

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Mohamed El Bachir El Ibrahimi de Bordj Bou Arréridj
Faculté des Mathématiques et d'Informatique
Département d'informatique



MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme

Master en informatique

Spécialité : l'ingénierie de l'informatique décisionnelle

THEME

Détection du covid-19 à partir des images
radiographiques grâce à deep learning

Présenté par :

Saidi Sara

Boukhari Nesrine

Soutenu publiquement le : 02/07/2022

Devant le jury composé de:

Président : Dr. Attia Abdelouahab

Examineur : Dr. Allou Lotfi

Encadreur : Dr. Zouache Djafer

Dédicace

Pour ceux qui se sont toujours dévoués et se sont sacrifiés pour nous; Ceux qui nous encouragent et nous soutiennent combattent la douleur de la vie et donnent le meilleur d'eux-mêmes pour nous, nous témoignons à nos frères et sœurs à qui nous souhaitons un avenir prospère.

Pour toutes nos familles. A nos chers amis pour leur présence et leurs encouragements, puissent-ils trouver ici toute notre gratitude.

Remerciements

Nous remercions tout premièrement Allah qui nous a dotés d'une grande volonté et qui nous a aidés et nous a donné le courage, la force et la patience d'accomplir ce travail.

En second lieu nous exprime toute mes reconnaissances à toutes nos familles et nos proches amies.

A notre encadreur, en l'occurrence Dr Zouache Djafer pour l'attention qu'il nous accorde et pour nous avoir orientés dans le bon sens quant à l'élaboration de ce projet.

A nos membres des jurys pour l'intérêt qu'ils portaient à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leur proposition.

Liste des tableaux

Tableau 1 :	12
Tableau 2 :	22
Tableau 3 :	28
Tableau 4 :	32
Tableau 5 :	42
Tableau 6 :	45

Liste des figures

Figure 1.....	6
Figure 2.....	8
Figure 3.....	9
Figure 4.....	10
Figure 5.....	11
Figure 6.....	13
Figure 7.....	17
Figure 8.....	20
Figure 9.....	22
Figure 10.....	23
Figure 11.....	24
Figure 12.....	25
Figure 13.....	26
Figure 14.....	27
Figure 15.....	33
Figure 16.....	35
Figure 17.....	36
Figure 18.....	37
Figure 19.....	38
Figure 20.....	38
Figure 21.....	38
Figure 22.....	42
Figure 23.....	42
Figure 24.....	43
Figure 25.....	43
Figure 26.....	44
Figure 27.....	46
Figure 28.....	46

Figure 29.....	47
Figure 30.....	47

Table des matières

Liste des abréviations	
Liste des figures	
Liste des tableaux	
Introduction générale	2
Chapitre 01 : Généralités	3
1.1 Introduction.....	5
1.2 L'intelligence artificielle.....	5
1.3 Domaine d'application d'IA.....	6
1.4 L'implémentation d'IA de domaine médical.....	6
1.4.1 l'image médicale.....	7
1.4.2 les principale images médicale(modalités).....	7
1.4.3 La maladie Covid-19.....	7
1.4.4 Les symptômes de maladie covid-19.....	7
1.4.5 La forme du coronavirus étiqueter.....	7
1.4.6 Les rayons-X et la covid-19.....	7
1.5 L'apprentissage automatique.....	8
1.5.1 Les différents type de ML.....	9
1.6 L'apprentissage approfondi.....	10
1.6.1 Domaines d'application de deep learning.....	11
1.6.2 Pourquoi le deep learning ?.....	10
1.7 Les différence essentielles entre la machine learning et le deep learning.....	12
1.8 Conclusion.....	13
Chapitre 02 :la classification	15
2.1 Introduction.....	16
2.2 La classification.....	16
2.3 Extraction de caractéristique.....	16
2.3.1 Extracteurs de bas-niveau.....	17
2.3.2 Extracteurs de plus haut niveau.....	17
2.4. Phase de classification.....	19
2.5. Méthodes de classification.....	19

2.5.1 Le classifieur naif de Bayes	19
2.5.2 Les K plus proches voisins(KNN)	21
2.5.3 Les machines à vecteur de support(SVM)	21
2.5.4 Les Arbres de décision	23
2.6. Réseaux de neurones convolutifs pour la classification des images	25
2.6.1 LeNet	25
2.6.2 AlexNet(2012)	25
2.6.3 VGGNet.....	26
2.6.4 GoogleNet(2014)	27
2.6.5 ResNet(2015)	28
2.6.6 ResNext	28
2.7 Mesures de performance des algorithmes intelligents	32
2.8 Conclusion	34
Chapitre 03: classification et détection Covid-19	35
3.1 Introduction	36
3.2 Contributions	36
3.3 Le processus complet de classification des patients covid-19.....	37
3.3.1 L'image d'entrée	37
3.3.2 Extraction d'attributs	37
3.3.3 Classification	39
3.4 Résultats et discussion	40
3.4.1 Environnement logiciel.....	40
3.4.2 Datasets et métriques d'évaluation	41
3.4.3 Les modèles et architectures implémentés	41
3.4.4 Etude comparative	41
3.5 Les résultats de SVM avec les quatre architectures	42
3.6 Les résultats de KNN avec les quatre architectures	45
3.7 Conclusion	49
Conclusion générale	51
Bibliographie.....	53

Liste des abréviations

CNN Convolutional Neural Network

IA Intelligence Artificielle.

KNN K-Nearest Neighbors.

DL Deep Learning.

ML Machine Learning.

SVM Support Vector Machine.

ANN Artificial Neural Networks.

ResNet residual Networks.

FC Fully connected.

Conv Convolutional.

Relu Rectified linear units.

SIFT Scale Invariant Feature Transform.

ROC Receiver Operating Characteristic.

Sn Sensitivity.

Sp Specificity.

TP True Positive.

TN True Negative.

FP False Positive.

FN False Negative.

Acc Exactitude (Accuracy).

Introduction Générale

Introduction Générale

Introduction Générale

En 2019, pas mal de cas de pneumonie sont survenues dans la ville chinoise de Wuhan, et à la fin de cette année, le virus responsable a été identifié comme un nouveau virus corona de type Sars-COV-2 responsable de la maladie Covid-19 par l'Organisation mondiale de la santé.

En raison de l'énorme économie de la Chine, cela a entraîné le déplacement de sa population vers tous les pays du monde. En conséquence, les peuples du monde ont été infectés et des millions de personnes ont été perdues à cause de ce virus.

Comme toute maladie, la détection précoce de Covid-19 est la clé pour contrôler sa propagation. Le test de diagnostic pour l'infection Covid-19 est la réaction de la chaîne de la transcription inverse de la transcription (RT-PCR), qui est très coûteuse et qui prend beaucoup de temps. Cependant, des recherches récentes ont constatées que la détection de Covid-19 pouvait être détectée de manière fiable à travers des images radiographiques thoraciques à l'aide de modèles d'apprentissage profonds.

Par conséquent, déterminer et identifier, à partir juste des images, les méthodes adéquates qui peuvent faciliter la tâche de détection de Covid-19 est un aspect très important non seulement pour la détection, mais aussi pour la rendre plus rapide en terme de temps. En utilisant des images médicales "radiographies pulmonaires" Ce mémoire comprend trois chapitres :

En résumé donc, ce modeste travail présente une étude comparative entre différents modèles de détection de Covid-19. Ces modèles sont basés sur l'intelligence artificielle et la classification supervisée. Ainsi, ce travail est organisé comme suit :

Dans le premier chapitre, nous avons parlé sur le traitement des images médicales à l'aide de la classification, ainsi que l'intelligence artificielle et certaines applications de cette technologie dans le domaine médical. Et nous avons également parlé de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage approfondi et la différence entre eux.

Dans le deuxième chapitre, nous expliquons le concept de classification, les architectures de Conventional Neural Network(CNNs), et les méthodes de classification.

Introduction Générale

Dans le troisième chapitre, nous présentons les résultats de ce travail par une application programmée avec langage de programmation MATLAB. Sachant que l'objectif principal de notre travail est de détecter Covid-19 sur des images Chest x-ray en utilisant les techniques de l'apprentissage profond intégrées avec des algorithmes de classification (ou bien de ce qu'on appelle des classifieurs à l'image de KNN, SVM, .. etc.).

Chapitre 01: Généralités

Chapitre 01: Généralités

Chapitre 01: Généralités

1-1 Introduction

L'intelligence artificielle et les algorithmes d'apprentissage automatique ont contribué à sauver la vie de certaines personnes pendant la pandémie de coronavirus. Des algorithmes d'intelligence artificielle, d'apprentissage automatique, et d'apprentissage approfondi ont été utilisés pour faire un bon diagnostic en termes de qualité et de temps. En effet, tels algorithmes peuvent lire un grand nombre de radiographies pulmonaires à un rythme plus rapide que les humains. Cela a aidé les médecins à identifier et à surveiller rapidement les patients atteints de coronavirus.

Dans ce chapitre, on essaye de produire un aperçu objectif sur l'intelligence artificielle (IA) et sa pertinence dans la médecine, ensuite nous discutons l'apprentissage approfondi et automatisé et ses avantages et inconvénients. Et enfin, nous parlons de plusieurs applications de l'IA en médecine.

1-2 L'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle (IA, ou AI en anglais pour *Artificial Intelligence*) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application.

La notion d'IA voit le jour dans les années 1950 grâce au mathématicien Alan Turing. Dans son livre *Computing Machinery and Intelligence*, ce dernier soulève la question d'apporter aux machines une forme d'intelligence. Il décrit alors un test aujourd'hui connu sous le nom « Test de Turing » dans lequel un sujet interagit à l'aveugle avec un autre humain, puis avec une machine programmée pour formuler des réponses sensées. Si le sujet n'est pas capable de faire la différence, alors la machine a réussi le test et, selon l'auteur, peut véritablement être considérée comme « intelligente ».

Chapitre 01: Généralités

1-3 Domaine d'application d'IA :

La vision artificielle, par exemple, permet à la machine de déterminer précisément le contenu d'une image pour ensuite la classer automatiquement selon l'objet, la couleur ou le visage repéré.

Les algorithmes sont en mesure d'optimiser leurs calculs au fur et à mesure qu'ils effectuent des traitements. C'est ainsi que les filtres anti spam deviennent de plus en plus efficaces au fur et à mesure que l'utilisateur identifie un message indésirable ou au contraire traite les faux-positifs

La reconnaissance vocale a le vent en poupe avec des assistants virtuels capables de transcrire les propos formulés en langage naturel puis de traiter les requêtes soit en répondant directement via une synthèse vocale, soit avec une traduction instantanée ou encore en effectuant une requête relative à la commande.

1-4 L'implémentation d'IA de domaine médicale

1-4-1 L'image médicale :

Définition : Une image médicale peut être définie comme la représentation des variations spatiales et temporelles d'une ou de plusieurs propriétés physiques d'un sujet sous investigation. On parle d'images statiques lorsque la variation temporelle de la propriété n'est pas prise en considération, autrement on parle d'images dynamiques. Les images sont soit des projections planaires du sujet soit des coupes tomographiques (du grec "tranche") à travers lui. La coupe peut être transversale, sagittale ou coronale selon son orientation dans le repère lié au sujet, comme le montre la figure 1.

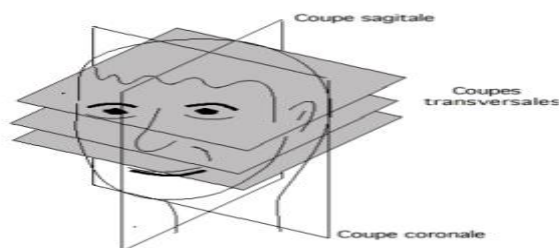


Figure 1.1 : La coupe tomographiques (du grec "tranche") [1]

Chapitre 01: Généralités

1-4-2 Les principales images médicales (modalités):

Les images proviennent principalement du tomodensitomètre à rayons X ou scanner, de l'imagerie par résonance magnétique ou IRM, de l'imagerie ultrasonore ou échographie, ou bien de l'imagerie de médecine nucléaire ou scintigraphie. Les images médicales fournissent des informations sur la forme et le fonctionnement des organes du corps humain.

1-4-3 La maladie Covid 19 :

Définition : La maladie à coronavirus 2019 (COVID-19) est une maladie infectieuse due au virus SARS-CoV-2 qui se transmet de personne à personne ce virus affecte les voies respiratoires.

1-4-4 Les symptômes de la maladie Covid-19 :

Les symptômes de la maladie sont constants, mais varient en gravité selon l'âge de la personne atteinte :

- Fièvre
- Inflammation de la gorge
- Toux
- Fatigue
- Difficultés de respiration.

