a pour but de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (clusters) dont les membres ont en commun diverses propriétés (intensité, couleur, texture, etc) [15].

#### 1.8.4 Méthodes basées région

Dans les méthodes de segmentation basées régions c'est le critère d'homogénéité qui est favorisé. Les points connexes ayant des critères similaires : intensité de gris, couleur, texture vont se réunir dans le même ensemble ou la même région. D'autres critères, fractals, stochastiques, géométriques sont présentés par COCQUEREZ [16].

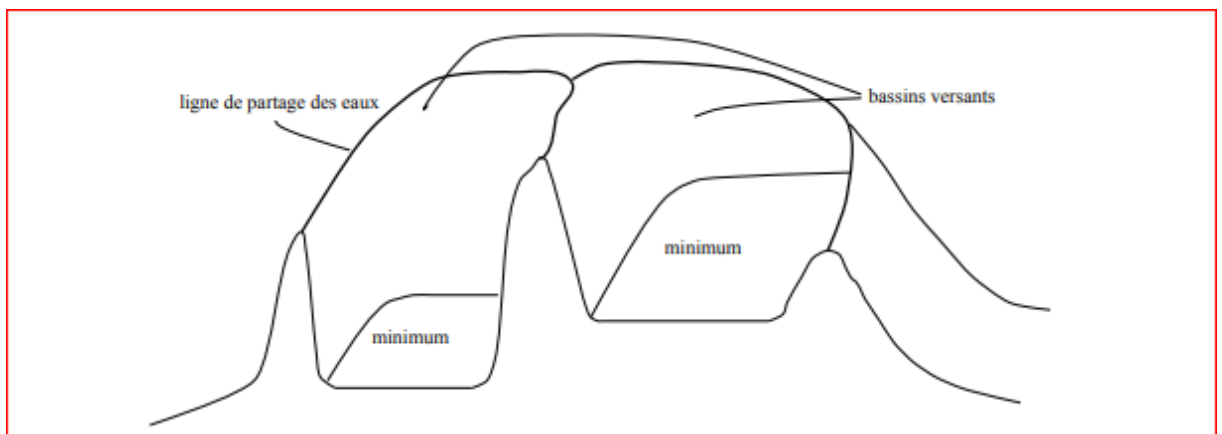
- **Croissance de région**

La méthode de croissance de régions est une méthode ascendante qui, partant de la représentation de l'image comme un ensemble de pixels, les regroupe selon un double critère d'homogénéité et d'adjacence. Cette méthode est conduite par l'utilisation d'un mode de contrôle définie a priori et appelé prédicat.

- **Décomposition et regroupement**

- **Ligne de partage des eaux**

La ligne de partage des eaux utilise la description de l'image en terme géographique. L'idée de base est de considérer l'image comme un relief topographique, où la valeur du Chapitre II Méthodes de segmentation d'images 26 niveau de gris représente l'altitude. Ensuite, elle cherche les lignes qui séparent les différentes zones de l'image [17].



**Figure 1.27** : Ligne de partage des eaux

### 1.8.5 Classification des images

- **Méthodes de classification**

De nombreuses méthodes classiques ont été consacrées, elles peuvent être séparées en deux grandes catégories : les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée.

**a. Méthodes supervisées** : L'objectif de la classification supervisée est principalement de définir des règles permettant de classer des objets dans des classes à partir de variables qualitatives ou quantitatives caractérisant ces objets. On dispose au départ d'un échantillon dit d'apprentissage dont le classement est connu. Cet échantillon est utilisé pour l'apprentissage

des règles de classement. Il est nécessaire d'étudier la fiabilité de ces règles pour les comparer et les appliquer, évaluer les cas de sous apprentissage ou de sur apprentissage (complexité du modèle). On utilise souvent un deuxième échantillon indépendant, dit de validation ou de test.

**b. Méthodes non supervisées :** Procède de la façon contraire. C'est à dire ne nécessitent aucun apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. Elle consiste à représenter un nuage des points d'un espace quelconque en un ensemble de groupes appelé Cluster. Il lié généralement au domaine de l'analyse des données comme l'ACP (Analyse en Composantes Principales). Un «Cluster» est une collection d'objets qui sont «similaires» entre eux et qui sont «dissemblables » par rapport aux objets appartenant à d'autres groupes [18].

- **Indicateurs de performance en classification**

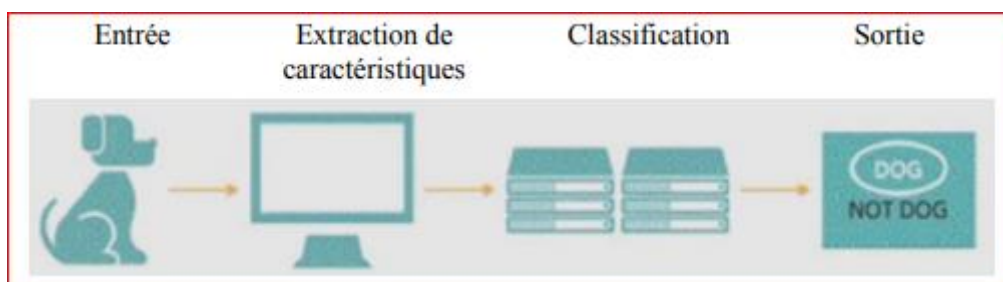
- **Matrice de confusion**

Prenons l'exemple d'un classifieur binaire, c'est-à-dire, qui prédit 2 classes notées classe 0 et classe 1. Pour mesurer les performances de ce classifieur, il est d'usage de distinguer 4 types d'éléments classés pour la classe voulue :

- Vrai positif VP : Elément de la classe 1 correctement prédit
- Vrai négatif VN : Elément de la classe 0 correctement prédit
- Faux positif FP : Elément de la classe 1 mal prédit
- Faux négatif FN : Elément de la classe 0 mal prédit [19].

### 1.8.6 Algorithmes d'apprentissage automatique

Dans le système de classification des images en utilisant l'apprentissage automatique, nous pouvons diviser ce système en trois étapes : acquisition de données, prétraitement des données et classification des décisions, comme le montre la figure suivante :



**Figure 1.28 :** Apprentissage automatique

Dans la première étape, les données sont acquises et prétraitées. Ensuite, dans un deuxième temps, le système extrait les caractéristiques et réduit également les dimensions de ses caractéristiques. Les extracteurs de certaines caractéristiques sont bien connus comme Local Binary Pattern et Scale Invariant Feature Transform, Accelerate-KAZE, Speeded Up Robust Features etc. La dernière étape est la classification. Le classificateur formé assigne l'image en entrée à l'une des classes des images en fonction des caractéristiques extraites. Après avoir converti une image en vecteur de caractéristiques, un algorithme de classification prendra ce vecteur comme entrée et affichera une étiquette de classe. Le principe général de classification est que les algorithmes d'apprentissage traitent les vecteurs de caractéristiques comme des points dans un espace de dimension supérieure et essaient de

## 1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les principes de base de la biométrie et de la reconnaissance du visage.

# CHAPITRE 02

## 2.1 Introduction

Effectivement, la biométrie est l'un des secteurs les plus dynamiques et étudiés dans le domaine de l'informatique. Elle offre des solutions solides pour garantir une identification personnelle sécurisée en exploitant diverses caractéristiques physiques ou comportementales uniques des individus, telles que le visage, les empreintes digitales, l'iris ou même les oreilles.

Dans le domaine informatique, la biométrie est largement utilisée pour gérer l'accès et l'identité des individus, ainsi que pour contrôler l'accès aux ressources sensibles. Elle trouve également des applications dans le domaine de la surveillance pour l'identification individuelle au sein de groupes.

Au cours des dernières années, de nombreux systèmes de reconnaissance et d'authentification biométriques ont été développés. Ces systèmes s'appuient sur des algorithmes avancés et des capteurs spécifiques conçus pour acquérir et traiter différents types de données biométriques.

La technologie biométrique présente également un potentiel commercial considérable, avec des implications pratiques pour divers aspects de notre vie quotidienne. Elle est intégrée de manière innovante dans divers domaines, tels que la sécurité des transactions financières, l'accès aux appareils mobiles ou même le contrôle d'accès aux bâtiments.

Dans ce chapitre, nous fournirons un état de l'art détaillé sur les modalités biométriques.

Nous présenterons l'architecture de base d'un système biométrique, en décrivant ses deux principaux modes de fonctionnement : la vérification et l'authentification. Nous aborderons également les différents concepts et notions liés à la biométrie, offrant ainsi une vue d'ensemble complète de ce domaine en constante évolution.

## 2.2 Biométrie

La biométrie est une discipline technologique englobant diverses techniques informatiques permettant d'identifier automatiquement un individu à partir de ses caractéristiques physiques, biologiques, voire comportementales. Les données biométriques sont singulières et immuables, offrant ainsi une méthode de suivi et d'identification fiable des individus [20].

### 2.2.1 Caractéristiques biométriques

La première phase du traitement peut saisir plusieurs caractéristiques biométriques. Cependant, pour la capture automatique et la comparaison automatisée des données stockées précédemment, certaines conditions doivent être remplies par ces caractéristiques biométriques :

- ✓ **Universalité** : toutes les personnes à identité doivent la posséder
- ✓ **Permanence** : l'information collectée doit être présente pendant toute la vie d'un individu.
- ✓ **Collectabilité** : l'information doit être collectable et mesurable et être utilisée pour les comparaisons
- ✓ **Singularité** : les caractéristiques biométriques doivent être uniques à chaque individu. Elles doivent être suffisantes pour distinguer une personne d'une autre.
- ✓ **Acceptation** : la saisie doit être possible d'une manière acceptable pour un grand pourcentage de la population.
- ✓ **Fiabilité et inviolabilité** : l'attribut doit être impossible de masquer ou de manipuler. Le processus doit garantir un niveau élevé de fiabilité et de reproductibilité le processus ne doit pas violer la vie privée de la personne [21].

### 2.2.2 Modalités biométriques

Il y a trois principales familles de modalités biométriques qui permettent de vérifier ou de déterminer l'identité d'un individu. Elles se basent sur des caractéristiques physiques, comportementales ou biologiques uniques à chaque individu, ce qui les rend fiables et sécurisées pour la reconnaissance. Ces méthodes surpassent les techniques traditionnelles telles que les mots de passe ou les signatures.

#### A. Biométrie morphologique

La méthode la plus répandue en raison de sa facilité de mise en œuvre et de son acceptation par le public est celle qui traite des caractéristiques physiques d'un individu. Parmi ces caractéristiques, on peut citer :

### • L’empreinte digitale

L'empreinte digitale représente le motif laissé par un doigt sur une surface suffisamment lisse pour en garder les marques, appelées dermatoglyphes. Chaque individu possède des empreintes digitales uniques, et chaque doigt a sa propre empreinte distincte. La probabilité que deux personnes aient les mêmes empreintes digitales est extrêmement faible, soit une chance sur 64 milliards [22].

Cette méthode d'identification est la plus ancienne dans le domaine de la biométrie, et elle reste un choix évident pour les services de police depuis plus d'un siècle. Il existe différents types de systèmes de capture d'empreintes digitales : optique, thermique, électromagnétique et par ultrasons [23].



**Figure 2.1** : Empreinte digitale

### • Le visage

La technique de reconnaissance faciale enregistre les images de visage à l'aide d'une caméra vidéo numérique et analyse les caractéristiques faciales telles que la distance entre les yeux, le nez, la bouche et les bords de la mâchoire. Ces mesures sont décomposées en plans du visage et conservées dans une base de données, utilisée ensuite à fins de comparaison.

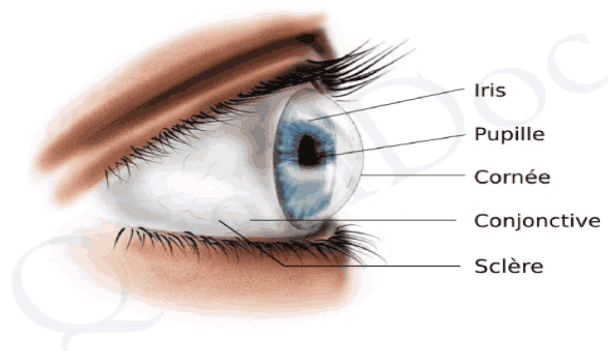
Ensuite, le système crée un modèle sur la base de données pour permettre à cette personne de comparer les données pour d'autres utilisations.



