



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET LA**  
**RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE DE SAÏDA - Dr MOULAY TAHAR**  
**FACULTE DE TECHNOLOGIE**  
**DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE**

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDES EN VUE DE L'OBTENTION**  
**DU DIPLOME DE *MASTER EN INFORMATIQUE***  
**OPTION : *SECURITE ET CRYPTOGRAPHIE***

Thème

**LES BIG DATA POUR LA RECONNAISSANCE**  
**FACIALE**

Présenté par

***KHELIFA CHEIMA***

***DIDAOUI SOUMIA***

Soutenu en Septembre 2020, devant le jury composé de :

M. ....

Président

M. ....

Promoteur

M. ....

Examineur

M. ....

Examineur

## Remerciement

CE TRAVAIL EST L'ABOUTISSEMENT D'UN DUR LABEUR ET DE BEAUCOUP DE SACRIFICES; NOS REMERCIEMENTS VONT D'ABORD AU CRÉATEUR DE L'UNIVERS QUI NOUS A DOTÉ D'INTELLIGENCE, ET NOUS A MAINTENU EN SANTÉ POUR MENER À BIEN CETTE ANNÉE D'ÉTUDE. JE TIENS AUSSI À ADRESSER MES REMERCIEMENTS À MA FAMILLE, ET PLUS PRÉCISÉMENT À MES PARENTS QUI M'ONT TOUJOURS SOUTENUS ET POUSSÉS À CONTINUER MES ÉTUDES. CE PRÉSENT TRAVAIL A PU VOIR LE JOUR GRÂCE À LEUR SOUTIEN.

JE SOUHAITE ÉGALEMENT REMERCIER TOUS LES PROFESSEURS TRAVAILLANT DANS LE DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE INTERROGÉS DANS LE CADRE DE CETTE ÉTUDE, QUI ONT BIEN VOULU RÉPONDRE À MES DIFFÉRENTES QUESTIONS SUR LE DOMAINE DANS LE BUT DE PERMETTRE LA FACILITÉ DE L'ÉLABORATION DE CE TRAVAIL. UN REMERCIEMENT SPÉCIAL À MA BINÔME, SA PRÉSENCE, SA CONFIANCE EN MOI ET LE SOUTIEN CONSTANT M'ASSURENT DES BASES SOLIDES ME PERMETTANT DE PERSÉVÉRER ET DE ME SURPASSER.

NOS REMERCIEMENTS VONT AUSSI À L'ENCONTRE DE NOTRE DIRECTEUR D'ÉTUDES MME DIB .S QUI MALGRÉ SON TEMPS DIFFICILE NOUS A AIDÉ À TRAVERS SES REMARQUES PERTINENTES.

MERCI BEAUCOUP.

## Dédicace

FOR ME.

*K. HELFFÄ Thema*

## Dédicace

À MES CHERS PARENTS, POUR TOUS LEURS SACRIFICES, LEUR AMOUR, LEUR TENDRESSE, LEUR SOUTIEN ET LEURS PRIÈRES TOUT AU LONG DE MES ÉTUDES,

À MES CHERS FRÈRES, ....., POUR LEUR APPUI ET LEUR ENCOURAGEMENTS PERMANENTS,

À TOUTE MA FAMILLE POUR LEUR SOUTIEN TOUT AU LONG DE MON PARCOURS UNIVERSITAIRE,

QUE CE TRAVAIL SOIT L'ACCOMPLISSEMENT DE VOS VŒUX TANT ALLÉGUÉS, ET LE FRUIT DE VOTRE SOUTIEN INFALLIBLE, MERCI D'ÊTRE TOUJOURS LÀ POUR MOI.

*Didouï Soumia*

## Table des matières

<b>Introduction générale.....</b>	<b>02</b>
1. Données massives et visualisation d'information .....	02
2. La sécurisation de ces données .....	04
<b>Chapitre I: Big Data .....</b>	<b>06</b>
1. Introduction.....	06
2. Définition de Big Data .....	07
2.1. Littéralement .....	08
2.2. Conceptuellement .....	08
2.3. Généralement .....	08
3. Caractéristiques de Big Data .....	08
3.1. Volume .....	09
3.2. Vitesse .....	10
3.3. Variété .....	10
3.4. Véracité .....	10
3.5. Valeur .....	11
4. Architecture de Big Data .....	11
5. Domaine d'application de Big Data .....	12
6. Conclusion .....	14
<b>Chapitre II : La détection et la reconnaissance faciale .....</b>	<b>16</b>
II.1 La détection.....	16



	Mise en communles couche (Pooling layer) .....	31
	Classification_ couche entièrement connecter (FC layer) .....	32
	5.3. B CelebFaces attribute Dataset (Celeb A) .....	33
II.2	La reconnaissance .....	35
1.	Introduction.....	35
2.	Définition de la reconnaissance faciale .....	35
3.	Défis de la reconnaissance faciale .....	35
3.1.	Changement physique .....	35
3.2.	Changement de géométrie .....	35
3.3.	Changement d'acquisition .....	36
3.3.	Changement d'éclairage .....	36
4.	Les approche de la reconnaissance de visage .....	36
1.1.	Vérification .....	36
1.2.	Identification .....	36
1.3.	Sécurité .....	36
1.4.	Surveillance .....	36
5.	Les méthodes de la classification .....	36
5.1.	Les méthodes d'apprentissage supervisé.....	36

5.2. Les méthodes d'apprentissage non supervisé.....	36
6. La methode de K plus proche voisin .....	38
6.1. Défis de la méthode de KNN .....	38
6.2. Algorithme de KNN .....	38
6.3. Principe de fonctionnement et algorithme .....	38
6.4. Mesure de distance .....	39
Euclidienne .....	39
Manhattan .....	39
Minkowski .....	39
6.5. Les application de la methode de KNN .....	40
6.6. Les avantages et les inconvenants .....	40
6.6.1. Les avantage .....	40
6.6.2. Les inconvenants .....	40
7. Conclusion .....	42
<b>Chapitre III : Présentation de l'implémentation .....</b>	<b>43</b>
1. Introduction.....	43
2. Logiciels utilise .....	43
2.1. Python .....	43

2.2. Pycharm .....	44
3. Etude comparative entre les deux approches .....	45
4. Analyse profond du travail .....	46
5. Conclusion .....	48
<b>Conclusion générale .....</b>	<b>50</b>

## Liste des figures

figure I. 1: Évolution du stockage d'information et sa répartition par support entre 1986 et 2007.....	3
figure I. 1l'évolution rapide des technologies.....	7
figure I. 2 les 5V du Big Data.....	9
figure I. 3 architecture Big Data.....	11
figure II. 1 Représentation d'un système de reconnaissance faciale.....	16
figure II. 2 Une séquence CNN pour classer les chiffres manuscrits.....	21
figure II. 3 Aplatissement d'une matrice d'image 3x3 en un vecteur 9x1.....	22
figure II. 4 Image RVB 4x4x3.....	23
figure II. 5 Convolution d'une image 5x5x1 avec un noyau 3x3x1 pour obtenir une caractéristique convoluée 3x3x1.....	25
figure II. 6 Mouvement du Kernel.....	26
figure II. 7 Opération de convolution sur une matrice d'image MxNx3 avec un noyau 3x3x3.....	27
figure II. 8 Opération de convolution avec longueur de course = 2.....	29
figure II. 9 MÊME rembourrage : L'image 5x5x1 est rembourrée avec des 0 pour créer une image 6x6x1.....	30
figure II. 10 3x3 mise en commun sur 5x5 convolved feature.....	31
figure II. 11types de pooling Classification - couche entièrement connectée (FC Layer).....	32
figure III. 1 logo de Python.....	44
figure III. 2 Logo de PyCharm.....	45
figure III. 3– Une architecture générale de la partie reconnaissance avec CNN.....	45
figure III. 4 Une architecture générale de la 1ère partie de la reconnaissance.....	46
figure III. 5 Fenêtre principale de l'implémentation (DeepFace).....	47
figure III. 6 Fenêtre de sélection du dossier.....	47
figure III. 7 Fenêtre principale de l'ouverture d'image.....	47

## Liste des tableaux

Tableau II. 1 Les résultats des distances après une comparaison entre les vecteurs « feature vector et vecteur d'image stocké ».....	40
---	----

# Introduction

## générale

## **1. Introduction**

### **1.1 Données massives et visualisation d'information**

La notion d'accumulation d'information et de données massives, malgré la popularité croissante dont elle fait l'objet depuis ces dernières années, est beaucoup moins récente que ce qu'on pourrait penser. Déjà dans les années 40 apparaissaient des mentions de la croissance en volume de l'information. En 1944, Fremont Rider (Bibliothèque de l'université de Wesleyan) estimait que la taille des bibliothèques universitaires américaines avait doublé tous les 16 ans et prévoyait qu'en 2040, la bibliothèque de l'université de Yale nécessiterait 6 000 miles d'étagères[1]. Une autre mention de cette explosion de l'information apparaît dans le Lawton Constitution en 1964 d'après l'Oxford English Dictionary . On retrouve ainsi différentes apparitions des problèmes soulevés par l'augmentation de l'information et de son stockage, que ce soit dans des articles scientifiques, dans des journaux de presse publique ou dans des publications de réflexion [2]. Ces différentes apparitions montrent de façon sous-jacente l'évolution progressive de notre capacité à générer et stocker des données et ses implications dans les processus de traitements et d'analyses. Le terme Big data, traduit ici en données massives, n'est apparu qu'en 1997 [3] avec la création et l'utilisation des super-ordinateurs pour décrire le problème soulevé par la masse de données que ces machines génèrent lors des calculs. Cette augmentation de plus en plus importante de la génération et du stockage d'information s'est confirmée avec les années (voir figure 1). Ainsi, Eric Schmidt, directeur général de Google, mentionnait durant la conférence Techonomy de 2010 : "Depuis l'aube de l'humanité et jusqu'à l'année 2003, l'Homme a créé 5 Exabytes d'informations ; cette même quantité d'informations est désormais créée tous les deux jours.

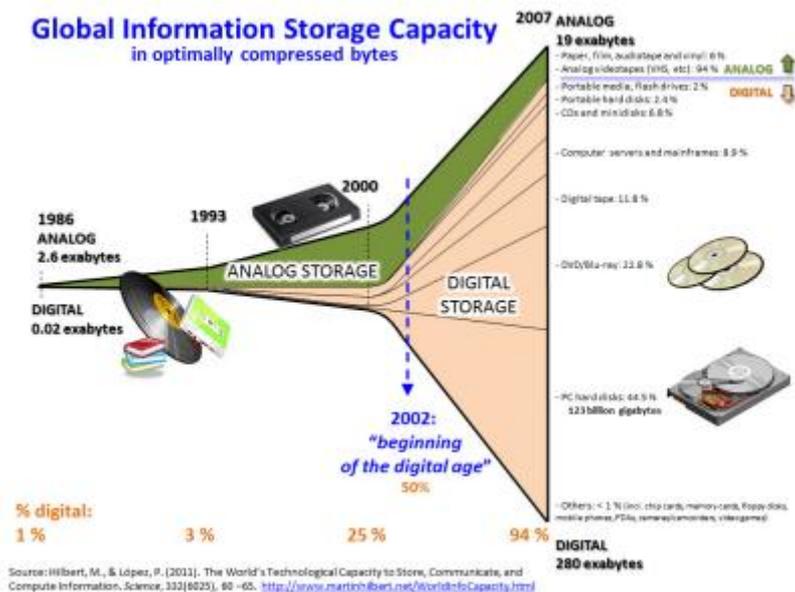


figure I. 1: Évolution du stockage d'information et sa répartition par support entre 1986 et 2007.