1-4-5 La forme du Coronavirus étiqueter :

Il appartient aux coronavirus, qui ont des appendices ressemblant à des couronnes, et à partir de lui une solution nommée Corona. Le nom fait référence à l'aspect distinctif des fréons qui apparaissent au microscope électronique sous la forme de feuilles et de surfaces gonflées apparaissant sous la forme d'une couronne du roi.

1-4-6 Les rayons-X et la COVID-19 :

Les appareils à rayons X sont utilisés pour scanner le corps affecté, comme les fractures, les dislocations osseuses, les infections pulmonaires, les pneumonies et les tumeurs. L'utilisation des rayons X est une méthode rapide, facile, moins coûteuse et moins nocive

Chapitre 01: Généralités

pour la détection rapide de la COVID-19, c'est pour ça qu'on va les utiliser pour notre système automatique.

Les figures suivantes montrent respectivement des images (X-ray) de personnes normales et de personnes infectées par la COVID-19



Figure 2 : (X-ray) de personne normale et de personne infecté par covid 19.[2]

1-5 L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique ou Le ML est une discipline de l'IA qui offre aux ordinateurs la possibilité d'apprendre à partir d'un ensemble d'observations que l'on appelle ensemble d'apprentissage. Chaque observation, comme par exemple « j'ai mangé tels et tels aliments à tel moment de la journée pendant telle période ce qui a causé telle maladie » est décrit au moyen de deux types de variables :

- Les premières sont les variables prédictives (ou attributs ou caractéristiques), dans notre exemple mon âge, mon dossier médical, mes antécédents médicaux. Ce sont les variables à partir desquelles on espère pouvoir faire des prédictions. Les n variables prédictives associées à une observation seront notées comme un vecteur $x=(x_1, \dots, x_n)$ à n composantes. Un ensemble de M observations sera constitué de M tels vecteurs $x(1), \dots, x(M)$.
- Une variable cible dont on souhaite prédire la valeur pour des événements non encore observés. Dans notre exemple, il s'agirait de la maladie contractée. On notera y cette variable cible.

Chapitre 01: Généralités

En résumé, la valeur de la variable y dépend de

- Une fonction $F(x)$ déterminée par les variables prédictives.
- Un bruit ($\epsilon(x)$) qui est le résultat d'un des paramètres dont on ne peut pas tenir compte. Aussi bien F que ne seront jamais connues mais l'objectif d'un modèle de ML est d'obtenir la meilleure approximation possible de F à partir des observations disponibles. Cette approximation sera noté f , on l'appelle la fonction de prédiction.

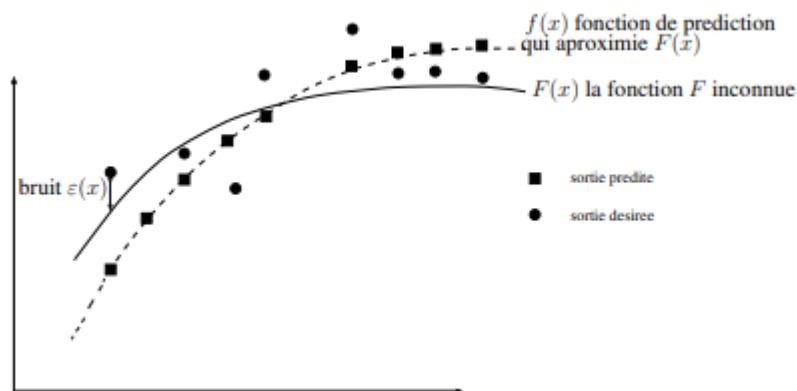


Figure 1.3 : Modèle ML qui essaye d'obtenir la meilleure approximation de F . [3]

1-5-1 Les différents types de ML :

L'apprentissage supervisé : C'est l'application la plus directe, on cherche un modèle qui prédit (Régression ou classification) notre variable expliquée (output, réponse) préalablement connue à partir des variables explicatives (Features, inputs).

L'apprentissage non supervisé : Quand on ne dispose pas de variable à prédire, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé ou **Clustering**. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins *cachée* des données et séparer les données en différents groupes (clusters) homogènes (notion de similarité).

L'apprentissage par renforcement : Le but du "Reinforcement Learning" est d'apprendre en permanence, à partir d'expériences, ce qu'il convient de faire en différentes situations, de façon à optimiser une récompense quantitative au cours du temps. L'action de

Chapitre 01: Généralités

l'algorithme sur l'environnement produit une valeur de retour qui guide l'algorithme d'apprentissage (Essaie, Erreur). Par exemple :

- En reconnaissance de parole, il ne coûte rien d'enregistrer une grande quantité de parole, mais leur étiquetage nécessite des personnes qui les écoutent.
- Des milliards de pages web sont disponibles, mais pour les classer il faut les lire

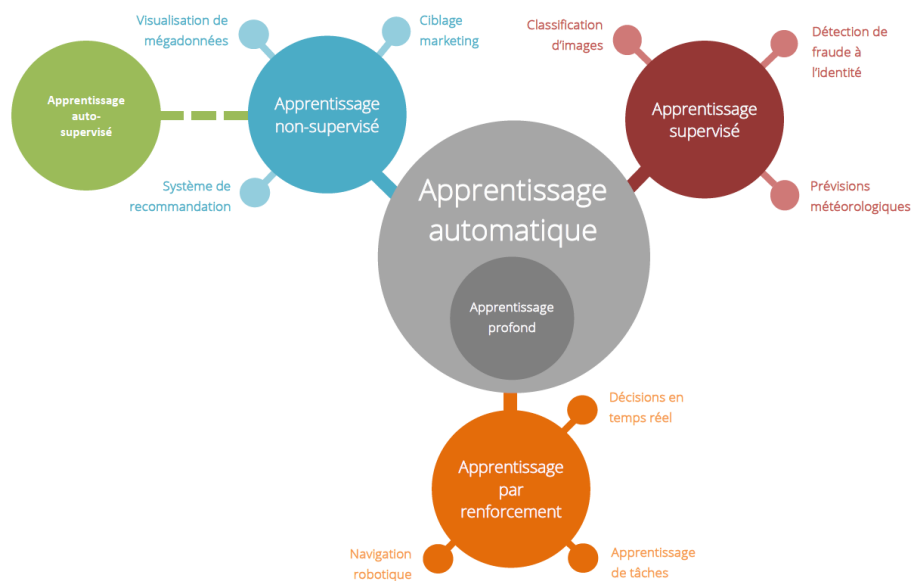


Figure 1.4 : Les différents types d'apprentissage. [4]

1-6 L'apprentissage profond

Le deep Learning ou apprentissage profond est l'un des types d'intelligence artificielle qui comprend la création et l'utilisation de modèles à l'aide de réseaux de neurones, car ils fonctionnent de la même manière que les neurones du cerveau humain. Ce terme s'applique à toutes les techniques d'apprentissage automatique (machine learning), autrement dit, une forme d'apprentissage basée sur des approches mathématiques utilisées en modélisation. Pour mieux comprendre ces technologies, il faut remonter aux origines de l'intelligence artificielle. L'année où Alan Turing s'est intéressé aux machines capables de penser.

Chapitre 01: Généralités

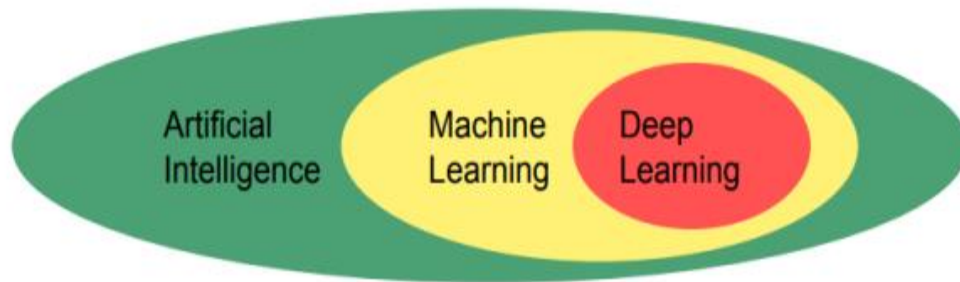


Figure 1.5 :Relation entre IA, ML, et le Deep Learning (DL)[5]

1-6-1 Domaines d'application de deeplearning

La technologie d'apprentissage en profondeur est l'une des techniques les plus utilisées dans de nombreux domaines, notamment:

- La reconnaissance faciale
- Le traitement automatique de langage naturel
- Voitures autonomes
- Recherche vocale et assistants à commande vocale
- Traduction automatique
 - ✓ Traduction automatique de texte
 - ✓ Traduction automatique d'images
- Recherche en marketing

1-6-2 Pourquoi le Deep Learning ?

Les algorithmes ML décrits dans la première partie fonctionnent bien pour une variété de problèmes. Cependant, ils n'ont pas réussi à résoudre certains des principaux problèmes d'IA tels que la détection et la reconnaissance d'objets et la détection de sons et d'images.

Le développement de l'apprentissage en profondeur a été en partie motivé par l'échec des algorithmes traditionnels dans cette tâche d'IA.

Mais à mesure que de plus en plus de données deviennent disponibles, notamment grâce au Big data, les objets connectés et les machines informatiques deviennent de plus en plus puissants, ce qui nous permet de comprendre le véritable potentiel du deeplearning.

Chapitre 01: Généralités

1-7 Les Différence essentielle entre la machine Learning et le deep Learning :

Table 1.1 : Comparaison entre ML et deep Learning

Spécialités	Deep learning	Machine learning
Mode d'organisation des informations	Données non structures	Données structurées
Base de données	Supérieur à 1 millions de données	Limitées ou contrôlable
Type d'entraînement	Méthode d'apprentissage autonome	Entraînement par l'humaine obligatoire
Algorithme	Réseau de neurones	Algorithme modifiable
Domaines d'application	Taches complexes (cybersécurité, assistant vocale, création de contenu)	Actions routinières simple (marketing en linge, chatbot, vente ...)

- La principale différence entre l'apprentissage en profondeur et l'apprentissage automatique est que les modèles d'apprentissage automatique s'améliorent progressivement et nécessitent toujours une intervention humaine, tandis que l'apprentissage en profondeur apprend l'algorithme lui-même, sans compter sur l'intervention humaine.
- L'apprentissage automatique n'a pas besoin de méga données, mais l'apprentissage en profondeur a besoin de méga données.

Chapitre 01: Généralités

- Les données représentées dans le Machine Learning sont assez différentes de celles du deep Learning car elles utilisent des données structurées.
- La représentation des données utilisée dans le deep Learning est assez différente car elle utilise des réseaux de neurones (ANN).
- Une des grandes différences entre le deep Learning et les algorithmes de ML traditionnelles c'est qu'il s'adapte bien, plus la quantité de données fournie est grande plus les performances d'un algorithme de deep Learning sont meilleurs. Contrairement à plusieurs algorithmes de ML classiques qui possèdent une borne supérieure à la quantité de données qu'ils peuvent recevoir des fois appelée "plateau de performance", les modèles de deep Learning n'ont pas de telles limitations (théoriquement) et ils sont même allés jusqu'à dépasser la performance humaine dans des domaines comme l'image procession.

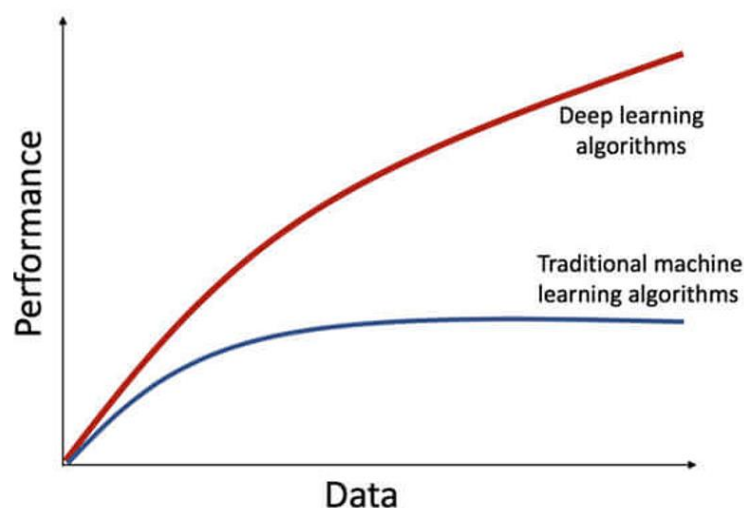


Figure 1.6 : Comportement de ML et DL face au changement quantitatif des données [6]

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous concluons que les méthodes d'apprentissage approfondi ont dépassés les méthodes d'apprentissage automatique classique en termes de performances et sont utilisées dans un large éventail de tâches différentes. En effet, le Deep Learning (DL) a prouvé son efficacité, performance, et flexibilité face au Covid-19 qui est sans aucun doute

Chapitre 01: Généralités

l'une des pandémies les plus influenceuses dans l'histoire économique, politique, et surtout social.