**Figure 2.2 :** Reconnaissance de visage

- **L'iris**

L'Iris Recognition est largement reconnue comme la meilleure technologie biométrique d'identification. Elle analyse les caractéristiques distinctives de l'iris, telles que les anneaux, les sillons et les taches de couleur, présentes dans le tissu entourant la pupille. Le dispositif de balayage d'iris est équipé d'une caméra vidéo et fonctionne efficacement même en présence de lunettes ou de lentilles de contact. La reconnaissance de l'iris est déployée dans de nombreux pays à des endroits stratégiques tels que les points frontaliers, les institutions bancaires, les entreprises privées, les établissements éducatifs et les forces de sécurité [24].



**Figure 2.3 :** Iris

- **La rétine**

La reconnaissance rétinienne est une méthode biométrique qui exploite la technologie infrarouge pour enregistrer les motifs distinctifs des vaisseaux sanguins rétiniens d'un individu. En raison de sa nature interne et de sa protection contre les influences externes, la reconnaissance de la rétine est considérée comme un moyen d'authentification biométrique robuste.

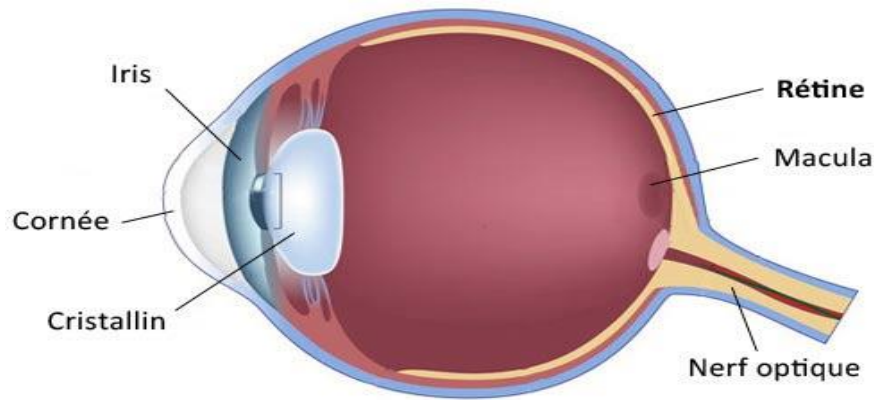


Figure 2.4 : La rétine

### B. Biométrie comportementale

Cette modalité est associée à l'évolution du comportement humain au fil du temps. Par exemple :

- **La voix**

La voix humaine constitue une caractéristique biométrique qui ne requiert aucun contact physique avec le système de lecture. Elle dépend de la structure anatomique de l'individu et se compose de composantes physiologiques telles que la tonalité, l'âge, le sexe, la fréquence, l'accent, les harmoniques, ainsi que de composantes comportementales comme la vitesse et le rythme.

En 1962, Lawrence Kersta [25] a démontré que la voix de chaque individu est unique et peut être représentée graphiquement. Deux principales méthodes sont utilisées pour traiter cette caractéristique biométrique : la première repose sur le texte prononcé, tandis que la deuxième (plus complexe) est indépendante du texte. Bien que cette modalité ne requière pas de matériel coûteux (tel qu'un microphone, par exemple), l'efficacité de celle-ci est influencée par le bruit ambiant ainsi que par les propriétés acoustiques comme la réflexivité et l'absorption.

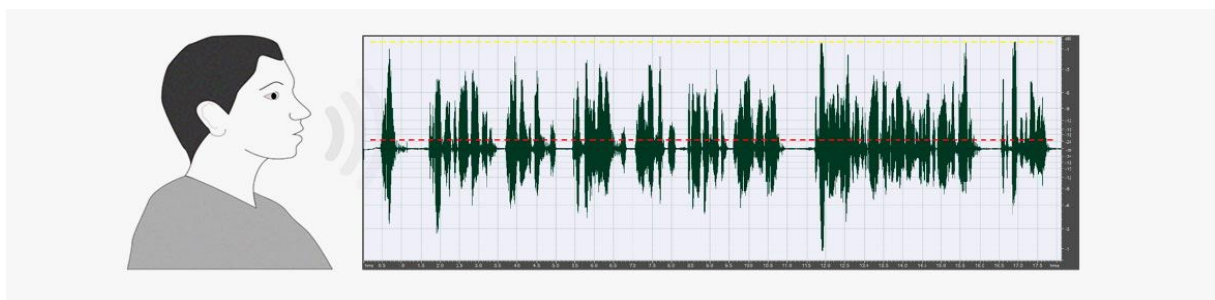
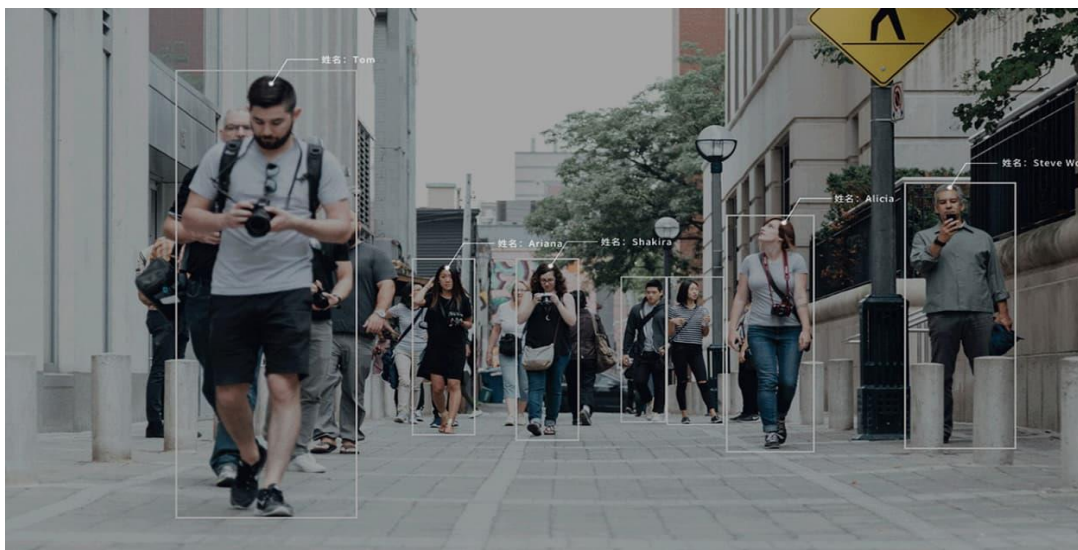


Figure 2.5 : Spectre d'un signal de voix

- **Analyse de la démarche**

La reconnaissance de la démarche implique d'identifier les individus en se basant sur les particularités de leur façon de marcher. Comparées à d'autres formes de biométrie telles que le visage et les empreintes digitales, les caractéristiques de la démarche peuvent être captées et identifiées à distance, même avec une vidéo de faible résolution. Ainsi, grâce à ses capacités de reconnaissance à longue distance (jusqu'à 50 mètres), sans contact, à vision panoramique (360°) et difficile à dissimuler, la reconnaissance de la démarche répond à un besoin non comblé sur le marché de l'identification à distance, en particulier dans le domaine de la sécurité publique.



**Figure 2.6** : La reconnaissance de la démarche

- **Dynamique de frappe au clavier**

C'est le système de reconnaissance d'un individu basé sur la manière de ses écritures par un dispositif logiciel qui calcule la vitesse de frappe, la suite des lettres, le temps de frappe et la pause entre chaque mot [26].



**Figure 2.7 :** Dynamique de frappe au clavier

- **Dynamique de l'écriture (la signature)**

Chaque individu possède un style d'écriture unique, ce qui permet d'établir un modèle à partir de sa signature pour effectuer une identification. Il existe deux méthodes distinctes pour capturer et traiter une signature : soit à l'aide de capteurs simples tels que des scanners, suivie d'une analyse statique de la signature qui se base sur sa géométrie, soit en utilisant une tablette graphique (ou un dispositif équivalent) équipée d'un stylet sensible à la pression, associée à une analyse dynamique de la signature. Cette dernière méthode prend en compte les paramètres statiques ainsi que l'accélération, la vitesse et les profils de trajectoire de la signature [27].



**Figure 2.8 :** Signature

### C. Biométrie biologique

- **L'ADN**

La biométrie ADN se distingue considérablement des méthodes biométriques conventionnelles. Elle requiert un échantillon matériel tangible et ne peut être réalisée en temps réel. Elle représente une technologie de reconnaissance d'une précision extrêmement élevée [28].



Figure 2.9 : Trait biométrique ADN

- **Reconnaissance de la thermographie faciale**

La thermographie est une méthode qui consiste à obtenir une représentation thermique d'une scène à l'aide d'un équipement approprié tel qu'un appareil photo ou une caméra numérique fonctionnant dans le domaine infrarouge. Chaque individu se distingue par la quantité de chaleur émise par différentes parties de son visage, une caractéristique observable dans toutes les conditions d'éclairage, y compris dans l'obscurité totale. Cette émission de chaleur est influencée par divers facteurs tels que la localisation des vaisseaux sanguins, l'épaisseur du squelette, la présence de tissus, de muscles et de graisses, entre autres [29].



Figure 2.10 : La thermographie faciale

#### D. Multimodalités

Certaines méthodes unimodales présentent un système d'identification difficile à contourner, mais il est intrusif et assez coûteux à mettre en place. D'autres, en revanche, ont des performances peu satisfaisantes ou sont susceptibles de fraudes telles que l'enregistrement ou la copie. Pour remédier à ces difficultés, plusieurs solutions sont envisageables.

Une première solution consiste à intégrer la biométrie à l'identification basée sur la connaissance ou la possession, comme un mot de passe ou un code PIN (identification à deux facteurs). Cette méthode améliore la sécurité du système, mais elle présente les faiblesses propres à l'identification basée sur la connaissance ou la possession [30].

Une autre solution est la multimodalité, qui consiste à fusionner plusieurs systèmes biométriques pour améliorer de manière systématique la performance du système. Par performance, on entend à la fois la précision du système et son efficacité, notamment en mode identification. En effet, différents classificateurs commettent généralement des erreurs différentes, et il est possible de tirer parti de cette complémentarité pour améliorer la performance globale du système [31].

### 2.3 Structure d'un Système Biométrique

La structure d'un système biométrique comprend généralement les éléments suivants :

**1. Capteur biométrique** : Ils captent les données biométriques, telles que les empreintes digitales, l'iris, le visage ou la voix, à partir de l'individu.

**2. Extraction des caractéristiques** : Les données biométriques capturées sont traitées pour extraire les caractéristiques distinctives qui seront utilisées pour l'identification ou la vérification.

**3. Base de données biométriques** : Les caractéristiques extraites sont stockées de manière sécurisée dans une base de données. Cette base de données contient les informations biométriques des individus autorisés.

**4. Comparaison** : Lorsqu'une personne cherche à être identifiée ou vérifiée, ses caractéristiques biométriques sont comparées à celles stockées dans la base de données

**5. Décision** : En fonction des résultats de la comparaison, une décision est prise pour identifier ou vérifier l'identité de l'individu.

**6. Intégration du système** : Le système biométrique peut être intégré à d'autres systèmes, tels que des systèmes de contrôle d'accès ou de gestion des identités [32].

### 2.3.1 Fonctionnement

Les systèmes biométriques peuvent fournir deux modes de fonctionnement, l'apprentissage (l'enrôlement), la reconnaissance (vérification et identification).

➤ **Apprentissage (enrôlement)** : L'enrôlement représente la première étape cruciale de tout système biométrique. C'est à ce stade qu'un utilisateur est initialement enregistré dans le système. Cette phase est commune à la vérification et à l'identification. Pendant l'enrôlement, la caractéristique biométrique est mesurée à l'aide d'un capteur biométrique afin d'extraire une représentation numérique. Cette représentation est ensuite réduite à l'aide d'un algorithme d'extraction bien défini, afin de minimiser la quantité de données à stocker, facilitant ainsi la vérification et l'identification ultérieures. Selon l'application et le niveau de sécurité requis, le modèle biométrique sélectionné est stocké soit localement, soit dans une base de données centralisée.