Une telle masse d'information pose cependant de nombreux problèmes. Tout d'abord, elle doit pouvoir être stockée, mais surtout traitée. Or, les systèmes de gestions de bases de données classiques sont de moins en moins aptes à répondre à ces problématiques [4]. De même, il est rapidement devenu évident que de telles masses de données ne pouvaient non seulement pas être traitées sur un simple ordinateur, mais pas non plus sur des infrastructures matérielles (machine locale ou serveur unique) et logicielles classiquement utilisées. Les temps de traitement et de parcours deviennent beaucoup trop importants au fur et à mesure que la masse d'information augmente. Ces limites définissent ce qu'on appelle les données massives : un ensemble de données difficile à traiter avec les outils classiques. Cette définition n'impose pas de distinction réelle entre des données non massives et des données massives. En effet, cette limite est variable en fonction de l'infrastructure disponible, de l'évolution du matériel et des algorithmes de traitement, etc...

## 1.2 La sécurisation de ces données

La sécurité est un critère primordial dans notre vie quotidienne dans divers secteurs, et divers utiles. Le contrôle d'accès aux utiles informatiques, opération bancaire, l'e-commerce, ...etc, se base essentiellement sur deux méthodes traditionnelle d'identification, la première basée sur les connaissances a priori de l'utilisateur « knowledge-based » telle que le code PIN (Mot de passe), mais cette technique n'est pas fiable a cent pourcent parce que le mot de passe peut-être oublier par l'utilisateur. La seconde technique est basée sur la possession d'un objet "token-based", tels que les clefs, carte bancaire, badge, etc. les faiblesses de cette technique est que les clefs ou les cartes peuvent être volé ou perdu. En effet le contrôle d'accès par les méthodes traditionnelles d'identification n'est pas fiable et il n'assure pas une haute sécurité. Aujourd'hui des nombreuses recherches ont été développées dans le domaine de la biométrie pour trouver des solutions alternatives aux deux méthodes d'identification précédente, la technique basée sur les caractéristiques biométriques plus puissante et fiable que les autres techniques, L'avantage des caractéristiques biométriques est d'être universelles et unique dans tous les individus et aussi permanente ce qui signifie qu'elles ne varient pas avec le temps. Et son point fort est qu'il est impossible de les volés. L'avantage de l'utilisation des caractéristiques biométrique est de faciliter le mode vie et le mode d'utilisation, ainsi éviter la fraude.

On peut classer les techniques biométriques en trois catégories :

**Analyse morphologique** : la reconnaissance faciale, reconnaissance d'iris, les épreintes digitales

**Analyse biologique** : odeur, groupe sanguin, urine, salive, analyse ADN ...

**Analyse comportementale** : la reconnaissance vocale, dynamique des frappes au clavier (*keystroke-scan*), dynamique des signatures (*signature-scan*)

Chapitre I :

Big Data

## 1- Introduction

Un flux massif de données dans un format structuré, non structuré ou hétérogène a été accumulé en raison de l'augmentation continue du volume et des détails des données saisies par les organisations, telles que les médias sociaux, le gouvernement, l'industrie et la science. Ces quantités massives de données sont produites en raison de la croissance du Web, de l'essor des médias sociaux, de l'utilisation du mobile et de l'Internet des Objets (IoT) par et au sujet des personnes, des choses et de leurs interactions. L'ère du Big Data est arrivée. Le Big Data devient la force la plus influente de la vie quotidienne. Selon les rapports d'IDC, l'univers numérique double de taille tous les 2 ans et atteindra 44 zettaoctets d'ici 2020. Comment stocker d'énormes quantités de données n'est plus le plus gros problème. Mais comment concevoir des solutions pour comprendre cette grande quantité de données est un défi majeur. Les opérations telles que les opérations analytiques, les opérations de traitement et les opérations de récupération sont très difficiles et prennent énormément de temps à cause de cet énorme volume de données. Une solution pour surmonter ces problèmes est l'utilisation de techniques d'exploration de données dans la découverte de connaissances à partir de Big Data. Dans ce chapitre, on va voir et aborder tous qu'est une relation avec le Big data (définition, caractéristique, architectures, plateforme et les domaines d'applications du Big data).

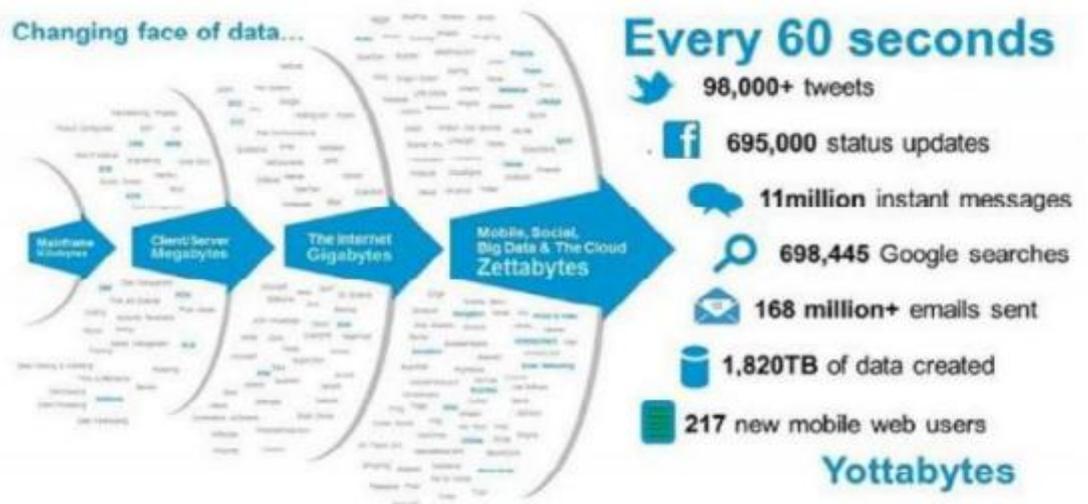


figure 1. 2l'évolution rapide des technologies

## 2- Définition de Big Data

Le terme de Big data (parfois appelées « données massives » en français, mais nous éviterons d'utiliser cette traduction peu réussie) désigne une nouvelle discipline qui se situe au croisement de plusieurs domaines : statistiques, technologie, base de données et métiers (marketing, finance, RH, etc.).

Cette nouvelle discipline a été rendue possible grâce à une puissance technologique qui a rendu possible des choses qui jusque-là n'étaient que théoriques. Ces choses dont on parle ici, sont principalement liées à deux enjeux : le volume des données et leur complexité.

Ainsi, le Big data a pour objectif d'exploiter des volumes de données qui sont en croissance exponentielle et qui deviennent difficiles à travailler avec des outils classiques de gestion de base de données ou de gestion de l'information<sup>4</sup>. Elle a aussi pour objectif de traiter rapidement des données complexes. [5]

Donc, il n'existe pas une définition unique pour le terme Big Data voici quelque terme les plus connus.

### 2.1 LITTERALEMENT

Grosse données ou volume massif de données structurées ou non. On parle aussi de Datamasse par similitude avec la biomasse. [5]

## **2.2 CONCEPTUELLEMENT**

Ce terme vulgarise à la fois la représentation du volume des données mais aussi les infrastructures liées au traitement de ces données.

## **2.3 GENERALEMENT**

L'expression « Big Data » (traduite en français par « mégadonnées » ou « données massives ») désigne la masse hétérogène des données numériques produites par les entreprises et les particuliers dont les caractéristiques (très grand volume, diversité de forme, vitesse de traitement) requièrent des outils d'analyse informatiques spécifiques. [6]

- Le terme «Big Data» désigne un ensemble de données si vaste et complexe qu'il devient difficile de traiter à l'aide d'outils de gestion de base de données en main ou d'applications de traitement de données traditionnelles. [7]

## **3- Les caractéristiques du Big Data**

Plusieurs chercheurs ont caractérisé le Big Data selon la règle 5V qui définissent le concept Big Data et permettent de distinguer les principaux problèmes informatiques à résoudre : [8][9]

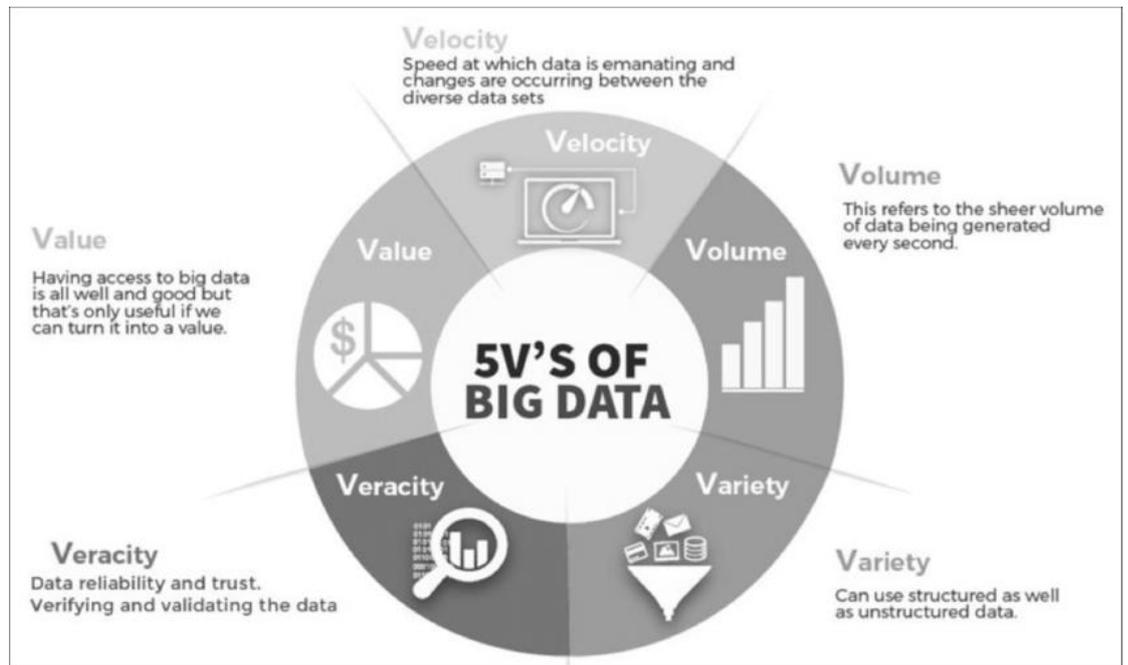


figure I. 3 les 5V du Big Data

### 1\Le Volume

Fait référence aux énormes quantités de données générées chaque seconde. Il suffit de penser à tous les e-mails, tweets, photos, vidéos, les données des capteurs que nous produisons et partageons chaque seconde. Nous ne parlons plus en Téraoctets mais en Zettabytes ou Brontobytes. Sur Facebook seulement, nous envoyons 10 millions de messages par jour, « Likons » 4,5 millions de fois et téléchargeons 350 millions de nouvelles photos chaque jour. Si nous prenons toutes les données qui ont été créées dans le monde la nuit des temps à 2008, la même quantité de données est maintenant générée chaque minute. Ce volume important de données est désormais trop important pour être stocké ou analysé de façon « traditionnelle », c'est-à-dire avec des bases de données. Avec le Big Data, nous pouvons stocker et utiliser ces jeux de données à l'aide de systèmes distribués dans lesquels les différentes parties des données sont stockées dans différents endroits mais rassemblées grâce à un logiciel.

## 2\La Vélacité

Fait référence à la vitesse à laquelle la nouvelle donnée est générée et se déplace. Pensez juste aux messages sur les réseaux sociaux qui deviennent viraux en quelques secondes, les transactions bancaires frauduleuses détectées en quelques minutes ou encore le temps que prennent les logiciels pour analyser les réseaux sociaux et capter les comportements qui déclenchent l'achat, doit des millisecondes ! Le **Big Data** nous permet aujourd'hui d'analyser les données pendant qu'elles sont générées, sans avoir à les analyser dans des bases de données.

