

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة سعيدة د. مولاي الطاهر  
كلية العلوم  
قسم: الإعلام الآلي



## Mémoire de Master

Spécialité: Sécurité informatique et cryptographie

### Thème

Reconnaissance faciale  
Avec l'apprentissage profond

Présenté par:

Belhaouas youcef  
Ghanemi Rida

Dirigé par:

Soumia DIB



Promotion 2023 - 2024

## **Résumé :**

La reconnaissance faciale est une technologie biométrique qui permet d'analyser, grâce à des algorithmes, les traits du visage de films ou de photographies d'une personne, et de comparer des images d'archives sur une base donnée. Ce système est un domaine de l'intelligence artificielle.

Le deep learning est un sous-ensemble du machine learning. Les algorithmes de deep learning ont vu le jour dans le but de rendre les techniques traditionnelles de machine learning plus efficaces entre autres la reconnaissance faciale".

Le but de ce projet réside dans la reconnaissance d'expressions faciales d'une personne sur une photo ou une vidéo, en comparant son visage avec ceux sauvegardés dans une base de données, tout en utilisant le Deep Learning qui est une technologie de plus en plus répandue, basée sur l'Intelligence Artificielle.

## **Mots-clés :**

Reconnaissance Faciale, Deep Learning, Intelligence Artificielle.

## **Abstract**

Facial recognition is a biometric technology that uses algorithms to analyze facial features from films or photographs of a person, and to compare archive images on a given basis. This system is a field of artificial intelligence.

Deep learning is a subset of machine learning. "Deep learning algorithms are day by day, but traditional machine learning techniques with the most effective effects are entering facial recognition."

The goal of this project lies in the recognition of a person's facial expressions in a photo or video, by comparing their face with those saved in a database, while using Deep Learning which is an increasingly popular technology. more widespread, based on Artificial Intelligence.

## **Keywords:**

Facial recognition, Deep Learning, Artificial Intelligence.

## ملخص :

التعرف على الوجه هو تقنية بيومترية تستخدم الخوارزميات لتحليل ملامح الوجه من الأفلام أو الصور الفوتوغرافية لشخص ما، ومقارنة الصور الأرشيفية على أساس معين. هذا النظام هو مجال الذكاء الاصطناعي.

التعلم العميق هو مجموعة فرعية من التعلم الآلي. "تتطور خوارزميات التعلم العميق يوماً بعد يوم، لكن تقنيات التعلم الآلي التقليدية ذات التأثيرات الأكثر فاعلية تدخل تقنية التعرف على الوجه."

ويكمن الهدف من هذا المشروع في التعرف على تعابير وجه الشخص في صورة أو مقطع فيديو، من خلال مقارنة وجهه بتلك المحفوظة في قاعدة البيانات، مع استخدام التعلم العميق، وهي تقنية شائعة بشكل متزايد وأكثر انتشاراً، وتعتمد على الذكاء الاصطناعي.

## الكلمات المفتاحية

التعرف على الوجه، التعلم العميق، الذكاء الاصطناعي.

## Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur Madame SOMIA DIB pour ses précieux conseils et son aide durant toute la période du travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail, et de l'enrichir par leurs propositions.

Nous souhaitant adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

A nos familles et nos amis qui par leurs prières et leurs encouragements, on a pu surmonter tous les obstacles.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

## ***Dédicace***

Je dédie ce travail

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien

Et leurs prières tout au long de mes études.

A mes chères sœurs pour leurs encouragements permanents et leur soutien moral.

A mes chers frères, pour leur appui.

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire.

A mes meilleurs amis

Belhaouas youcef

## ***Dédicace***

Je dédie ce travail

A mes chers parents qui m'ont soutenu et encouragé durant ces années d'études.

A mes frères, mes sœurs Belkis et Ferdous et ceux qui ont partagé avec moi tous les moments d'émotions lors de la réalisation de ce travail.

A mes grands parents, qui n'ont jamais cessé de formuler des prières.

A ma famille et mes proches et à ceux qui me donnent de l'amour et de la vivacité.

A tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès.

Ghaneni Ridha

# Sommaire

<b>Introduction.....</b>	<b>1</b>
<b>Structure du mémoire.....</b>	<b>2</b>
<b>1 La Reconnaissance Faciale et L'intelligence Artificielle.....</b>	<b>4</b>
<b>1.1 Introduction.....</b>	<b>4</b>
<b>1.2 Définition .....</b>	<b>4</b>
<b>1.3 Historique .....</b>	<b>5</b>
<b>1.4 Mode de fonctionnement d'un système de reconnaissance de visage ...</b>	<b>6</b>
<b>1.5 Fonction de la biométrie .....</b>	<b>7</b>
<b>1.6 Détection et reconnaissance faciale .....</b>	<b>8</b>
<b>1.7. Étapes de la reconnaissance faciale.....</b>	<b>10</b>
<b>1.7.1 Détection facial .....</b>	<b>10</b>
<b>1.7.2 Alignement du visage.....</b>	<b>11</b>
<b>1.7.3 Mesure et extraction du visage.....</b>	<b>12</b>
<b>1.7.4 Reconnaissance de visage.....</b>	<b>13</b>
<b>1.7.5 Vérification du visage.....</b>	<b>14</b>
<b>2. L'intelligence Artificielle .....</b>	<b>14</b>
<b>2.1 introduction .....</b>	<b>14</b>
<b>2.2 Définition .....</b>	<b>14</b>
<b>2.3 L'histoire et l'évolution de l'intelligence artificielle .....</b>	<b>15</b>
<b>2.4 Les domaines d'application de l'intelligence artificielle .....</b>	<b>15</b>

<b>2.5 La reconnaissance faciale et l'intelligence artificielle.....</b>	<b>16</b>
<b>3. Conclusion.....</b>	<b>17</b>
<b>2 Deep Learning (CNN) .....</b>	<b>18</b>
<b>1. Introduction .....</b>	<b>19</b>
<b>2. Definition .....</b>	<b>19</b>
<b>3. Aperçu historique .....</b>	<b>20</b>
<b>4. Types d'approches d'apprentissage profond .....</b>	<b>20</b>
<b>1 Apprentissage supervisé .....</b>	<b>21</b>
<b>2 Apprentissage semi-supervisé .....</b>	<b>21</b>
<b>3 Apprentissage non supervisé .....</b>	<b>21</b>
<b>4 Apprentissage par transfert .....</b>	<b>21</b>
<b>5. Réseau de neurones à convolution (CNN) .....</b>	<b>22</b>
<b>5.1 Définition.....</b>	<b>22</b>
<b>5.2 Construction d'un réseau CNN .....</b>	<b>23</b>
<b>5.2.1 Couche de convolution (CONV) .....</b>	<b>23</b>
<b>5.2.2 Couche de pooling .....</b>	<b>25</b>
<b>5.2.3 Couche entièrement connectée (Fully-connected layer FC) .....</b>	<b>25</b>
<b>5.2.4 Couche de normalisation par lots (Batch normalization layer BN).....</b>	<b>26</b>
<b>6. Les modèles CNN utilisés pour la reconnaissance faciale .....</b>	<b>27</b>
<b>6.1 AlexNet .....</b>	<b>27</b>
<b>6.2 VGGNet .....</b>	<b>27</b>
<b>6.3 DenseNet .....</b>	<b>27</b>
<b>6.4 ResNet .....</b>	<b>28</b>

6.5FaceNet .....	28
<b>7. Approche utilisée .....</b>	<b>29</b>
7.1. Fonctions d'activation (non linéaires) .....	29
7.2Sigmoid.....	30
7.3Tanh .....	30
7.4RéLU.....	31
<b>8.Conclusion.....</b>	<b>32</b>
<b>3 implémentation du système de la reconnaissance faciale..33</b>	
1 Introduction .....	34
2 Outils .....	34
2.1 Matériel .....	34
2.2 Software .....	34
2.3 Bibliothèques .....	35
3.1 Base de données Description .....	36
3.2 Augmentation des données .....	36
3.3 Détection facial .....	38
3.4 Reconnaissance de visage .....	41
3. 5 Précision et perte de traçage .....	42
4 Conclusion .....	45
Conclusion .....	47

## Liste des figures

Figure N°	titre	page
01	Schéma standard d'un système de reconnaissance faciale.	
02	Facial Recognition and Facial Detection.	
03	Exemple of face détection.	
04	Exemple d'alignement du visage.	
05	Mesure et extraction du visage	
06	Exemple de reconnaissance faciale	
07	Domaines d'application de l'IA	
08	la relation entre IA et ML et DL	
09	Architecture standard de CNN	
10	schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image	
11	Exemples max pooling et average pooling	
12	Représentation de la couche fully-connected	
13	Evolution des architectures des CNN au fil du temps.	
14	Sigmoïde	
15	Tanh	
16	ReLU	
17	Exemple inclure la distance entre les yeux.	
18	Augmentation implementation script snippet..	
19	Face Detection implementation script snippet	
20	précision du modèle pour 20 époques.	
21	précision de la perte du modèle pour 20 époques	
22	précision du modèle pour 35 époques.	
23	perte de modèle pour 35 époques	
24	précision du modèle pour 50 époques	
25	perte de modèle pour 50 époques	

## Liste des tableaux

<b>Tableau N°</b>	<b>titre</b>	<b>page</b>
01	Machines Description.	
02	Software Description.	
03	Bibliothèques Description.	

# Liste des abréviations

**ML** Machine Learning

**AI** Artificial Intelligence

**BPA** Business Process Automation

**GPU** Graphic Processing Unit

**PCA** Principal Component Analysis

**DARPA** Defense Advanced Research Projects Agency

**FERET** Face Recognition Technology

**FRGC** Face Recognition Grand Challenge

**ROC** Receiver Operating Characteristic

**ACC** Average Training Accuracy

**TAR** True Accept Rate

**FAR** False Accept Rate

**ANN** Artificial Neural Network

**MLP** Multi-Layer Perceptron

**CNN** Conventional Neural Network

# Introduction

## Introduction

L'intelligence artificielle (IA) joue un rôle crucial au 21e siècle, avec les réseaux de neurones convolutifs (CNN) qui ont révolutionné le traitement d'images. Grâce à leur architecture spécialisée, les CNN sont des outils puissants pour la reconnaissance faciale, notamment dans la sécurité. Les progrès des CNN ont amélioré la précision et l'efficacité des systèmes de reconnaissance faciale, permettant la détection et l'identification des visages dans divers contextes, tels que la sécurité dans les aéroports ou l'authentification biométrique. Les systèmes de reconnaissance faciale basés sur l'IA analysent rapidement et avec précision de grandes quantités de données visuelles, renforçant ainsi les mesures de sécurité et prévenant les intrusions.

S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'applications de celui-ci (télésurveillance et vérification d'identités, chirurgie plastique, langage des signes...). L'intérêt pour ce domaine s'explique aussi par le fait que par rapport aux autres filières de la reconnaissance des formes (reconnaissance de l'écriture, de la voix, etc.), Le visage offre un potentiel plus important que la plupart des autres biométries. En effet, le visage est facilement accessible (ce qui n'est pas le cas de l'iris), bien acceptée par les utilisateurs, sans contact (ce qui n'est pas le cas des empreintes digitales) et offre un potentiel énorme dans les années à venir.

Les chercheurs se sont mis à concevoir des systèmes de plus en plus performants. Dès lors, la reconnaissance des visages a connu un fort développement et elle reste un domaine qui suscite toujours des interrogations et un engouement par les chercheurs.

L'objectif de ce mémoire consiste à proposer une approche de reconnaissance faciale en se basant sur les méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning).

## Structure du mémoire

Le chapitre 1 nous présentons un aperçu général sur la reconnaissance faciale et l'intelligence artificielle.

Le chapitre 2 est consacré à l'étude du modèle proposé à savoir le réseau de neurones, les différents algorithmes d'apprentissages utilisés et le Deep Learning utilisé dans notre application.

Le chapitre 3 concerne la présentation des étapes d'implémentation de l'approche utilisée afin de reconnaître automatiquement des expressions faciales.