Dans le deuxième chapitre, nous aborderons et détaillerons tout ce qui concerne la classification des images, les algorithmes et les méthodes utilisées en apprentissage profondi et en apprentissage automatique.

Chapitre 02: la classification

Chapitre 02: la classification

Chapitre 02: la classification

2.1. Introduction

Dans ce chapitre nous approfondirons le sujet de classification, Nous commençons par expliquer la classification et les approches habituelles et le but de classification, Pour y parvenir, ensuite Nous allons approfondir la classification des images, ainsi que les différents algorithmes utilisés dans chaque phase, les méthodes de classification, ainsi que les avantages et les inconvénients de chaque approche avant de conclure le chapitre.

2.2 La classification

La classification est le processus d'attribution d'un pixel à une classe (catégories, groupe) où La manière traditionnelle de classer les images consiste à décrire et à découvrir des caractéristiques. Il y a de nombreuses classifications différents exemples classification, d'objets, de scènes, de textures, la reconnaissance de visages, d'empreintes digitales les classes pour les régions de l'appartenance à la classe d'image peuvent être identifiées par des symboles exemple couleur ou motif.

En général, on distingue deux grandes familles de méthodes de classification, à savoir :

- **Classification supervisée**, dans laquelle la variable cible (souvent appelée classe cible) est prédéfinie pour certaines données, et l'objectif donc est de classifier d'autres données inconnues dans leurs classes convenables.
- **Classification non-supervisée**, dans laquelle la variable cible est inconnues, et l'objectif donc est de faire un regroupement des données en respectant certains critères. D'ailleurs ce type d'apprentissage est souvent connu sous le nom "Clustering".

2.3 Extraction de caractéristiques

Il s'agit de l'étape d'extraction des informations pertinentes par le biais de ce que l'on appelle l'extraction de caractéristiques et c'est l'une des étapes du développement du système.

Chapitre 02: la classification

Extraction de caractéristiques consiste à réduire le nombre de ressources nécessaires pour décrire un grand ensemble de données. La fonctionnalité Extraction est utilisée pour désigner plusieurs méthodes différentes qui tentent d'extraire le plus "d'informations" possible à partir d'un ensemble de données en utilisant une combinaison de la variable d'origine.

En général, nous pouvons considérer l'extraction de caractéristiques dans l'apprentissage automatique comme faisant partie du cycle de pré-traitement de l'apprentissage automatique qui ce serait en conflit contre la modélisation.

2.3.1 Extracteurs de bas-niveau

Les extracteurs de bas niveau vous permettent de traduire les informations fournies au niveau du pixel sans tenir compte des formes ou des motifs de l'image. L'intensité du pixel brut, l'histogramme des intensités de pixels, les statistiques sur cet histogramme (moyenne, entropie, variance) et la densité des pixels font partie des caractéristiques récupérées. Nous découvrons également des extracteurs de niveau intermédiaire qui traduisent des informations telles que les liaisons de pixels, les distances, leur position et le contraste de l'image. C'est le cas des statistiques dérivées de matrices de cooccurrence, de gradients d'image simples ou de statistiques dérivées de sorties de filtre appliquées à une image via une caractérisation spectrale.

2.3.2 Extracteurs de plus haut niveau

Les méthodes d'extraction de plus haut niveau prennent en compte les formes et les structures de l'image, ainsi que les connexions spatiales entre les pixels ou les structures elles-mêmes. En plus de leur capacité descriptive, l'invariance et la résilience à diverses modifications susceptibles de modifier l'image sont les qualités les plus recherchées de ces extracteurs. En conséquence, la description dérivée reste généralement inchangée face à diverses modifications, qui peuvent influencer le même matériel ou un matériau comparable dans les photos à des degrés divers. Les changements de taille, de point de vue, les transformations affines telles que la translation, la rotation et la résilience au changement sont tous des invariances.

Nous trouvons particulièrement la transformation des caractéristiques invariantes à l'échelle (SIFT) et d'autres méthodes basées sur les réseaux neuronaux convolutifs profonds (DCNN),

Chapitre 02: la classification

les méthodes de haut niveau peuvent accomplir la classification avec la précision maximale par rapport aux catégories initiales.

Scale Invariant Feature Transform (SIFT) : est un algorithme en vision par ordinateur pour détecter et décrire les caractéristiques locales dans les images. Pour une meilleure correspondance d'image, l'objectif de Lowe était de développer un opérateur d'intérêt invariant à l'échelle et à la rotation. Le contenu de l'image est transformé en coordonnées d'entités locales qui sont invariantes aux paramètres de traduction, de rotation, d'échelle et d'imagerie

AlexNet: qui utilisait un CNN à 8 couches, a remporté le Défi de reconnaissance visuelle à grande échelle ImageNet 2012 par une marge phénoménale. Ce réseau a montré, pour la première fois, que les fonctionnalités obtenues par l'apprentissage peuvent transcender les fonctionnalités conçues manuellement, brisant ainsi le paradigme précédent de la vision par ordinateur

VGG-VD-16 Model : Karen Simonyan et Andrew Zisserman du Visual Geometry Group Lab de l'Université d'Oxford ont suggéré VGG 16 dans leur travail « VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE-SCALE IMAGE RECOGNITION » en 2014. Dans le concours ILSVRC 2014, ce modèle a pris la première et la deuxième place dans les catégories susmentionnées. VGG-16 a été l'une des architectures les plus réussies du concours ILSVRC 2014. Avec une erreur de classement dans le top 5 de 7,32%, il est arrivé en deuxième place dans le défi de classification (seulement derrière GoogLeNet avec une erreur de classification de 6,66%). Il a également pris la première place dans la tâche de localisation, avec une erreur de localisation de 25,32%.

Chapitre 02: la classification

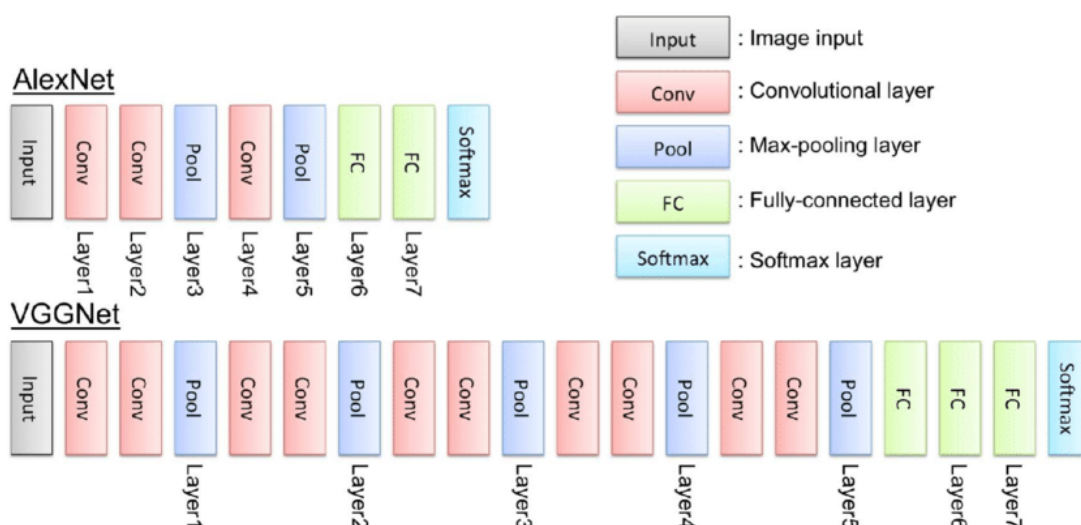


Figure 2.7 : Architecture de VGG et AlexNet[7]

2.4 Phase de classification

C'est cette étape fondamentale de la classification explique pourquoi nous classons sur la base de représentation des objets à partir d'une donnée d'apprentissage le but de cette étape construire une fonction pour prenons une décision

2.5 Méthodes de classification

Il n'y a pas d'algorithmes uniques pour l'apprentissage automatique, mais il existe plutôt de nombreux algorithmes qui incluent des machines vectorielles de support d'algorithmes, d'arbre de décision, k plus proches voisins, certains d'entre eux sont présentés ci-dessous

2.5.1 Le classifieur naïf de Bayes

Un classificateur Bayes naïf suppose que l'existence d'une caractéristique particulière dans une classe n'est pas liée à l'existence de toute autre caractéristique En termes simples, il s'agit d'un type de classification supervisé qui dépend de choses propres aux statistiques il fonctionne sur le principe de la probabilité conditionnelle telle que présentée par la théorie de Bayes. Il est largement utilisé et a de nombreuses utilisations dans le domaine de l'apprentissage automatique. L'algorithme de Bayes naïf est l'une de ces techniques d'exploration de données qui sert au diagnostic des patients atteints de maladies cardiaques.

Chapitre 02: la classification

Avantage

- ✓ Cette méthode est rapide et peut vous aider à gagner beaucoup de temps.
- ✓ Pour les problèmes de prédiction multi-classes, Naive Bayes est un bon choix.
- ✓ Si l'hypothèse de l'indépendance des caractéristiques est correcte, elle peut surpasser les autres modèles tout en nécessitant beaucoup moins de données d'apprentissage.
- ✓ Naive Bayes fonctionne bien avec des variables d'entrée catégorielles plutôt que numériques.

Inconvénients

- ✓ Naive Bayes suppose que tous les prédicteurs (ou caractéristiques) sont indépendants, ce qui se produit rarement dans la vie réelle. Cela limite l'applicabilité de cet algorithme dans des cas d'utilisation réels
- ✓ Le « problème de fréquence zéro » se produit lorsqu'un algorithme attribue une probabilité nulle à une variable catégorielle dont la catégorie dans l'ensemble de données de test n'était pas présente dans l'ensemble de données d'apprentissage. Pour surmonter ce problème, vous devez utiliser une technique de lissage
 - ✓ Ses estimations peuvent être erronées dans certains cas

2.5.2 Les k plus proches voisins (KNN)

La méthode des « K plus proche voisins » en anglais « k-nearest Neighbors » l'un des apprentissages automatiques le plus simples, est une stratégie de classification et de prédiction qui consiste à comparer des enregistrements comparables pour deviner et estimer la valeur inconnue d'un enregistrement. Les étapes suivantes résument le fonctionnement général de KNN algorithme :

Chapitre 02: la classification

- a. On fixe le nombre de voisins K .
- b. On détecte les K -voisins le plus proche des nouvelles données d'entrée que l'on veut classer
- c. On attribue les classes correspondantes par vote majoritaire

Avantages

- ✓ Facile à comprendre.
- ✓ Apprentissage rapide

Inconvénients

- ✓ Faible efficacité pour des jeux de données larges
- ✓ La qualité du modèle d'apprentissage est souvent infectée par le nombre de variables explicatives.
- ✓

2.5.3 Les machines à vecteur de support (SVM)

C'est un algorithme d'apprentissage supervisé automatique qui nous permet de faire des prédictions sur des variables qualitatives ou quantitatives, alors il a de nombreuses applications importantes telles que la reconnaissance faciale, la classification des images, la reconnaissance des polices d'images.

Idée de SVM

- ✓ Classer les données avec une ligne imaginaire, à condition qu'il y ait une barrière séparant les points les uns des autres.
- ✓ La barrière est appelée optimale hyperplane.
- ✓ La distance la plus proche entre deux points différents en s'appelle la marge maximale.
- ✓ La position et la pente de la barrière sont déterminées par des calculs précis.
- ✓ La ligne qui représente chaque partie est appelée le vecteur de support.

Chapitre 02: la classification

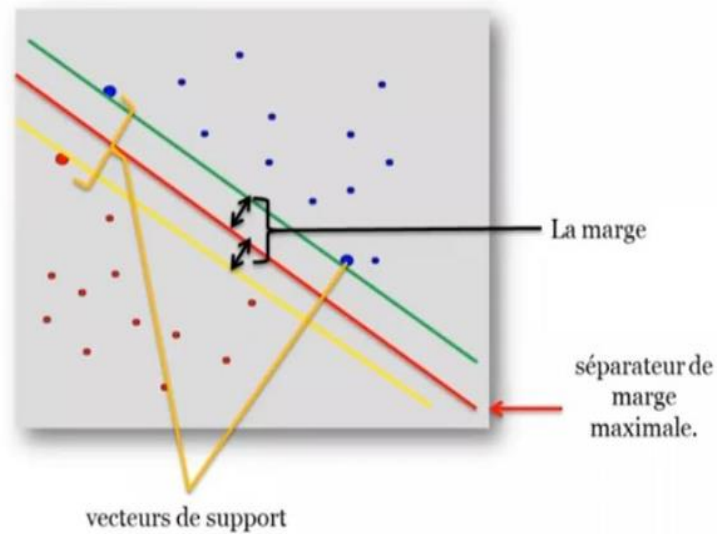


Figure 2.8 : Machine à support de vecteur [8]

Avantages

- ✓ La SVM fonctionne relativement bien lorsqu'il existe une marge claire de séparation entre les classes.
- ✓ SVM est plus efficace dans les espaces de dimension élevée

Inconvénients

- ✓ Moins de performance dans le cas d'une massive quantité de données.
- ✓ Lorsque l'ensemble de données contient plus de bruit, tel que des classes cibles qui se chevauchent, l'SVM peut ne pas présenter les performances souhaitées.