## 3\La Variété

Fait référence aux différents types de données que nous pouvons utiliser. Dans le passé, nous nous sommes appuyés principalement sur des données structurées. Le type que nous pouvons mettre en tables et soigneusement organiser, telles que les transactions de vente par client, région, etc. Les données moins structurées, telles que des fichiers texte, des photos, du contenu vidéo, etc. étaient en grande partie ignorées. Aujourd'hui, nous avons la possibilité d'utiliser et d'analyser une grande variété de données, y compris le texte écrit, paroles, même le ton de notre voix, ainsi que des données biométriques, des photographies et du contenu vidéo.

## 4\La Véracité

Fait référence à la fiabilité de la donnée. Avec autant de formes de grosse donnée, la qualité et la précision sont moins vérifiables (regardons les tweets avec les hashtags, les abréviations, les fautes de frappe, le langage familier, la fiabilité et l'exactitude du contenu...). Mais ! Avec le Big Data et l'analytique nous permettent désormais de produire avec ce type de données. Le manque de qualité et d'exactitude résultent souvent des gros volumes.

## 5\La Valeur

C'est le dernier V à prendre en compte quand on parle de Big Data. C'est bien beau d'avoir accès aux grosses données mais encore faut-il les transformer en valeur, sinon c'est inutile ! C'est donc dans ce sens que nous pouvons dire que la Valeur est un V Very important ! Il est aussi primordial que les entreprises évaluent la rentabilité d'une récolte de données. On tombe facilement dans le piège de s'embarquer dans des projets Big Data sans avoir clairement compris et défini les avantages et combien ça nous coûte...

#### 4- Architecture Big Data

Le succès du fonctionnement de la Big data dépend de son architecture, son infrastructure correcte et de son utilité que l'on fait « Data into Information into Value ». L'architecture de la Big data est composée de 4 grandes parties : Intégration, Data Processing & Stockage, Sécurité et Opération comme le montre le schéma ci-dessous: [10]



figure I. 4 architecture Big Data

✓ **Intégration :**

Consiste à charger le volume de données au sein du stockage.

✓ **Stockage de données (Data Storage) :** En gros c'est le stockage du volume de données. Nous avons plusieurs types de stockages de données. Le Big Data s'appuie sur les bases de données NOSQL avec comme variété :

- **Key Value Data Stores:** a donnée est stockée dans une clé, dans ce cas de stockage, le data store ne connaît pas le contenu de la clé mais effectue des opérations sur la valeur de la clé, donc sur la clé en elle-même. Nous avons plusieurs types de Key value disponible tel que : Redis, Riak, Amazon S3 and Dynamo DB.

- **Document Data stores** : C'est un stockage de document pour les documents semi-structuré. Les documents sont identifiés par une Clé unique. Exemple : Le titre d'un fichier PDF. Les différents types de document data stores sont les suivantes : Mongo DB, Terra store et Raven DB.

- **Column Family Data Stores** : Stockage de données sous forme tabulaire. Nous avons plusieurs types de Column Family comme Cassandra, HBase et Hypertable.

- **Graph data** : C'est un type de stockage de données orienté graphe sa particularité est l'exploitation des données de ce type. Chaque entité est accessible via un pointeur. Les types de graphes disponibles sont Neo4j, OrientDB, FlockDB.

- ✓ **Manipulation de données (Data Processing)** : Il s'agit de la manipulation et du traitement de données appelé Map Reduce.
- ✓ **Sécurité** : Sert à autorisation, l'authentification et la protection des données.
- ✓ **Opérations** : Pour la gestion, le monitoring et les taches planifiés

## 5- Les domaines d'application du Big Data

Une grande partie des cas d'usage du Big Data existaient déjà avant son émergence. Les nouvelles techniques permettent cependant d'aller plus vite et de traiter plus de données. La plupart des contextes d'utilisations actuelles du Big Data se résume en quelques termes : [11]

- Pressentir la naissance d'une tendance.
- Prédire l'évolution d'un phénomène.
- Repérer des corrélations pour optimiser une stratégie.
- Faire des contrôles pour découvrir une fraude.
- Organiser une communication virale.
- Mieux cibler.

Voici quelques domaines applications du Big Data :

- **Marketing** : Est un client pour le Big Data que ce soit pour de l'analyse prédictive ou de l'analyse de sentiment, que l'on peut définir rapidement pour

l'interprétation automatisée de l'opinion exprimée d'un individu. Ce jugement peut-être caractérisé par une polarité (positive, neutre, un mélange des deux) et une intensité.

• **Protection de la population et prévention** : En effet de nombreux moyens ont mis en œuvre par les états au nom de la défense du territoire et de la protection des citoyens contre toute menace ou attaque ; de ce fait des milliards de données non structurées sont ainsi collectées sous forme d'images, d'enregistrement audio ou vidéo. Etc. qu'il faut pouvoir stocker, trier en fonction de la pertinence et analyser afin d'en ressortir des informations critique.

• **Les médias numériques** : Le ciblage publicitaire et l'analyse des sites web au plus détailler le numérique grâce au Big Data et la démocratisation d'internet, il est possible de créer une campagne de publicité ciblée. En effet, sur Google et Facebook, on peut cibler une personne en particulier, et ce en fonction de ces préférences et de sa situation géographique.

• **La santé** : Le Big Data permet à la science de réaliser des avancées importantes. En effet, dans le domaine de la santé, les technologies du Big Data permettent des évolutions impressionnantes dans l'analyse du génome humain, on passe de dix ans et de 2.3 milliards d'euros pour la réalisation du premier séquençage humain complet, à quelques jours et 760 euros. Ces avancées ont permis de mieux comprendre le développement de pathologies, d'améliorer les protocoles de soins et les mesures de prévention.

De plus les analyses des recherches des internautes sur Google ont permis de prévenir des maladies ou des épidémies, ou même d'améliorer des traitements. Par exemple : l'utilisation du Big Data pour aider les patients atteints d'un cancer du sang.

• Les marchés financiers : L'analyse des transactions pour la gestion des risques et la gestion des fraudes. Ainsi que pour l'analyse des clients.

• Les services publics : L'analyse des compteurs (gaz, électricité, etc..) et la gestion des équipements.

## **Conclusion**

Les données devenant de plus en plus volumineuse et complexe, nos bases de données traditionnelles sont limitées face à l'analyse et au traitement de ces données. Dans un souci de gain de temps, de nouvelle technologie sont venu pour soulager les entreprises génératrices d'un grand nombre de données. l'analyse de Big Data est sans aucun doute vouée à gagner une importance, certains parlent même de révolution.

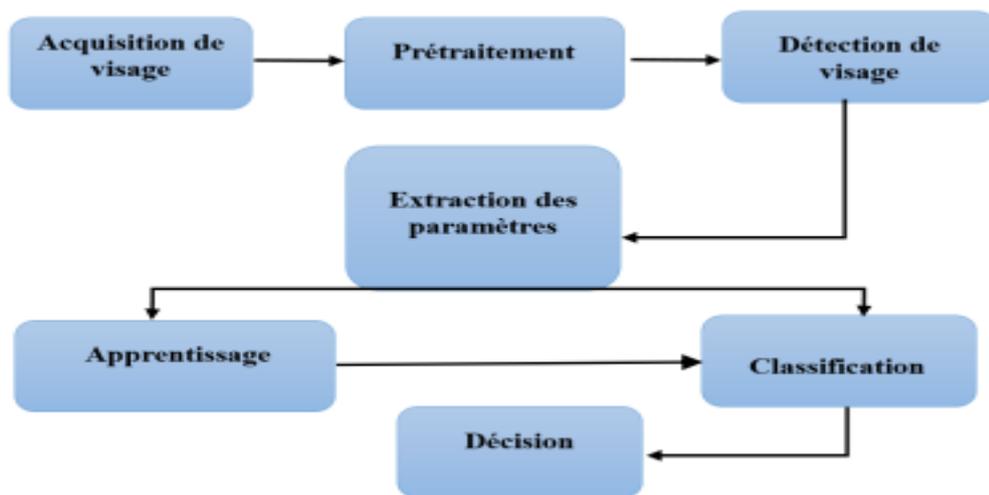
D'un autre côté, l'analyse des données massives comporte des risques liés au respect de la vie privée, à la confidentialité, au libre-arbitre, auxquels il convient de réfléchir dès maintenant.

Chapitre II :  
La détection  
et la  
reconnaissance  
faciale

## I \ La détection faciale

### 2. Introduction

L'intelligence artificielle permet d'améliorer la vie des humains par les progrès dans la technologie de l'ordinateur, la vision par ordinateur sert à reproduire la vision humaine, en effet le développement actuel de la vision par ordinateur se dirige et vise vers des domaines plus généraux d'apprentissage tel que la reconnaissance et la détection.



**figure II. 1 Représentation d'un système de reconnaissance faciale**

Le visage est une structure 3D qui possède une configuration « externe » qui représente le contour de la face modelé par les saillies osseuses et souligné par les cheveux où s'inscrit une configuration « interne » formée par l'assemblage des traits, plus des autres caractéristiques tel que la couleur de la peau et la texture, etc. La première étape dans un système de reconnaissance faciale est la détection de visage, dans cette phase le système doit localiser et isoler les différents visages dans l'image ou la séquence de vidéo par l'application de la segmentation, l'extraction et la vérification, les grands problèmes de cette phase c'est le fond encombrer et complexe, la luminance, la position de visage (l'orientation), et la distance de caméra.

Les points faciaux comprennent les points faciaux remarquables, tels que le centre des yeux, la pointe de l'agitation ou les bords de la bouche. En plusieurs exemplaires les applications de visualisation, la reconnaissance des visages, la

confrontation, l'embellissement, l'estimation du nombre de têtes présentes et l'âge de l'animation sont principal enjeu dans le domaine programmé des repères faciaux. La question est particulièrement troublante lorsque l'on considère les des visages ou des visages à l'allure exceptionnelle. En effet, les variétés de la posture ou l'apparence provoque des déformations non linéaires qui sont difficiles à gérer dans les états de face. Il s'agit donc toujours d'une entreprise de test pour des limites fortes et précises dans les applications réelles.[ 10]

### **3. Pourquoi la détection de visage ?**

La détection de visage est une étape indispensable et importante dans les systèmes de reconnaissance faciale et ce dernier ne pourra pas être automatique s'il n'a pas été passé par une étape de détection efficace, L'étape de détection commence par une capture de la scène contenant un visage puis extrait le visage à partir de l'image capturée par l'une des méthodes de détection afin de garder une région qui contient les composant du visage (les yeux, le nez, la bouche,...) qui sera par la suite affinée par une procédure de prétraitement.

### **4. Évolution de la détection de visage**

La première recherche dans le domaine de la détection de visage était en 1972 par l'utilisation de technique heuristique et anthropométrique simple [1]. Mais ces techniques étaient très faibles à cause de l'arriéré plan et la position du visage, une simple variation d'éclairage ou de la position frontale du visage entraine un ajustement total du système, Malgré ces problèmes, l'évolution et la recherche se poursuivent jusqu'aux années 1990 où les systèmes de détection et de reconnaissance faciale commencent à voir un succès, beaucoup des recherches ont été fait dans le domaine de détection de visage et des nombreux algorithmes de segmentation ont été présentées par utilisation de la couleur et les information générale pour la détection. Dans les environnements complexes ils ont utilisé des algorithmes statistiques et les réseaux de neurones. En effet le concept d'extraction des traits a été avancé par des nombreuses recherches telles que le contour actif et les modèles déformables afin de localiser et extraire les traits faciaux [2].