La phase d'enrôlement consiste à collecter les traits biométriques d'un individu, les convertir en une référence biométrique (modèle, vecteur de caractéristiques), puis les stocker dans une base de données pour une comparaison future [33].

➤ **Mode vérification** : Dans cette situation, le système compare les données de test de la personne testée avec les données biométriques stockées dans la base de données afin de vérifier l'identité déclarée. Dans ce type de système, la comparaison est effectuée une seule fois et sert ensuite à prendre une décision basée sur la sortie du module de comparaison, également appelé One-to-One (1:1).

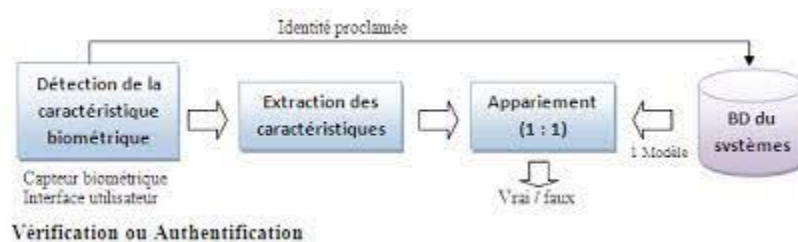


Figure 2.11 : Système de vérification

➤ **Mode identification** : Dans cette situation, le système compare les données de test avec toutes les références stockées dans la base de données, puis utilise le résultat du module de comparaison, également appelé One-to-Many (1:N), pour prendre une décision.

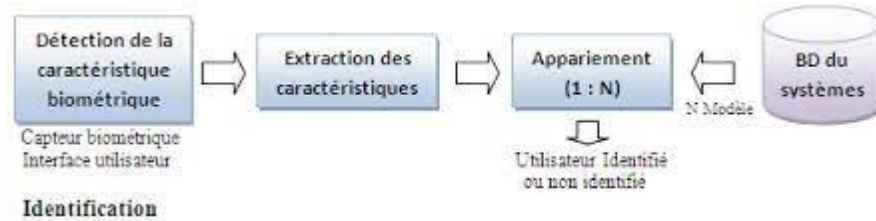


Figure 2.12 : Système d'identification

### 2.3.2 Principaux Modules

Un système biométrique classique se compose généralement de quatre modules principaux :

❖ **Module de capture** : Ce module est chargé d'acquérir les données biométriques d'un individu. Cela peut prendre la forme d'un appareil photo, d'un lecteur d'empreintes digitales, d'une caméra de sécurité, etc.

❖ **Module d'extraction des caractéristiques** : Ce module prend en entrée les données biométriques acquises par le module de capture et extrait uniquement les informations pertinentes pour former une nouvelle représentation des données. L'objectif est que cette nouvelle représentation soit unique pour chaque individu et relativement invariante face aux variations intra-classe.

❖ **Module de correspondance** : Ce module compare l'ensemble des caractéristiques extraites avec le modèle enregistré dans la base de données du système et détermine le degré de similitude entre les deux.

❖ **Module de décision** : Ce module vérifie l'identité affirmée par un utilisateur ou détermine l'identité d'une personne en se basant sur le degré de similitude entre les caractéristiques extraites et le ou les modèles stockés.

### 2.3.3 Marché de la biométrie

La biométrie est en plein essor, suscitant un intérêt croissant et sans précédent, bien que peu d'informations publiques soient disponibles sur ce marché. Cependant, quelques chiffres peuvent nous aider à évaluer son évolution dans les années à venir.

Selon les prévisions, le marché de la biométrie devrait passer de 33 milliards de dollars en 2019 à 65,3 milliards de dollars en 2024, avec un taux de croissance annuel de 14,6% sur la période 2019-2024.

L'Institut d'études Yole Développement affirme dans son rapport intitulé "Sensors for Biometry and Recognition 2016" que les technologies d'empreintes digitales prédominantes évolueront progressivement vers des solutions multimodales [34].

D'après Yole, en 2015, environ 525 millions de capteurs ont été vendus, et ce chiffre devrait atteindre 1,5 milliard d'unités d'ici 2021. En plus de la détection des empreintes digitales pour le déverrouillage et les paiements mobiles, les technologies de reconnaissance visuelle, qui combinent les images de l'œil et du visage, sont de plus en plus utilisées pour la sécurité. De plus, les assistants vocaux développés par Amazon et Google intègrent des modules de reconnaissance vocale enregistrée [34].

Les principaux moteurs de cette croissance sont l'évolution du secteur des applications pour smartphones (représentant 66% du marché total de la biométrie) et les initiatives gouvernementales visant à adopter des solutions biométriques [34].

## 2.4 Système de reconnaissance faciale

### 2.4.1 Le monde physique

L'environnement peut exercer une influence sur l'acquisition de l'image. Cette influence peut être définie par trois paramètres essentiels : l'éclairage, le changement de posture et l'échelle. Une variation dans l'un de ces trois paramètres peut entraîner une différence de distance entre deux images du même individu, dépassant celle entre deux images de deux individus différents. Par conséquent, cela peut conduire à une identification erronée [35].

### 2.4.2 Acquisition

À ce stade, on procède à capturer l'image de l'utilisateur à partir du monde extérieur, soit de manière statique à l'aide d'un appareil photo, soit de manière dynamique via une caméra.

Ensuite, cette image capturée est numérisée, ce qui la transforme en une représentation bidimensionnelle du visage, caractérisée par une matrice de niveaux de gris.

L'image à ce stade est brute, ce qui expose à un risque de bruit pouvant altérer les performances du système [36].

### 2.4.3 Détection de visage

Le module de détection de visages offre la possibilité de produire une image où le visage est isolé du reste de la scène, prête à être analysée. L'efficacité des systèmes biométriques qui reposent sur l'identification et/ou l'authentification par visage dépend principalement de la méthode employée pour localiser le visage dans l'image [35].

### 2.4.4 Prétraitement

Le but de cette étape est d'éliminer les interférences dues à la qualité des dispositifs optiques ou électroniques lors de la capture de l'image initiale. Cela vise à ne conserver que les informations essentielles, préparant ainsi l'image pour les étapes suivantes. Cette étape est cruciale car il est impossible d'obtenir une image exempte de bruit en raison du fond et de la lumière, généralement variables et inconnus. Plusieurs techniques sont utilisées pour le traitement et l'amélioration de la qualité de l'image, telles que la normalisation, l'égalisation et l'application de filtres médians. De plus, cette étape peut inclure la détection et la localisation des visages dans une image, en particulier lorsque le contexte est complexe [36].

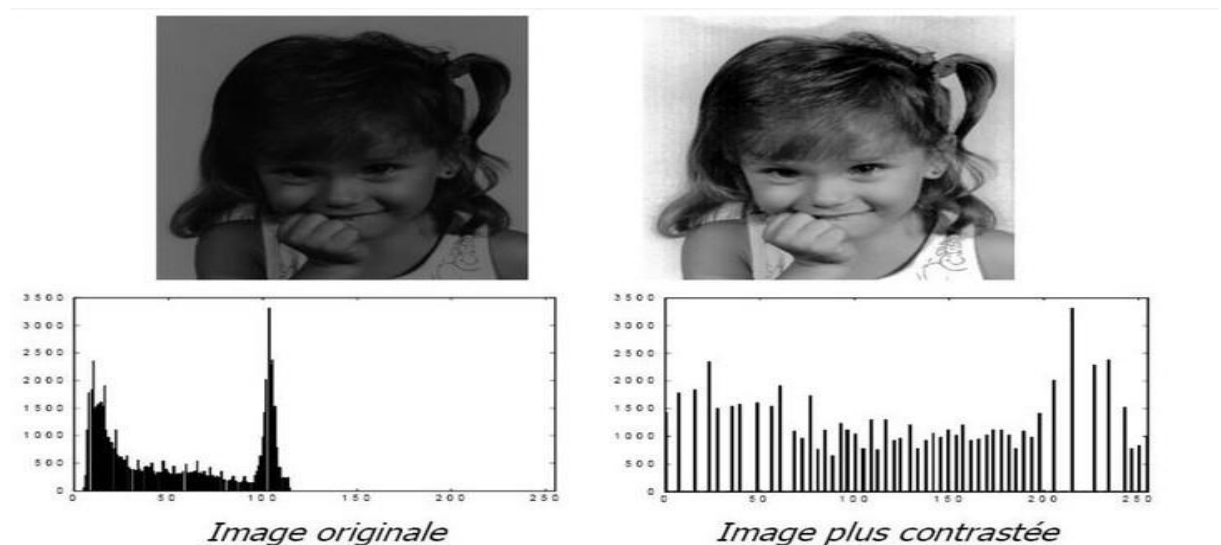


Figure 2.13 : Exemple de normalisation

### 2.4.5 Extraction des caractéristiques

Cette phase constitue l'essence même du système de reconnaissance, où les informations extraites de l'image sont enregistrées en mémoire pour être utilisées ultérieurement lors de la phase de décision. Le choix de ces données pertinentes revient à établir un modèle pour le visage, qui doit être à la fois distinctif et non redondant. Cette analyse est désignée par différents termes tels que l'indexation, la représentation, la modélisation ou l'extraction de caractéristiques. L'efficacité de cette étape influence directement les performances du système de reconnaissance faciale.

### 2.4.6 Classification

Cette étape implique le classement des paramètres (caractéristiques) extraits. Les individus présentant des similarités sont regroupés dans la même classe. Ces classes varient en fonction du type de décision. L'efficacité de cette étape a une influence directe sur les performances du système de reconnaissance faciale [35].

### 2.4.7 Apprentissage

C'est une phase où les caractéristiques d'un individu sont enregistrées après avoir été extraites dans une base de données. Ce processus permet au système d'apprendre des individus en vue d'une éventuelle reconnaissance. En quelque sorte, cette phase constitue la mémoire du système.

### 2.4.8 Décision

C'est à cette étape que se distinguent un système d'identification d'individus d'un autre de vérification. Dans le cas d'un système d'identification, l'objectif est de trouver le modèle qui correspond le mieux au visage fourni en entrée parmi ceux stockés dans la base de données, ce qui se traduit par un taux de reconnaissance. En revanche, dans un système de vérification, l'objectif est de déterminer si le visage en entrée correspond effectivement à celui de l'individu (modèle) déclaré ou s'il s'agit d'un imposteur, ce qui est mesuré par son Taux d'Erreur Égal (EER - equal error rate) [36].

## 2.5 Difficultés de la reconnaissance de visage

De nombreux aspects du visage ainsi que les circonstances de leur capture rendent le traitement automatique complexe. En ce qui concerne la reconnaissance faciale, le principal défi pour un système automatique réside dans la variabilité des images capturées, notamment la variation entre les individus qui peut conduire à des similitudes physiques et la variabilité au

sein d'un même individu, comprenant les changements de l'éclairage et les caractéristiques des capteurs. Les difficultés rencontrées dans la reconnaissance faciale peuvent être attribuées aux facteurs suivants [36, 37] :

### 2.5.1 Variation de la pose

La variation de pose représente un défi majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale [38]. Lorsque le visage est orienté de côté dans le plan de l'image (avec une rotation de moins de  $30^\circ$ ), il peut être normalisé en détectant au moins deux caractéristiques faciales (telles que les yeux). Cependant, lorsque la rotation dépasse les  $30^\circ$ , la normalisation géométrique devient impossible.



Figure 2.14 : Exemple de variation de poses

### 2.5.2 Changement d'illumination

L'intensité et la direction de l'éclairage lors de la prise de vue ont un impact considérable sur l'apparence du visage dans une image. En effet, dans la plupart des applications courantes, des changements dans les conditions d'éclairage sont inévitables, notamment lorsque les clichés sont capturés à différents moments de la journée, en intérieur ou en extérieur.

Étant donnée la forme spécifique d'un visage humain, ces variations d'éclairage peuvent créer des ombres qui accentuent ou masquent certaines caractéristiques faciales [38].