2-5-4 Les arbres de décision

un arbre de décision sont des modèles qui ont été développées pour le traitement de données qualitative parce que on a des variable avec des valeur qui sont des valeurs discrètes ne pas des valeur numérique et puis pour des problèmes multi classe c'est-à-dire qu'on a une classe à prédire qui est parmi un nombre grand c.

- Racine de l'arbre (une racine est un nœud qui n'a pas de père)
- Nœud internes liés par des branches.
- Un fils n'a qu'un seul père

Chapitre 02: la classification

- Nœuds terminaux ou feuilles (sont des nœuds qui sont au bout d'une branche et qui n'ont pas de fils).
- Les frères : des nœuds qui ont les mêmes pères

Table 2.2 : Exemple d'un jeu de données (Jouer/Ne pas jouer)

Jour	Perspective	Intérimaire	humidité	Vent	jouer au tennis
1	Ensoleillé	Chaud	Haut	Faible	Non
2	Ensoleillé	Chaud	Haut	Fort	Non
3	Nuageux	Chaud	Haut	Faible	Oui
4	Pluvieux	Moyen	Haut	Faible	Oui
5	Pluvieux	Froid	Normal	Faible	Oui
6	Pluvieux	Froid	Normal	Fort	Non
7	Nuageux	Froid	Normal	Faible	Oui
8	Ensoleillé	Moyen	Haut	Faible	Non
9	Ensoleillé	Froid	Normal	Faible	Oui
10	Pluvieux	Moyen	Normal	Fort	Oui
11	Ensoleillé	Moyen	Normal	Fort	Oui
12	Nuageux	Moyen	Haut	Fort	Oui
13	Nuageux	Chaud	Normal	Faible	Oui
14	Pluvieux	Moyen	Haut	Fort	Non

Chapitre 02: la classification

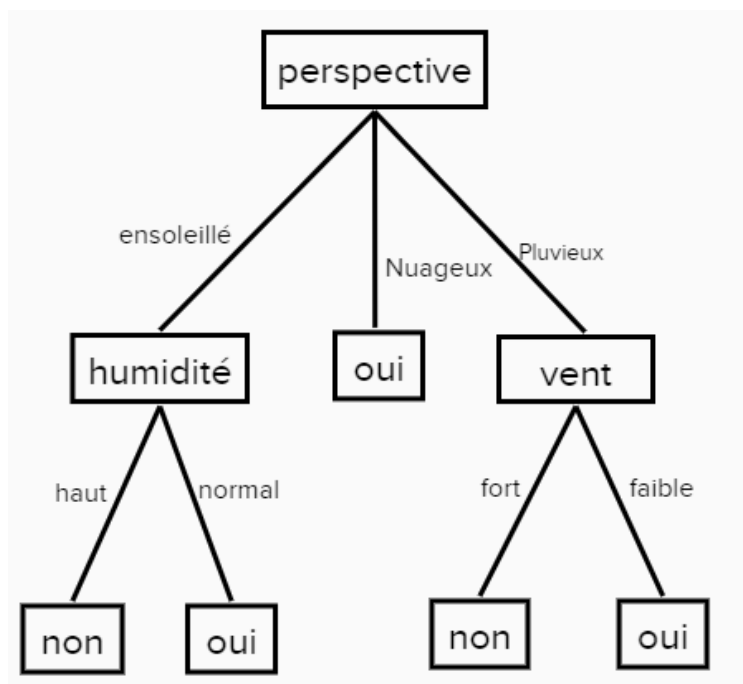


Figure 2.9 : Arbre de décision[9]

Avantages

- Ce sont des méthodes qui permettent de faire des prédictions sur des données qualitatives contrairement au KNN par exemple qui fonctionne sur des données numériques et quantitatives.

Inconvénients

- Ils sont difficiles à comprendre.
- Ils sont lents et instables pendant l'apprentissage.

2.6 Réseaux de neurones convolutifs pour la classification d'images

Un réseau neuronal convolutif est un type spécial de réseau qui peut trouver certains modèles et structures et déterminer leurs propriétés. Le composant principal des réseaux de neurones convolutifs sont les couches convolutives, que elles fonctionnent comme le cerveau humain, qui contient des processus biologiques. Un CNN utilise un système semblable à un perceptron multicouche qui a été conçu pour des besoins de traitement réduits.

Chapitre 02: la classification

2.6.1 LeNet

LeNet a été l'un des premiers réseaux de neurones convolutifs qui contient à 7 niveaux et inventé par LeCun et al en 1998, après des années de développement et plusieurs versions à succès. Cette net classe les chiffres, a été appliqué par plusieurs banques pour reconnaître les numéros manuscrits sur les chèques (chèques) numérisés dans des images d'entrée en niveaux de gris 32x32 pixels. La capacité de traiter des images de plus haute résolution nécessite des couches plus grandes et plus convolutives, de sorte que cette technique est limitée par la disponibilité des ressources informatiques.

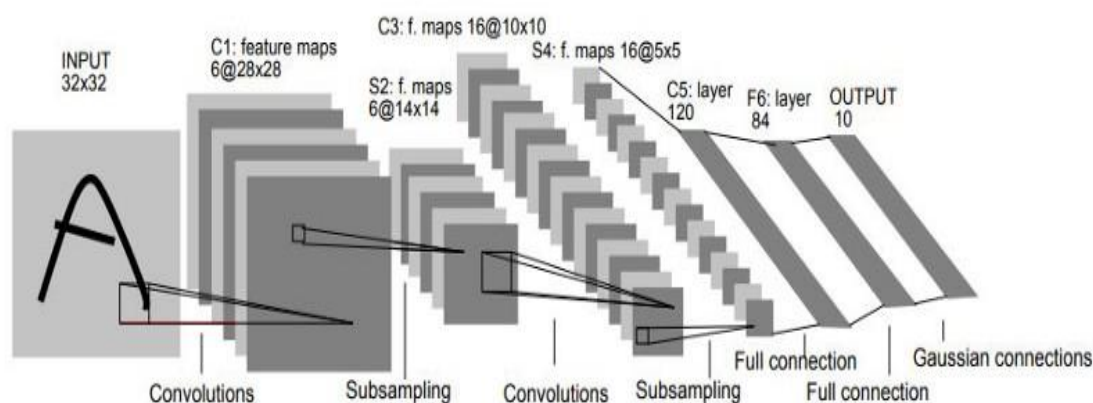


Figure 2.10: Architecture LeNet-5 avec 2 couches de convolutions et 3 couches entièrement connectées. [10]

2.6.2 AlexNet(2012)

Au cours de la quatrième année après l'apparition de LeNet, en 2012, AlexNet a classé 1 000 catégories sur l'ensemble de données ImageNet LSVRC-2010 et a obtenu les meilleurs résultats à l'époque; en même temps, il a atteint le premier résultat sur un l'ensemble de données ILSVRC-2012. Où Le modèle de classification des images est devenu plus complexe L'AlexNet a huit couches avec des paramètres apprenables. Le modèle se compose de cinq couches avec une combinaison de pooling max suivie de 3 couches entièrement connectées et elles utilisent l'activation Relu dans chacune de ces couches à l'exception de la couche de sortie. Ils ont découvert que l'utilisation du relu comme fonction d'activation accélérerait la vitesse du processus d'entraînement de près de six fois.

Chapitre 02: la classification

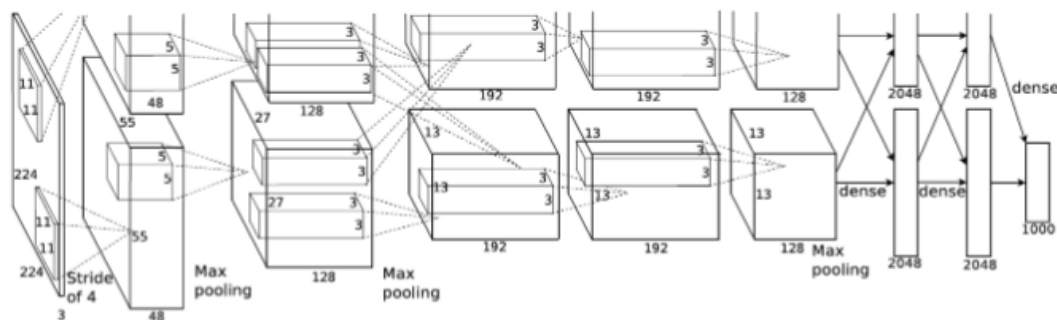


Figure 2.11 : Architecture AlexNet proposée par Alex Krizhevsky en 2012[11]

2.6.3 VGGNet

Le réseau neuronal télévevic profond de VGG Net, développé par le Visual Engineering Group de l'Université d'Oxford et des chercheurs de Google DeepMind, a terminé deuxième de l'ILSVRC 2014, réduisant le taux d'erreur Top-5 à 7,3%. Sa principale contribution est de montrer que la profondeur du réseau est une partie essentielle de l'excellente performance de l'algorithme. Actuellement, les structures de réseau les plus couramment utilisées sont ResNet (152-1000 couches), GooleNet (22 couches) et VGGNet (19 couches), la plupart des modèles ont été améliorés sur la base de ces modèles et de nouveaux algorithmes d'amélioration sont utilisés. Fusion, etc. jusqu'à présent, VGG Net est encore souvent utilisé pour extraire les caractéristiques de l'image

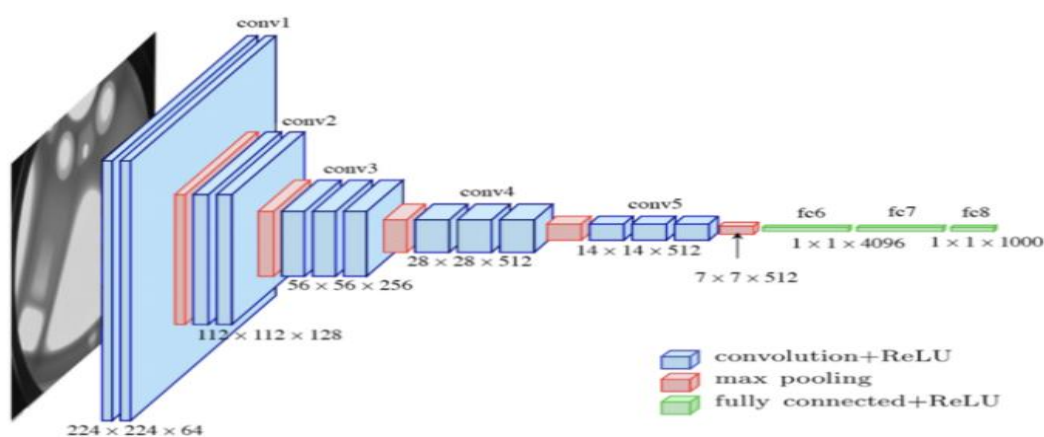


Figure 2.12 : Architecture VGG16 avec 13 couches de convolutions et 3 couches entièrement connectés [12]

Chapitre 02: la classification

2.6.4 GoogleNet(2014)

GoogLeNet est un réseau neuronal convolutif de 22 couches de profondeur profond développé par des chercheurs de Google. Vous pouvez charger une version pré entraînée du réseau entraînée sur les ensembles de données ImageNet ou Places365. Le réseau formé sur ImageNet classe les images en 1000 catégories d'objets, telles que le clavier, la souris, le crayon et de nombreux animaux. Le réseau formé sur Places365 est similaire au réseau formé sur ImageNet, mais classe les images en 365 catégories de lieux différentes, telles que le terrain, le parc, la piste et le hall. Ces réseaux ont appris différentes représentations de caractéristiques pour un large éventail d'images. Les réseaux pré entraînés ont tous deux une taille d'entrée d'image de $224 * 224$.