## **5. Défis de la détection de visage**

Avec la diversité des types et des sources d'images, la couleur de la peau humaine peut varier considérablement, ce qui rend la détection précise de la peau difficile. Les défis associés à la détection de la peau peuvent être attribués aux facteurs suivants :

**4.1. Variations de l'éclairage** : la variation de l'éclairage est un problème très important qui dégrade les performances de la segmentation. Le changement dans la répartition de la source lumineuse ou dans le niveau d'éclairage provoque un changement de la couleur de la peau [5].

**4.2. Différents groupes ethniques** : L'apparence de la couleur de la peau varie d'une personne à l'autre en raison des différences physiques entre les groupes raciaux humains.

**4.3. Conditions d'imagerie** : Lorsque l'image est formée, des facteurs tels que les caractéristiques de l'appareil photo (réponse du capteur, objectifs) affectent l'apparence de la peau. En général, différentes caméras couleur ne produisent pas nécessairement les mêmes apparences de couleur pour la même scène dans les mêmes conditions d'imagerie [6].

**4.4. Montage et reproduction d'images** : Certaines images ont déjà été capturées à l'aide de filtres couleur. Cela rend encore plus difficile le traitement des informations de couleur.

**4.5. Maquillage** : Affecte l'apparence de la couleur de la peau. [7]

**4.6. Vieillessement (Age)** : La peau humaine varie d'une peau fraîche et élastique à une peau sèche rugueuse avec des rides.

**4.7. Fond complexe** : Un autre défi provient du fait que de nombreux objets dans le monde réel ont une couleur semblable à celle de la peau. La diversité

des arrièreplans est pratiquement illimitée. Cela provoque la détection de fausses détections par le détecteur de peau. [7]

## **5. Les Approches de détection de visage**

### **5.1 Google FceNet :**

Malgré les progrès significatifs réalisés récemment dans le domaine de la reconnaissance des visages, la mise en œuvre efficace de la vérification et de la reconnaissance des visages à l'échelle pose de sérieux défis aux approches actuelles. Dans cette partie, nous présentons un système, appelé FaceNet, qui apprend directement une cartographie à partir d'images de visages vers un espace euclidien compact où les distances correspondent directement à une mesure de la similarité des visages. Une fois cet espace produit, des tâches telles que la reconnaissance, la vérification et le regroupement des visages peuvent être facilement mises en œuvre à l'aide de techniques standard, avec des encastresments FaceNet comme vecteurs de caractéristiques.

La méthode utilise un réseau convolutionnel profond formé pour optimiser directement l'incorporation elle-même, plutôt qu'une couche intermédiaire de goulot d'étranglement comme dans les approches d'apprentissage approfondi précédentes. Pour la formation, elle utilise des triplets de patchs de visages grossièrement alignés, correspondants ou non, générés à l'aide d'une nouvelle méthode d'extraction de triplets en ligne. L'avantage de cette approche est une efficacité représentationnelle beaucoup plus grande : elle obtient des performances de pointe en matière de reconnaissance des visages en utilisant seulement 128 octets par visage.

Sur l'ensemble de données largement utilisé "Labeled Faces in the Wild" (LFW), le système atteint une précision record de 99,63 %. Sur YouTube Faces DB, il atteint 95,12 %. Ce système réduit le taux d'erreur par rapport au meilleur résultat publié de 30 % sur les deux ensembles de données.

Introduisent également le concept d'encastremements harmoniques et de perte de triplet harmonique, qui décrivent différentes versions d'encastremements de visages (produites par différents réseaux) qui sont compatibles entre elles et permettent une comparaison directe entre elles.

## **5.2 Open CV (Computer Vision)**

Est une bibliothèque graphique libre, initialement développée par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. La société de robotique Willow Garage et la société ItSeez se sont succédé au support de cette bibliothèque. Depuis 2016 et le rachat de ItSeez par Intel, le support est de nouveau assuré par Intel.

La bibliothèque OpenCV met à disposition de nombreuses fonctionnalités très diversifiées permettant de créer des programmes en partant des données brutes pour aller jusqu'à la création d'interfaces graphiques basiques.

Cette bibliothèque s'est imposée comme un standard dans le domaine de la recherche parce qu'elle propose un nombre important d'outils issus de l'état de l'art en vision des ordinateurs tels que :

- lecture, écriture et affichage d'une image ; lecture, écriture et affichage d'une vidéo (depuis un fichier ou une caméra)
- détection de droites, de segment et de cercles par Transformée de Hough
- détection de visages par la méthode de Viola et Jones
- cascade de classifieurs boostés
- détection de mouvement, historique du mouvement
- poursuite d'objets par mean-shift ou Camshift
- détection de points d'intérêts
- calcul de l'histogramme des niveaux de gris ou d'histogrammes couleurs ;
- lissage, filtrage ;

- seuillage d'image (méthode d'Otsu, seuillage adaptatif)
- segmentation (composantes connexes, GrabCut) ;
- morphologie mathématique.

### 5.3 Mise en œuvre de CNN (Convolution neural network) avec TensorFlow

formé sur l'ensemble de DATASET CelebA (l'approche utilisée) :

#### A\ConvNet/CNN:

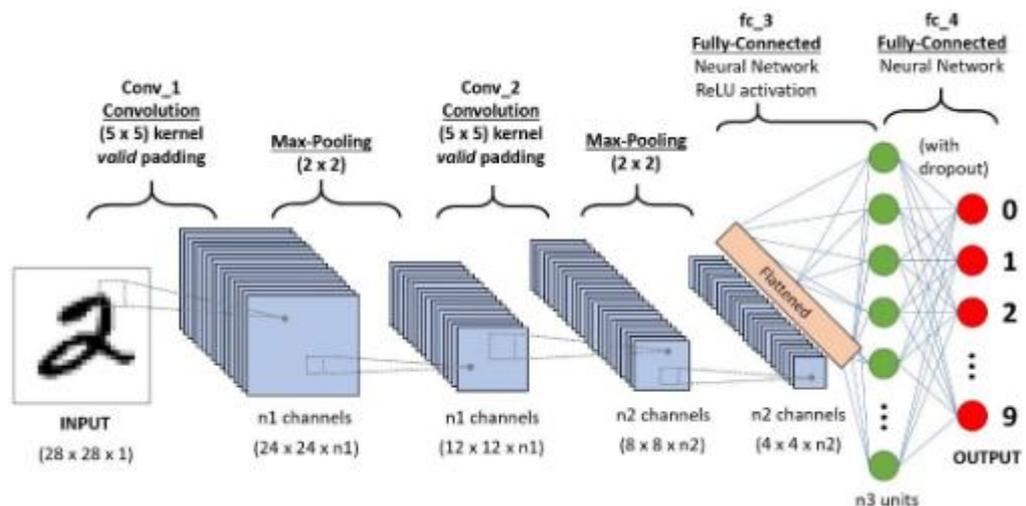


figure II. 2 Une séquence CNN pour classer les chiffres manuscrits

Convolutional Neural Network (ConvNet/CNN) est un algorithme d'apprentissage profond (Deep Learning) qui peut prendre en compte une image d'entrée, attribuer de l'importance (poids et biais apprenables) à divers aspects/objets de l'image et être capable de les différencier les uns des autres. Le prétraitement requis dans un ConvNet est beaucoup moins important que pour les autres algorithmes de classification. Alors que dans les méthodes primitives, les filtres sont conçus à la main, avec une formation suffisante, les ConvNets ont la capacité d'apprendre ces filtres/caractéristiques.

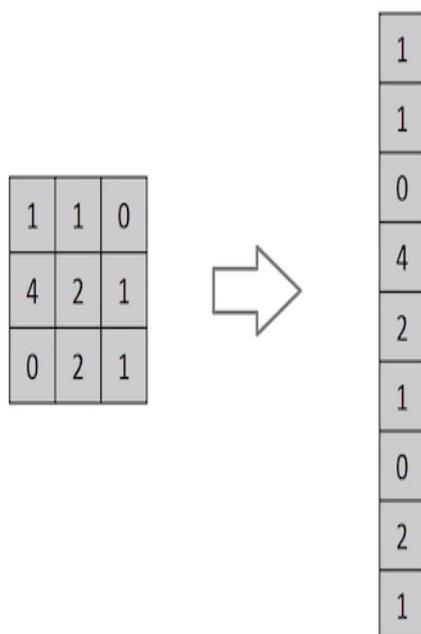
L'architecture d'un ConvNet est analogue à celle du schéma de connectivité des neurones dans le cerveau humain et s'inspire de l'organisation du cortex visuel. Les neurones individuels ne répondent aux stimuli que dans une région restreinte du champ

visuel appelée champ de réception. Un ensemble de ces champs se chevauchent pour couvrir la totalité de la zone visuelle.

En savoir plus :

Une image n'est rien d'autre qu'une matrice de valeurs de pixels, n'est-ce pas ? Alors pourquoi ne pas simplement aplatir l'image (par exemple, une matrice d'image 3x3 en un vecteur 9x1) et l'envoyer à un Perceptron multi-niveaux à des fins de classification ? Euh... pas vraiment.

Dans le cas d'images binaires extrêmement basiques, la méthode pourrait montrer un score de précision moyen tout en effectuant la prédiction des classes, mais n'aurait que peu ou pas de précision lorsqu'il s'agit d'images complexes ayant des dépendances de pixels tout au long.



**figure II. 3 Aplatissage d'une matrice d'image 3x3 en un vecteur 9x1**

Un ConvNet est capable de capturer avec succès les dépendances spatiales et temporelles dans une image grâce à l'application de filtres pertinents. L'architecture s'adapte mieux à l'ensemble des données de l'image grâce à la réduction du nombre de paramètres impliqués et à la réutilisation des poids. En d'autres termes, le réseau peut être formé pour mieux comprendre la sophistication de l'image.

### Image d'entrée

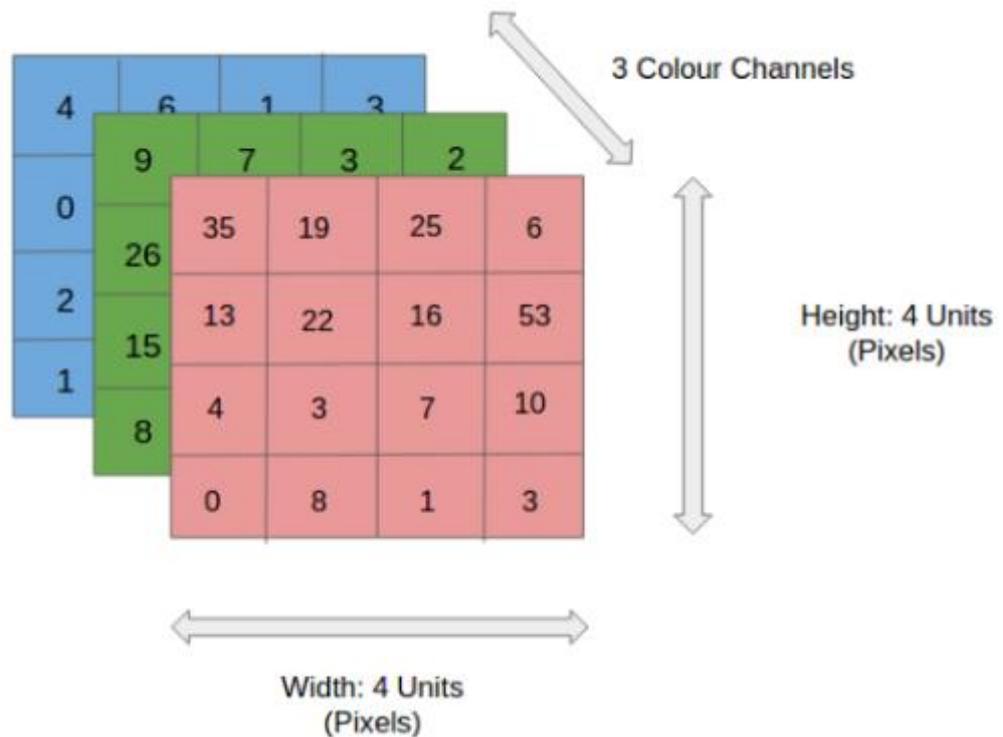


figure II. 4 Image RVB 4x4x3

Dans la figure, nous avons une image RGB qui a été séparée par ses trois plans de couleur - Rouge, Vert et Bleu. Il existe un certain nombre de ces espaces de couleur dans lesquels les images existent - Niveaux de gris, RGB, HSV, CMYK, etc.