Et enfin, nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

*Chapitre I :*  
*La Reconnaissance Faciale et*  
*L'intelligence*  
*Artificielle*

# 1 Reconnaissance faciale

## 1.1 Introduction[01] :

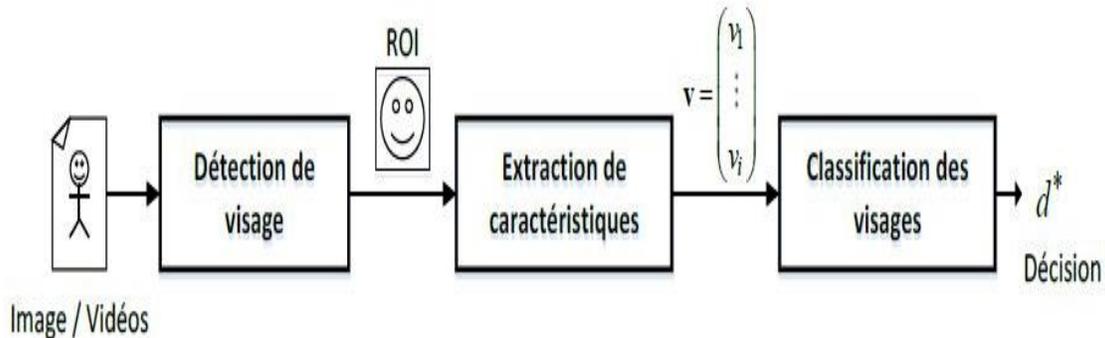
Au quotidien, chacun de nous rencontre des visages différents tout au long de la journée. Donc, lorsque nous rencontrons quelqu'un, notre cerveau cherche sur notre mémoire et vérifie si cette personne est répertoriée ou non, c'est une tâche facile pour les humains mais pas pour la machine. Dans ce premier chapitre, nous présenterons avec précision les grandes lignes de notre travail, en expliquant les concepts généraux sur la reconnaissance faciale, le travail de système de reconnaissance faciale, et nous discuterons également certaines technologies utilisées.

## 1.2 Définition[02] :

La reconnaissance de visages consiste à associer un visage à une identité. Cette étape est effectuée chez les êtres humains d'une façon naturelle et évolutive. Mais, dans un système artificiel de reconnaissance faciale, cette application nécessite la construction d'une base de données des visages des individus.

Le système de reconnaissance de visage peut fonctionner sur deux modes : le mode temps réel (en-ligne) ou le mode a posteriori (hors-ligne). Au cours du mode hors-ligne, le système de reconnaissance récolte les informations de chaque visage qu'il détecte. Ces données sont ensuite notées dans une base de données qui est facilement accessible. En cas de besoin (en-ligne), un utilisateur est en mesure d'accéder à celle-ci et de choisir un visage en particulier pour une authentification ou une identification.

Dans chacun des deux modes, le système exécute des opérations essentielles, à savoir : l'acquisition de l'image, le prétraitement, détection, extraction de caractéristiques (features), classification et la décision (Authentification /reconnaissance) (Figure 1).



**Figure01** : Schéma standard d'un système de reconnaissance faciale. [1]

Un système de reconnaissance faciale est une application logicielle visant à reconnaître une personne grâce à son visage de manière automatique. C'est un domaine de la vision par ordinateur consistant à reconnaître automatiquement une personne à partir de l'image de son visage. La reconnaissance de visage a de nombreuses applications en vidéo-surveillance, biométrie, robotique, indexation d'images et de vidéos, recherche d'images par le contenu. A l'aide d'algorithmes, cette application analyse toutes les caractéristiques faciales telles que l'écartement des yeux, des arêtes du nez, des commissures des lèvres, des oreilles, du menton, à partir d'une image de son visage qui peut provenir à la fois d'une photo ou d'une vidéo. La reconnaissance de visages basée sur la vidéo est préférable à celle basée sur des images fixes, puisque l'utilisation simultanée des informations temporelles et spatiales aide dans la reconnaissance.

### 1.3 Historique[04] :

La 'RF' a été développée par 'Benton et Van Allen' en 1968 pour évaluer la capacité d'identification des visages non familiers, il s'agit d'une épreuve consistante à apparier des photographies de visages non familiers présentés sous différents éclairages et selon des angles différents et nécessitant une bonne capacité d'intégration Visio-spatiale. L'utilisation des techniques de reconnaissance faciale a connu un développement à grande échelle depuis le milieu des années 90, avec l'utilisation efficace de nouvelles technologies, notamment l'ordinateur et sa capacité

de traitement d'images. L'utilisation de ces techniques existe depuis qu'une machine est capable de comprendre ce qu'elle « voit » lorsqu'on la connecte à une ou plusieurs caméras, c'est-à-dire que les premiers essais datent du début des années 70 (Benton et Van Allen en 1968), et sont basés sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement des yeux, des sourcils, des lèvres, la position du menton, la forme, etc. Ces méthodes sont très peu robustes, car elles font de nombreuses suppositions en se conformant dans des cas très simples (visage de visage, bonnes conditions d'illuminations, etc.). L'une des premières tentatives de reconnaissance de visage est faite par Takeo Kanade en 1973 lors de sa thèse de doctorat à l'Université de Kyoto [2]. En 2011, tout s'accélère grâce au Deep Learning, une méthode d'apprentissage automatique s'appuyant sur des réseaux de neurones artificiel. C'est l'ordinateur qui sélectionne les points à comparer : plus il est alimenté en images, mieux il apprend.

#### **1.4 Mode de fonctionnement d'un système de reconnaissance de visage[1] :**

La technique de la reconnaissance faciale se réside en associant une face à son identité, ce qui paraît simple pour les êtres humains, mais pour un système automatique, ce dernier aura besoin d'une telle base de données contenant des images classifiées des identités. Ce processus peut fonctionner en différents modes : un mode enrôlement, un mode identification, et un mode d'authentification

- Le mode enrôlement appuie sur l'extraction des caractéristiques d'une certaine personne, puis les rangees sous la forme d'un vecteur caractéristique appelé la signature, qui est associée à une étiquette d'identité, sera stocké dans une base de données destinée

- En mode authentification, le système compare l'identité d'une personne obtenue avec celles stockées dans la base de données qui est représentée généralement sous forme d'un code PIN, un nom d'utilisateur, une carte à puce... etc. afin de déterminer si la déclaration est vraie ou non.

- Le mode d'identification sert à identifier une personne à partir de son image faciale, ce système fait une comparaison entre sa signature avec celles qui existent dans la base de données, afin d'évaluer la correspondance.

Dans chacun des modes précédents, le système exécute des opérations essentielles, à savoir :

- l'acquisition de image.
- le prétraitement.
- l'extraction des caractéristiques.
- la classification
- l'apprentissage.
- la décision.

### **1.5 Fonction de la biométrie[3] :**

La biométrie permet l'identification et l'authentification d'une personne à partir de données reconnaissables et vérifiables, qui lui sont propres et qui sont uniques. L'identification : consiste à déterminer l'identité d'une personne .Il s'agit de saisir une donnée biométrique de cette personne, en prenant par exemple une photo de son visage, en enregistrant sa voix, ou en captant l'image de son empreinte digitale. Ces données sont ensuite comparées aux données biométriques de plusieurs autres personnes qui figurent dans une base.

L'authentification : appelée également vérification, est le processus qui consiste à comparer les données caractéristiques provenant d'une personne, au modèle de référence biométrique de cette dernière (« template »), afin de déterminer la ressemblance. Le modèle de référence est préalablement enregistré et stocké dans une base de données, dans un équipement ou objet personnel sécurisé. On vérifie ici que la personne présentée est bien la personne qu'elle prétend être...

Identification ou authentification impact sur la protection des données : la biométrie peut remplir deux fonctions distinctes, l'authentification et l'identification, nous l'avons vu. L'identification dans ce cas, la personne est identifiée parmi d'autres (vérification). Ses données personnelles sont comparées aux données d'autres personnes contenues dans la même base de données ou dans d'éventuelles bases de données reliées. L'authentification dans ce cas, la biométrie permet

de certifier l'identité d'une personne en comparant les données qu'elle va présenter avec les données préenregistrées de la personne qu'elle prétend être (vérification). Ces deux procédés font appel à des solutions techniques différentes.

L'identification nécessite en général une base de données centralisée qui permet de comparer les données biométriques de plusieurs personnes. L'authentification peut se passer d'une telle base de données centralisée. On peut simplement enregistrer des données sur un support décentralisé, du type de nos cartes à microprocesseur. Sur le plan de la protection des données, on privilégiera plutôt un procédé d'authentification avec un support décentralisé. Un tel procédé présente moins de risques. Le support décentralisé est en la possession de l'utilisateur lui-même et ses données ne figurent pas nécessairement dans une base de données. A l'inverse, dans l'hypothèse d'un procédé d'identification nécessitant une base de données externe, l'utilisateur n'a pas la maîtrise physique de ses données, avec tous les risques que cela présente. à partir du moment où les données biométriques sont en possession d'un tiers, il y a toujours un risque qu'elles soient utilisées à des fins différentes de ce à quoi la personne concernée a consenti.

Le risque concerne aussi bien la base de stockage des éléments biométriques de référence que les données biométriques présentées par l'utilisateur au moment de l'usage du service : ces données peuvent être captées par des hackers lors de leur transmission, nécessaire à la comparaison avec le modèle de référence stocké à la base centralisée.

## **1.6 Détection et reconnaissance faciale [07]:**

La reconnaissance faciale est une technologie biométrique qui utilise les caractéristiques uniques de l'identité d'un individu visage pour les identifier. La plupart des systèmes de reconnaissance faciale fonctionnent en comparant les empreintes faciales à une base de données des visages connus. S'il y a une correspondance, le système peut identifier la personne. Cependant, si l'empreinte faciale n'est pas dans la base de données, le système ne peut pas identifier l'individu.

La technologie de reconnaissance faciale est souvent utilisée à des fins de sécurité, comme l'identification des criminels ou empêcher le vol d'identité. Il peut également être utilisé pour des tâches plus banales, comme retrouver un enfant perdu dans un endroit bondé ou identifier un invité d'honneur lors d'un événement.

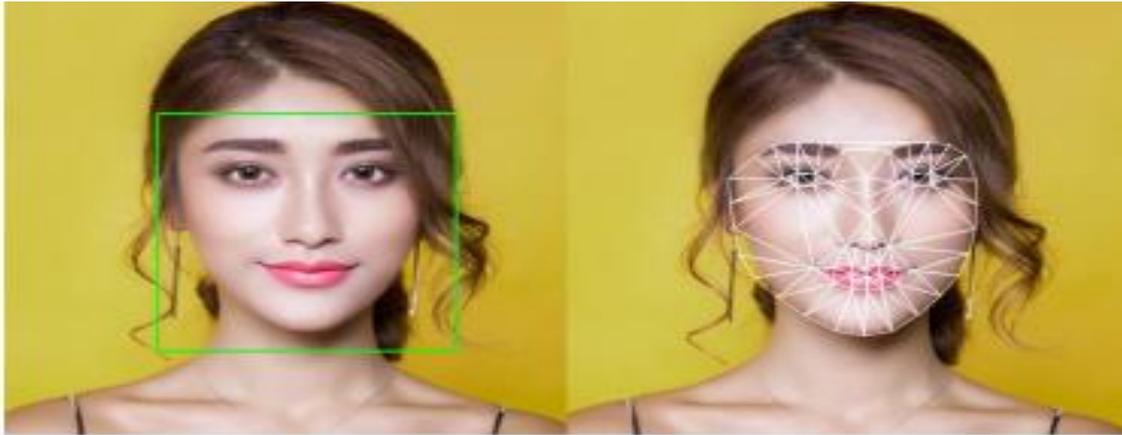
Certains systèmes de reconnaissance faciale sont équipés d'une intelligence artificielle capable d'apprendre à reconnaître les individus même si leur apparence a changé, par exemple s'ils ont développé une barbe ou pris du poids.

La capacité des machines à reconnaître et localiser des visages humains sur des photographies ou des vidéos numériques Les flux sont appelés reconnaissance et détection de visages. C'est un domaine important de la vision par ordinateur, avec des applications allant de la sécurité et de la surveillance au divertissement et aux médias sociaux. Affronter La détection est la détection d'un visage dans une image ou une image vidéo, indépendamment de l'identité de l'individu identification. L'image est analysée à l'aide d'algorithmes pour identifier les caractéristiques du visage comme les yeux, le nez et la bouche, ainsi que la forme et l'emplacement du visage.

La reconnaissance faciale, quant à elle, est l'acte de valider ou d'authentifier l'identité d'un individu identification basée sur les traits du visage. Cette procédure consiste généralement à comparer les traits du visage observés à une base de données. L'identification et la détection des visages ont considérablement progressé ces dernières années grâce au développement d'algorithmes d'apprentissage profond et à la disponibilité de données massives ensembles de données. Ces progrès ont abouti à la création de visages extrêmement précis et efficaces. Systèmes de reconnaissance et de détection qui peuvent être utilisés à diverses fins.

Pourtant, le secteur se heurte à des obstacles considérables, tels que des problèmes de confidentialité, des préjugés algorithmiques, et les implications éthiques. Il est donc essentiel que ces technologies soient créées et utilisées de manière responsable afin de préserver les droits individuels et de promouvoir l'égalité des résultats.

La figure 2 représente la reconnaissance faciale et l'emplacement du visage. Il présente l'innovation utilisée pour analyser les reflets du visage et reconnaître les personnes dans les images ou les enregistrements. Visage l'accusé de réception compare les visages identifiés avec une base de données connue, tandis que la découverte des visages se concentre sur la recherche et l'extraction des zones faciales. Ces procédures ont des applications en sécurité cadres et confirmation biométrique.