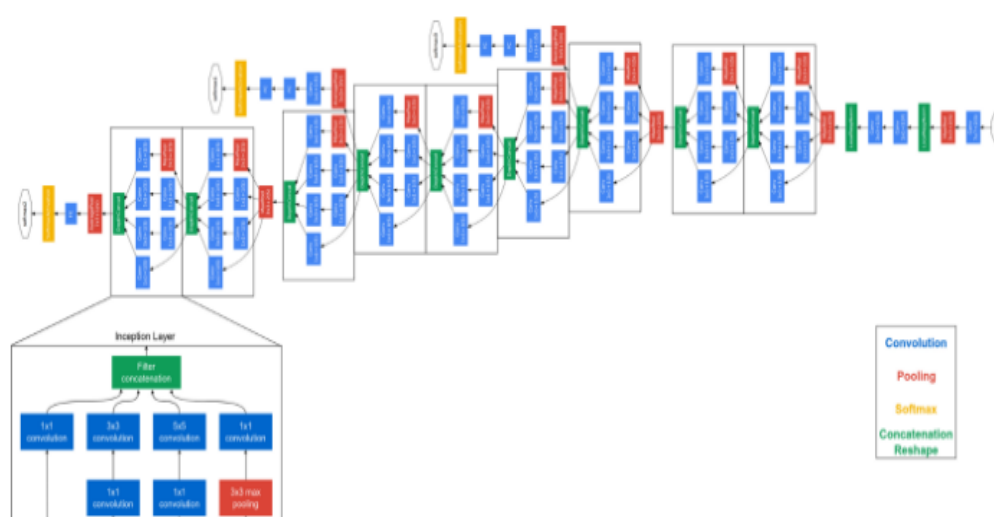


Figure 2.13 : Architecture de GoogleNet [13]

2.6.5 ResNet(2015)

Le réseau résiduel [ResNET] a été considéré comme l'un des principaux travaux en vision par ordinateur et en apprentissage profond au cours des dernières années, à la suite du grand succès d'AlexNet, un réseau CNN profond de huit couches (cinq sont des couches pliantes et trois couches entièrement connectées) dans la tâche de classification de l'ensemble de données d'image SVRC2012, où le réseau défaillant ResNET a maintenu des performances élevées dans l'entraînement de centaines et de milliers de couches.

Chapitre 02: la classification

La forte capacité représentative du réseau de sédiments a augmenté les performances de nombreuses applications de vision par ordinateur telles que la reconnaissance faciale et la découverte d'objets par rapport aux performances des applications de classification d'images.

2.6.6 ResNext

Est une architecture réseau simple et hautement modulaire pour la classification des images. Notre réseau est construit en répétant un bloc de construction qui agrège un ensemble de transformations avec la même topologie. Notre conception simple se traduit par une architecture homogène et multi-branches qui n'a que quelques hyper-paramètres à définir. Cette stratégie expose une nouvelle dimension, que nous appelons « cardinalité » (la taille de l'ensemble des transformations), comme facteur essentiel en plus des dimensions de profondeur et de largeur. queResNeXt est meilleur que ResNet, et plus il y a de cardinalité, mieux c'est. La figure 14 montre la structure de ResNeXt. Les deux réseaux contiennent 5 couches convolutionnelles. Ils ont des largeurs différentes mais le nombre de paramètres reste le même.

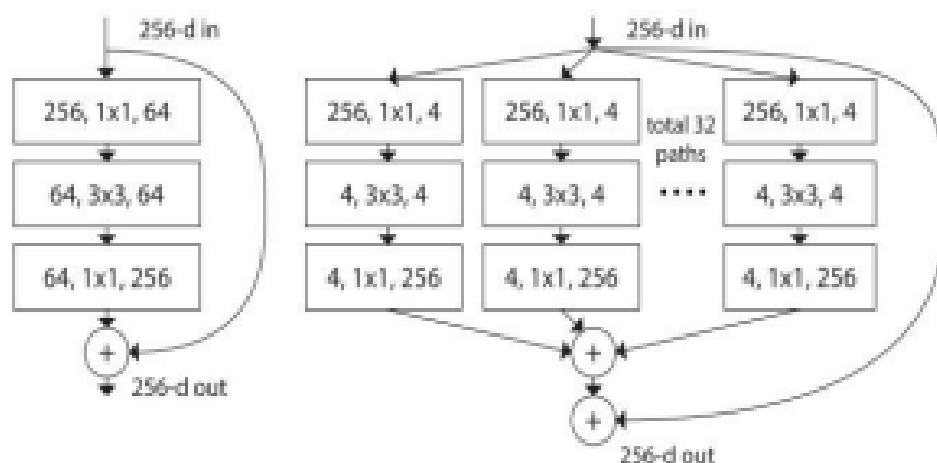


Figure 2.14 : gauche : image module ResNet, droite : image module ResNext [14]

On peut clairement constater que chaque architecture à ramener des nouveautés et chacune possède des avantages et des inconvénients.

Chapitre 02: la classification

Table 2.3 : Comparaison entre les architectures de Deep Learning

Architecture	Nouveauté	Avantages	Inconvénients
LeNet	la première architecture pour Convolutional	Ce réseau a fourni une merveilleuse introduction aux réseaux de neurones et est très facile à comprendre. Pour les images de reconnaissance de caractères, cela fonctionne bien.	<p>Ce modèle a été construit de manière plus spécifique pour un certain cas d'utilisation.</p> <p>La plupart des problèmes de reconnaissance d'image nécessiteraient des images RVB pour une meilleure reconnaissance.</p> <p>. le modèle n'est pas très profond</p>
AlexNet	Plus profond Utilisation de filtres à grande échelle	<p>. AlexNet a été le premier modèle majeur de CNN à utiliser des GPU pour la formation.</p> <p>. alexNet est une architecture plus profonde avec 8 couches, ce qui signifie qu'elle est mieux en mesure d'extraire des fonctionnalités par rapport à LeNet.</p>	<p>. Nous pouvons voir qu'il faut plus de temps pour obtenir des résultats plus précis par rapport aux modèles futurs</p>

Chapitre 02: la classification

		il fonctionne bien avec les images en couleur.	
VGG-16	Remplacez les filtres de grande taille par des filtres de plus petite taille.	<p>. VGG a apporté avec lui une amélioration massive de la précision et une amélioration de la vitesse</p> <p>. L'augmentation du nombre de couches avec des noyaux plus petits a vu une augmentation de la non-linéarité qui est toujours positive dans l'apprentissage profond.</p>	<p>. Un inconvénient majeur que j'ai trouvé était que ce modèle connaît le problème du gradient de disparition.</p> <p>. VGG est plus lent que la nouvelle architecture ResNet qui a introduit le concept d'apprentissage résiduel, ce qui a été une autre percée majeure.</p>
GoogleNet	L'idée de blocs.	. GoogleNet s'entraîne plus vite que VGG.	. Il a le potentiel de réduire la taille des fonctionnalités
ResNet	Bloc résiduel	. L'architecture ResNet n'a pas besoin de déclencher tous les neurones à chaque époque. Cela réduit considérablement le temps d'entraînement et améliore la	. L'inconvénient fondamental de ResNet est que la détection des défauts devient plus difficile à mesure que le réseau s'approfondit.

Chapitre 02: la classification

		<p>précision.</p> <p>. Une fois qu'une fonctionnalité est apprise, elle n'essaie pas de l'apprendre à nouveau, mais se concentre plutôt sur l'apprentissage de nouvelles fonctionnalités</p>	
ResNext	Cardinalité	Le modèle ResNext utilise plus de données et la précision finale est également plus élevée.	

2.7 Mesures de performance des algorithmes intelligents

Les mesures de performance nous permettent d'évaluer notre système et de déterminer son efficacité. C'est l'approche la plus simple pour évaluer la « qualité » de notre modèle. Plusieurs mesures ont été proposées dans la littérature, notamment les suivantes :

Matrice de confusion : La matrice de confusion est une mesure très populaire utilisée pour résoudre les problèmes de classification. Il peut être appliqué à la classification binaire ainsi qu'aux problèmes de classification multi classe. Il repose sur quatre résultats significatifs : les vrais positifs, les faux positifs, les vrais négatifs et les faux négatifs. Un exemple de matrice de confusion pour la classification binaire est présenté dans le tableau:

Vrai-Négative (TN) : Les valeurs attendues sont vrai car elles sont False en réalité.

Faux-Négative (FN) : Les valeurs attendues sont False car elles sont False en réalité.

Vrai-Positive (TP) : Les valeurs attendues sont vrai car elles sont vrai en réalité.

Faux-Positive (FP) : Les valeurs attendues sont false car elles sont vrai en réalité.

Table 2.4 : matrice de confusion

Chapitre 02: la classification

Valeur prédites	
0	1
True positive (TP)	False négative (FN)
False positive (FP)	Truenégative (TN)

Les matrices de confusion représentent les nombres à partir des valeurs prédites et réelles. La sortie « TN » signifie True Négative qui montre le nombre d'exemples négatifs classés avec précision. De même, « TP » signifie True Positive qui indique le nombre d'exemples positifs classés avec précision. Le terme « FP » indique la valeur des faux positifs, c'est-à-dire le nombre d'exemples négatifs réels classés comme positifs; et « FN » signifie une valeur de faux négatif qui est le nombre d'exemples positifs réels classés comme négatifs. L'une des mesures les plus couramment utilisées lors de la classification est la précision. L'Exactitude d'un modèle (par le biais d'une matrice de confusion) est calculée à l'aide de la formule donnée ci-dessous.

$$\text{Exactitude (Acc)} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

L'exactitude peut être trompeuse si elle est utilisée avec des ensembles de données déséquilibrés, et il existe donc d'autres mesures basées sur une matrice de confusion qui peuvent être utiles pour évaluer les performances.

Rappel (Sensibilité (Sn)) : d'un algorithme est représenté comme le rapport entre les patients correctement classés atteints de la maladie (TP) et le nombre total de patients dont la maladie est prédite (TP + FP).

$$\text{Rappel} = \frac{TP}{TP+FN}$$

La Spécificité (Sp) : La spécificité donne la fraction des valeurs négatives depuis le total des instances négatives réelles.

Chapitre 02: la classification

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{TN+FP}$$

Précision(p) : d'un algorithme est représentée comme le rapport entre les patients correctement classés atteints de la maladie (TP) pour nombre total de patients dont la maladie est prédite (TP + FP).

$$\text{Précision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

F-mesure (en anglais Score-F) : F-mesure, également appelé score F1, est une mesure de la précision d'un modèle sur un ensemble de données. Il est utilisé pour évaluer les systèmes de classification binaires, qui classent les exemples en « positif » ou « négatif ». Le score F est un moyen de combiner la précision et le rappel du modèle, et il est défini comme la moyenne harmonique de la précision et du rappel du modèle.

$$\text{F-mesure} = 2 * \frac{P * R}{P + R}$$

Surface au-dessous la courbe ROC (Area Under Curve (AUC)) : Surface au-dessous la courbe (AUC) est la mesure de la capacité d'un classificateur à distinguer les classes et est utilisée comme résumé de la courbe ROC. Plus AUC est élevée, meilleures sont les performances du modèle pour distinguer les classes positives et négatives

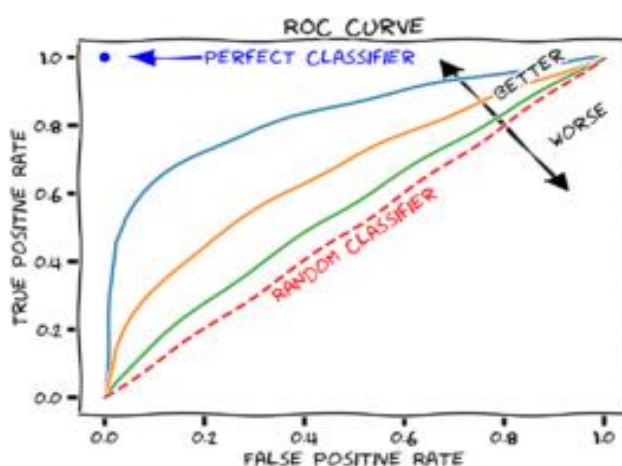


Figure 2.15 : La courbe ROC [15]

Chapitre 02: la classification

2.8 Conclusion

Aujourd'hui, l'apprentissage en profondeur surpasse diverses méthodes d'apprentissage automatique en termes de performances et est largement utilisé pour une variété de tâches différentes.

Dans ce chapitre, nous avons fourni un aperçu des détails de l'apprentissage en profondeur et la classification ; Nous avons couvert en détail la notation des images dans ce chapitre, ainsi que divers algorithmes de notation et leurs étapes associées, ainsi que les mesures de performance..

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

Chapitre 03 : Étude comparative

3.1 Introduction

Le chapitre courant présente le cœur de notre travail. En effet, il présente la mise en œuvre des techniques d'apprentissage en profondeur les plus performantes, ainsi que leurs applications dans l'extraction des attributs à partir des images Covid-19 de type Chest-X-ray. Et comme deuxième étape, certains algorithmes de classification doivent être utilisés et appliqués sur les attributs extraits afin d'identifier, comme premier objectif, les cas Covid et les cas non Covid. Plus loin, certaines métriques de performances doivent être utilisées pour évaluer les performances des couples (DL, classifieur) afin de découvrir le meilleur couple. Autrement dit, le couple qui donne les meilleurs résultats en termes de précision.