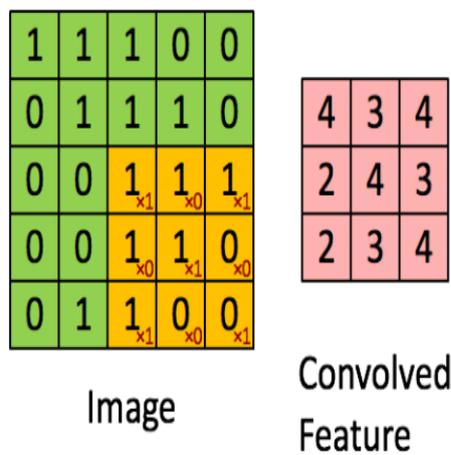
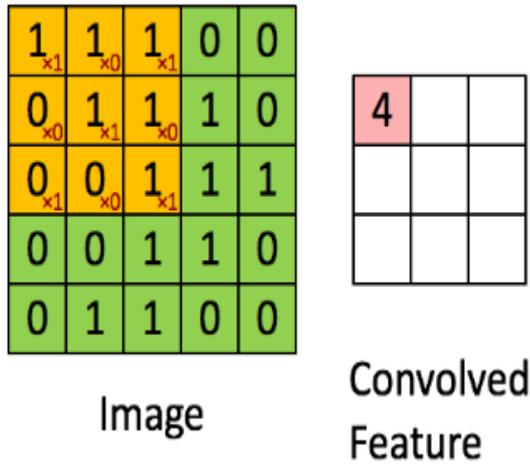
Vous pouvez imaginer l'intensité des calculs une fois que les images atteignent des dimensions, disons 8K (7680×4320). Le rôle du ConvNet est de réduire les images en une forme plus facile à traiter, sans perdre les caractéristiques qui sont essentielles pour obtenir une bonne prédiction. Ceci est important lorsque nous devons concevoir une architecture qui est non seulement bonne pour

apprendre les caractéristiques mais qui est également extensible à des ensembles de données massifs.

### **La couche de convolution – kernel**

Dimensions de l'image = 5 (hauteur) x 5 (largeur) x 1 (nombre de canaux, par exemple RGB)

Dans la démonstration ci-dessus, la section verte ressemble à notre image d'entrée 5x5x1, I. L'élément impliqué dans la réalisation de l'opération de convolution dans la première partie d'une couche convolutionnelle est appelé le noyau/filtre, K, représenté dans la couleur jaune. Nous avons choisi K comme matrice 3x3x1.



**figure II. 5 Convolution d'une image 5x5x1 avec un noyau 3x3x1 pour obtenir une caractéristique convoluée 3x3x1**

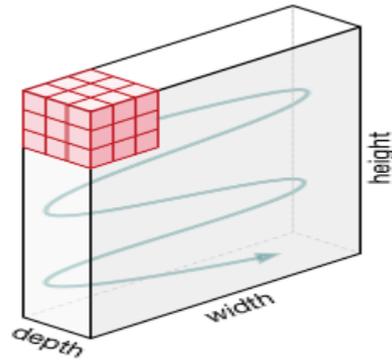
Kernel/Filter, K =

```

1  0  1
0  1  0
1  0  1

```

Le noyau se décale 9 fois en raison de la longueur d'impulsion = 1 (non décalée), chaque fois qu'il effectue une opération de multiplication matricielle entre K et la partie P de l'image sur laquelle le noyau plane.



**figure II. 6** Mouvement du Kernel

Le filtre se déplace vers la droite avec une certaine valeur de déplacement jusqu'à ce qu'il analyse la largeur complète. Ensuite, il descend jusqu'au début (à gauche) de l'image avec la même valeur de déplacement et répète le processus jusqu'à ce que l'image soit entièrement parcourue.

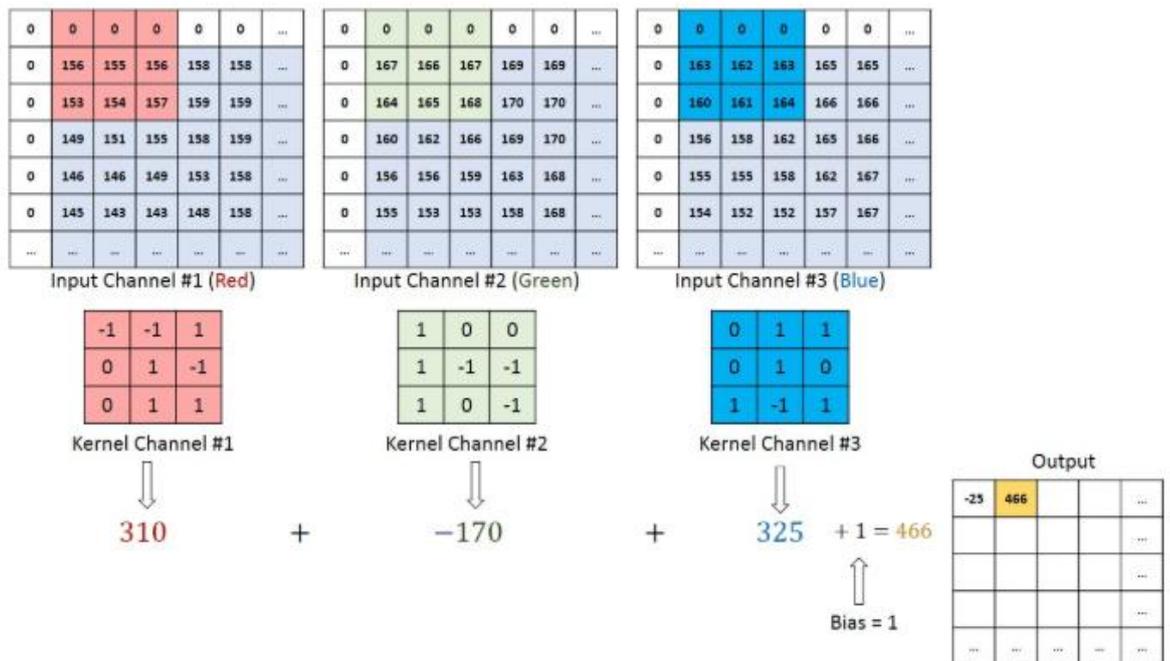
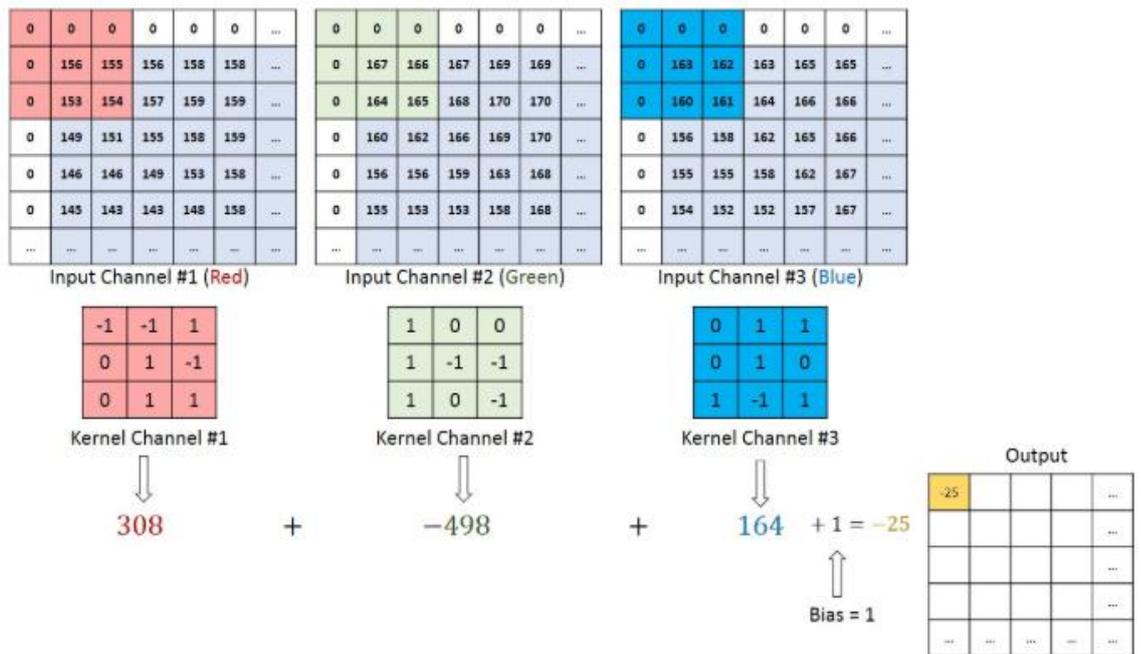
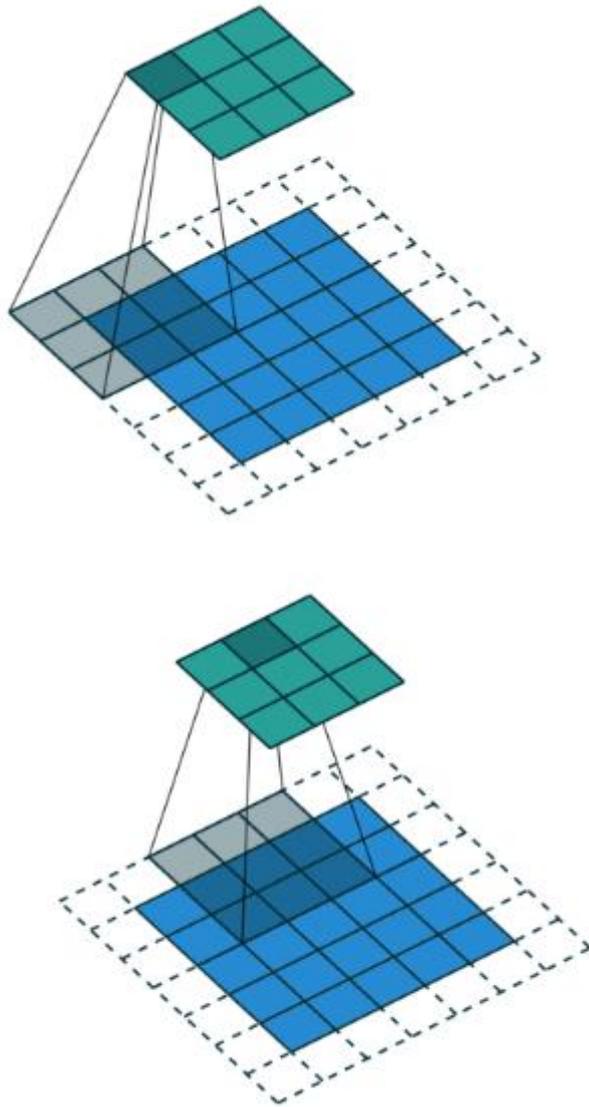


figure II. 7 Opération de convolution sur une matrice d'image MxNx3 avec un noyau 3x3x3

Dans le cas d'images à canaux multiples (par exemple RVB), le noyau a la même profondeur que celle de l'image d'entrée. La multiplication matricielle est effectuée entre  $K_n$  et  $I_n$  stack ( $[K_1, I_1]$  ;  $[K_2, I_2]$  ;  $[K_3, I_3]$ ) et tous les résultats

sont additionnés avec le biais pour nous donner une sortie de caractéristiques convolutives à canal écrasé d'une profondeur.