**Figure 02:** Facial Recognition and Facial Detection [2]

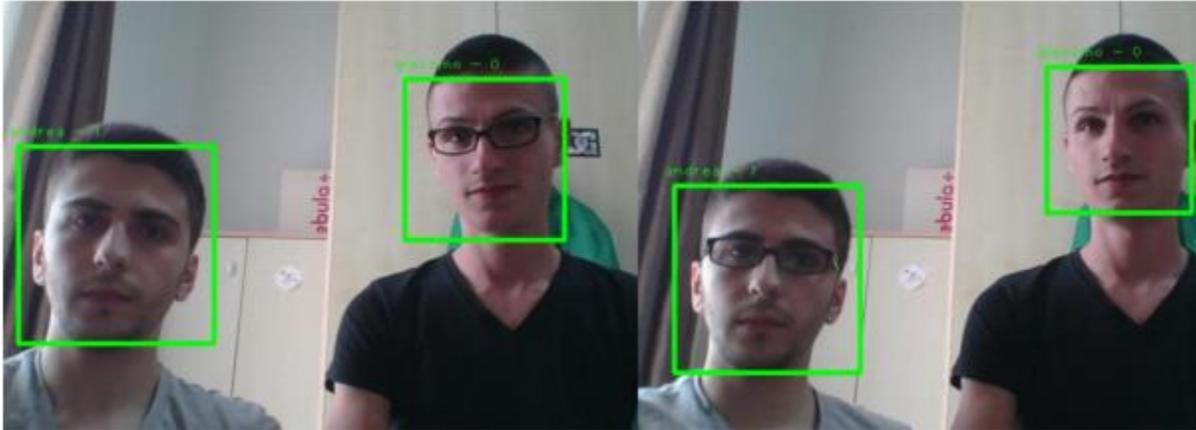
## 1.7. Étapes de la reconnaissance faciale[10]

### 1.7.1 Détection facial:

Tout d'abord, le système doit trouver un visage dans l'image ou la vidéo. La plupart des caméras intègrent désormais détection facial. Snapchat, Facebook et d'autres plateformes de médias sociaux utilisent la reconnaissance faciale technologie pour permettre aux utilisateurs d'appliquer des effets aux photos et vidéos prises avec leurs applications. De nombreuses applications l'utilisent pour identifier des personnes sur des photos, et elles peuvent même utiliser cette technologie de détection de visage pour trouver des personnes. Des gens debout dans la foule.

La figure 3 présente une découverte confrontée, illustrant la preuve reconnaissable programmée et localisation de visages humains à l'intérieur d'une image ou d'une vidéo. En analysant les invites visuelles, Le cadre reconnaît et met en évidence avec précision la proximité des visages.

Cette innovation trouve applications dans la photographie, les réseaux sociaux, la reconnaissance et la relation homme-machine interaction.



**Figure 03 :** Exemple of face détection. [11]

### 1.7.2 Alignement du visage[18]

Pour l'ordinateur, les visages flous sont complètement différents. Pour normaliser un visage pour qu'il corresponde au visage dans la base de données nécessite un algorithme. Utiliser une variété de repères faciaux génériques est une façon de atteindre cet. Bas du menton, haut du nez, extérieur des yeux, divers endroits autour des yeux et des lèvres, etc. sont des exemples. La prochaine étape consiste à former un système d'apprentissage profond pour détecter ces taches sur n'importe quel visage et faites-les pivoter vers le centre. Cela facilite le processus de détection des visages

La figure 4 montre un cas d'arrangement de confrontation. Il illustre la méthode de modification et normaliser la position et l'introduction des reflets du visage à l'intérieur d'une image.

Affronter des procédures d'arrangement sont utilisées pour faire progresser la précision dans l'investigation faciale, reconnaissance et autres tâches de vision par ordinateur qui dépendent du point exact du visage de situer les intérêts.



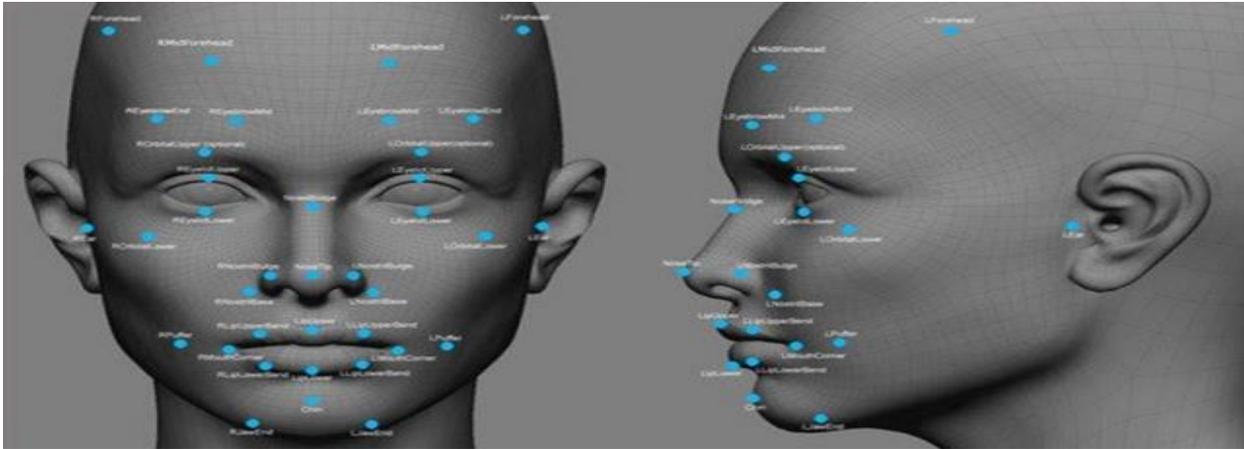
**Figure 04 :** Exemple d'alignement du visage. [6]

### 1.7.3 Mesure et extraction du visage[02]

Cette phase consiste à mesurer et extraire de nombreuses caractéristiques du visage afin que l'algorithme puisse le comparer à d'autres visages dans la base de données. Cependant, il était au début difficile de savoir laquelle fonctionnalité à collecter et à extraire jusqu'à ce que les chercheurs réalisent que la meilleure approche était de laisser le système d'apprentissage en profondeur décide lui-même des données à collecter.

L'intégration est une technique qui utilise un réseau neuronal convolutionnel profond pour apprendre à créer un grand nombre de mesures d'un visage, permettant de le distinguer des autres visages.

La figure 5 illustre l'estimation et l'extraction de la confrontation. Il comprend l'analyse quantitative du visage des faits saillants tels que des séparations, des points et des étendues. Cette innovation trouve des applications en biométrie, essai virtuel et enquête sur la symétrie faciale.

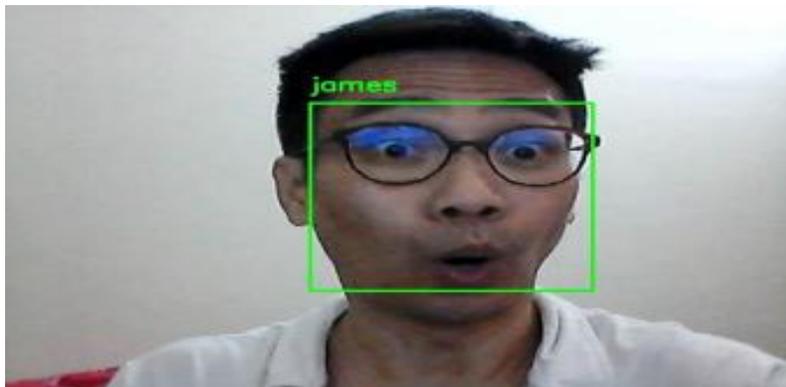


**Figure 05** : Mesure et extraction du visage[19]

#### 1.7.4 Reconnaissance de visage[08]

L'algorithme final d'apprentissage en profondeur utilisera les dimensions uniques de chaque visage pour comparer les dimensions de chaque visage aux visages connus dans la base de données. Le match sera le visage dans la base de données qui se rapproche le plus de la taille du visage en question

La figure 6 apparaît face à une reconnaissance d'activité. Il distingue les personnes en fonction de leur fait saillant du visage, permettant de prendre le contrôle et de confirmer la personnalité.



**Figure06** : Exemple de reconnaissance faciale[8]

### 1.7.5 Vérification du visage[11]

Enfin, l'algorithme d'apprentissage en profondeur effectue la dernière étape consistant à faire correspondre le visage avec d'autres visages dans la base de données. Si le visage correspond, on dit qu'il est vérifié, sinon il n'est toujours pas vérifié. Cette étape est appelée vérification du visage. Les visages y sont comparés pour donner le résultat final d'une image très long processus. Mais cette étape est un peu plus compliquée.

## 2. L'intelligence Artificielle

### 2.1 introduction[16] :

La technologie s'impose de jour en jour grâce à son développement, la valeur qu'elle a dans notre vie est plus en plus discutée, surtout qu'on parle précisément sur l'intelligence artificielle (IA). Cette dernière est un domaine de recherche qui vise à réaliser des systèmes et des machines autonomes capables de rendre facile la vie des gens, compléter leurs cognitifs et même les dépasser, L'IA englobe des sous-domaines variés, tels que l'apprentissage automatique, la vision par ordinateur, le traitement du langage naturel, la robotique, les systèmes experts, les réseaux de neurones artificiels, etc. Ce domaine est le sujet abordé par tout le monde, en demandant si ça va changer notre quotidien au meilleur ou au pire.

### 2.2 Définition[23]:

L'intelligence artificielle est un ensemble de théories et de stratégies qui a pour objectif de reproduire les capacités humaines, ainsi que les comportements intelligents observés dans la vie quotidienne, notamment ce qui concerne sa capacité de reconnaissance des visages, des objets...etc., et à résoudre des problèmes complexes. Sa définition reste assez floue, elle est aussi large que la définition que vous pouvez avoir de l'intelligence en général, mais on peut la définir comme une technique qui permet au machine ou ordinateur d'imiter l'intelligence humaine. C'est un champ de recherche qui regroupe l'ensemble des techniques et méthodes qui servent à comprendre et reproduire le fonctionnement d'un cerveau humain.

### 2.3 L'histoire et l'évolution de l'intelligence artificielle [15] :

L'intelligence artificielle (IA) est une discipline jeune qui a connu plusieurs étapes depuis sa création dans les années 1940-1960. Elle a été marquée par des phases de déception, selon les avancées scientifiques, les financements et les attentes du public. Elle a exploré différents domaines et techniques, tels que la logique mathématique, la traduction automatique, la vision artificielle, la reconnaissance vocale, l'apprentissage automatique ou la robotique. Elle a aussi soulevé des questions éthiques, sociales et philosophiques sur le rapport entre l'homme et la machine, les limites de l'intelligence et la responsabilité des décisions. Aujourd'hui, l'IA bénéficie de la puissance de calcul des ordinateurs et de l'accès à des données massives, mais elle reste loin d'atteindre une intelligence artificielle forte, c'est-à-dire capable de comprendre et de modéliser le monde dans sa complexité.

### 2.4 Les domaines d'application de l'intelligence artificielle [6]:

L'intelligence artificielle est présente en permanence dans notre vie quotidienne, elle est utilisée dans de nombreux domaines, notamment :

- Le traitement du langage naturel, qui permet aux machines de comprendre et de produire du texte ou de la parole
- La vision par ordinateur, qui permet aux machines de reconnaître et d'analyser des images ou des vidéos
- Les agents intelligents, qui sont des entités autonomes capables d'interagir avec leur environnement et d'atteindre des objectifs
- Les systèmes multi-agents, qui sont des ensembles d'agents intelligents qui coopèrent ou se concurrencent pour résoudre des problèmes complexes
- Les réseaux de neurones artificiels, qui sont des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain et qui permettent d'apprendre à partir de données.
- Technologie d'automatisation de la maison intelligente : Presque tout ce qui automatise votre maison utilise l'intelligence artificielle. On trouve l'IA dans d'autres domaines tels que l'aviation, la sécurité, la reconnaissance, l'informatique ou les réseaux sociaux.

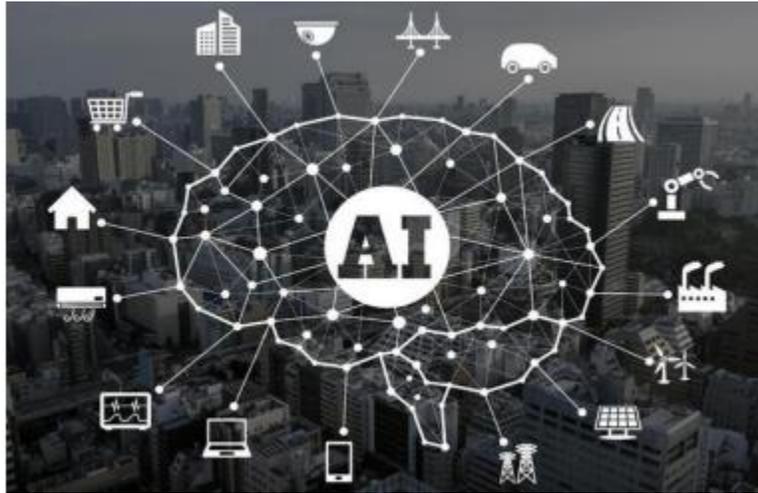


Figure 07: Domaines d'application de l'IA[14]

## 2.5 La reconnaissance faciale et l'intelligence artificielle[19]

La reconnaissance faciale avec l'intelligence artificielle est donc une technologie qui offre de nombreuses possibilités, mais qui pose aussi des questions éthiques et juridiques sur le respect de la vie privée et des droits humains. Il est important de comprendre son fonctionnement et ses implications pour en faire un usage responsable et éclairé.