3.2 Contributions

Les principales contributions de ce travail peuvent être résumées dans les points suivants :

- ✓ Extraction d'attributs à partir des images Chest-X-ray via des architectures Deep Learning (i.e., CNNs).
- ✓ L'application des algorithmes de classification sur les attributs extraits.
- ✓ Comparaison et discussion des résultats sur la base des métriques de performance.
- ✓ Identifier le meilleur couple (DL, classifieur) qui mène aux meilleurs résultats en terme de précision dans le cadre de décider est ce que le patient est affecté de Covid ou non.

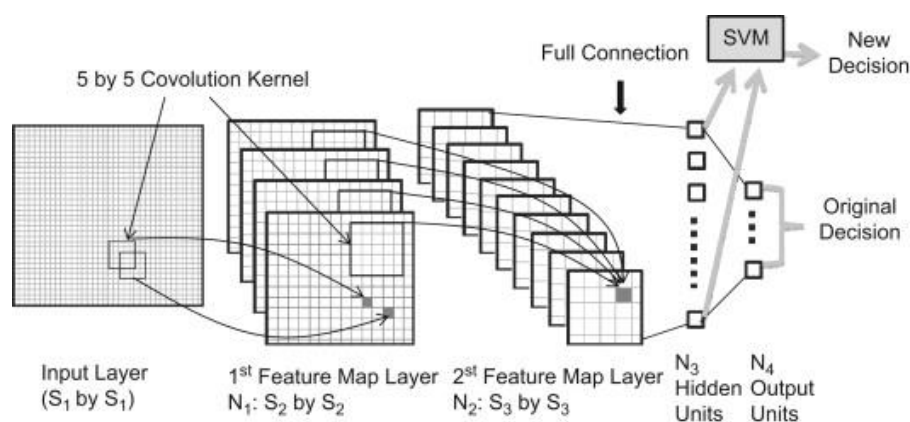


Figure 3.16 : Le processus complet de classification des patients Covid-19 [16]

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

3.3 Le processus complet de classification des patients Covid-19

3.3.1 Image d'entrée

- Input layer (32*32*3)
- Une image est composée d'un tableau de pixels avec une hauteur 32 et une largeur 32
- l'image couleur a trois canaux (chacun pour le rouge, le vert et le bleu)
- Une image en niveaux de gris (gray scal) n'a qu'un seul canal.

3.3.2 Extraction d'attributs:

a. Convolution (trouver les caractéristiques et appliquer les filtres)

- Son objectif ultime est d'extraire des caractéristiques spécifiques de l'image d'entrée en la compressant pour réduire sa taille d'origine. En résumé, l'image d'entrée est traitée à travers une série de filtres, ce qui entraîne la création de nouvelles images appelées cartes de convolution.
- produit scalaire entre les poids et la région dans le volume d'entrée

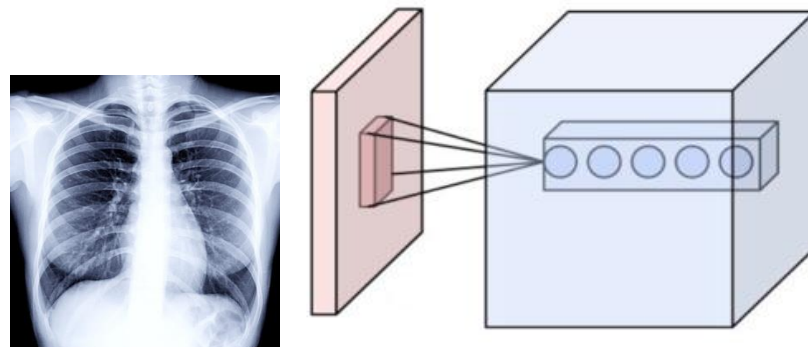
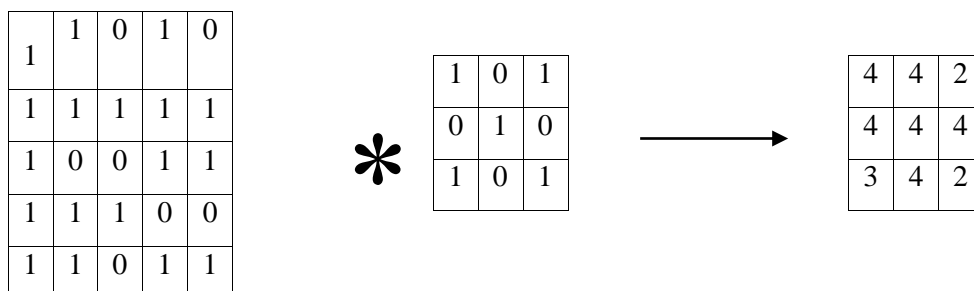


Figure 3.17 :ensemble de neurones (cercles) créant la profondeur d'une couche de convolution [17]

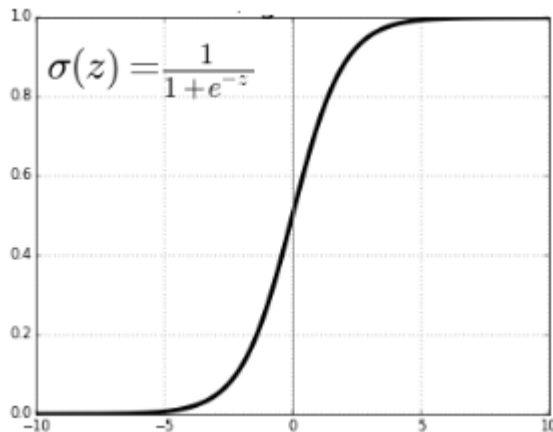
$$1*1+1*0+0*1+1*0+1*1+0*1+1*1+0*0+1*1=4$$



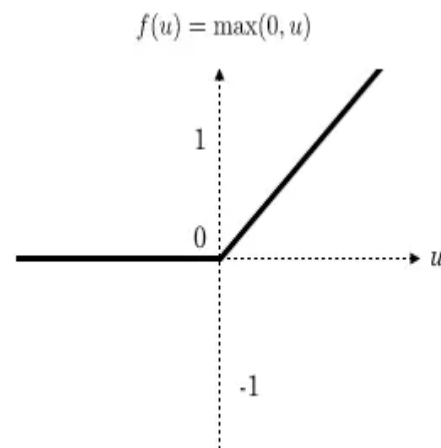
b. La fonction d'activation

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

- La fonction d'activation, qui est une fonction non linéaire et a plusieurs types, que le plus utiliser est relu (RectifiedLinearUnits) Contribuer à réduire le montant des comptes
- Le but de fonction d'activation est de rendre le modèle non linéaire.



Fonction d'activation sigmoïde



Fonction d'activation Relu

Figure 3.18 : les fonctions d'activation

c. Pooling

Consiste à réduire la taille des images avec conserve les informations les plus importantes d'une image. La mise en commun spatiale peut être de différents types : max, moyenne, somme, etc. Son but est de réduire la dimension d'une représentation d'entrée (image, matrice de sortie de couche cachée, etc.).

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

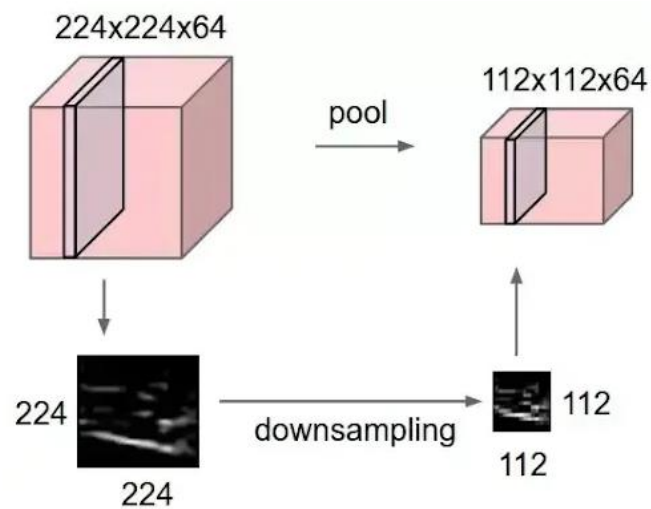


Figure 3.19 : Exemple d'effet du Max-Pooling [19]

d. Flatteninglayer

- convertir en tableau à 1 dimension (vecteur).
- vous devez convertir la partie convolutive du CNN en un vecteur de caractéristiques 1D, pour utiliser la partie ANN.

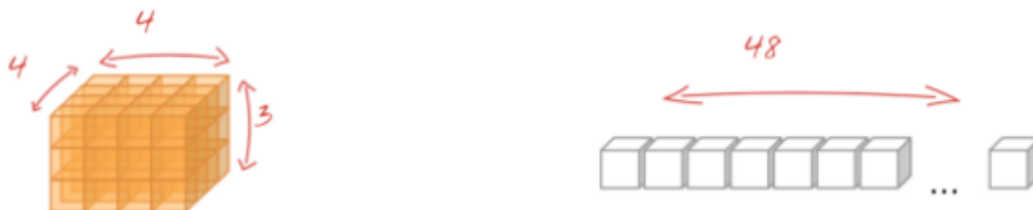


Figure 20 : exemple de flattening layer

3.3.3 Classification

La phase de classification d'un CNN vient après la phase convolutive. Ce composant de classification correspond à un modèle de perceptron multicouche, qui est une caractéristique partagée par tous les modèles de réseaux de neurones (MLP). Son but est de donner à chaque échantillon de données une étiquette qui décrit la classe à laquelle il appartient.

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

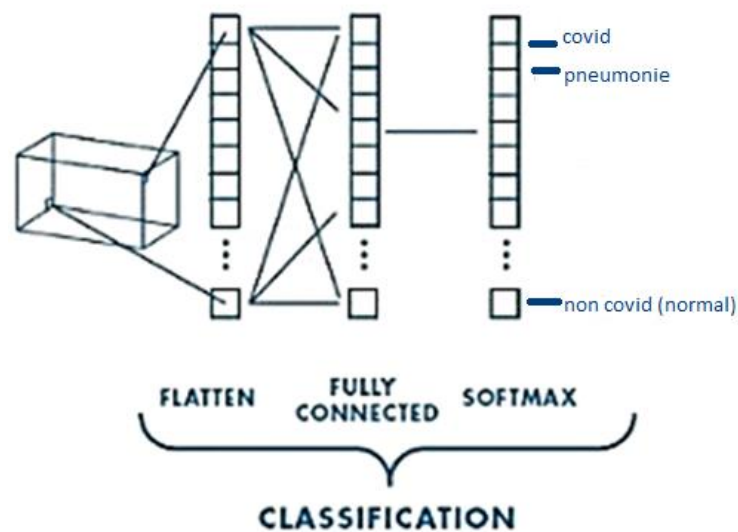


Figure 3.21 : la phase de classification [21]

3.4 Résultats et Discussion

3.4.1 Environnement logiciel

Matlab 2021 : MATLAB est un langage technique qui intègre le calcul, la visualisation et la programmation où les problèmes exprimés en notations mathématiques, MATLAB est une abréviation du Matrix Laboratory. Ce programme incroyablement fonctionne principalement avec les matrices, MATLAB à besoin d'une meilleure compréhension de la façon de l'utiliser et des connaissances précises à commander. Les utilisations courantes de ce langage de programmation sont les suivantes:

- ✓ Mathématiques,
- ✓ Développement d'algorithmes,
- ✓ Modélisation, simulations et prototypage,
- ✓ Analyse de données, exploration et visualisation,
- ✓ Graphiques scientifiques et techniques et
- ✓ Les développements d'applications comme graphical user interface (GUI).

MATLAB peut être utilisé dans différents aspects comme la Science, les mathématiques, l'analyse numérique, l'exploration de la recherche, la recherche de nouvelles solutions d'ingénierie et le traitement de l'image

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

3.4.2 Datasets et métriques d'évaluations

Nous avons mis en œuvre différentes techniques pour une application de détection du Covid-19 dans cette recherche. Les données proviennent de Google Images et ont été acquises sur le site Web de Kaggle, et elle comprend trois classes à savoir Covid, non-Covid, et pneumonia .L'ensemble de données a été divisé en deux parties : 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour les tests. Les critères de performance sont utilisés pour mesurer la performance : sensibilité, précision, spécificité, rappel, précision et enfin score F1.

3.4.3 Les Modèles et architectures implémentés

Dans cette section, nous allons passer en revue la base de données qui ont été utilisées et les architectures qui ont été créées pour mener à bien le projet. Nous avons utilisé les réseaux de neurones convolutifs pré-formés pour nous concentrer sur les deux classificateurs SVM et KNN. AlexNet, ResNet-50, google-net et VGG16 étaient les réseaux en question. Les caractéristiques d'image appropriées ont été extraites et utilisées dans l'étape de classification à l'aide de ces CNNs pré-formés.