L'objectif de l'opération de convolution est d'extraire les caractéristiques de haut niveau, telles que les bords, de l'image d'entrée. Les ConvNets ne doivent pas être limités à une seule couche convolutionnelle. Par convention, la première couche convolutionnelle est chargée de capturer les caractéristiques de bas niveau telles que les bords, la couleur, l'orientation du dégradé, etc. Avec des couches supplémentaires, l'architecture s'adapte également aux caractéristiques de haut niveau, ce qui nous donne un réseau qui comprend les images de l'ensemble de données, comme nous le ferions.

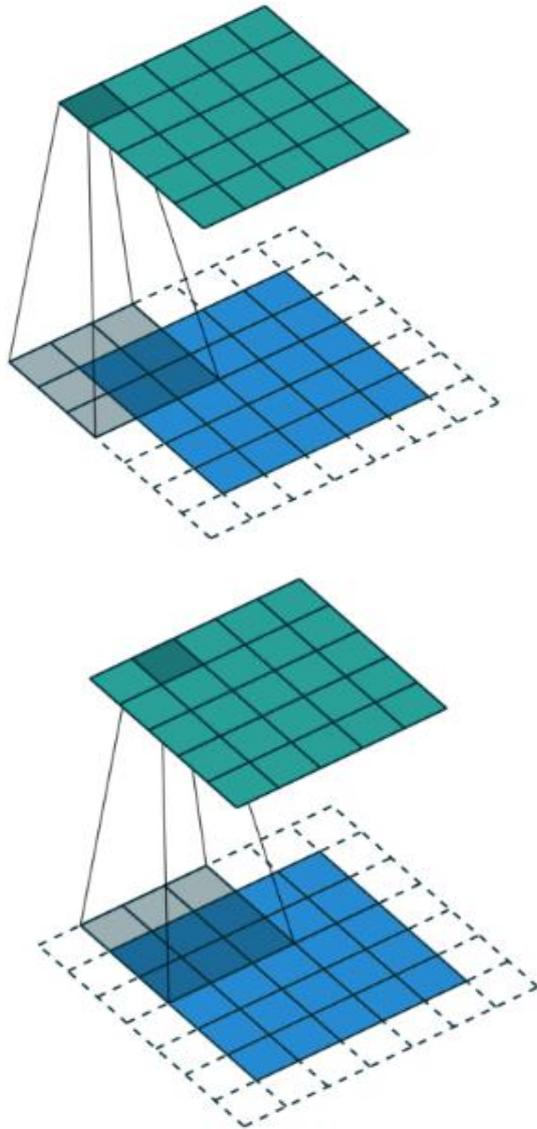


**figure II. 8 Opération de convolution avec longueur de course = 2**

Il y a deux types de résultats à l'opération - l'un dans lequel la dimensionnalité de la caractéristique convolutive est réduite par rapport à l'entrée, et l'autre dans lequel la dimensionnalité est soit augmentée soit reste la même. Pour ce faire, on applique un rembourrage valide dans le premier cas ou un rembourrage identique dans le second.

Lorsque nous augmentons l'image 5x5x1 en une image 6x6x1 et que nous appliquons ensuite le noyau 3x3x1 par-dessus, nous constatons que la matrice convoluée se révèle être de dimensions 5x5x1, d'où le nom - Same Padding.

En revanche, si nous effectuons la même opération sans rembourrage, nous obtenons une matrice qui a les dimensions du noyau (3x3x1) lui-même - Valid Padding.

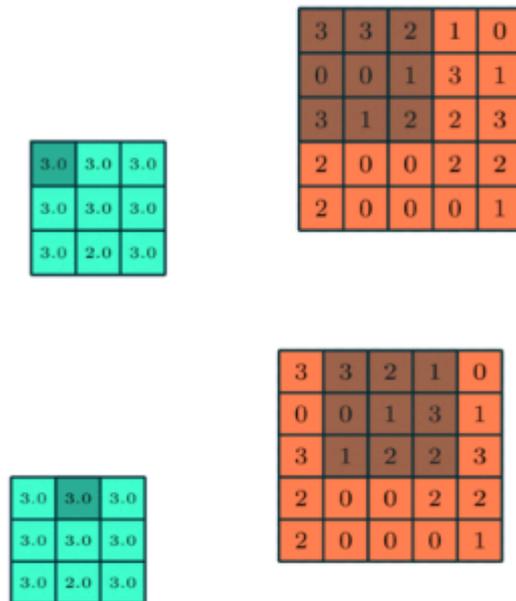


**figure II. 9 MÊME rembourrage : L'image 5x5x1 est rembourrée avec des 0 pour créer une image 6x6x1**

### **Mise en commun des couches (Pooling layer)**

Tout comme la couche convolutive, la couche de mise en commun est responsable de la réduction de la taille spatiale de la caractéristique convolutive. Cela permet de réduire la puissance de calcul requise pour traiter

les données par la réduction de la dimension. De plus, elle est utile pour extraire les caractéristiques dominantes qui sont invariantes en rotation et en position, maintenant ainsi le processus de formation efficace du modèle.



**figure II. 10 3x3 mise en commun sur 5x5 convolved feature**

Il existe deux types de Pooling : Pooling maximal et Pooling moyen. Le Max Pooling renvoie la valeur maximale de la partie de l'image couverte par le noyau. D'autre part, la mise en commun moyenne renvoie la moyenne de toutes les valeurs de la partie de l'image couverte par le noyau.

Max Pooling fonctionne également comme un supprimeur de bruit. Il élimine complètement les activations bruyantes et effectue également un débruitage ainsi qu'une réduction de la dimensionnalité. D'autre part, Average Pooling effectue simplement une réduction de la dimensionnalité comme mécanisme de suppression du bruit. On peut donc dire que le Max Pooling est beaucoup plus performant que le Average Pooling.

La couche convolutionnelle et la couche de mise en commun forment ensemble la i-ème couche d'un réseau neuronal convolutionnel. En fonction de la complexité des images, le nombre de ces couches peut être augmenté pour capturer encore plus de détails de bas niveau, mais au prix d'une plus grande puissance de calcul.

Après avoir suivi le processus ci-dessus, nous avons réussi à permettre au modèle de comprendre les caractéristiques. Ensuite, nous allons aplatir le résultat final et l'envoyer à un réseau neuronal ordinaire à des fins de classification.

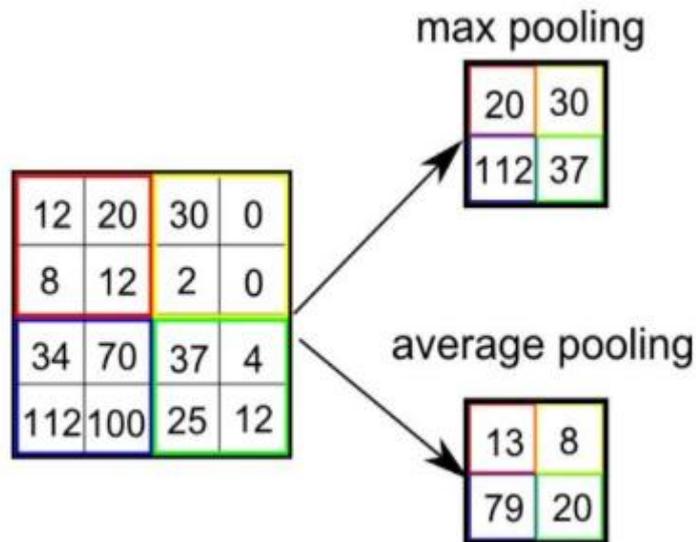


figure II. 11types de pooling

### Classification - couche entièrement connectée (FC Layer)

L'ajout d'une couche entièrement connectée est un moyen (généralement) peu coûteux d'apprendre des combinaisons non linéaires des caractéristiques de haut niveau telles que représentées par la sortie de la couche convolutionnelle. La couche entièrement connectée apprend une fonction éventuellement non linéaire dans cet espace.

Maintenant que nous avons converti notre image d'entrée en une forme appropriée pour notre Perceptron multi-niveaux, nous allons aplatir l'image en un vecteur colonne. La sortie aplatie est transmise à un réseau de neurones de feed-forward et une rétropropagation est appliquée à chaque itération de l'apprentissage. Sur une série d'époques, le modèle est capable de distinguer les éléments dominants et certains éléments de bas niveau dans les images et de les classer en utilisant la technique de classification Softmax.

Il existe différentes architectures de réseaux de centres de formation qui ont joué un rôle clé dans la construction d'algorithmes qui alimentent et

alimenteront l'IA dans son ensemble dans un avenir prévisible. Certaines d'entre elles sont énumérées ci-dessous :

LeNet

AlexNet

VGGNet

GoogLeNet

ResNet

ZFNet [12]

### **B\ CelebFaces Attributes Dataset (CelebA)**

CelebFaces Attributes Dataset (CelebA) est un ensemble de données à grande échelle sur les attributs des visages avec plus de 200K images de célébrités, chacune avec 40 annotations d'attributs. Les images de cet ensemble de données couvrent de grandes variations de poses et d'encombres de fond. CelebA présente une grande diversité, de grandes quantités et de riches annotations, notamment

10.177 nombre d'identités,

202 599 nombre d'images de visages, et

5 points de repère, 40 annotations d'attributs binaires par image.

L'ensemble de données peut être utilisé comme ensemble de formation et de test pour les tâches de vision par ordinateur suivantes : reconnaissance des attributs du visage, détection du visage, localisation de points de repère (ou de parties du visage), et édition et synthèse du visage

Exemples d'images :



[13]

## **II\ La reconnaissance**

### **1. Introduction**

Le système de la reconnaissance faciale est devenu un besoin très demandé parce que c'est un système qui assure la sécurité et la protection des individus, un système de sécurité basé sur la reconnaissance de visage est fiable par rapport aux autres systèmes qui nécessitent un code PIN ou d'autres techniques d'accès qui peuvent être volées ou pirater facilement ; car il se base sur un compensant principale d'identification chez l'être humain qui est le visage, en revanche la reconnaissance faciale assure pour les individus que personne ne peut accéder à leur compte, de plus ce sont des systèmes très facile à utiliser.

La reconnaissance c'est l'étape qui suit l'étape de détection de visage afin d'identifier les personnes. Plusieurs approches ont été développées afin d'améliorer les systèmes de la reconnaissance des formes qui sont subdivisées en trois grandes approches : globales, locales et hybrides.

### **2. Définition de la reconnaissance faciale**

La reconnaissance de visage est un domaine de la vision par ordinateur consistant à identifier automatiquement des personnes à partir de son visage, C'est un sujet particulièrement étudié en vision par ordinateur, avec de très nombreuses publications et brevets, et des conférences spécialisées.

### **3. Les Défis de la reconnaissance faciale**

La reconnaissance des visages définit un nombre considérable de problèmes complexes et qui ne peuvent être évitées, et qui affectent négativement sur le résultat final. Andrew W. Senior et al [81] a catégorisé les problèmes de la reconnaissance automatique du visage en trois catégories, ce sont :

**3.1. Changements physique** : le changement des expressions faciales, vieillissement, l'apparence personnelle (maquillage, des lunettes, coiffure, déguisement...).