**Figure 2.15 :** Exemple d'un visage avec des changements de luminosité

### 2.5.3 Occultations partielles

Les objets présents dans une scène, tels que des accessoires comme des lunettes ou une écharpe, peuvent partiellement dissimuler le visage. Dans le domaine de la biométrie, il est essentiel que les systèmes proposés soient non intrusifs, c'est-à-dire qu'ils ne dépendent pas de la coopération active du sujet. Par conséquent, la capacité à reconnaître des visages partiellement cachés est cruciale. Gross et ses collègues ont examiné l'effet du port de lunettes de soleil et de cache-nez couvrant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Leurs résultats expérimentaux suggèrent que, dans de telles conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance demeurent faibles [39].

### 2.5.4 Expressions faciales

Un autre aspect qui influe sur l'apparence du visage est l'expression faciale. Les expressions du visage entraînent principalement une déformation de la partie inférieure du visage [38]. Les caractéristiques faciales situées dans la partie supérieure restent généralement constantes et suffisantes pour l'identification. Cependant, en raison de l'altération causée par l'expression faciale, la reconnaissance faciale peut être compromise. L'identification des visages avec expressions faciales demeure un défi non résolu. L'incorporation de données temporelles offre une perspective significative pour résoudre cette problématique [39].



**Figure 2.16 :** Exemple de variation d'expressions faciale

### 2.5.5 Présence ou absence des composants structuraux

Les dispositifs faciaux tels que les barbes, les moustaches, et les verres peuvent ou ne peuvent pas être présents et il y a beaucoup de variabilité parmi ces composants qui peuvent influencer énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, et la taille du visage.



**Figure 2.17 :** Exemple d'un visage sans et avec une barbe

## 2.6 Mesure de performance d'un système biométrique

Chaque système de reconnaissance de visage a ses points forts et ses points faibles et cela dépend de la technologie utilisée et le domaine d'application de celui-ci, jusqu'à présent il n'existe aucun système " optimal " en termes des performances ce qui est due à plusieurs facteurs qui interviennent à plusieurs niveaux et qui peuvent limiter le degré de précision de ce dernier.

Néanmoins, il serait primordial d'observer ces facteurs avant de mesurer la performance d'un système de reconnaissance parmi ces facteurs on peut citer :

- L'environnement au moment de l'acquisition.
- La qualité des capteurs.
- Les différentes positions des capteurs.
- La mauvaise interaction entre l'utilisateur et les capteurs.

Généralement la performance d'un système biométrique se mesure par la performance de système d'identification et la performance de système de vérification.

### 2.6.1 Performance d'un système d'identification

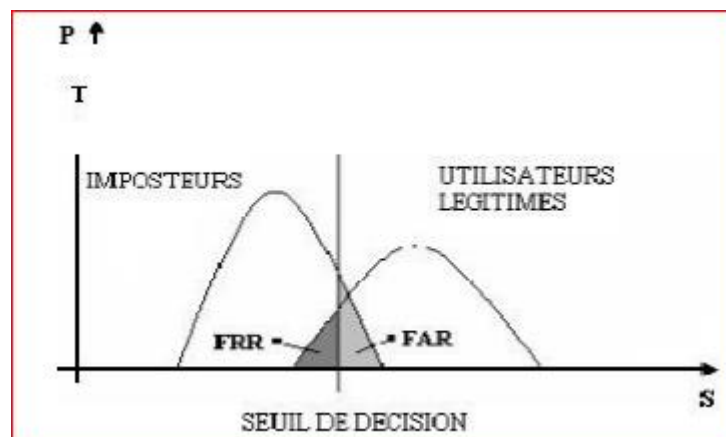
Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système par la formule suivante :

**Taux de reconnaissance = nombre de décision correctes divisé par le nombre de décision totale.**

### 2.6.2 Performance d'un système de vérification

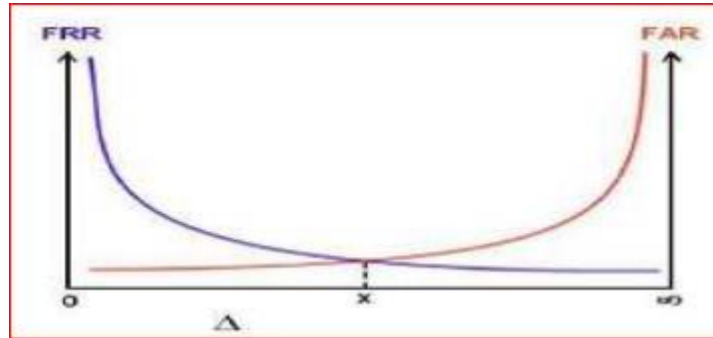
Dans ce cas, deux types d'erreurs peuvent être commises : Soit l'individu est rejeté alors qu'il s'agit bien d'un utilisateur enregistré dans la base de données, c'est ce qu'on appelle le Faux Rejet « **False rejection FR**», soit l'individu est accepté alors qu'il s'agit d'un imposteur, on l'appelle Fausse Acceptation « **False acceptance FA**».

La figure ci-après montre en fait la courbe de ce type d'erreurs :



**Figure 2.18 :** Seuil de décision et taux d'erreurs

Dans un système idéal  $FRR=FAR=0$ , mais ce n'est pas le cas dans la pratique ; quand FR augmente, FA diminue et vice versa. Par conséquent, il faut trouver un compromis entre les deux taux qui est la jonction des courbes, c'est-à-dire le point X (voir Figure II.9) où le couple (FAR, FRR) est minimal.



**Figure 2.19** : Relation entre FAR et FRR

## 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni un résumé de l'état actuel des systèmes de reconnaissance faciale, en décrivant le processus allant de l'acquisition de l'image à l'identification. En outre, nous avons souligné les divers défis associés à la reconnaissance automatique des visages. Enfin, nous avons également abordé les méthodes permettant d'évaluer les performances d'un système de reconnaissance faciale, ainsi que quelques avancées technologiques récentes visant à l'améliorer.

Le prochain chapitre sera consacré à la présentation des méthodes utilisées afin d'obtenir une reconnaissance du visage, ainsi les résultats obtenus pour atteindre cet objectif.

# CHAPITRE 03

### 3.1 Introduction

L'étude de l'architecture du cerveau humain a été une source d'inspiration majeure pour le développement de machines intelligentes. Cette idée fondamentale a conduit à la création des réseaux de neurones artificiels. Toutefois, au fil du temps, ces réseaux artificiels ont évolué pour devenir considérablement différents de leurs homologues biologiques. Certains chercheurs vont même jusqu'à suggérer qu'il est peut-être nécessaire d'abandonner entièrement l'analogie biologique, en utilisant par exemple le terme "unités" plutôt que "neurones", de crainte que cela ne restreigne notre créativité à des systèmes qui imitent strictement la biologie.

L'empreinte gourmande en données et en calcul des réseaux de neurones a été perçue comme un défi à leur adoption. Toutefois, l'essor significatif de la puissance de calcul depuis les années 1990, conjugué à une disponibilité accrue des données, a catalysé les succès croissants du Deep Learning. Les réseaux de neurones, désormais affublés de cette nouvelle étiquette, sont théoriquement aptes à assimiler toute fonction mathématique pourvue qu'ils bénéficient d'un volume de données d'entraînement adéquat. Ils sont devenus des outils d'apprentissage automatique très prisés, émulant le processus d'apprentissage observable chez les organismes biologiques, où le système nerveux est composé de cellules appelées neurones.

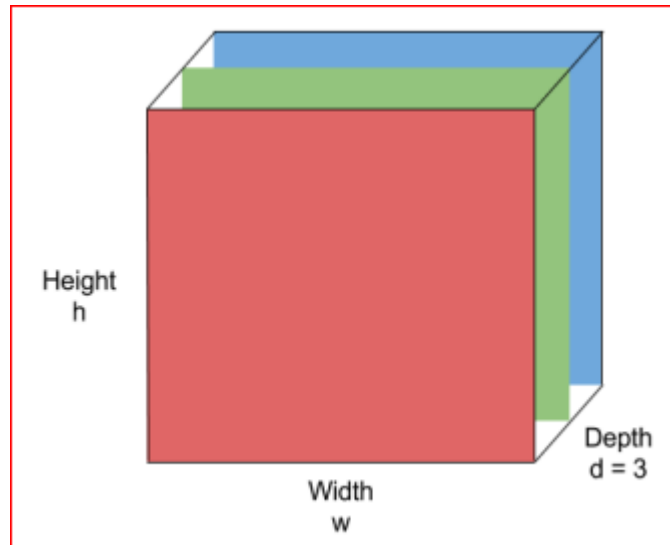
### 3.2 Réseaux neuronaux convolutifs

La vision par ordinateur évolue rapidement de jour en jour. L'une des raisons est l'apprentissage en profondeur. Lorsque nous parlons de vision par ordinateur, un terme réseau de neurones convolutifs (abrégé en CNN) nous vient à l'esprit car CNN est largement utilisé ici. Des exemples de CNN en vision par ordinateur sont la reconnaissance faciale, la classification d'images, etc. Il est similaire au réseau neuronal de base. CNN a également des paramètres apprenables comme le réseau neuronal, c'est-à-dire les poids, les biais [40].

#### 3.2.1 Fonctionnement d'un CNN

Les réseaux de neurones convolutifs sont actuellement les modèles les plus performants pour la classification des images. Ces réseaux se composent de deux parties distinctes. En entrée, une image est représentée par des valeurs numériques sous forme de matrice de pixels, organisée spatialement en largeur, hauteur et profondeur (dimensions). Pour une image en niveaux de gris, seules deux dimensions (2D) sont nécessaires, tandis qu'une image en couleur

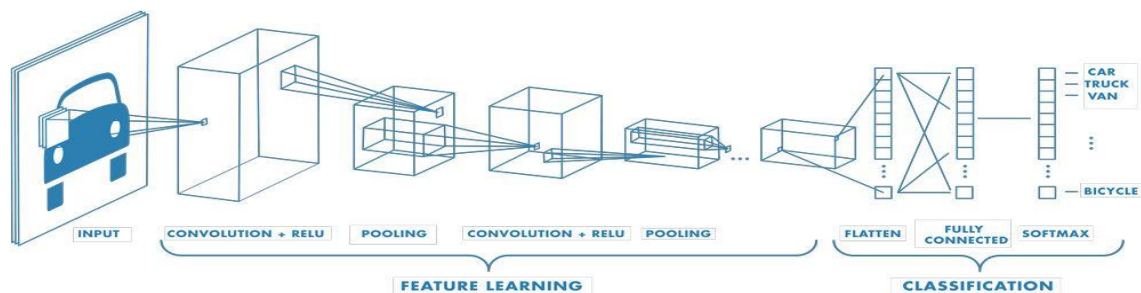
nécessite une troisième dimension (3D) pour représenter les couleurs fondamentales [Rouge, Vert, Bleu] (RVB).



**Figure 3.1 :** Image disposé spatialement : la largeur, la hauteur et la profondeur

La partie convolutive constitue la première section des réseaux de neurones convolutifs (CNN). Elle fonctionne comme un extracteur de caractéristiques des images. Représentée sous forme de matrice, elle passe à travers une série de filtres, incluant des couches de convolution et des couches de regroupement (Pooling), créant ainsi de nouvelles matrices appelées cartes de convolutions. À la fin, ces cartes de convolutions sont concaténées en un vecteur de caractéristiques.

Ce vecteur est ensuite connecté en entrée à une deuxième partie appelée les couches entièrement connectées (Fully Connected layers). Le rôle principal de cette dernière est de combiner les caractéristiques extraites afin de classer une image.