3.4.4 Etude comparative

Dans cette sous-section, nous présenterons la comparaison entre les classifieurs avec les différentes techniques d'extraction d'attributs à savoir AlexNet ,googleNet...,ResNet et VGG19.

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

3.5 Les résultats de SVM avec les quatre architectures

Nous avons utilisé pour l'extraction des attributs les architectures de CNN: ResNet, AlexNet, GoogleNet, VGG19 et pour le classifieur nous avons utilisé SVM. Les résultats sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Table 3.5: Tableau de comparaison entre les quatre modèles d'architecture de CNN avec classifieur SVM

	Exactitude	Sensibilité	Spécificité	precision	f_measure	Gmean
ResNet	0.9694	0.9817	0.9633	0.9304	0.9554	0.9724
AlexNet	0.9511	0.9908	0.9312	0.8780	0.9310	0.9605
GoogleNet	0.9511	1.0000	0.9266	0.8720	0.9316	0.9626
VGG-19	0.9939	1.0000	0.9908	0.9820	0.9909	0.9954

Discussion

- Nous notons que le taux d'efficacité le plus élevé lorsque nous avons utilisé le modèle d'architecture VGG19 avec SVM, où le taux de f mesure était de 99%, ce qui indique l'efficacité du modèle VGG19 utilisé par rapport aux autres modèles utilisés.
- En ce qui concerne Gmeans avec SVM, le pourcentage le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation du modèle VGG19 par rapport aux autres modèles, il a atteint 99 %, ce qui indique l'efficacité du modèle.
- En ce qui concerne la mesure de précision, le taux de précision le plus élevé a été obtenu lors de l'utilisation de SVM et du modèle VGG19, qui indique la précision du classificateur dans la détermination de ses prédictions correctes.
- En ce qui concerne l'application de l'échelle de spécificité, le taux d'efficacité le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation du classificateur SVM et du modèle VGG19, ce qui indique l'efficacité du modèle par rapport aux autres modèles utilisés.
- En ce qui concerne le rappel/sensibilité, le pourcentage le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation de SVM avec les modèles VGG19 et Google, un pourcentage égal à 100 %, ce qui indique la précision et l'efficacité des deux modèles.
- Enfin, concernant l'exactitude, on note que le taux de précision le plus élevé a été atteint (99 %,) lors de l'utilisation de VGG19 avec le classificateur SVM, qui indique le nombre de fois sur le nombre de fois qu'une réponse a été correcte.

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

Résultats 1 :

Et nous en concluons que le taux d'efficacité le plus élevé atteint lors de l'utilisation du classifieur SVM et de l'architecture VGG19 par rapport les autres modèles d'architectures de CNN utilisé.

Confusion matrix		Reality		
		Class A	Class B	Class C
Prediction	Class A	True Positive A : TPA	False Negative B : FNB False Positive A : FPA	False Negative C : FNC False Positive A : FPA
	Class B	False Positive B : FPB False Negative A : FNA	True Positive B : TPB	False Negative C : FNC False Positive B : FPB
	Class C	False Positive C : FPC False Negative A : FPA	False Positive C : FPC False Negative B : FNB	True Positive C : TPC

Figure 3.22 : matrice de confusion [22]

		AlexNet				
True Class	covid19-e	108	1		99.1%	0.9%
	normal-e		109		100.0%	
	pneumonia-e	2	3	104	95.4%	4.6%
		98.2%	96.5%	100.0%		
		1.8%	3.5%			
		covid19-e	normal-e	pneumonia-e	Predicted Class	

Figure 3.23 : matrice de confusion d'AlexNet avec SVM

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

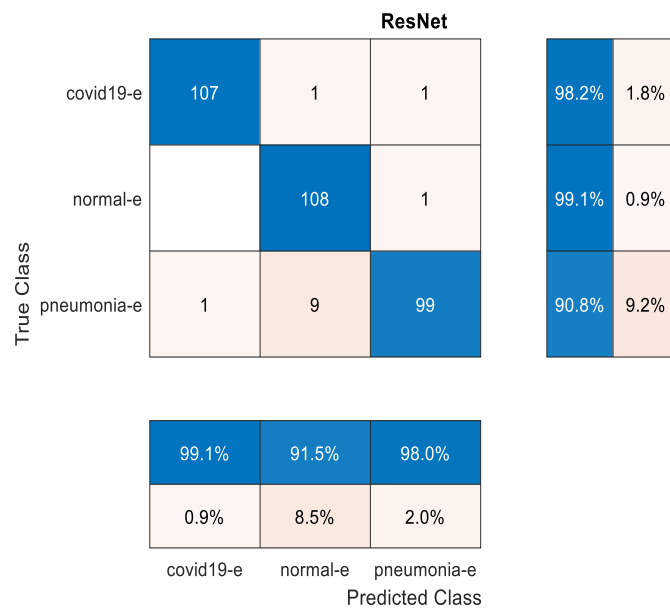


Figure 3.24 : matrice de confusion de ResNet avec SVM

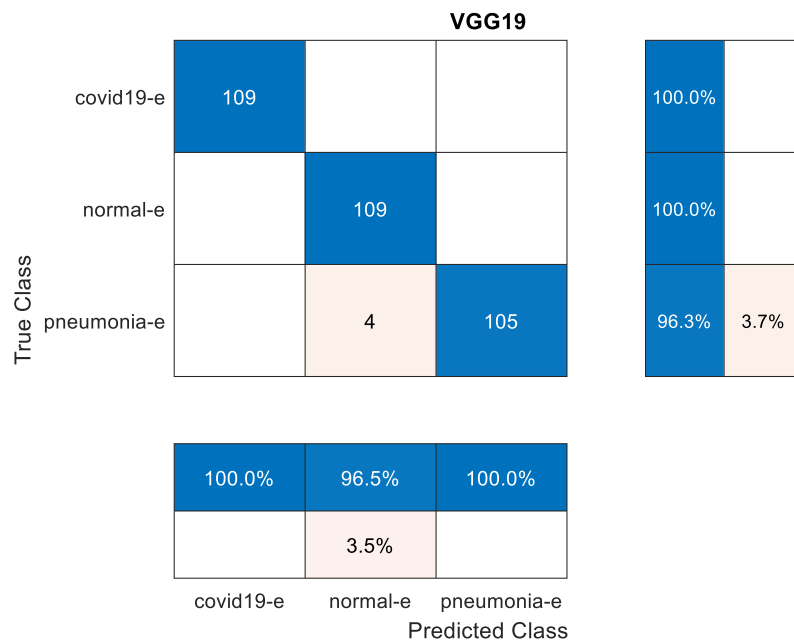


Figure 3.25: Matrice de confusion de VGG19 avec SVM

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

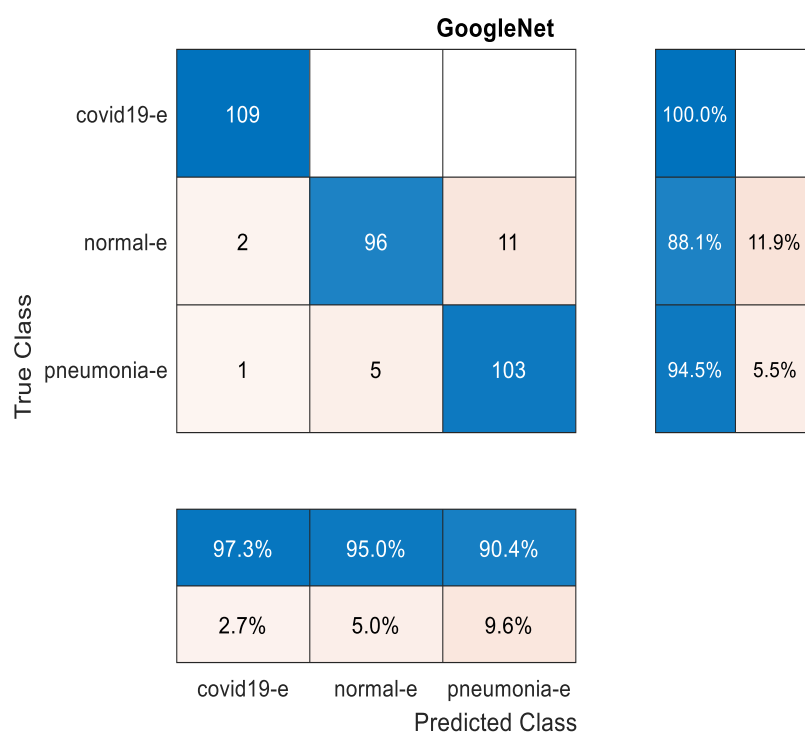


Figure 3.26: matrice de confusion de GoogleNet avec SVM

3.6 Les résultats de KNN avec les quatre architectures :

Comme l'indique le titre, cette partie présente les résultats obtenus en appliquant le classifieur KNN avec les architectures CNNs.

Table 3.6 : Tableau de comparaison entre les quatre modèle d'architecture de CNN avec classifieur KNN

	exactitude	sensibilité	spécificité	précision	F_measure	Gmean
ResNet	0.9266	0.9817	0.8991	0.8295	0.8992	0.9395
GoogleNet	0.9113	0.9908	0.8716	0.7941	0.8816	0.9293
AlexNet	0.9450	0.9817	0.9266	0.8699	0.9224	0.9537
Vgg-16	0.9755	1.0000	0.9633	0.9316	0.9646	0.9815

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

Discussion

- Nous notons que le taux d'efficacité le plus élevé lorsque nous avons utilisé le modèle d'architecture VGG19 avec KNN, où le taux de **f-mesure** était de 96%, ce qui indique l'efficacité du model VGG19 utilisé par rapport aux autres modèles utilisés.
- En ce qui concerne **G-means** avec KNN, le pourcentage le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation du modèle VGG19 par rapport aux autres modèles, il a atteint 98 %, ce qui indique l'efficacité du modèle.
- En ce qui concerne la mesure de **précision** la, le taux de précision le plus élevé a été obtenu lors de l'utilisation de KNN et du modèle VGG19 il a atteint 93 %, qui indique la précision du classificateur dans la détermination de ses prédictions correctes.
- En ce qui concerne l'application de l'échelle de **spécificité**, le taux d'efficacité le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation du classificateur KNN et du modèle VGG19il a atteint 96 %, ce qui indique l'efficacité du modèle par rapport aux autres modèles utilisés.
- En ce qui concerne le **rappel/sensibilité**, le pourcentage le plus élevé a été atteint lors de l'utilisation de KNN avec les modèles VGG19 un pourcentage égal à 100 %, ce qui indique la précision et l'efficacité de modèle.
- Enfin, concernant **l'excatitude** note que le taux d'efficacité le plus élevé a été atteint (97 %) lors de l'utilisation de VGG19 avec le classificateur KNN, qui indique le nombre de fois sur le nombre de fois qu'une réponse a été correcte.

Résultats 2 :

Et nous en concluons que le taux d'efficacité le plus élevé atteint lors de l'utilisation du classifieur KNN avec l'architecture VGG19 par rapport les autres modelés d'architectures de CNN utilisé.