## L'intelligence artificielle et l'apprentissage profond : une relation étroite et synergique[24]

L'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage profond (deep learning) sont deux domaines étroitement liés qui stimulent les progrès technologiques dans une multitude de secteurs. Bien qu'ils soient distincts, leur interaction donne naissance à des systèmes d'IA de plus en plus puissants et sophistiqués.

**L'intelligence artificielle** : englobe un large éventail de techniques visant à doter les machines de capacités cognitives habituellement associées aux humains, telles que l'apprentissage, le raisonnement et la résolution de problèmes. Elle englobe des approches diverses, allant des

systèmes symboliques basés sur des règles aux algorithmes complexes inspirés du cerveau humain.

**L'apprentissage profond** : constitue un sous-domaine de l'IA qui s'appuie sur des réseaux de neurones artificiels pour apprendre à partir de données. Ces réseaux, inspirés du fonctionnement du cerveau humain, sont composés de couches interconnectées de neurones artificiels qui traitent et transmettent des informations. En apprenant à partir d'exemples, les réseaux de neurones profonds peuvent identifier des modèles complexes et faire des prédictions ou des classifications précises, même pour des tâches difficiles.

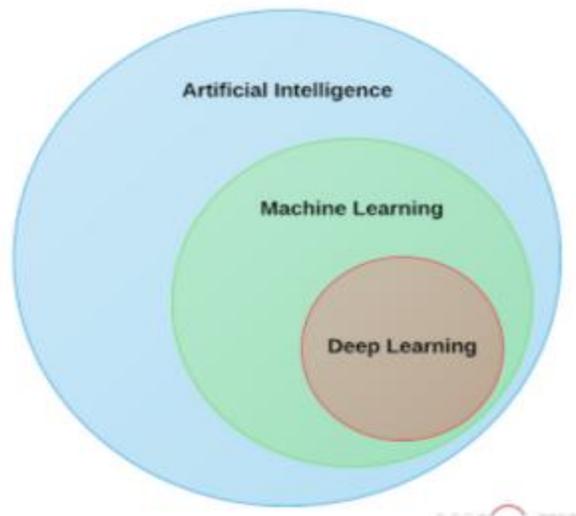
### 3. Conclusion

La reconnaissance faciale est une technologie de surveillance et de sécurité qui fonctionne de manière fiable et sécurisée par rapport à d'autres technologies utilisées auparavant. Aujourd'hui, la reconnaissance faciale est largement utilisée dans de nombreux domaines de sécurité, tels que le contrôle d'accès aux bâtiments et aux entreprises, etc. Ce chapitre est divisé en deux parties essentielles. Dans la première partie, nous avons d'abord défini ce qu'est la reconnaissance faciale, puis nous avons discuté de son fonctionnement général et de ses domaines d'application. Enfin, nous avons abordé les défis auxquels elle peut être confrontée. Dans la deuxième partie, sans entrer dans les détails, nous avons mentionné l'intelligence artificielle et ses diverses utilisations, parmi lesquelles la reconnaissance faciale. Pour mettre en place un système de reconnaissance faciale, une étude approfondie des réseaux de neurones doit être réalisée, ce qui sera présenté dans le chapitre suivant.

*Chapitre II:*  
*Deep Learning (CNN)*

## 1. Introduction :

Le Deep Learning est un nouveau domaine de recherche du Machine Learning, qui a été introduit dans le but de rapprocher le ML de son objectif principal : l'intelligence artificielle. Il concerne les algorithmes inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau. Ils peuvent apprendre plusieurs niveaux de représentation dans le but de modéliser des relations complexes entre les données.



**Figure 08** : la relation entre IA et ML et DL[24]

## 2. Definition[14] :

Le Deep Learning est basé sur l'idée des réseaux de neurones artificiels et il est taillé pour gérer de larges quantités de données en ajoutant des couches au réseau. Un modèle de deep learning a la capacité d'extraire des caractéristiques à partir des données brutes grâce aux multiples couches de traitement composé de multiples transformations linéaires et non linéaires et apprendre sur ces caractéristiques petit à petit à travers chaque couche avec une intervention humaine minimale.

Le terme "Deep Learning" a été introduit pour la première fois au ML par Dechter (1986) , et aux réseaux neuronaux artificiels par Aizenberg et al (2000).

### 3. Aperçu historique[17]:

Parler d'histoire du deep learning peut sembler précoce pour certains. Nous n'en sommes effectivement qu'au début. Cependant, si beaucoup ne connaissent cette technologie que depuis récemment, la théorie remonte à plusieurs dizaines d'années.

En 1943 déjà, Warren McCulloch et Walter Pitts évoquaient le concept d'un réseau de neurones artificiels. Par la suite, ce concept a fait l'objet de recherches universitaires dans les années 1950 et 1960 notamment à Stanford, au MIT ou encore à l'Université de Toronto.

Néanmoins, ce n'est qu'à la fin des années 1990 que la technologie reçut un réel coup de pouce. En 1998, le Français Yann LeCun publia les résultats de ses recherches avant-gardistes concernant l'utilisation de réseaux de neurones artificiels dans le cadre de la reconnaissance d'image. L'homme, lauréat du prix Turing en 2019 avec Geoffrey Hinton et Yoshua Bengio, est considéré comme l'un des pères fondateurs du deep learning. Yann LeCun est aujourd'hui en charge de l'intelligence artificielle pour l'entreprise Facebook.

Bien évidemment, d'autres ont contribué en parallèle à l'émergence du concept de deep learning. Des noms comme Frank Rosenblatt, John Hopfield, Andrew Ng ou encore Ian Goodfellow ont marqué les évolutions dans la discipline et l'histoire continue de s'écrire. De nombreux chercheurs et chercheuses travaillent activement pour rendre les méthodes d'apprentissage des machines toujours plus performantes.

### 4. Types d'approches d'apprentissage profond[07]

Comme l'apprentissage automatique, les approches d'apprentissage en profondeur peuvent être classées comme suit : supervisées, semi-supervisées et non supervisées. En outre, il existe une autre catégorie d'apprentissage appelée apprentissage par renforcement (RL) ou Deep RL (DRL) qui sont souvent abordées dans le cadre d'approches d'apprentissage semi-supervisé ou parfois non supervisé (Alom et al, 2018).

- 1) Apprentissage supervisé :** C'est une technique d'apprentissage qui utilise des données étiquetées. Dans le cas des approches DL supervisées, l'environnement dispose d'un ensemble d'entrées et de sorties correspondantes. Il modifiera alors itérativement les paramètres du réseau pour une meilleure approximation des sorties souhaitées. Il existe différentes approches d'apprentissage supervisé pour le deep learning, notamment les réseaux de neurones profonds (Deep Neural Networks- DNN), les réseaux de neurones convolutifs (Convolutionnel Neural Networks- CNN), les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Networks-RNN), y compris la mémoire à long terme (Long Short Terme Memory-LSTM) et les unités récurrentes fermées (GRU) (Alom et al, 2018).
  
- 2) Apprentissage semi-supervisé :** C'est un apprentissage basé sur des ensembles de données partiellement étiquetés (également appelés apprentissage par renforcement). Dans certains cas, les DRL et les Réseaux Adversaires Génératifs (GAN) sont utilisés comme techniques d'apprentissage semi-supervisé. De plus, RNN, y compris LSTM et GRU, sont également utilisées pour l'apprentissage semi-supervisé (Alom et al., 2018)
  
- 3) Apprentissage non supervisé :** C'est un apprentissage qui se fait sans la présence d'étiquettes de données. Dans ce cas, le réseau apprend la représentation interne ou des fonctionnalités importantes pour découvrir des relations ou une structure inconnue dans les données d'entrée. Le regroupement, la réduction de la dimensionnalité et les techniques génératives sont souvent considérés comme des approches d'apprentissage non supervisé. Il y a plusieurs membres de la famille du deep learning qui sont bons pour le clustering et la réduction de dimensionnalité non linéaire, y compris : encodeurs automatiques (AE), Machines Boltzmann restreintes (RBM) et le GAN récemment développé. En outre, les RNN, tels que LSTM (Long-Short Term Memory neural network) et RL, sont également utilisés pour l'apprentissage non supervisé dans de nombreux domaines d'application.

**4) Apprentissage par transfert :** L'idée de l'apprentissage par transfert a contribué à réduire les demandes de données. L'apprentissage par transfert est le processus consistant à prendre un modèle pré-entraîné (les poids et les paramètres d'un réseau qui a été formé sur une grande base de données) et à affiner le modèle avec notre propre base de données. L'idée est que ce modèle pré-entraîné agira comme un extracteur de fonctionnalités. Nous supprimerons la dernière couche du réseau et la remplacerons par notre propre classificateur. Nous figeons ensuite les poids de toutes les autres couches et formons le réseau normalement (geler les couches signifie ne pas changer les poids lors de la descente /optimisation du gradient)

**Deep Learning se concentre sur cinq réseaux neuronaux de base, y compris :**

- Percepteur multicouche
- Réseau de base radiale
- Réseaux neuronaux récurrents (RNN)
- Réseaux accusatoires génératifs
- Réseaux neuronaux convolutionnels (CNN)

## 5. Réseau de neurones à convolution (CNN) [5]

### 5.1 Définition:

Réseaux de neurones convolutifs ou (CNN pour convolutional neural network en anglais), Ce sont des réseaux de neurones multicouches spécialisés dans la classification d'images et La reconnaissance de formes. Contrairement aux techniques d'apprentissage supervisé, les réseaux de neurones convolutifs Apprennent des caractéristiques de chaque image. C'est là que réside leur

force : Les réseaux effectuent automatiquement tout le travail d'extraction des fonctionnalités, contrairement à...Autres techniques d'apprentissage.

### 5.2 Construction d'un réseau CNN[8] :

La première partie de CNN est la partie convolutive elle-même. Ça marche En tant qu'extracteur de caractéristiques d'image. L'image est transmise Une série de filtres, ou noyaux de convolution, créent de nouvelles images appelées Circonstances. Certains filtres intermédiaires réduisent la résolution de l'image grâce à un processus Du maximum local. Enfin, les cartes convolutives sont aplaties et combinées en une seule carte Le vecteur de caractéristiques est appelé code CNN. [50] L'architecture d'un réseau de neurones convolutifs se compose d'un ensemble de couches Traitement : couche de convolution (CONV), couche de pooling (POOL), couche de convolution (CONV), couche de pooling (POOL). rectification (ReLU) et la couche « entièrement connectée » (FC), comme le montre l'image

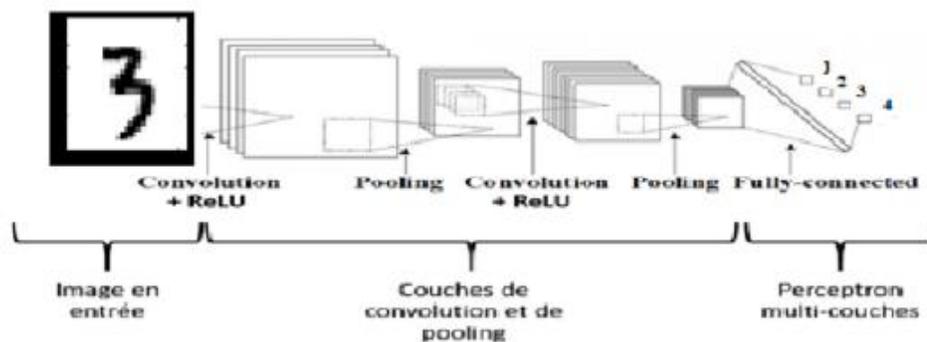
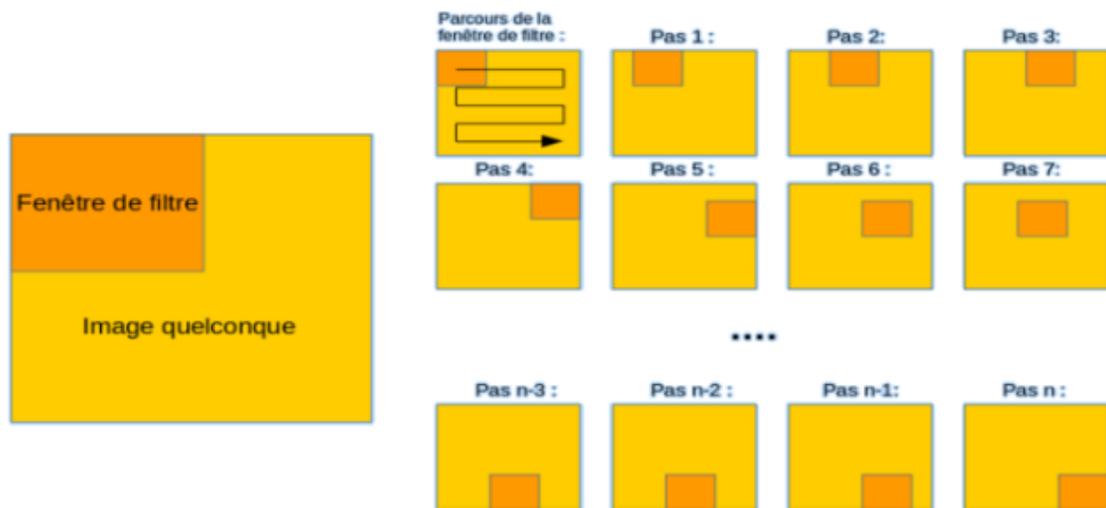


Figure 09 : Architecture standard de CNN[18]

➤ **Couche de convolution (CONV) :**

La convolution est un outil mathématique simple et largement utilisé Le traitement d'images, qui explique l'existence de réseaux de neurones convolutifs Particulièrement adapté à la reconnaissance d'images, au début du processus de convolution, la fenêtre sera placée en haut à gauche de l'image Ensuite un certain nombre de cases (c'est ce qu'on appelle un déplacement) vont être déplacées vers À droite et lorsqu'il atteint la fin de l'image, il descendra d'un pas et ainsi de suite jusqu'à ce que tout le filtre soit couvert.