**3.2. Changements de géométrie d'acquisition** : changement d'échelle, localisation et la rotation du visage.

**3.3. Changements d'éclairage** : la variation de l'éclairage, les variations de la caméra, caractéristiques du canal (spécialement dans la l'image compresseur).

#### **4. Les applications de la reconnaissance du visage**

La reconnaissance faciale est utilisée pour des tâches principales :

1. Vérification (one-to-one matching) : Lorsqu'il est présenté avec une image du visage d'un individu inconnu avec une revendication d'identité, vérifier si l'individu est qui il / elle prétend être.
2. Identification (one-to-many matching) : Étant donné d'une image de l'individu inconnu, déterminer l'identité de cette personne en comparant, cette image Avec une base de données des images d'individus connus.
3. Sécurité (contrôle d'accès aux bâtiments, aéroports / ports maritimes ATM machines et des postes de contrôle aux frontières ,ordinateur/ la sécurité du réseau ,authentification des courriers électroniques sur le multimédia postes de travail).
4. Surveillance (un grand nombre de caméras de surveillance peut être contrôlé pour trouver des criminels connus et les autorités peuvent être notifiés lorsque l'on se trouve) [2].

**5 .Les méthodes de classification** : Les méthodes de classification ont pour objectif de parvenir à définir une partition des individus en un nombre restreint de classes homogènes, permettant une typologie des individus considérés. Les classes sont obtenues à l'aide d'algorithmes formalisés et elles doivent décrire des types de comportements .Il s'agit en d'autres termes de faire apparaître des profils – types. Les données se présentent sous la forme d'un tableau de n individus caractériser par k variables.

**5.1Méthode d'apprentissage supervisé** **L'apprentissage supervisé** : est une technique d'apprentissage automatique ou l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples (en général des cas déjà traités et validés). Parmi les méthodes d'apprentissage supervisé on trouve :

- Méthode des k plus proches voisins.
- Arbre de décision.
- Machine à vecteurs de support.
- Réseau de neurones.
- Classification naïve bayésienne.

**5.2Méthode d'apprentissage non supervisé** : L'apprentissage non-supervisé : vise à caractériser la distribution des données, et les relations entre les variables, sans discriminer entre les variables observées et les variables à prédire. Les formes principales d'apprentissage non-supervisé sont les suivantes : — L'estimation de fonction de densité ou de fonction de probabilité. C'est la forme la plus générale d'apprentissage non-supervisé.

- La découverte de classes naturelles, ou clustering (e.g., l'algorithme Kmoyennes), qui cherche à découvrir les modes principaux de la distribution,

les "prototypes", les catégories principales, etc... Cela donne une forme de réduction de dimensionnalité qui associe un entier à chaque exemple.

- L'apprentissage de variétés de faible dimension [1].

## **6 La méthode des k plus proches voisins :**

Le datamining emploie des techniques et des algorithmes issus de disciplines scientifiques diverses telles que les statistiques, l'intelligence artificielle ou

l'informatique, pour construire des modèles à partir des données. Parmi les techniques utilisées, il y a la méthode de k plus proche voisin [3].

### **6.1 Définition de la méthode KNN**

La méthode des k plus proches voisins est une méthode de d'apprentissage supervisé. Dédiée à la classification. En abrégé k-NN ou KNN, en anglais k-Nearest Neighbor [3].

### **6.2 Algorithme KNN**

C'est une approche très simple et directe. Elle ne nécessite pas d'apprentissage mais simplement le stockage des données d'apprentissage. L'algorithme KNN figure parmi les plus simples algorithmes d'apprentissage artificiel. L'objectif de l'algorithme est de classer les exemples non étiquetés sur la base de leur similarité avec les exemples de la base d'apprentissage [7].

### **6.3 Principe de fonctionnement et algorithme :**

Le principe de cet algorithme de classification est très simple. On lui fournit :

- un ensemble de données d'apprentissage D
- une fonction de distance d

- et un entier  $k$
- Pour tout nouveau point de test  $x$ , pour lequel il doit prendre une décision,

l'algorithme recherche dans  $D$  les  $k$  points les plus proches de  $x$  au sens de la distance  $d$ , et attribue  $x$  à la classe qui est la plus fréquente parmi ces  $k$  voisins [7].

- Soit  $D = \{(x, c) \mid x \in \mathbb{R}^v, c \in C\}$  l'ensemble d'apprentissage.
- Soit  $x$  l'exemple dont on souhaite déterminer la classe.

---

#### Algorithme 1 KNN

---

**function** KNN ▷

**pour** chaque  $((x', c) \in D)$  **faire**

    Calculer la distance  $dist(x, x')$

**fin pour**

**pour** chaque  $\{x' \in kppv(x)\}$  **faire**

    compter le nombre d'occurrence de chaque classe

**fin pour**

  Attribuer à  $x$  la classe la plus fréquente ;

**fin function**

---

#### 6.4 Mesure de distance :

**La distance Euclidienne** : qui calcule la racine carrée de la somme des différences carrées entre les coordonnées de deux points [3] .

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

**La distance de Manhattan** : qui calcule la somme des valeurs absolues des différences entre les coordonnées de deux points .

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

**La distance de Minkowski** : qui est une métrique de distance générale.

$$d(x, y) = \sqrt[q]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^q}$$

La distance utilisée	Résultat de calcul	matching
La distance Euclidienne	<2,8	bien correspondre
la distance de Minkowski	<2.8	bien correspondre
La distance de Manhattan	<3	erreur

**Tableau II. 1 Les résultats des distances après une comparaison entre les vecteurs « feature vector et vecteur d'image stocké »**

**6.5 Les applications de la méthode KNN** : L'algorithme KNN est utilisé dans nombreux domaines :

- La reconnaissance de formes.
- Analyse d'image satellite.
- Marketing ciblé [7] .

**6.6 Les avantages et les inconvénients :**

### **6.6.1 Les avantages [7]**

- Apprentissage rapide .
- Méthode facile à comprendre .
- Adapté aux domaines où chaque classe est représentée par plusieurs prototypes et où les frontières sont irrégulières (ex. Reconnaissance de chiffre manuscrits ou d'images satellites).

### **6.6.2 Les inconvénients [7]**

- prédiction lente car il faut revoir tous les exemples à chaque fois.
- méthode gourmande en place mémoire.
- sensible aux attributs non pertinents et corrélés.
- particulièrement vulnérable au fléau de la dimensionnalité.

## **CONCLUSION**

Il est fort possible que dans l'avenir, les outils de reconnaissance faciale soient capables de déchiffrer les émotions et l'état d'esprit d'un individu. L'objectif commercial à terme sera d'utiliser des logiciels permettant de mieux décrypter les émotions du public et créer des spots publicitaires correspondant aux émotions du client.

Tous les systèmes d'identification actuels (clés, codes...) seront probablement remplacés par des dispositifs de reconnaissance faciale. De même, la sécurité sera d'autant plus renforcée : plus besoin de bracelets électroniques équipés de GPS, les caméras se chargeront de la surveillance.[14]

Chapitre III :

Présentation

de

l'implémentation

n

## **1 Introduction :**

Dans ce chapitre on essaye d'implémenter l'ensemble des techniques permettant de détecter et reconnaître, c'est-à-d permettant de recadrer le visage et le reconnaître a l'aide de data set.

## **2 Logiciel utilisé :**

### **2.1 Python**

Est un langage de programmation interprété, multi paradigme et multiplateformes. Il favorise la programmation impérative structurée, fonctionnelle et orientée objet. Il est doté d'un typage dynamique fort, d'une gestion automatique de la mémoire par ramasse-miettes et d'un système de gestion d'exceptions ; il est ainsi similaire à Perl, Ruby, Scheme, Smalltalk et Tcl.

Le langage Python est placé sous une licence libre proche de la licence BSD et fonctionne sur la plupart des plates-formes informatiques, des smartphones aux ordinateurs centraux, de Windows à Unix avec notamment GNU/Linux en passant par macOS, ou encore Android, iOS, et peut aussi être traduit en Java ou .NET. Il est conçu pour optimiser la productivité des programmeurs en offrant des outils de haut niveau et une syntaxe simple à utiliser. Il est également apprécié par certains pédagogues qui y trouvent un langage où la syntaxe, clairement séparée des mécanismes de bas niveau, permet une initiation aisée aux concepts de base de la programmation.



figure III. 1 logo de Python

[15]

## 2.2 PyCharm

Est un environnement de développement intégré utilisé pour programmer en Python.

Il permet l'analyse de code et contient un débogueur graphique. Il permet également la gestion des tests unitaires, l'intégration de logiciel de gestion de versions, et supporte le développement web avec Django.

Développé par l'entreprise tchèque JetBrains, c'est un logiciel multi-plateforme qui fonctionne sous Windows, Mac OS X et Linux. Il est décliné en édition professionnelle, diffusé sous licence propriétaire, et en édition communautaire diffusé sous licence Apache.

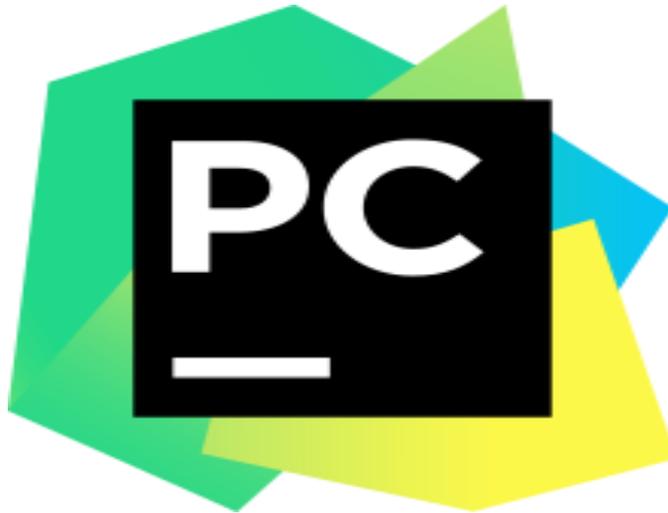


figure III. 2 Logo de PyCharm

[16]

### 3 Etude comparative entre les deux approches :

Dans cette section on va expliquer notre travail qui contient deux parties. La première partie on va utiliser un algorithme déjà implémenter qui fait un entrainement avant la reconnaissance, pour reconnaitre un visage de la base et la deuxième partie on va faire une étude comparative, « convolutional neural network CNN » avec une mise en œuvre personnelle utilisant le python et le flux tensoriel utilisant l'algorithme de KNN deux types de calcul de distance.