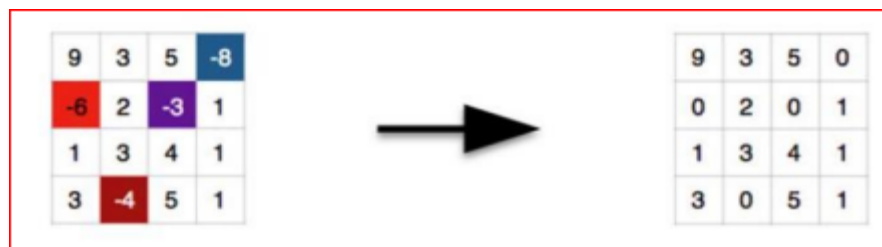


**Figure 3.2 :** Principe de fonctionnement de CNN

### 3.2.2 Les différentes couches de CNN

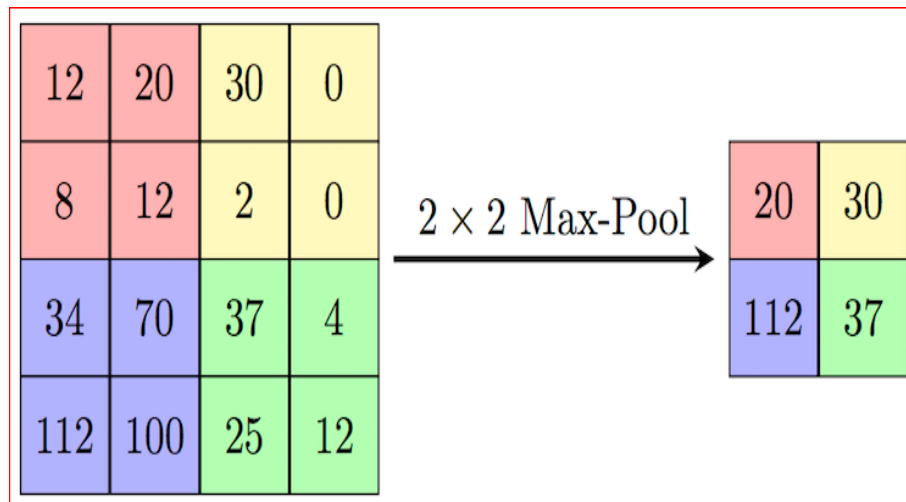
• **Couche de convolution** : Cette première couche est dédiée à l'extraction des caractéristiques essentielles des images d'entrée. À travers cette couche, une opération mathématique de convolution est réalisée entre l'image initiale et un filtre de dimension spécifique  $M \times M$ . En faisant glisser ce filtre sur l'image, un produit scalaire est calculé entre le filtre et les différentes zones de l'image, en fonction de la taille du filtre ( $M \times M$ ). Le résultat obtenu est nommé carte de caractéristiques.

• **ReLU** : La fonction d'activation ReLU, ou Rectified Linear Unit, utilise la fonction  $f(z) = \max(0, z)$ . Cela signifie que si la sortie est positive, elle restituera la même valeur, sinon elle produira 0. Elle joue le rôle de fonction d'activation [41].



**Figure 3.3** : Exemple de la fonction ReLU

• **Couche de pooling** : Dans la plupart des cas, une couche convolutive est suivie immédiatement par une couche de pooling. Son objectif principal est de réduire la taille de la carte des caractéristiques convolutionnelles afin de diminuer les coûts de calcul. Cette réduction est obtenue en diminuant les connexions entre les couches et en effectuant des opérations indépendantes sur chaque carte de caractéristiques. Selon la méthode utilisée, il existe plusieurs types d'opérations de pooling (Max pooling, Average pooling et Sum pooling).



**Figure 3.4 :** Exemple de la fonction Max pooling

- **Couche complètement connectée (FC)** : est constituée des poids et des biais associés aux neurones, et elle est utilisée pour établir des connexions entre les neurones de deux couches différentes. Généralement situées avant la couche de sortie, ces couches forment les dernières couches d'une architecture CNN. Dans cette couche, l'image en entrée des couches précédentes est aplatie et transmise à la couche FC. Le vecteur aplati est ensuite envoyé à travers plusieurs couches FC supplémentaires où des opérations de fonctions mathématiques sont généralement effectuées. À ce stade, le processus de classification commence à prendre forme [41].

- **Couche softmax** : La fonction softmax est fréquemment employée dans la couche finale d'un modèle de classification. Son rôle est de transformer un vecteur de valeurs réelles en un vecteur de probabilités.

### 3.3 Modèles de Deep Learning

- ❖ **Google-Net / Inception-V1** : GoogLeNet est un réseau neuronal convolutif de 22 couches de profondeur. Il est possible de charger une version pré-entraînée de ce réseau, soit formée sur les ensembles de données ImageNet, soit sur Places365. Le réseau formé sur ImageNet classe les images en 1 000 catégories d'objets, telles que le clavier, la souris, le crayon et divers animaux. En revanche, le réseau formé sur Places365 classe les images en 365 catégories de lieux, comme les champs, les parcs, les pistes et les halls. Ces réseaux ont acquis des représentations de caractéristiques distinctes pour une vaste gamme d'images. Les réseaux pré-entraînés acceptent tous deux des images d'entrée de taille 224 x 224 pixels [41].

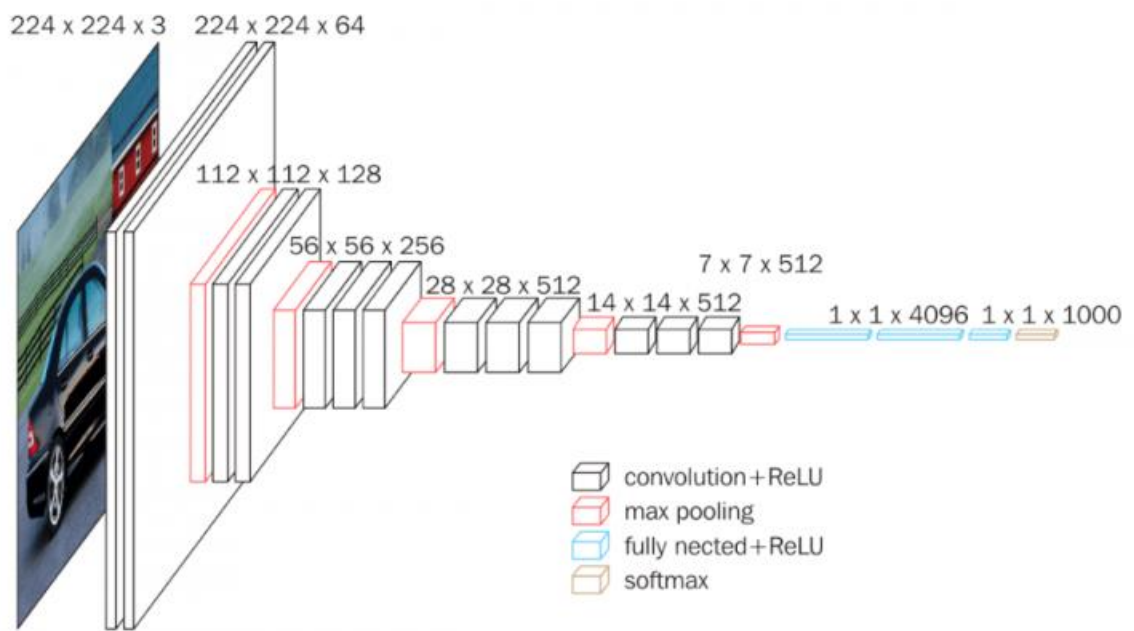


Figure 3.5 : Architecture GoogLeNet

❖ **Resnet50** : ResNet-50 est un réseau neuronal convolutif d'une profondeur de 50 couches. Une version pré-entraînée de ce réseau, formée sur plus d'un million d'images de la base de données ImageNet, est disponible. Ce réseau pré-entraîné peut classer les images en 1 000 catégories d'objets, comme le clavier, la souris, le crayon et divers animaux. Ainsi, le réseau a appris de riches représentations de caractéristiques pour une large gamme d'images. La taille d'entrée d'image du réseau est de 224 x 224 pixels [42].

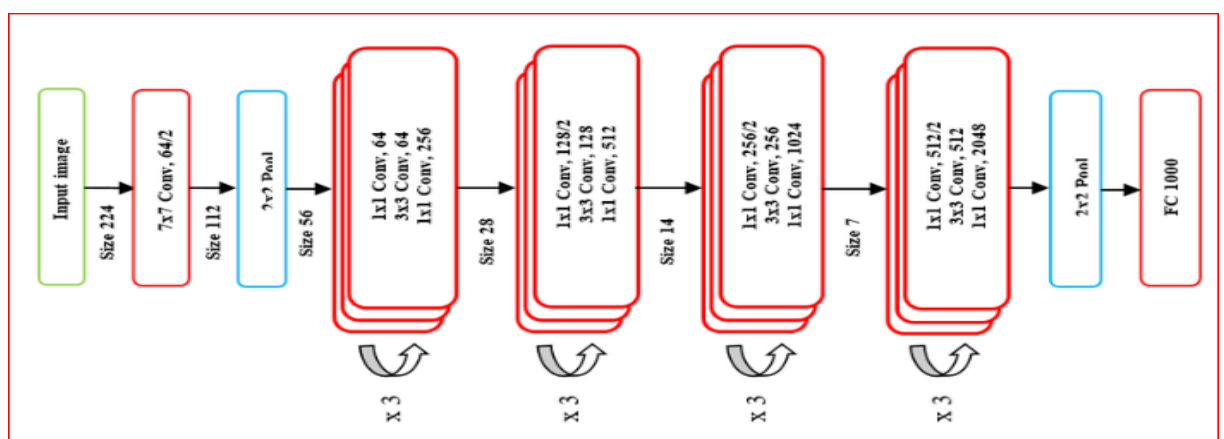


Figure 3.6 : Architecture ResNet-50

❖ **Resnet101** : ResNet-101 est un réseau neuronal convolutif composé de 101 couches. Une version pré-entraînée de ce réseau, formée sur plus d'un million d'images de la base de

données ImageNet, est disponible. Ce réseau pré-entraîné peut classer les images en 1 000 catégories d'objets, tels que le clavier, la souris, le crayon et divers animaux. Ainsi, le réseau a acquis des représentations riches et diverses des caractéristiques pour une grande variété d'images. La taille d'entrée des images acceptée par le réseau est de 224 x 224 pixels [42].

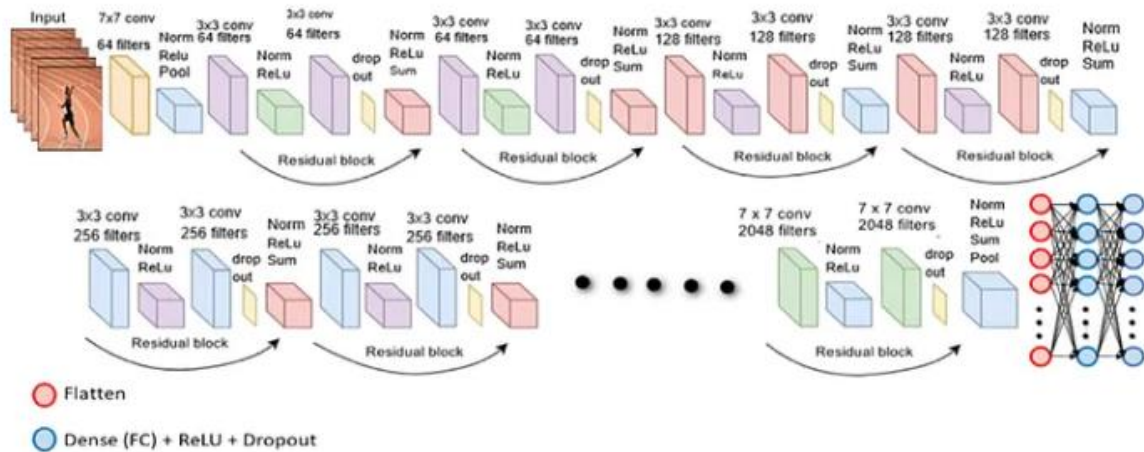


Figure 3.7 : Architecture ResNet-101

### 3.4 Bases des données

❖ **Faces94** : Le jeu de données "faces94" est une collection d'images faciales utilisée principalement pour la recherche en reconnaissance faciale. Il contient des photos de visages de plusieurs individus, capturées sous des conditions contrôlées. Ces images sont souvent utilisées pour tester et évaluer les algorithmes de reconnaissance et de détection de visages. Le dataset peut inclure divers angles, expressions faciales et conditions d'éclairage pour chaque sujet, afin de fournir un ensemble de données diversifié et robuste pour l'entraînement et la validation des modèles, laquelle comprend plus de 150 individus. Chaque individu possède ainsi 20 images, chacune représentant une expression faciale différente. Sur les vingt images de chaque individu, nous avons alloué les 15 premières à la phase d'apprentissage, tandis que les 5 restantes sont réservées à la phase de test.