**Figure 10 :** schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image. [22]

Le but est de se servir des valeurs présentes dans le filtre à chaque pas. Par exemple si l'on définit une fenêtre 3 par 3, cela représentera 9 cases du tableau (c'est à dire 9 pixels). La convolution va effectuer une opération avec ces 9 pixels.

La couche de convolution contient deux paramètres principaux : le nombre de filtres et la forme de filtre

**Nombre de filtres :** La taille des images moyennes diminue avec la profondeur de l'image

Traitement, les couches proches de l'entrée ont tendance à avoir moins de filtres

Les couches plus proches de la sortie peuvent en contenir davantage. Pour égaliser le compte de chacun d'eux Layer, le produit du nombre d'entités et du nombre de pixels traités globalement

Il a été choisi pour être à peu près constant d'une classe à l'autre. Pour conserver les informations d'entrée.

Il faudra maintenir le nombre de sorties intermédiaires (nombre moyen d'images

Multiplié par le nombre de positions de pixels) pour qu'il augmente (au sens large) d'une couche Jusqu'à la fin. Le nombre d'images intermédiaires contrôle directement la puissance du système.

Cela dépend du nombre d'exemples disponibles et de la complexité du traitement.

➤ **Couche de pooling** : le pooling est un processus qui réduit le volume

Fonctionnalités extraites (par sous-échantillonnage) tout en préservant

Informations les plus pertinentes (en général, avec la mise en commun maximale), ce qui rend le réseau moins sensible au bruit on peut utiliser différentes fonctions pour faire la mise en commun :

**Max Pooling** : On garde la valeur la plus élevée de la zone de pooling (comme sur la Figure d'exemple).

**Average Pooling** : C'est une opération qui réduit la taille d'un pool en prenant la moyenne des valeurs, ce qui permet de simplifier les caractéristiques extraites par rapport au MaxPooling.

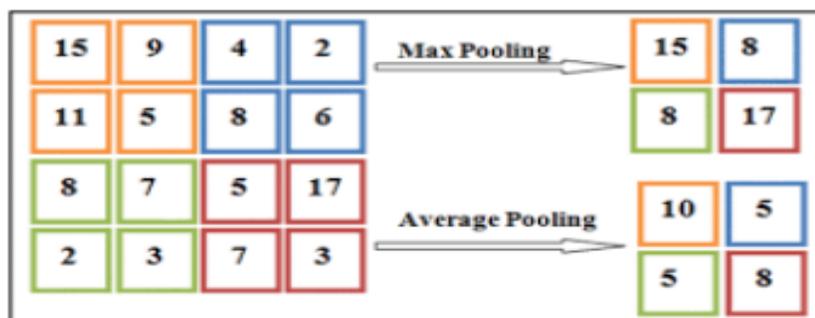
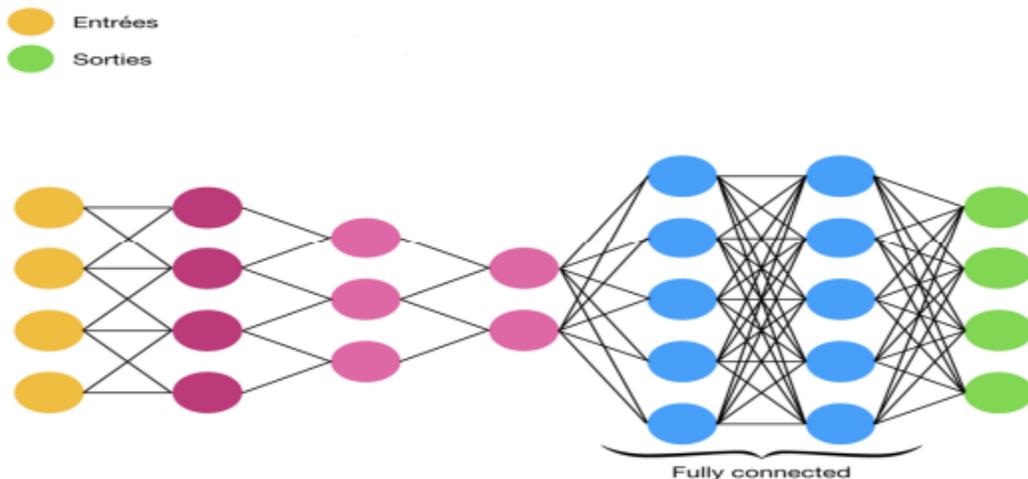


Figure 11: Exemples max pooling et average pooling[23]

➤ **Couche entièrement connectée (Fully-connected layer FC):**

Après plusieurs couches de convolution et de max-pooling, le raisonnement de haut niveau dans le réseau neuronal se fait via des couches entièrement connectées. Les neurones dans une couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche précédente. La couche fully-connected permet de classifier l'image en entrée du réseau : elle renvoie un vecteur de taille  $N$ , où  $N$  est le nombre de classes dans notre problème de classification d'images. Chaque élément du vecteur indique la probabilité pour l'image en entrée d'appartenir à une classe.



**Figure 12** : Représentation de la couche fully-connected[23]

Il existe d'autres couches qui ont été ajoutées comme des cas spéciaux afin d'améliorer les performances du modèle, telles que

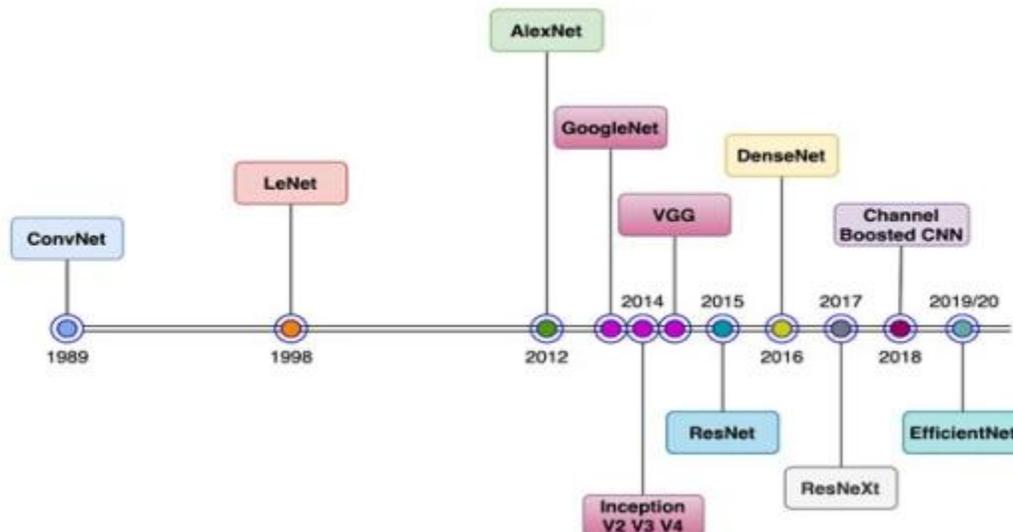
**Couche de normalisation par lots (Batch normalization layer BN)** : La normalisation par lots est une technique d'apprentissage de réseaux de neurones profonds, cette méthode sert à rendre les réseaux de neurones plus rapides, performants et stables.

**Une couche de désactivation (Dropout layer DO) :** est une technique utilisée pour réduire le sur apprentissage et améliorer la capacité de généralisation des réseaux neuronaux profonds. Elle consiste à désactiver de manière aléatoire certaines entrées de la couche précédente ce qui permet de limiter le sur apprentissage [21]. On peut distinguer les couches qui contiennent des paramètres de celles qui n'en contiennent pas.

**Couche d'unité linéaire rectifiée (Rectified Linear Unit layer ReLU) :** c'est une couche à laquelle la fonction d'activation est appliquée sur les éléments du volume d'entrée. Cette fonction conserve les valeurs positives et met à zéro les valeurs négatives. Elle permet d'ajouter des non-linéarités au réseau. Cette couche est un cas spécial qui a été utilisé pour la première fois par Alex Net en 2012.

### 5) Les modèles CNN utilisés pour la reconnaissance faciale :

Les réseaux CNN ont connu une évolution des architectures depuis leur apparition. La figure 12 montre cette évolution au fil du temps.



**Figure 13:** Evolution des architectures des CNN au fil du temps. [20]

**AlexNet** : Ce réseau se compose de cinq blocs de convolution-pooling, suivis de trois couches entièrement connectées pour la classification. Il a été entraîné sur le jeu de données Imagenet, qui contient 15 millions d'images en haute résolution de taille  $256 \times 256 \times 3$ . Pour la première fois, la fonction d'activation ReLU a été utilisée entre les couches de convolution et les couches de pooling, ainsi que le pooling chevauchant avec un pas inférieur à la taille de la fenêtre.

**VGGNet** : Ce réseau contient 16 couches de convolution, et se distingue par son architecture très régulière. Ce réseau ressemble à AlexNet mais il améliore les performances en utilisant des filtres plus petits.

**DenseNet** : Le nombre de couches dans un DenseNet peut varier selon le modèle, mais il est généralement composé de plusieurs blocs denses, séparés par des couches de transition. Dans ces blocs, chaque couche est reliée à toutes les autres couches qui viennent après elle. Cela permet d'avoir des réseaux plus profonds et plus efficaces à entraîner.

**ResNet** : L'idée principale de ResNet est de résoudre le problème de la dégradation de la performance qui survient lorsqu'un réseau devient plus profond, il utilise des liens résiduels entre les couches pour faciliter la mise à jour des poids.

**FaceNet** : est un modèle basé sur un réseau de convolution profonde, pour reconnaître spécialement les visages. Il peut obtenir des représentations de visage très distinctes dans un espace de caractéristiques. L'architecture de FaceNet emploie des techniques avancées. Il a pour but de placer chaque visage d'une même personne dans un espace de caractéristiques, où les visages proches sont rassemblés et les visages lointains sont séparés par une marge. Cela permet d'avoir une représentation concise et discriminante pour chaque visage, sans être affectée par les variations d'image comme la lumière, la position ou l'expression.

## 7.Approche utilisée[18]:

Les data scientists croyaient autrefois qu'un meilleur algorithme produirait toujours de meilleurs résultats, quel que soit le données, mais nous savons maintenant que cette hypothèse est incorrecte.

Nous avons réalisé que l'ensemble de données de formation-validation-test devait être représentatif du monde réel. Comme à la suite de cette révélation, le monde complet des objets a été cartographié dans un ensemble de données connu sous le nom d'ImageNet.

En 2012, l'architecture AlexNet a été introduite, composée de cinq couches convolutionnelles et trois couches entièrement liées, ainsi que la première utilisation de la fonction d'activation ReLU dans ConvNet

### 7.1 Fonctions d'activation (non linéaires)

La tâche principale de toute fonction d'activation dans tout modèle basé sur un réseau neuronal est de mapper l'entrée à la sortie, où la valeur d'entrée est obtenue en calculant la somme pondérée des 10 entrées du neurone et en ajoutant encore un biais (s'il y a un biais). En d'autres termes, la fonction d'activation décide si un le neurone se déclenchera ou non pour une entrée donnée en produisant la sortie correspondante.