La partie implémentée a fait preuve de plus de fiable - contrairement à la seconde qui nécessite un entrainement à chaque fois que vous l'utilisez - et même plus rapide et facile que l'autre

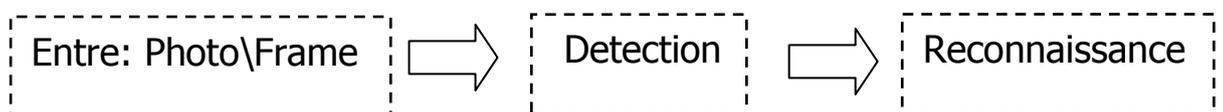


figure III. 3– Une architecture générale de la partie reconnaissance avec CNN

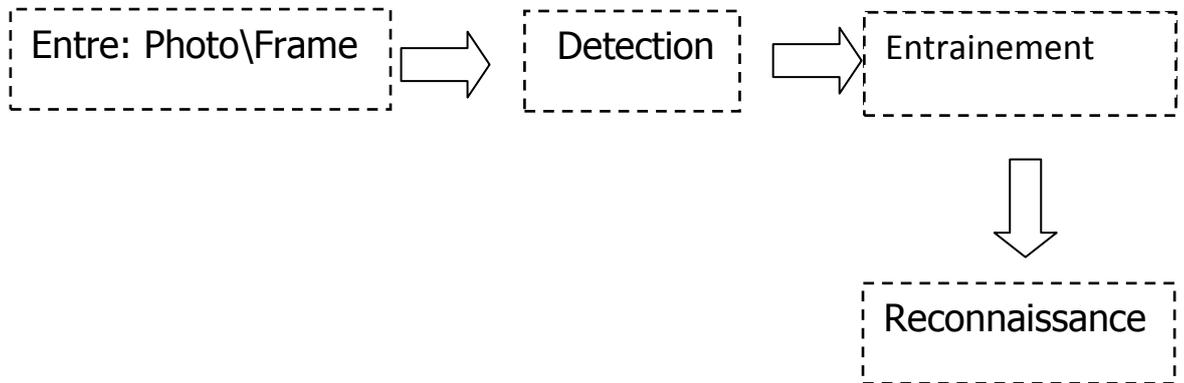


figure III. 4 Une architecture générale de la 1ère partie de la reconnaissance

#### 4 Analyse profonde de travail

##### MainWindow (accueil)

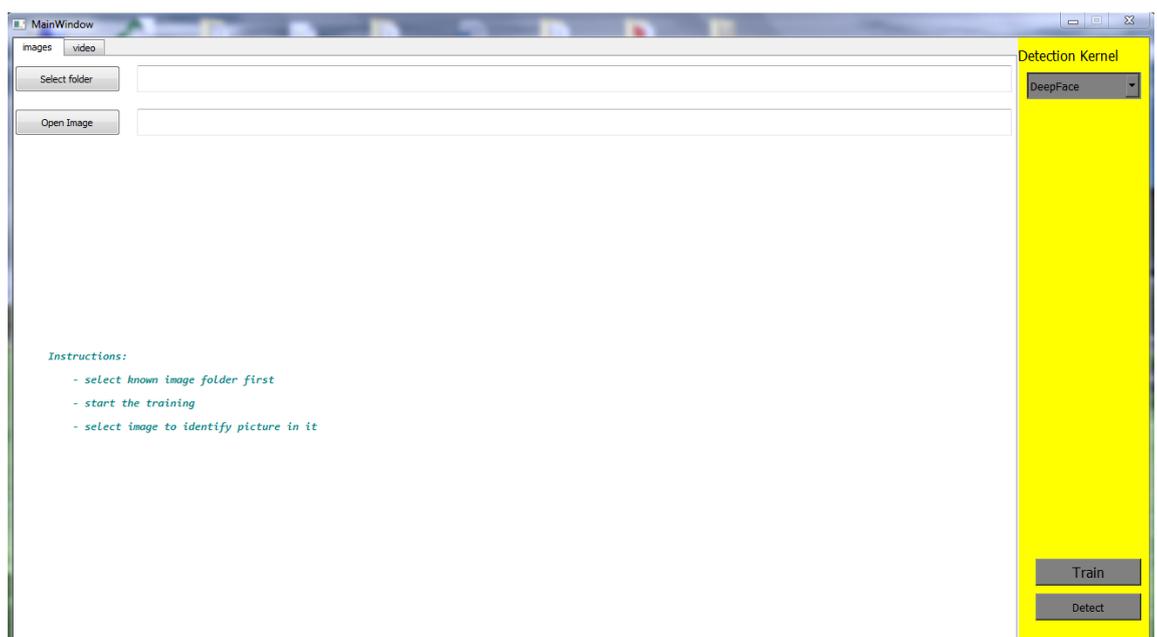


figure III. 5 Fenêtre principale de l'implémentation (DeepFace)

Select folder (sélection du dossier)

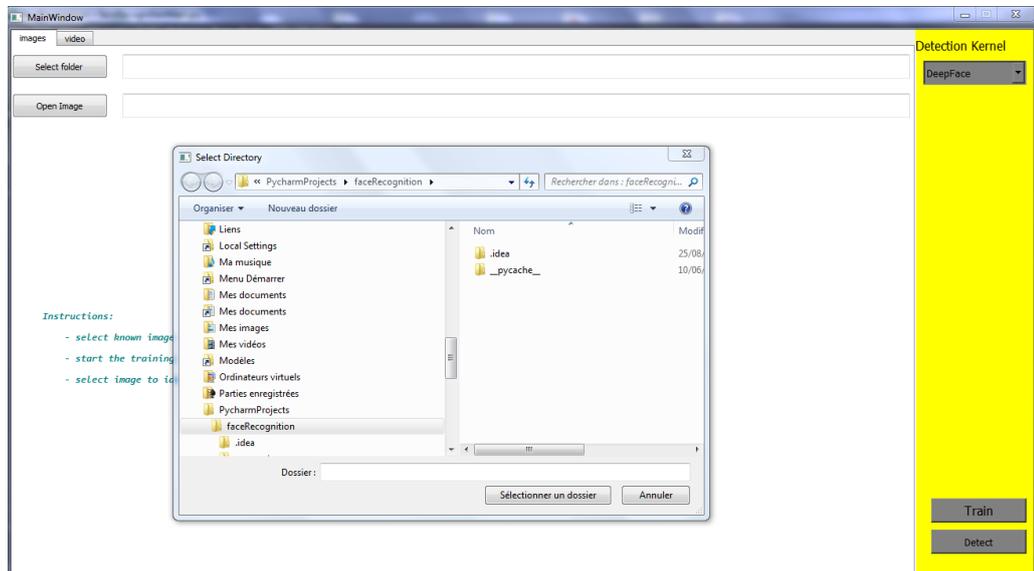


figure III. 6 Fenêtre de sélection du dossier

Open image

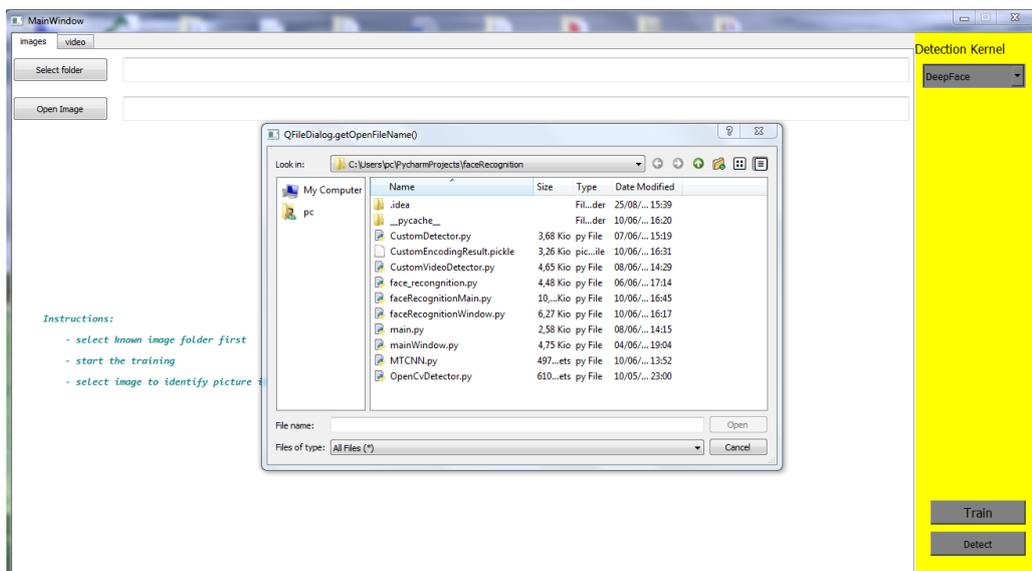


figure III. 7 Fenêtre principale de l'ouverture d'image

## **Conclusion**

La reconnaissance faciale est un problème difficile dans le domaine de l'analyse d'image et vision par ordinateur qui a reçu beaucoup d'attention au cours des dernières années en raison de ses nombreuses applications dans divers domaines. La recherche a été faite menée avec vigueur dans ce domaine pour les quatre dernières décennies ou plus et si d'énormes progrès ont été accomplis résultats encourageants ont été obtenus et les systèmes de reconnaissance de visage actuels ont atteint un certain degré de maturité lors de l'utilisation dans des conditions limitées mais ils sont loin d'atteindre l'idéal d'être en mesure d'exécuter de manière adéquate dans toutes les différentes situations qui sont couramment rencontrés par les applications utilisant ces techniques dans la vie pratique.

# Conclusion générale

## **Conclusion générale**

Le travail présenté comporte deux principales parties, la première concerne la détection de visage en utilisant les réseaux de neurones, la seconde se charge de la reconnaissance du visage issue de la première étape. Nous avons traité la phase de la reconnaissance par la classification de KNN et la distance euclidienne avec lesquelles nous avons obtenue des résultats très satisfaisants.

Nous tenons à signaler les principaux obstacles rencontrés lors de notre études qui se résume à ce qui suit : Le choix de la distance adéquat (pour le matching des vecteurs). Sans oublié le « problème universel » qui est le temps de calcul ce qui nous incites à utiliser le réseau de neurones afin de projeter une éventuelle « parallélisations » des traitements

L'étude des systèmes biométriques, en particulier la détection et la reconnaissance du visage, nous conduit à conclure qu'ils sont très puissants en termes d'identification mais ils rencontrent certains problèmes, la difficulté des traitements et la complexité des algorithmes utilisés et le temps de calcul rendent le processus d'identification moins fiable relativement aux attentes des utilisateurs dans les différents domaines. Ceci représente, pour les chercheurs un défi à conquérir.

## Bibliographies

- [1] Rider, Fremont, 1944. scholar and the future of the research library.
- [2] Press, Gil, 2013. A very short history of big data. Forbes Tech Magazine, May, 9.
- [3] Henry, Nathalie et Fekete, Jean-Daniel, 2007. MatLink : Enhanced Matrix Visualization for Analyzing Social Networks. Dans Cécilia Baranauskas, Philippe Palanque, Julio Abascal et Simone Diniz Junqueira Barbosa, rédacteurs, Human-Computer Interaction - INTERACT 2007, tome 4663 de Lecture Notes in Computer Science, pages 288–302. Springer, Rio de Janeiro, Brésil. doi :10.1007/978-3-540-74800-7\_24.
- [4] Jacobs, Adam, 2009. The pathologies of big data. Communications of the ACM, 52(8) :36–44.
- [5] : O.JOUANNOT, Présentation Générale de Big Data Guide Share France, 2013
- [6] : Introduction Big Data Rédacteurs : SH. Lazare / F. Barthélemy Réf : AXIO\_BD\_V1
- [7] : J. B. e. A. Richou, Big Data, Hadoop, MapReduce – Introduction pour statisticien noninitié, Université de Toulouse 2016.
- [8] : Tutoriel pour découvrir le monde du Big Data : définition, applications et outils par Mehdi Acheli et Selma Khouri.
- [9] : « Modèle et architecture pour la validation de clustering de données en MapReduce », mémoire master informatique, Constantine, 2016.
- [10] : Généralité sur les données Massives : BIG DATA Par Jean-Privat Desire BECHE  
Publié le 09/02/2018 à 15:49:35.
- [11] : BIG DATA : DÉFINITION, ENJEUX ET APPLICATIONS. [8] : Les particularités des projets liés au « Big Data » Emmanuel Faug Directeur Servicesconseils en intelligence d'affaires chez Momentum Technologies Le 8 décembre 2015
- [12] :<https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>

[13] :<http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html>

[14] : [dspace.univ-tlemcen.dz](http://dspace.univ-tlemcen.dz)

[15] : [python.org](http://python.org)

[16] : [jetbrains.com](http://jetbrains.com)