Figure 3.8 : Échantillon d'images de Faces94

❖ **14-celebrity-faces-dataset** : Le "14-celebrity-faces-dataset" est un ensemble de données composée d'images de célébrités, contenant des photos de 14 personnalités célèbres. Cet ensemble de données est couramment utilisé dans la recherche en apprentissage profond et en traitement d'images, en particulier dans des domaines tels que la reconnaissance faciale et la classification d'images. Composé de photos de 14 célébrités, Chaque célébrité a plusieurs images prises sous différents angles et éclairages.



Figure 3.9 : Échantillon d'images de 14-celebrity-faces-dataset

### 3.4.1 Outils de développement

Pour la réalisation de notre système, nous avons choisi le langage de programmation MATLAB Version 8.0 (R2018b). MATLAB est un environnement de calcul scientifique et de

visualisation de données. Sa facilité d'apprentissage et d'utilisation, due à une syntaxe très claire, en fait un standard adapté à divers problèmes d'ingénierie.

Parmi les raisons qui nous ont poussés à l'utiliser, on trouve :

- ✓ Ses très nombreuses fonctions prédéfinies et prêtes à l'emploi.
- ✓ Sa simplicité d'implémentation et rapidité de calculs.
- ✓ Sa fiabilité et sa robustesse.

MATLAB offre également 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.

### 3.5 Méthode de Viola & Jones

La méthode de Viola et Jones est une technique de détection d'objets dans une image numérique, développée par Paul Viola et Michael Jones en 2001. Elle est reconnue comme l'une des premières méthodes permettant la détection efficace d'objets en temps réel.

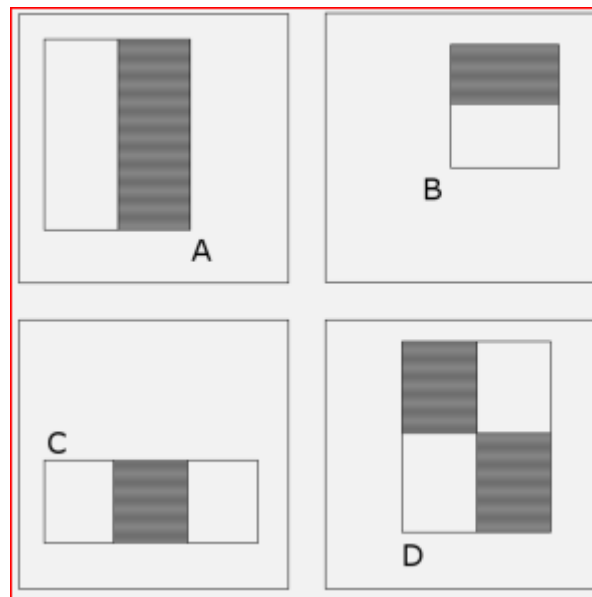
Viola et Jones proposent d'utiliser un ensemble de caractéristiques plutôt que de travailler directement sur les valeurs des pixels, ce qui rend le processus à la fois plus efficace et plus rapide. Ces caractéristiques, appelées quasi-Haar, sont basées sur les différences de sommes de pixels calculées dans des zones rectangulaires, où la somme des pixels dans les zones grises est soustraite de celle des zones blanches. Leur nom provient de leur similitude avec les ondelettes de Haar, initialement proposées comme caractéristiques par Papa georgiou et ses collègues, et dont Viola et Jones se sont inspirés [46].

#### 3.5.1 Description de la méthode

La méthode de Viola et Jones est une approche basée sur l'apparence, qui implique le balayage de l'ensemble de l'image en calculant un ensemble de caractéristiques dans des zones rectangulaires qui se chevauchent. Son principal atout réside dans la simplicité et l'abondance des caractéristiques utilisées. Une avancée clé de cette méthode réside dans l'introduction des images intégrales, permettant un calcul rapide de ces caractéristiques. Une autre avancée significative est la sélection de ces caractéristiques par boosting, les interprétant comme des

classifieurs. Enfin, la méthode propose une architecture pour combiner ces classifieurs boostés en une cascade, ce qui entraîne une amélioration significative du temps de détection.

Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé, divisée en deux étapes distinctes : l'apprentissage du classifieur à partir d'un grand nombre d'exemples positifs (représentant les objets d'intérêt, tels que des visages) et négatifs, suivie de l'application de ce classifieur lors de la phase de détection.

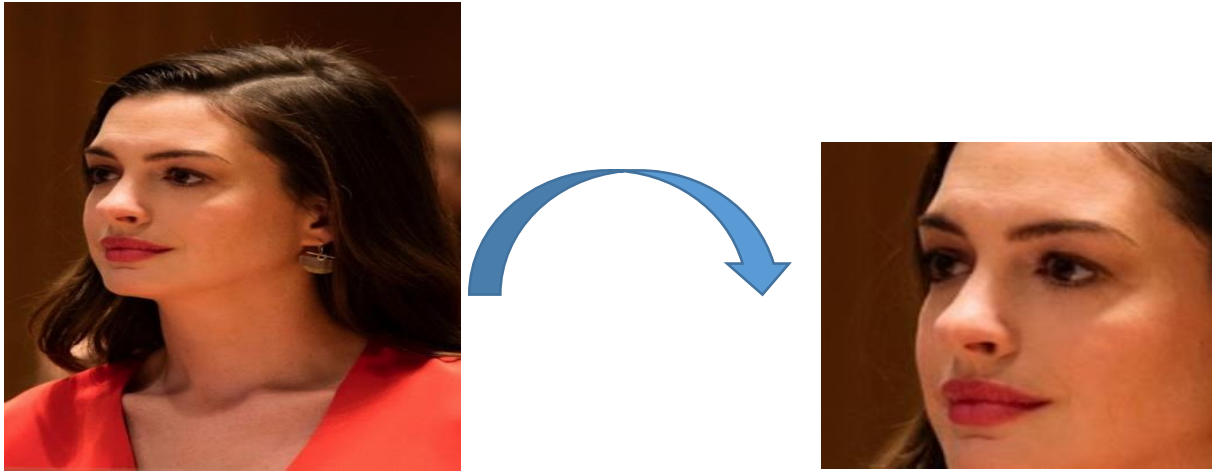


**Figure 3.10** : Les 4 types de caractéristiques utilisées par Viola et Jones

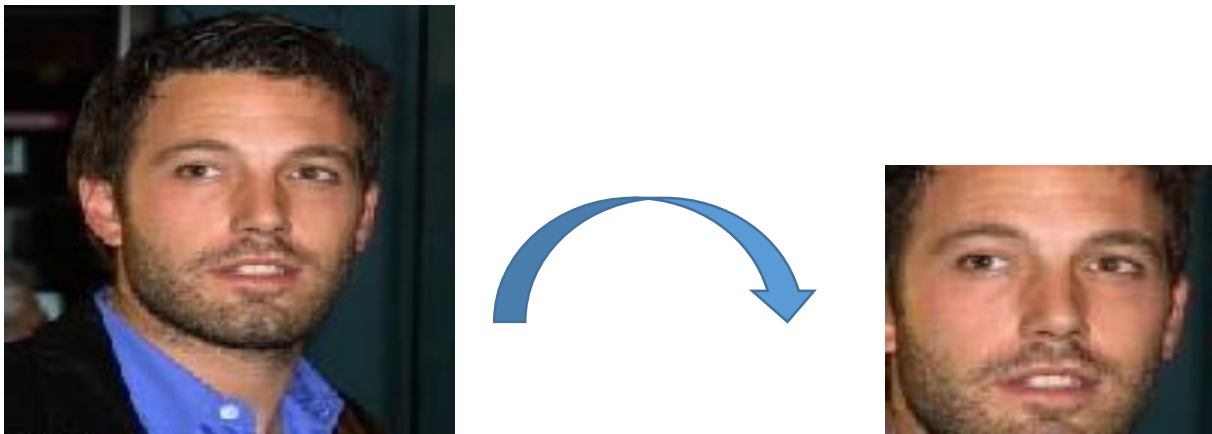
## 3.6 Résultats

### 3.6.1 Détection de visages (viola)

Les figures ci-dessous illustrent le résultat obtenu pour la détection de visage par la méthode de Viola et Jones :



**Figure 3.11 :** Exemple de détection de visage par viola (femme)



**Figure 3.12 :** Exemple de détection de visage par viola (homme)

### 3.6.1. Entrainement Faces94

Les figures 3.13, 3.14 et 3.15 représentent l'étape de l'entraînement de notre système pour différents modèles utilisés.

#### ❖ Entrainement par GoogLeNet :

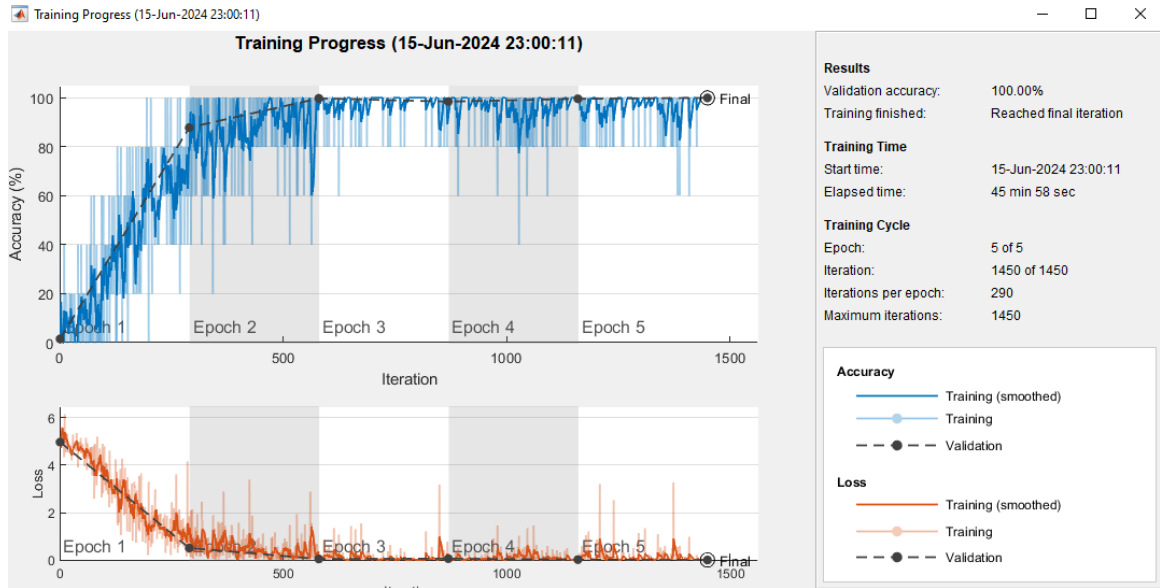


Figure 3.13 : Entrainement du modèle GoogLeNet avec base de données Face94

❖ Entrainement par Resnet50 :