Dans l'architecture CNN, après chaque couche apprenable (couches avec poids, c'est-à-dire couches convolutives et FC) des couches d'activation non linéaires sont utilisées. Le comportement de non-linéarité de ces couches permet aux méthodes conventionnelles modèle de réseau neuronal (CNN) pour apprendre des choses plus complexes et réussir à mapper les entrées aux sorties de manière non linéaire. La caractéristique importante d'une fonction d'activation est qu'elle doit être différentiable afin de activer la rétropropagation des erreurs pour entraîner le modèle. Les fonctions d'activation les plus couramment utilisées en profondeur les réseaux de neurones (y compris CNN) sont décrits ci-dessous

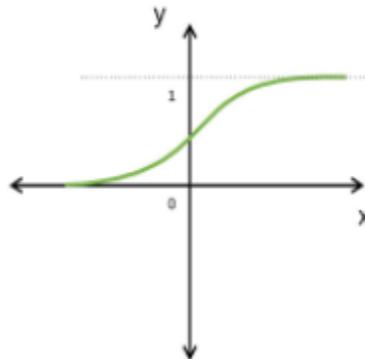
## 7.2 Sigmoid

La fonction d'activation sigmoïde prend des nombres réels comme entrée et lie la sortie dans la plage de  $[0,1]$ .

La courbe de la fonction sigmoïde est de 'S

La représentation mathématique de la sigmoïde est la suivante :

$$f(x)_{\text{sigm}} = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



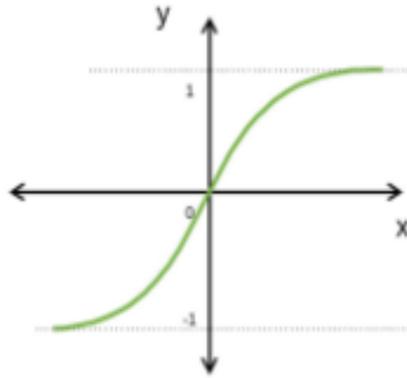
**Figure 14 : Sigmoid**

## 7.3 Tanh

La fonction d'activation Tanh est utilisée pour lier les valeurs d'entrée (nombres réels) dans la plage de  $[-1,1]$ .

La représentation mathématique de Tanh est :

$$f(x)_{\text{tanh}} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$



**Figure 15: Tanh**

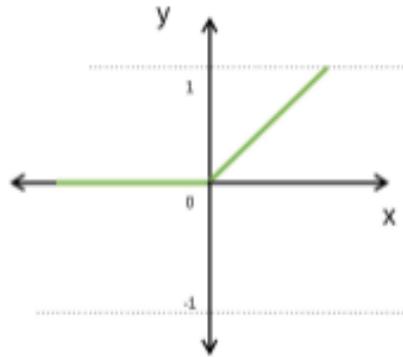
## 7.4ReLU

L'unité linéaire de redressement (ReLU) est la fonction d'activation la plus couramment utilisée dans les systèmes convolutifs.

Les réseaux de neurones. Il est utilisé pour convertir toutes les valeurs d'entrée en nombres positifs. L'avantage de ReLU

est qu'il nécessite une charge de calcul très minime par rapport aux autres. La représentation mathématique :

$$f(x)_{ReLU} = \max(0, x)$$



**Figure 16 ReLU**

## 8. Conclusion

Les concepts de base des réseaux de neurones à convolution (CNN) et leurs fonctions de base, telles que le fonctionnement de la couche de convolution, de l'interrogation, de la couche entièrement connectée et de la fonction d'activation, ont été décrits dans ce chapitre.

Le chapitre suivant approfondit les spécificités de la construction d'une base de données CNN, ainsi que l'approche et outils utilisés pour créer un système de reconnaissance faciale Deep-Learning.

# Chapitre III :

## Implémentation du système de la reconnaissance faciale.

## 1 Introduction[15]

La reconnaissance faciale est une technologie qui permet d'identifier ou de vérifier l'identité d'une personne à partir d'une image ou d'une vidéo de son visage. Elle fonctionne en analysant les traits caractéristiques du visage, tels que les yeux, le nez, la bouche et la forme du visage, puis en les comparant à une base de données de visages connus.

## 2 Outils : un aperçu

### 2.1 Matériel

**Table 01:** Machines Description

<b>Manufacturer</b>	<b>CPU</b>	<b>CPU</b>	<b>RAM</b>
HP –RYZEN3	Intel(R) Core(TM) i3-5005U CPU @ 2.0GHz	Intel(R) HD Graphics 5500	4.00 GB
Dell Inspiron 15	Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @ 2.20GHz	Intel(R) HD Graphics 5500	4.00 GB

### 2.2 Software

**Table02:** Software Description

<b>Software</b>	<b>Description</b>
<b>pycharem</b>	éditeur de code redéfini et optimisé pour la création et le débogage du Web moderne et applications cloud
<b>Python</b>	langage de programmation interprété, orienté objet, de haut niveau avec dynamique sémantique. Ses structures de données intégrées de haut niveau

## Bibliothèques

Nous n'avons pas utilisé du python pur dans notre travail car le traitement d'images et l'apprentissage profond nécessitent d'autres bibliothèques, nous avons donc utilisé certaines bibliothèques qui étaient utiles pour atteindre l'objectif visé, et nous inclus les plus essentiels dans le tableau ci-dessous.

**Table 03:** Bibliothèques Description

<b>Bibliothèques</b>	<b>Description</b>
<b>TensorFlow</b>	une bibliothèque de logiciels gratuits et open source pour l'apprentissage automatique et l'intelligence artificielle. Il peut être utilisé dans une gamme de tâches, mais se concentre particulièrement sur la formation et l'inférence de réseaux de neurones profonds
<b>Sklearn</b>	cikit-learn est une bibliothèque d'apprentissage automatique open source qui prend en charge l'apprentissage supervisé et non supervisé. Il fournit également divers outils pour l'ajustement du modèle, le prétraitement des données, le modèle sélection, évaluation de modèle et de nombreux autres utilitaires
<b>Numpy</b>	Le package fondamental pour le calcul scientifique en Python. Il s'agit d'une bibliothèque Python qui fournit un objet tableau multidimensionnel, divers objets dérivés (tels que des tableaux masqués et matrices)
<b>Keras</b>	API conçue pour les êtres humains, pas pour les machines. Keras suit les meilleures pratiques pour réduire charge cognitive : il propose des API cohérentes et simples, il minimise le nombre d'actions utilisateur requis pour les cas d'utilisation courants
<b>OpenCV</b>	bibliothèque de fonctions de programmation principalement destinée à la vision par ordinateur en temps réel. Initialement développé par Intel
<b>Pandas</b>	bibliothèque logicielle écrite pour le langage de programmation Python pour la manipulation de données et analyse. En particulier, il propose des structures de données et des opérations pour manipuler des tableaux et séries chronologiques
<b>Matplotlib</b>	une bibliothèque de traçage pour le langage de programmation Python et ses mathématiques numériques extension NumPy. It fournit une API orientée objet pour intégrer des tracés dans des applications en utilisant des boîtes à outils GUI à usage général comme Tkinter, wxPython, Qt ou GTK
<b>Pillow</b>	python Imaging Library est une bibliothèque supplémentaire gratuite et open source pour le langage de programmation Python qui ajoute la prise en charge de l'ouverture, de la manipulation et de l'enregistrement de nombreux fichiers différents. formats de fichiers images
<b>Augmentor</b>	Augmentor est une bibliothèque d'augmentation d'images en Python pour l'apprentissage automatique. Il vise être une bibliothèque autonome indépendante de la plate-forme et du framework, ce qui est plus pratique, permet un contrôle plus fin de l'augmentation et met en œuvre le plus techniques d'augmentation pertinentes dans le monde réel

### 3.1 Base de données Description

Une base de données de reconnaissance faciale est un ensemble structuré de données qui stocke des informations sur les visages d'individus. Ces informations incluent généralement des images du visage d'une personne, ainsi que des caractéristiques faciales extraites de ces images. Les caractéristiques faciales peuvent inclure la distance entre les yeux, la forme du nez et la taille de la bouche.

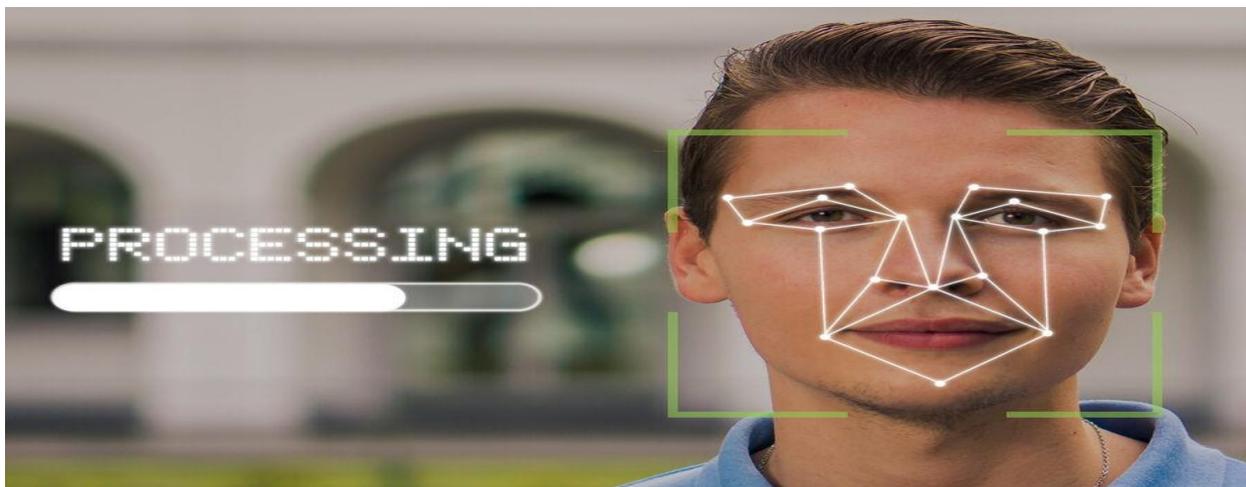


Figure 17: Exemple inclure la distance entre les yeux[8]

### 3.2 Augmentation des données

Dans l'analyse des données, l'augmentation des données fait référence à des techniques et des stratégies permettant d'augmenter considérablement la diversité des données disponibles pour les modèles de formation en combinant des copies légèrement modifiées de données existantes avec de nouvelles créées des données synthétiques. Lors de la formation d'un modèle de machine ou d'apprentissage profond, il fonctionne comme une régularisation terme et contribue à réduire le surajustement. L'inclinaison, la rotation, la distorsion et le retournement étaient les techniques utilisées sur les images. Les deux premiers étaient complètement contrôlés sans utilisation de valeurs de sélection aléatoires, mais un facteur aléatoire a été introduit à la distorsion et au retournement. Par exemple, un choix aléatoire sur une plage de valeurs en est une bonne illustration. À l'aide de la bibliothèque Augmentor, ces modifications d'image ont été créées.

```

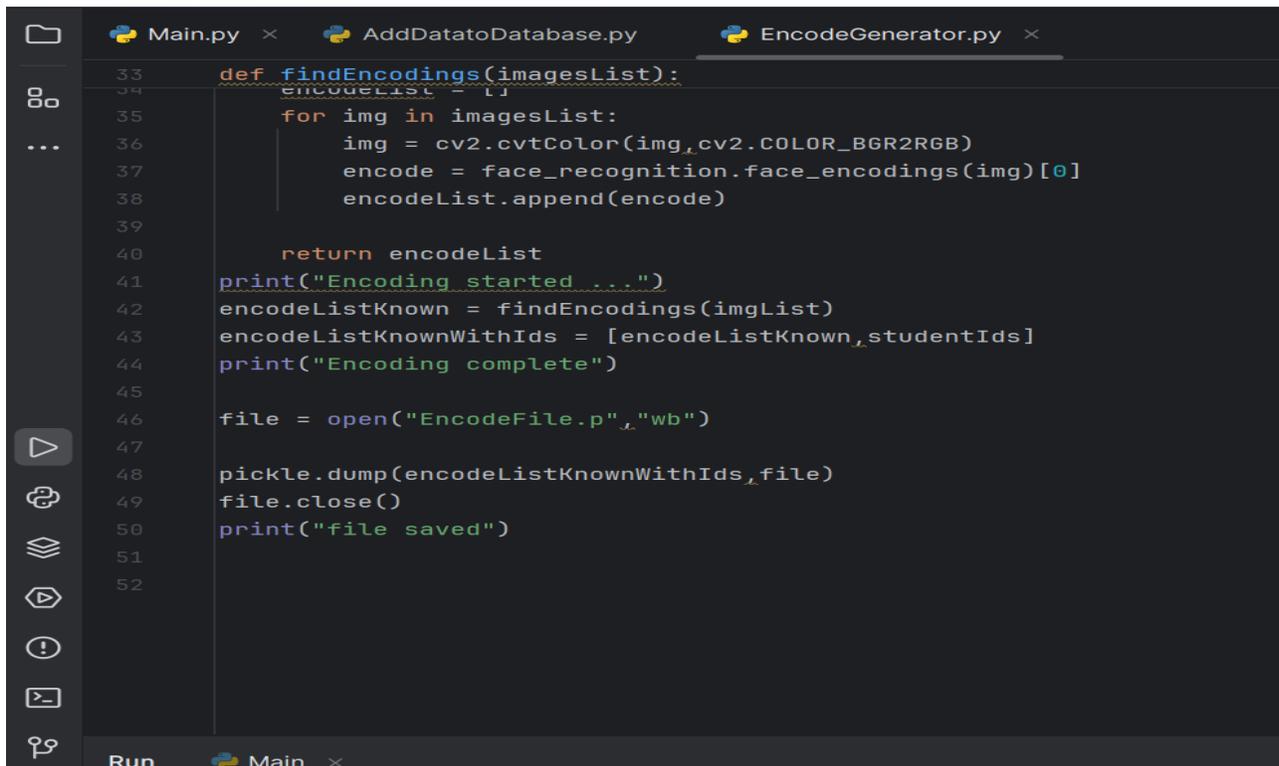
1  import cv2
2  import face_recognition
3  import pickle
4  import os
5  import firebase_admin
6  from firebase_admin import credentials
7  from firebase_admin import db
8  from firebase_admin import storage
9
10 cred = credentials.Certificate("serviceAccountKey.json")
11 firebase_admin.initialize_app(cred, options: {
12     'databaseURL': 'https://facencoyoucef-default-rtdb.firebaseio.com/'
13     , 'storageBucket': "facercoyoucef.appspot.com"
14 })
15
16 #njibo les image t3 les personts li 3dna
17 folderPath = r'C:\Users\abdel\Desktop\hindi\hindi\Images'
18 PathListe = os.listdir(folderPath)
19
20 print(PathListe)
21 imgList = []
22 studentIds = []
23 for path in PathListe:
24     imgList.append(cv2.imread(os.path.join(folderPath,path)))

```

```

22 studentIds = []
23 for path in PathListe:
24     imgList.append(cv2.imread(os.path.join(folderPath,path)))
25
26     studentIds.append(os.path.splitext(path)[0])
27     fileName = f'{folderPath}/{path}'
28     bucket = storage.bucket()
29     blob = bucket.blob(fileName)
30     blob.upload_from_filename(fileName)
31 print(studentIds)
32
33 1 usage
34 def findEncodings(imagesList):
35     encodeList = []
36     for img in imagesList:
37         img = cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2RGB)
38         encode = face_recognition.face_encodings(img)[0]
39         encodeList.append(encode)
40
41     return encodeList
42 print("Encoding started ...")
43 encodeListKnown = findEncodings(imgList)
44 encodeListKnownWithIds = [encodeListKnown,studentIds]
45 print("Encoding complete")

```



```

33     def findEncodings(imagesList):
34         encodeList = []
35         for img in imagesList:
36             img = cv2.cvtColor(img,cv2.COLOR_BGR2RGB)
37             encode = face_recognition.face_encodings(img)[0]
38             encodeList.append(encode)
39
40         return encodeList
41     print("Encoding started ...")
42     encodeListKnown = findEncodings(imgList)
43     encodeListKnownWithIds = [encodeListKnown,studentIds]
44     print("Encoding complete")
45
46     file = open("EncodeFile.p","wb")
47
48     pickle.dump(encodeListKnownWithIds,file)
49     file.close()
50     print("file saved")
51
52

```

**Figure18:** Augmentation implementation script snippet.

### 3.3.3 Détection facial

Le travail le plus fondamental de la reconnaissance faciale est bien entendu la détection des visages, qui est la tâche la plus cruciale à réaliser. Nous permet de compléter la génération de jeux de données décrite dans la partie précédente et d'assurer un face-à-face réussi reconnaissance. La détection des visages est impossible sans un classificateur en cascade de cheveux, un algorithme qui reconnaît un visage comme objet. Parce que ce classificateur nécessite une formation pour prendre la forme d'un visage et des dizaines d'images positives et négatives, Open CV nous a fait gagner beaucoup de temps et d'efforts en le rendant disponible en leur dépôt officiel sur GitHub. En conséquence, nous souhaitons exprimer notre gratitude à Open CV. Sa mise en œuvre est la suivante :

```

Main.py x AddDatatoDatabase.py EncodeGenerator.py
1 import os
2 import pickle
3 import cvzone
4 import numpy as np
5 import cv2
6 import face_recognition
7 import firebase_admin
8 from firebase_admin import credentials
9 from firebase_admin import db
10 from firebase_admin import storage
11 import numpy as np
12 from datetime import datetime
13
14 cred = credentials.Certificate("serviceAccountKey.json")
15 firebase_admin.initialize_app(Cred, options: {
16     'databaseURL': 'https://facercoyoucef-default-rtdb.firebaseio.com/'
17     , 'storageBucket' : "facercoyoucef.appspot.com"
18 })
19
20 bucket = storage.bucket()
21
22 cap = cv2.VideoCapture(0)
23 cap.set( propId: 3, value: 640)
24 cap.set( propId: 4, value: 480)
25
Run Main x

```

```

Main.py x AddDatatoDatabase.py EncodeGenerator.py
22 cap = cv2.VideoCapture(0)
23 cap.set( propId: 3, value: 640)
24 cap.set( propId: 4, value: 480)
25
26 imgBackground = cv2.imread(r"C:\Users\abdel\Desktop\hindi\hindi\Resources\background.PNG")
27 folderModePath = (r'C:\Users\abdel\Desktop\hindi\hindi\Resources\Modes')
28 modePathListe = os.listdir(folderModePath)
29 imgModelList = []
30 for path in modePathListe:
31     imgModelList.append(cv2.imread(os.path.join(folderModePath,path)))
32 #print(len(imgModelList))
33
34 #ijibo encoding file
35 print("Loading Encode File ...")
36 file = open('EncodeFile.p', 'rb')
37 encodeListKnownWithIds = pickle.load(file)
38 file.close()
39 encodeListKnown , studentIds = encodeListKnownWithIds
40 #print(studentIds)
41 print("Encode File Loaded successfully")
42
43 modeType = 0
44 counter = 0
45
46
47

```

```

Main.py x AddDatatoDatabase.py EncodeGenerator.py
43 modeType = 0
44 counter = 0
45
46 id = -1
47
48
49 while True:
50     success, img = cap.read()
51
52     imgS = cv2.resize(img, dsize: (0,0), dst: None, fx: 0.25, fy: 0.25)
53     imgS = cv2.cvtColor(imgS, cv2.COLOR_BGR2RGB)
54
55     faceCurFrame = face_recognition.face_locations(imgS)
56     encodeCurFrame = face_recognition.face_encodings(imgS, faceCurFrame)
57
58     imgBackground[162:162+480, 55:55+640] = img
59     imgBackground[44:44 + 633, 808:808 + 414] = imgModeList[modeType]
60     if faceCurFrame :
61         for encodeFace, faceLoc in zip(encodeCurFrame, faceCurFrame):
62             matches = face_recognition.compare_faces(encodeListKnown, encodeFace)
63             faceDis = face_recognition.face_distance(encodeListKnown, encodeFace)
64
65
66             mathIndex = np.argmin(faceDis)

```

```

Main.py x AddDatatoDatabase.py EncodeGenerator.py
64
65
66     mathIndex = np.argmin(faceDis)
67
68
69     if matches[mathIndex]:
70
71         y1,x2,y2,x1 = faceLoc
72         y1, x2, y2, x1 = y1 * 4, x2 * 4, y2 * 4, x1 * 4
73         bbox = 55 + x1, 162 + y1, x2-x1, y2 - y1
74         imgBackground = cvzone.cornerRect(imgBackBackground, bbox, rt=0)
75         id = studentIds[mathIndex]
76
77
78         if counter == 0 :
79             counter = 1
80             modeType = 1
81     if counter != 0:
82         if counter == 1:
83             studentInfo = db.reference(f'students/{id}').get()
84             print(studentInfo)
85             # Time = datetime.now() + timedelta(5)
86
87         #####

```

Figure 19: Face Detection implementation script snippet.

**3.4 Reconnaissance de visage :** Cette étape nous permettra de reconnaître les visages des étudiants dans un flux vidéo en direct, ou en d'autres termes, en temps réel reconnaissance de visage. Nous pouvons le faire en chargeant notre modèle entraîné et en capturant des images de la vidéo et en les passant au modèle comme paramètre et en regardant la magie opérer, un rectangle dessiné autour le visage avec le nom de cette personne au-dessus, puis en stockant les personnes reconnues dans une list

```

Main.py  AddDatatoDatabase.py  EncodeGenerator.py
1  import firebase_admin
2  from firebase_admin import credentials
3  from firebase_admin import db
4
5  cred = credentials.Certificate("serviceAccountKey.json")
6  firebase_admin.initialize_app(cred, options: {
7      'databaseURL': 'https://facercoyoucef-default-rtdb.firebaseio.com/'
8  })
9  ref = db.reference('students')
10
11  data = {
12      "314422": {
13          "name": "abdelbasst",
14          "profistion": "marchnet",
15          "age": "24"
16      },
17      "321654": {
18          "name": "moha",
19          "profistion": "youtober",
20          "age": "30"
21      },
22      "852741": {
23          "name": "emili",
24          "profistion": "actor",
25          "age": "30"
26      }
27  }
28
29  for key, value in data.items():
30      ref.child(key).set(value)
31
32  Run  Main

```

```

Project  AddDatatoDatabase.py  EncodeGenerator.py
25      "age": "30"
26  },
27  "963852": {
28      "name": "elon",
29      "profistion": "busnes men",
30      "age": "46"
31  },
32  "999999": {
33      "name": "messi",
34      "profistion": "jouar",
35      "age": "33"
36  }
37  }
38  "888888": {
39      "name": "youcef",
40      "profistion": "etudiant",
41      "age": "23"
42  }
43  }
44  }
45  for key, value in data.items():
46      ref.child(key).set(value)
47
48  Run  Main

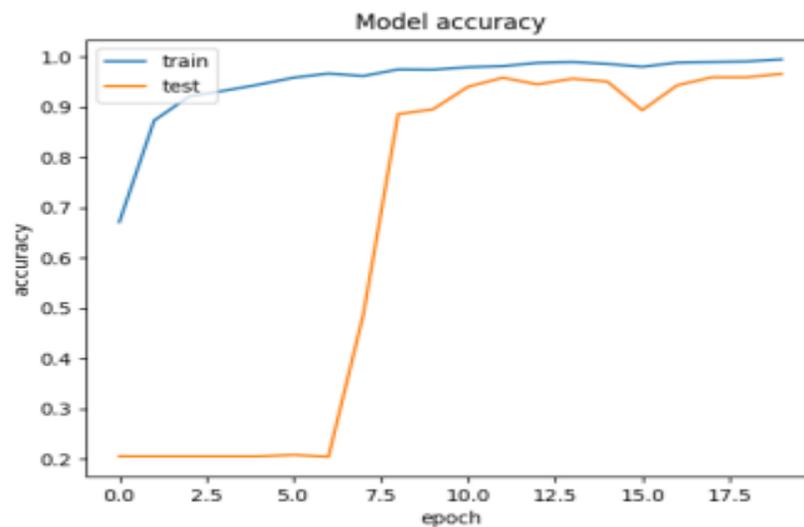
```

**Listing 4.5: real time face recognition phase  
implementation script snippet**

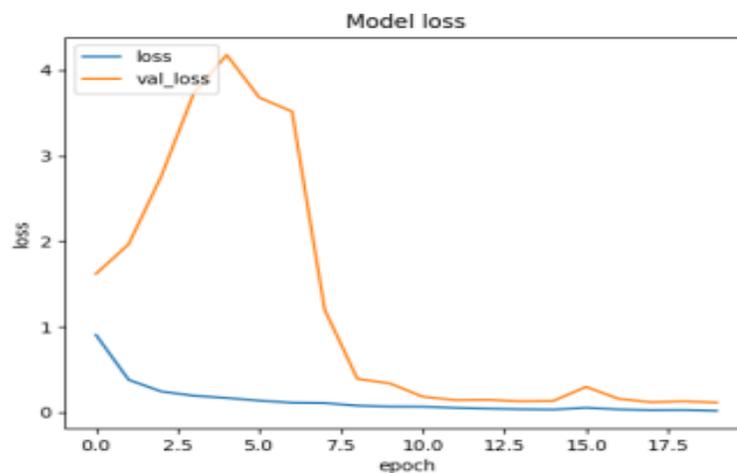
### 3.3.5 Précision et perte de traçage

Nous avons soumis un modèle de reconnaissance faciale utilisant une formation et une validation par apprentissage profond sur plusieurs époques, quelque chose que vous pouvez voir ci-dessous. Les résultats sont présentés pour les époques 20, 35 et 50. Les graphiques suivants contribuer au développement de la classification des images ainsi qu'à la progression des époques : 20, 35, et 50, etc.