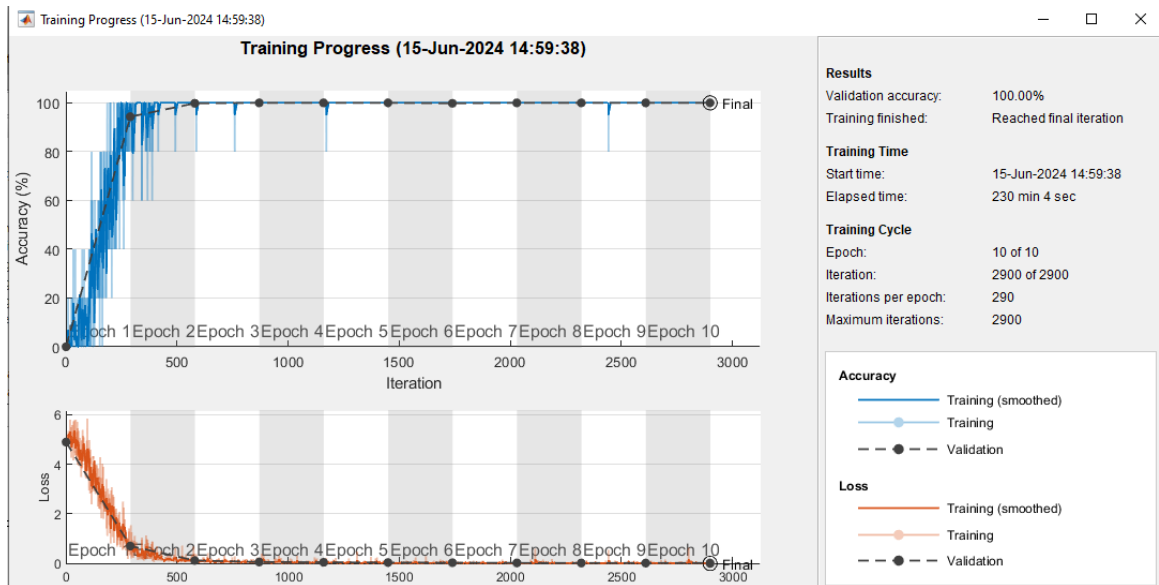
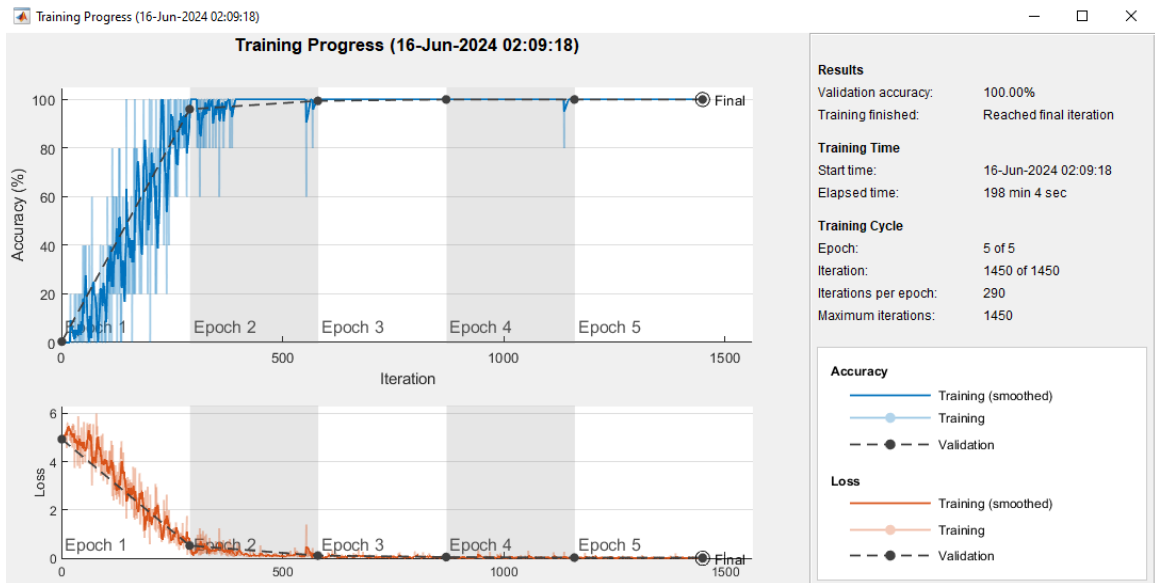


Figure 3.14 : Entrainement du modèle resnet50 avec base de données Face94

❖ **Entraînement par Resnet101 :**

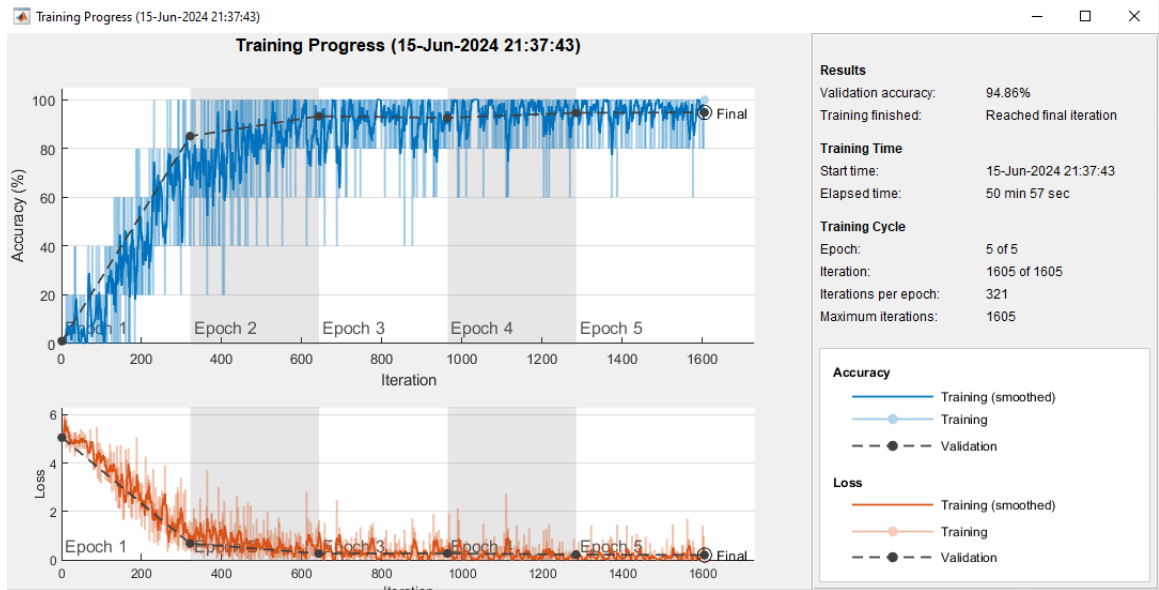
**Figure 3.15 :** Entraînement du modèle resnet101 avec base de données Face94

✚ La première base de donnée est composée de 132 personnes (113 homme et 19 femme) chaque classe composé de 15 images pour l'entraînement et 5 images pour chaque personne pour le test.

### 3.6.2 Entraînement Face94 Et 14-celebrity-faces-dataset

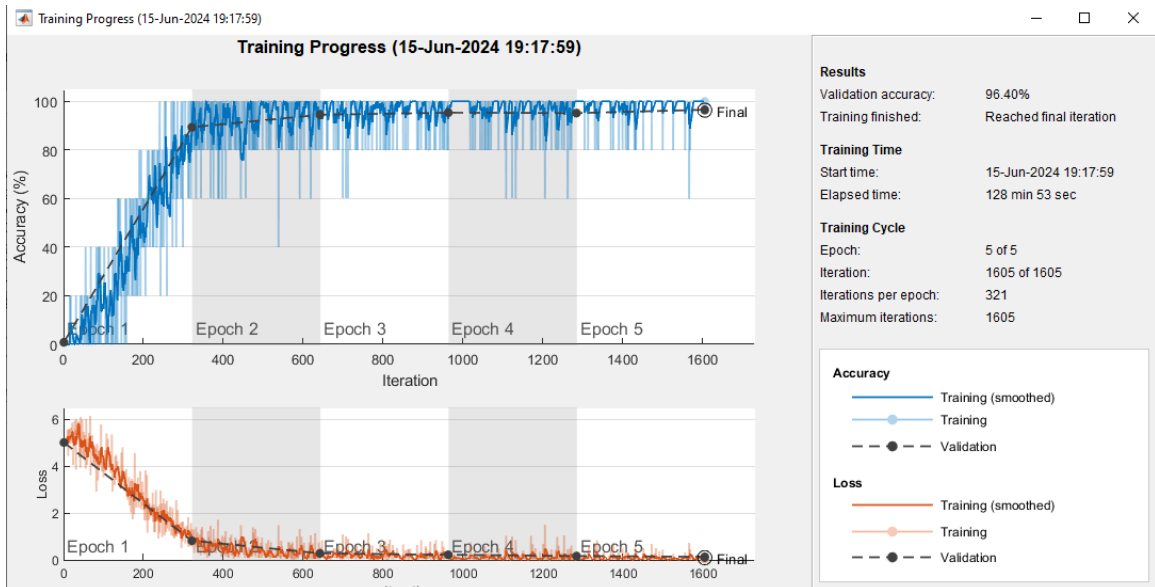
Les figures 3.16, 3.17 et 3.18 représentent l'étape de l'entraînement de notre système pour la deuxième base de données pour différents modèles utilisés.

❖ **Entraînement par GoogLeNet :**

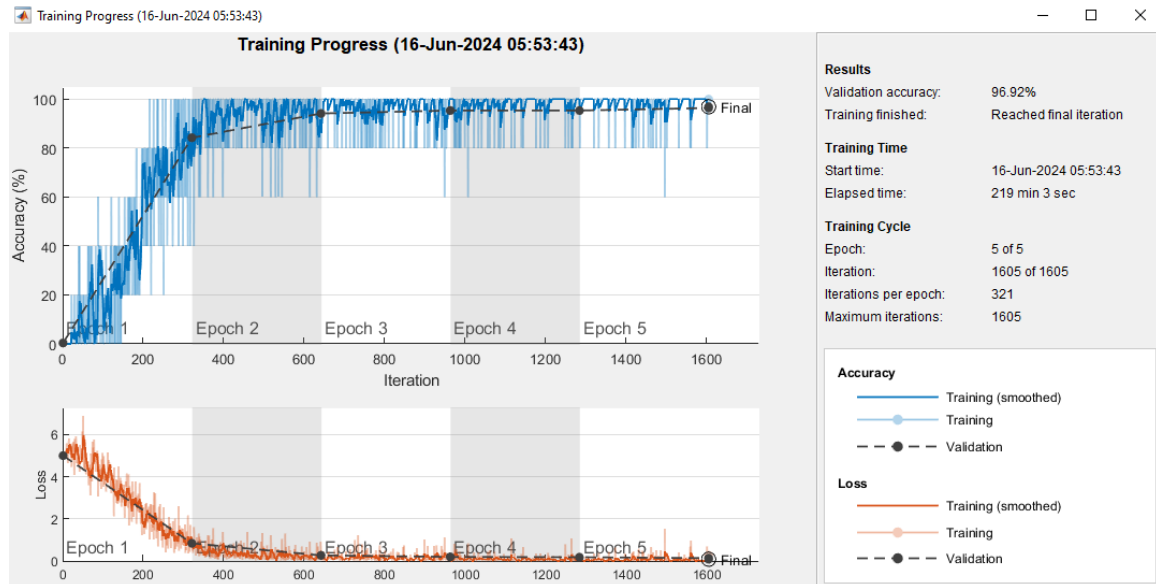


**Figure 3.16 :** Entraînement du modèle GoogLeNet avec base de données Face94 et 14-celebrity-faces-dataset

❖ **Entraînement par Resnet50 :**



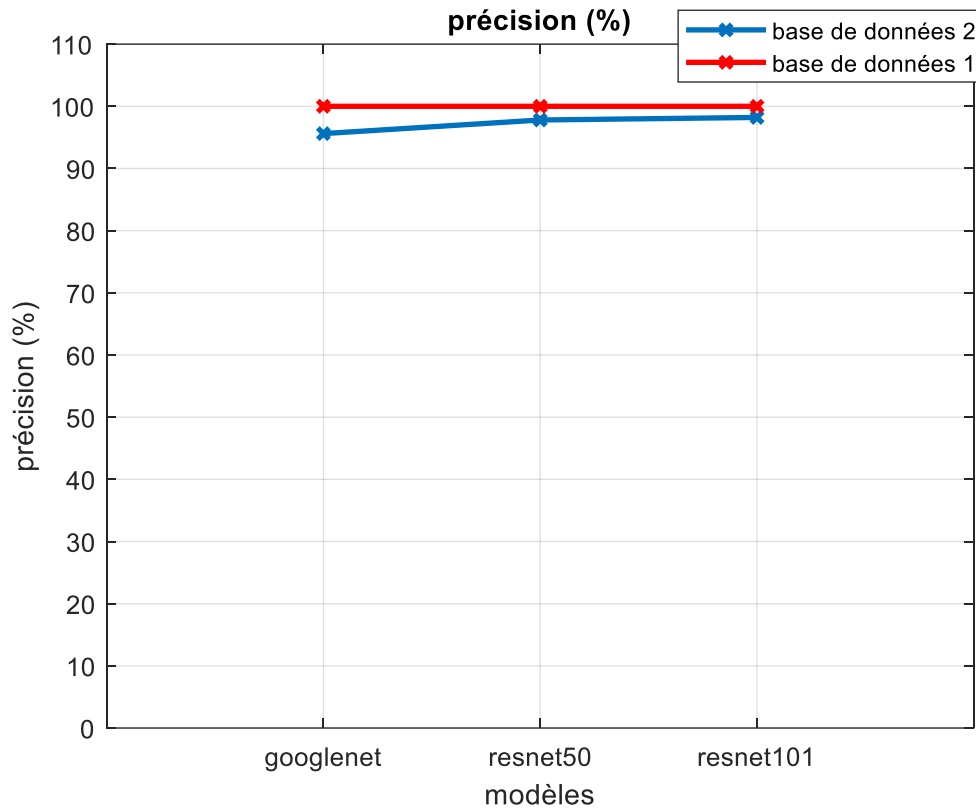
**Figure 3.17 :** Entraînement du modèle resnet50 avec base de données Face94 et 14-celebrity-faces-dataset

❖ **Entraînement par Resnet101 :**

**Figure 3.18 :** Entraînement du modèle resnet101 avec base de données Face94 et 14-celebrity-faces-dataset

✚ La deuxième base est composée de 146 classes (132 de Faces94 et 14 de 14-celebrity-faces-dataset).