#### Entraînement du modèle avec 20 personnes :

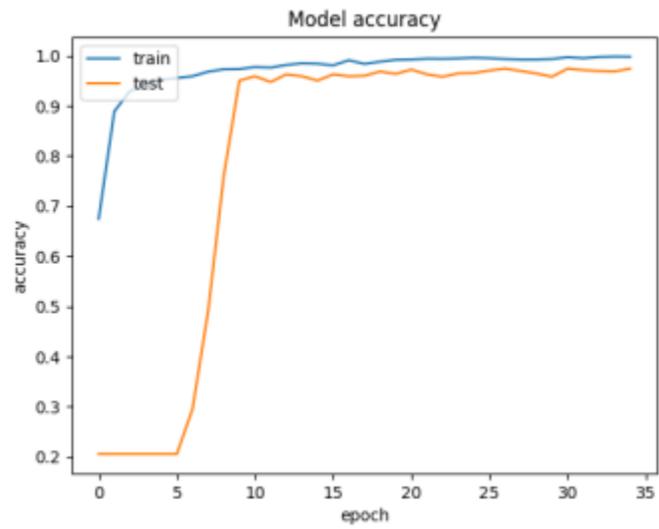


**Figure20** : précision du modèle pour 20 personnes.

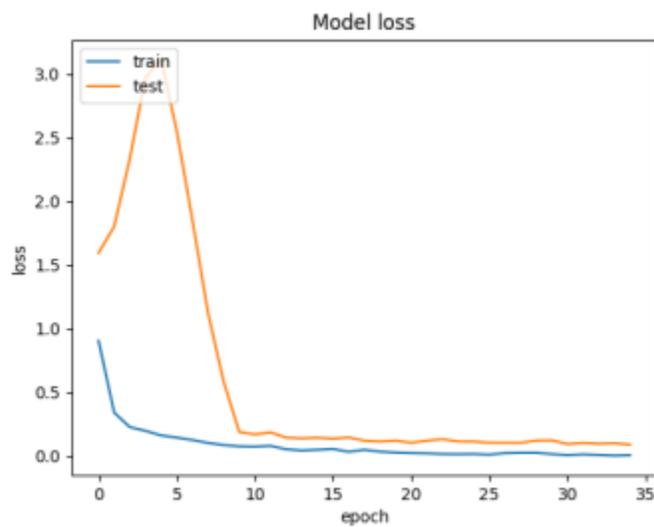


**Figure 21** : précision de la perte du modèle pour 20 personnes.

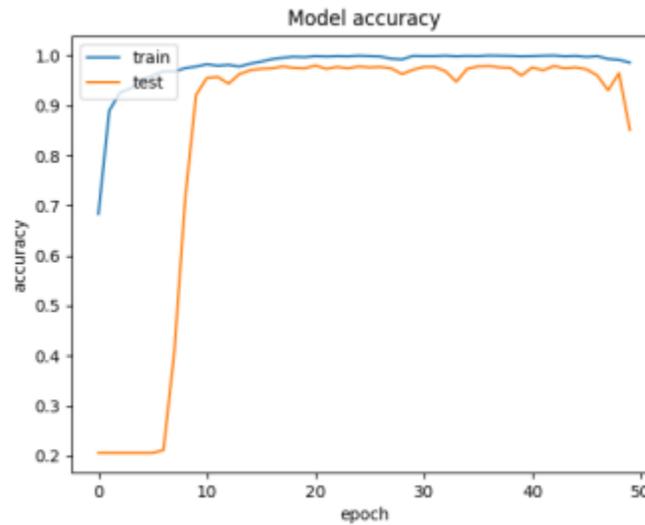
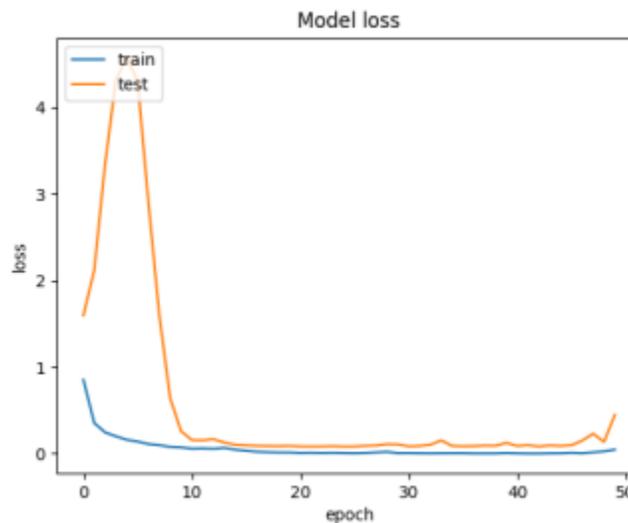
**Entraînement du modèle à 35 personnes :**



**Figure 22 :** précision du modèle pour 35 personnes.



**Figure 23 :** perte de modèle pour 35 personnes.

**Entraînement du modèle avec 50 personnes :****Figure 24:** précision du modèle pour 50 personnes.**Figure 25 :** perte de modèle pour 50 personnes.

Ces résultats montrent que les courbes d'entraînement et de test diminuent à la fois pour la perte et augmentent. Ensemble pour la précision. Ils évaluent ensemble selon le bon sens et tendent vers les meilleurs résultats. L'écart entre les deux courbes est évident avant la dixième époque dans tous les cas, après quoi l'écart devient plus petit. Dans ces résultats, on constate qu'en atteignant un certain seuil le modèle commence à se stabiliser et l'augmentation du nombre des époques n'est pas aussi importante qu'au début.

## **Conclusion**

Ce chapitre a fourni un aperçu de notre système, y compris les machines utilisées, les outils, les bibliothèques, Comment le modèle est construit, comment nous détectons les visages, comment nous identifions la présence et créons un système automatisé Une solution à la méthode traditionnelle qui fait perdre du temps.

# Conclusion

## Conclusion

L'approche du réseau neuronal à convolution profonde peut être utilisée pour créer un système de présence en temps réel en utilisant la reconnaissance faciale. Basé sur les images collectées pendant les cours, le système peut fonctionner automatiquement pour déterminer la présence des étudiants en même temps. Les résultats des tests de précision du système démontrent que la précision du système dans la détection de la fréquentation des étudiants est supérieure à 95 % dans divers domaines. scénarios. Selon les résultats des tests de précision du système, la posture du visage a un impact significatif. Impact sur la capacité du système à détecter la fréquentation des élèves. Bien que la précision de détection du système C'est bien, mais il doit encore être développé pour pouvoir détecter plus précisément dans une variété de scénarios. La précision du système a également été testée dans diverses situations d'éclairage et qualités de caméra, avec des résultats décevants. En conséquence, les recherches futures se concentreront sur l'amélioration de la précision de la détection et des tests. Précision dans diverses situations.

# RÉFÉRENCES

## Références

- [1] : Mohamed Abd Elmoumen DJABALLAH. Système de prédiction de la consommation d'énergie basé Deep Learning Septembre 2021
- [2] : ZAZ Sofia Hanene, BENKAHLA Lilia, Etude et réalisation d'un système de reconnaissance faciale basé sur l'apprentissage profond Année Universitaire:2022 / 2023
- [3] : Hassani Moussa, Lakel Yacine, La reconnaissance de participants individuels dans un salon avec deep learning : Application au respect des employés des intérimaires du service d'information2021 - 2022
- [4] : Guerradi Noura , Benkhelifa Hafida, Reconnaissance des émotions faciales par apprentissage profond 2018 - 2019
- [5] : SLIMANI Massinissa, . KHALED Adel, Reconnaissance Automatique des chiffres avec le Deep Learning 2019/2020
- [6] : NAILI Tarek, LOUAZENE Abderraouf, Détection De Visage Par Un Modèle CNN , 2021/2022
- [7] Li Deng and Dong Yu. "Deep learning: methods and applications". In: Foundations and trends in signal processing 7.3–4 (2014), pp. 197–387
- [8] Warren S McCulloch and Walter Pitts. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". In: The bulletin of mathematical biophysics 5.4 (1943), pp. 115–133.
- [9] By Ed Burns ."machine learning ",<https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/machine-learning-ML>
- [10] Mohamed, M., Khan, M. B., Bashier, E. B. M. (2016). Machine learning: algorithms and applications. Crc Press.
- [11] OleKsii Tsymbal."5 Essential Machine Learning Algorithms For Business Applications",Sep 30,2020 . <https://mobidev.biz/blog/5-essential-machine-learning-techniques>

- [12] David Petersson. "IA, machine learning, deep learning : quelles différences ?", 24 nov. 2020 <https://www.lemagit.fr/conseil/IA-machine-learning-deep-learning-quelles-difference>
- [13] Gauri Bapat - Software Engineer - Grubhub | LinkedIn Grader. University of Michigan College of Engineering. Sep 2018 - Jan 2020 1 year 5 months. Ann Arbor, MI. Grader For Discrete Math (EECS 203) <https://www.linkedin.com/in/gauri-bapat-70a91814b>.
- [14] Kortli, Y.; Jridi, M.; Al Falou, A.; Atri, M. A Review of Face Recognition Methods. *Sensors* 2020, 20, 342. [CrossRef] [PubMed]
- [15] Bledsoe, W.W. The Model Method in Facial Recognition; Technical Report; Panoramic Research, Inc.: Palo Alto, CA, USA, 1964
- [16] Turk, M.; Pentland, A. Eigenfaces for recognition. *J. Cogn. Neurosci.* 1991, 3, 71–86. [CrossRef]
- [17] Phillips, P.J.; Wechsler, H.; Huang, J.; Rauss, P. The FERET database and evaluation procedure for face recognition algorithms. *Image Vis. Comput.* 1998, 16, 295–306. [CrossRef]
- [18] Phillips, P.J.; Flynn, P.J.; Scruggs, T.; Bowyer, K.W.; Chang, J.; Hoffman, K.; Marques, J.; Min, J.; Worek, W. Overview of the face recognition grand challenge. In *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 20–26 June 2005; pp. 947–954.
- [19] Guo, G.; Zhang, N. A survey on deep learning based face recognition. *Comput. Vis. Image Underst.* 2019, 189, 10285. [CrossRef]
- [20] Taigman, Y.; Yang, M.; Ranzato, M.; Wolf, L. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification. In *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, OH, USA, 23–28 June 2014; pp. 1701–1708.

- [21] Nakanishi, A.Y.J.; Western, B.J. Advancing the State-of-the-Art in Transportation Security Identification and Verification Technologies: Biometric and Multibiometric Systems. In Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Seattle, WA, USA, 30 September–3 October 2007; pp. 1004–1009.
- [22] Youcef Djeriri , Les Réseaux de Neurones Artificiels ,septembre 2017.
- [23] Vadapalli, Pavan. “Biological Neural Network: Importance, Components and Comparison.” upGrad Blog, 22 Dec. 2021, [www.upgrad.com/blog/biological-neural-network](http://www.upgrad.com/blog/biological-neural-network).
- [24] “LES MÉCANISMES BIOLOGIQUES DE LA DÉPRESSION.” Institut du Cerveau, institutducerveau-icm.org/fr/depression/mecanismes.Accessed30May2022.
- [25] Kaadoud, Ikram Chraibi. “Architecture des réseaux de neurones : Réseaux de neurones artificiels classiques (2/3) !” Intelligence mécanique, 16 Nov. 2018, [www.scilogs.fr/intelligence-mecanique/architecture-des-reseaux-de-neurones-reseaux-de-neurones-artificiels-classiques-2-3](http://www.scilogs.fr/intelligence-mecanique/architecture-des-reseaux-de-neurones-reseaux-de-neurones-artificiels-classiques-2-3).
- [26] Admin. “What Are Different Layers in Neural Networks?” I2tutorials, 18 Oct. 2019, [www.i2tutorials.com/what-are-different-layers-in-neural-networks](http://www.i2tutorials.com/what-are-different-layers-in-neural-networks).
- [27] Team, Towards. “Perceptron: A Basic Neural Network Model for Deep Learning.” Towards AI, 20 Sept. 2021, [www.towardsai.net/p/l/perceptron-a-basic-neural-network-model-for-deep-learning](http://www.towardsai.net/p/l/perceptron-a-basic-neural-network-model-for-deep-learning).
- [28] Environment-Adaptation Based Hybrid Neural Network Predictor for Signal ..., May 30, 2022 <https://www.researchgate.net/publication/328523727>  
\_Environment\_Adaptation\_Based\_Hybrid\_Neural\_Network\_Predicto\_r\_for\_Signal\_Propagation\_Loss\_Prediction\_in\_Cluttered\_and\_Open\_Urban\_Microcells
- [29] Single layer training algorithm <https://lucidar.me/en/neural-networks/single-layer-algorithm>