**Remarque :** Nous avons utilisé un ordinateur i7 pour minimisé le temps.



- Le tableau suivant montre la comparaison entre le taux de précision de reconnaissance pour les trois modèles :

Modèle	Base de données 1		Base de données 2	
	Entrainement	Test	Entrainement	Test
GoogLeNet	100%	100%	94.86%	95.61%
resnet50	100%	100%	96.40%	97.80%
resnet101	100%	100%	96.92%	98.21%

**Table 3.1** : Comparaison entre la précision des trois modèles

o Avec

**Base de données 1** = faces94

**Base de données 2** = faces94 + 14-celebrity-faces-dataset

- La fonction MATLAB pour le test d'une image est : `image='femme (1)_26.jpg'; test_network(net, image)`

- Résultats obtenus pour la première base de données :

femme (1) , Taux = 100



**Figure 3.19** : Reconnaissance du visage par GoogLeNet

❖ image='femme (12)\_42.jpg'; test\_network(net, image)

femme (12) , Taux = 100



**Figure 3.20** : Reconnaissance du visage par Resnet50

❖ image='homme (47)\_398.jpg'; test\_network(net, image)

homme (47) , Taux = 99.95



**Figure 3.21:** Reconnaissance du visage par Resnet101

- Résultats obtenus pour la deuxième base de données :

❖ `image='dwayne_johnson_18.jpg'; test_network(net, image)`

dwayne\_johnson , Taux = 91.91



**Figure 3.22:** Reconnaissance du visage par GoogLeNet

❖ `image='arnold_schwarzenegger_6.jpg'; test_network(net, image)`

arnold\_schwarzenegger , Taux = 92.46



**Figure 3.23:** Reconnaissance du visage par Resnet50

❖ `image='arnold_schwarzenegger_6.jpg'; test_network(net, image)`

arnold\_schwarzenegger , Taux = 99.05



**Figure 3.24:** Reconnaissance du visage par Resnet101

### 3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, Les résultats ont démontré que le modèle conçu à l'aide des réseaux de neurones convolutifs (CNN) a atteint une haute précision dans la reconnaissance faciale, surpassant plusieurs systèmes traditionnels dans de nombreux tests. Le réseau a su reconnaître

les visages avec exactitude, même dans des conditions difficiles telles qu'un faible éclairage et diverses expressions faciales.

# Conclusion générale

---

---

Le traitement d'images est une technologie puissante et polyvalente qui continue de transformer de nombreux domaines. Son potentiel de révolutionner la façon dont nous interagissons avec le monde visuel est immense. Cependant, avec ce potentiel viennent des responsabilités importantes. En adoptant des approches équilibrées et responsables, nous pouvons maximiser les avantages tout en prévenant les abus et en protégeant les droits individuels. L'avenir du traitement d'image dépendra de notre capacité à naviguer avec sagesse les opportunités et les défis qu'il présente.

Le traitement d'image en informatique repose sur l'application de divers algorithmes et techniques pour analyser et interpréter les images. Deux grandes catégories de méthodes d'apprentissage automatique utilisées dans ce contexte sont l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

Notre choix s'est porté sur l'apprentissage supervisé parce que l'apprentissage supervisé offre une combinaison puissante de précision, fiabilité, et adaptabilité, ce qui en fait une solution idéale pour une large gamme d'applications de traitement d'image. Grâce à la clarté des données étiquetées, à la variété des modèles disponibles, et à l'abondance des outils et des ressources, l'apprentissage supervisé permet de développer des systèmes robustes et performants, capables de répondre aux exigences des tâches complexes et critiques. Ce choix stratégique est essentiel pour tirer pleinement parti des capacités avancées de l'intelligence artificielle dans le traitement d'image.

Nous avons utilisé deux bases de données : la première est une base de données standard, et dans la deuxième, nous avons ajouté notre propre base de données contenant 14 célébrités.

Nous avons appliqué l'algorithme de détection de visage de Viola pour améliorer la détection des visages afin d'améliorer la reconnaissance faciale et nous avons obtenu les résultats encourageantes; pour la première base de données, le taux de réussite était de 100 % pour tous les modèles. En revanche, pour la deuxième base de données, nous avons constaté des taux de réussite supérieur à 90%.

# Bibliographie

---

---

- [1] M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, Magister en informatique, université constantine 2, 2014.
- [2] Souilla Benkhaira, Systèmes multimodaux pour l'identification et l'authentification biométrique, mémoire de magister en Informatique, Université 20 Août 1955-Skikda, 2019.
- [3] MIRTA B. GORDON, Mémoire et apprentissage dans les systèmes artificiels, mémoire master de Sciences Cognitives de Grenoble, 2004.
- [4] Sarra BENFRIHA et Asma HAMEL, Segmentation d'image par Coopération région-contours, mémoire de master, Université KasdiMerbah-Ouargla, 2016.
- [5] [http : //www.iro.umontreal.ca/~mignotte](http://www.iro.umontreal.ca/~mignotte) ( consulté le 24 février 2024).
- [6] HOUASSINE Charif, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride, mémoire de magister, Université m'hamed bougara- boumerdes, 2012.
- [7] M .T.Chikh, amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), mémoire de master, université abou-bakr belkaid tlemcen, 2011.
- [8] Maïtine Bergounioux, Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image, cours ,2007.
- [9] V. DROOGENBROECK, Traitement d'image numériques au moyen d'algorithmes en utilisant la morphologie mathématique et la notion d'objet : application au codage, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris, centre de morphologie mathématique, 1994.
- [10] S. Beucher, Segmentation d'images et morphologie mathématique, thèse de doctorat, école des Mines, Centre de Morphologie Mathématique Paris, 1990.
- [11] J. Canny, A, computational approach to edge detection, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, no 6, p. 679-698, 1986.
- [12] ABDICHE Ibrahim NEGHLI Yousouf, Extraction de la région d'intérêt à partir d'images par les techniques de segmentation, mémoire de master, UNIVERSITE IBN KHALDOUN – TIARET, 2022.

# Bibliographie

---

---

- [13] <http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/D.Corney/ClusteringMatlab.html> (consulté le 03 mars 2024).
- [14] M. Melliani, segmentation d'image par cooperation regions-contours, mémoire de magistère en informatique, école national supérieur d'informatique, 2012.
- [15] S.Ghandour, Segmentation d'image couleurs par morphologie mathématique : Application aux images microscopiques, thèse de doctorat, université de Toulouse III. Paul Sabatier, 2010.
- [16] [http://www.mathworks.com/products/fuzzylogic/demos.html?file=/products/demos/shipping/fuzzy/fcmdemo\\_codepad.html](http://www.mathworks.com/products/fuzzylogic/demos.html?file=/products/demos/shipping/fuzzy/fcmdemo_codepad.html). (Consulté le 04 mars 2024).
- [17] Antoine Masse, Développement et automatisation de méthodes de classification à partir de séries temporelles d'images de télédétection - Application aux changements d'occupation des sols et à l'estimation du bilan carbone, thèse de doctorat, université de TOULOUSE, 2013.
- [18] Yeiha KABBARA, Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques : application à la biométrie, thèse de doctorat, université paris-est université libanaise, 2016.
- [19] <https://www.pourlascience.fr/sd/genetique/les-vrais-jumeaux-ont-ils-les-memes-empreintes-digitales-6154.php> (Consulté le 02 mars 2024).
- [20] P. Meenen, R. Adhami, Fingerprinting for Security, IEEE potentials, vol. 20, n°3, p. 33-38, 2001.
- [21] Q. Tian, H. Qu, L. Zhang, and R. Zong, Personal Identity Recognition Approach Based on Iris Pattern, State of the art in Biometrics, 2011.
- [22] Bruce E. Koenig, Spectrographic voice identification: A forensic survey, FBI, Engineering section, Technical Service Division, 1986.
- [23] Meraoumia. A, Modèle de Markov caché appliqué à la multi biométrie en électronique, thèse de doctorat, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, 2014.
- [24] <https://www.biometrie-online.net/technologies/signature-dynanique> (consulté le 12 mars 2024).

# Bibliographie

---

---

- [25] M. Hashiyada. Development of biometric dna ink for authentication security, Tohoku Journal of Experimental Medicine, 2004.
- [26] Amira Chiheb, Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA ), Université du 8 mai 45 de Guelma Algérie, Licence en informatique, 2003.
- [27] L. Hong, A. Jain, S. Pankanti, Can Multibiometrics Improve Performance, Proceedings AutoID'99, Summit, NJ, p.59-64, 1999.
- [28] J. Kittler, M. Hatef, R. Duin, J. Matas, On Combining Classifiers, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 20, n°3, p. 226-239, 1998.
- [29] Anil K. Jain, Arun Ross et Karthik Nandakumar, cours Introduction to Biometrics.
- [30] J. Dugelay F.Perronnin, cours Introduction to Biometrics Audio and Video-Based Person Authenticationl, 2002.
- [31] <https://www.biometrie-online.net/biometrie/le-marche> (consulté le 25 mars 2024).
- [32] Ghali Ahmed, cours Amélioration de la reconnaissance par le visage, 2015.
- [33] SABER Fathi et Bettahar Abdessettar, Extraction des caractéristiques pour l'analyse biométrique d'un visage, Mémoire de master, 2014.
- [34] MEBARKA BELAHCENE, Authentification et Identification en Biométrie, thèse de doctorat, université de Biskra, 2013.
- [35] Khefif Bouchra, Mise au point d'une application de reconnaissance faciale, mémoire de master, 2013.
- [36] <https://towardsdatascience.com/covolutional-neural-network-cb0883dd6529> (Consulté le 05 avril 2024).
- [37] R. Gross, J. Shi, J. Cohn, Quo Vadis Face Recognition, Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision,2001.
- [38] Dumitru Erhan, Yoshua Bengio, Aaron Courville, Pierre-Antoine Manzagol, Pascal Vincent, and Samy Bengio. Why does unsupervised pre-training help deep learning, Journal of Machine Learning Research, 11(Feb):625–660, 2010.

# Bibliographie

---

---

[39] Zhou, Bolei, Aditya Khosla, Agata Lapedriza, Antonio Torralba, and Aude Oliva. Places: An image database for deep scene understanding, *arXiv preprint arXiv:1610.02055* (2016).

[40] *ImageNet*. <http://www.image-net.org> (consulté le 20 mars 2024))

[41] LOUNIS Katia, MOUSSE Dahbia, La Classification d'images d'insectes ravageurs en utilisant le Deep Learning, mémoire de master, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, Tizi Ouzou, 2020.

[42] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.

[43] Paul Viola and Michael Jones, Robust real-time object detection, In Second international work shop on statistical and computation a theory of vision, Vancouver, Canada, 2001.