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

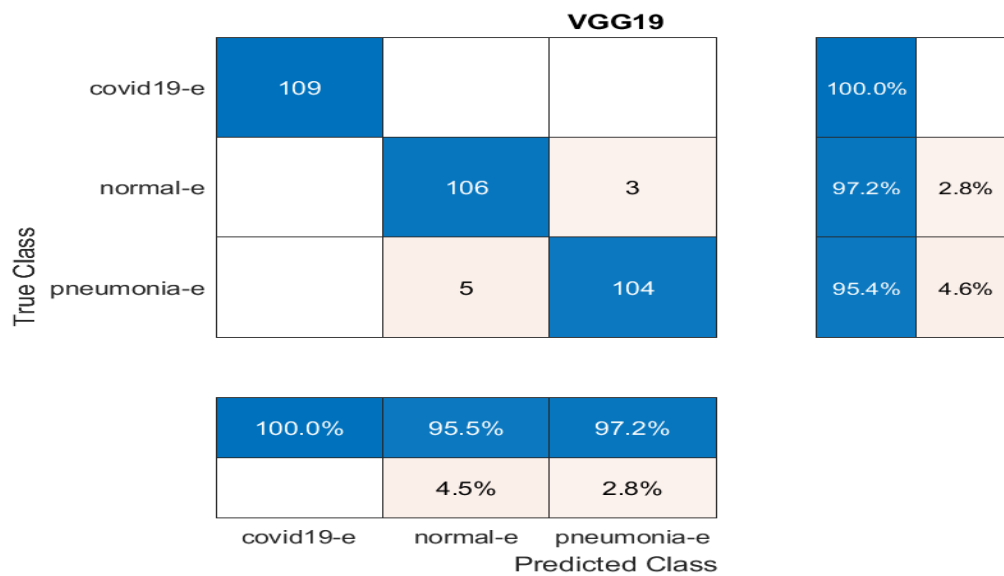


Figure 3.27 : matrice de confusion de VGG19 avec KNN

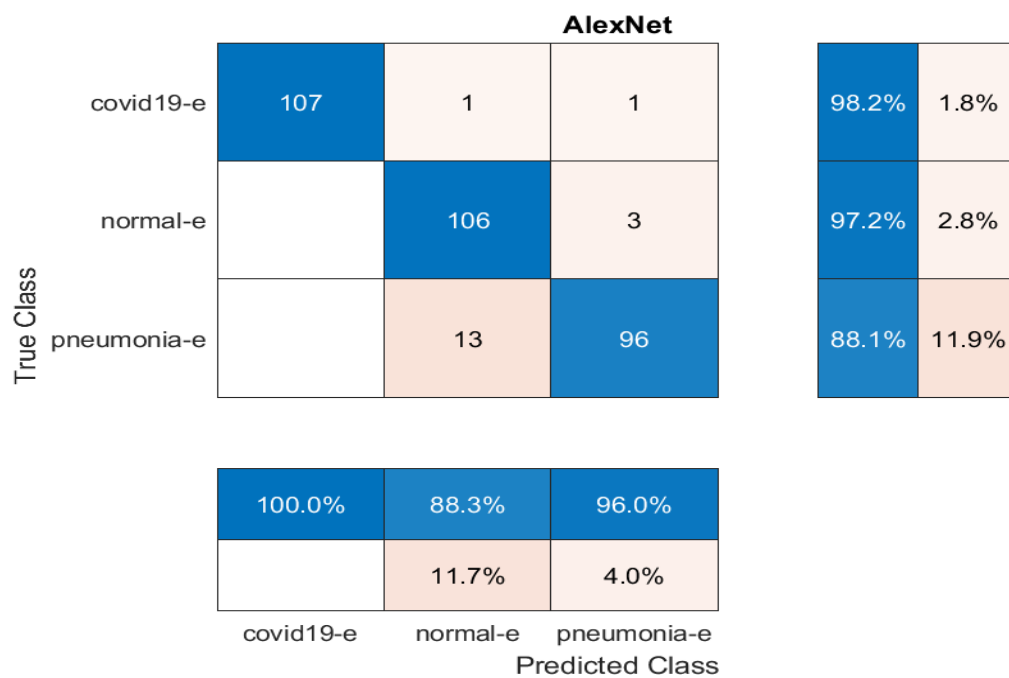


Figure 3.28 : matrice de confusion d'AlexNet avec KNN

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

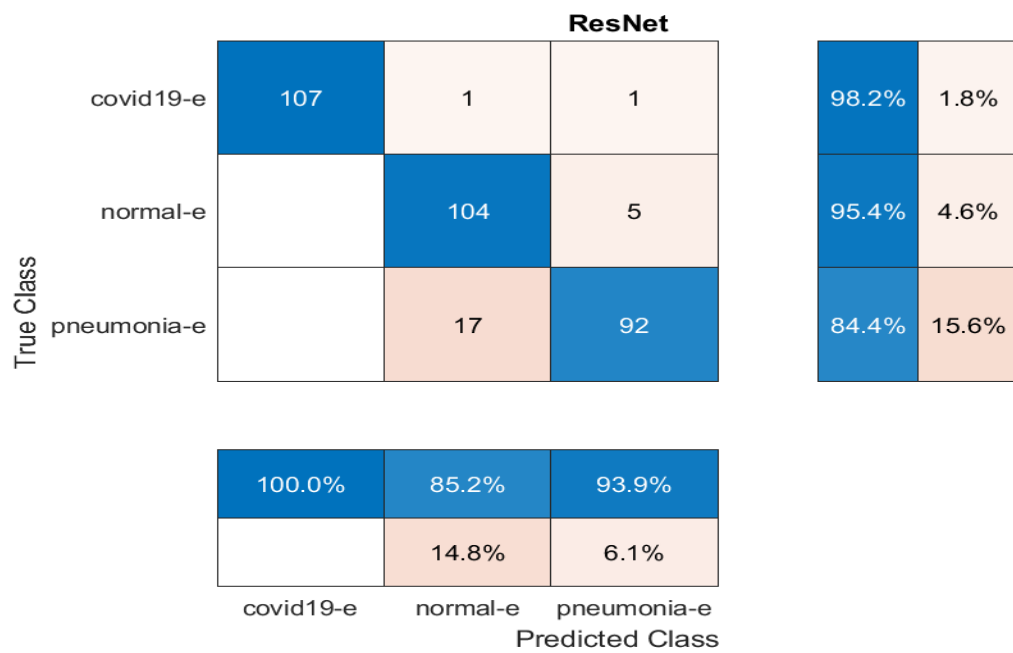


Figure 3.29 : matrice de confusion de ResNet avec KNN

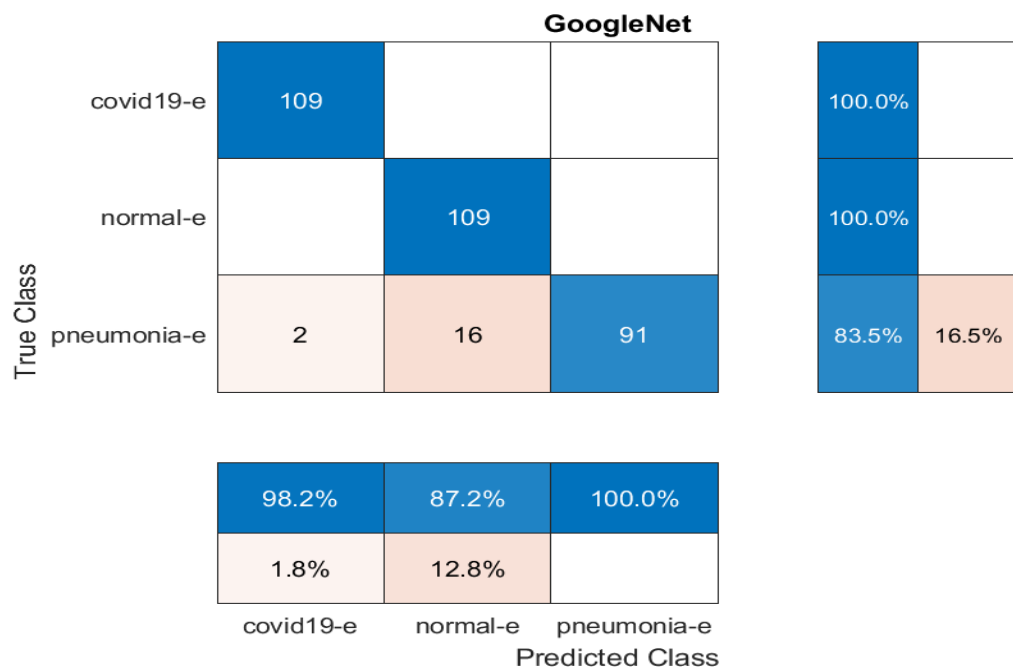


Figure 3.30 : matrice de confusion de GoogleNet avec KNN

Chapitre 03 : classification et détection Covid-19

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous passerons en revue les différents outils et algorithmes que nous avons utilisés pour mener à bien ce projet .Nous avons fixé un objectif à cette recherche, qui est de comparer les performances de différentes approches de classification des images pathologiques. Ensuite, à partir de base de données collectés, nous avons présenté les résultats des architectures que nous avons développées. Nous avons comparé les différentes méthodes des classificateurs comme SVM et KNN.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Conclusion générale

La classification des images est une tâche importante dans le domaine de la vision par ordinateur, la reconnaissance d'objets et l'apprentissage automatique. Grâce à l'apprentissage en profondeur (Deep Learning), L'avenir de l'intelligence artificielle dans le développement de grandes applications et très rapides. En raison des nombreux problèmes scientifiques, la plupart des chercheurs et des scientifiques s'efforcent d'imposer leurs études sur le terrain.

Dans ce projet nous avons présenté une des opérations de traitements des images qui sont la détection de Covid-19 en utilisant des images chest x-ray et nous avons utilisé le Deep Learning qui a montré ses performances ces dernières années .afin de mieux comprendre et d'obtenir de meilleurs résultats dans ce sujet.

Nous avons choisi la méthode CNNs comme une méthode de classification. Ce choix est justifié par la simplicité et l'efficacité de la méthode qui joue un rôle important dans la compréhension du contenu de l'image et dans les tâches liées à la segmentation, la classification

Enfin, nous précisons que les approches d'intelligence artificielle, notamment avec l'introduction de techniques, apportent une aide significative aux médecins dans les fonctions de diagnostic, de thérapie et de pronostic des maladies les plus courantes. Technologies d'apprentissage automatique pour résoudre les problèmes liés aux données médicales et la difficulté d'en extraire des conclusions ainsi que étendre ce système et être capables de détecter des endroits dans les poumons en construisant un autre réseau CNN juste pour cela seraient intrigantes à l'avenir.

L'objectif de ce projet est de détecter le Covid-19 de manière rapide et obtenir la meilleure architecture pour faire la classification précise pour réduire l'infection de la malade.

Perspective

Au lieu de faire extraction d'attribut et aller directement la classification On peut faire intégrer une étape intermédiaire pour améliorer le taux de recherche la sélection d'attribut le plus pertinent pour améliorer les résultats en terme de classification.

Bibliographie

Bibliographie

[1]http://www.webreview.dz/IMG/pdf/Systemes_d_information_en_Imagerie_medicale_Mo_yen_de_diagnostic_de_therapie_et_d_economie.pdf

[2]http://thesis.essa-tlemcen.dz/handle/STDB_UNAM/174

[3]Comportement de ML et DL face au changement quantitatif des données

[4]<https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/les-differents-types-dapprentissage/>

[5]<https://towardsdatascience.com/understanding-the-difference-between-ai-ml-and-dl-cceb63252a6c>

[6]<http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/12583/1/Deep-Learning-pour-la-classification.pdf>

[7]https://www.researchgate.net/figure/AlexNet-and-VGGNet-architecture_fig1_282270749

[8] https://www.youtube.com/watch?v=5_eGzZkt8Ts

[9] <https://www.youtube.com/watch?v=9SFtiNMxf9A>

[10] <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-network-champions-part-2-alexnet-tensorflow-2-x-de7e0076f3ff>

[11] <https://medium.com/mllearning-ai/an-overview-of-vgg16-and-nin-models-96e4bf398484>

[12]https://developer.ridgerun.com/wiki/index.php/GstInference/Supported_architectures/InceptionV2

Bibliographie

- [13] <https://towardsdatascience.com/review-resnext-1st-runner-up-of-ilsvrc-2016-image-classification-15d7f17b42ac>
- [15] <https://www.idbc.fr/tutoriel-comment-lire-une-courbe-roc-et-interpreter-son-auc/>
- [16] <https://www.semanticscholar.org/paper/FUSIONS-OF-CNN-AND-SVM-CLASSIFIERS-FOR-RECOGNIZING-Niu/1951ffe0cdce9d5baf18de1f31a2fe0b98ab6606>
- [17] https://www.wikiwand.com/fr/R%C3%A9seau_neuronal_convolutif
- [18] https://www.researchgate.net/figure/Representation-graphique-des-fonctions-dactivation-sigmoide-et-ReLU-7_fig9_327882341
- [19] <https://datascientest.com/convolutional-neural-network>
- [20] <https://towardsdatascience.com/a-beginners-guide-to-convolutional-neural-networks-cnns-14649dbddce8>
- [21] <https://www.quantmetry.com/blog/mobilenet-optimisation-de-la-convolution-pour-les-reseaux-de-neurones-embarques/>
- [22] <https://kobia.fr/classification-metrics-multi-class-simple/>
- https://www.academia.edu/25716104/Classification_automatique_de_textes_%C3%A0_partir_de_leur_analyse_syntaxico_s%C3%A9mantique
 - <http://developpement.ccdmd.qc.ca/fiche/classification-selon-piaget>
 - <https://www.studocu.com/fr/document/universite-de-franche-comte/technologie-de-ladn-recombinant/methodes-dextraction-et-de-purification-dechantillons-particuliers/7114076>
 - <https://docs.microsoft.com/fr-fr/office/troubleshoot/office-suite-issues/office-docuemnt-image-quality-loss>
 - <http://camus.math.usherbrooke.ca/revue/revue1/article2.pdf>
 - <https://www.maxicours.com/se/cours/construire-un-arbre-de-decision/>
 - <https://www.i3s.unice.fr/~crescenz/publications/Florence/valeurs-manquantes-ou-aberrantes.pdf>
 - <https://ichi.pro/fr/qu-est-ce-que-l-entropie-et-le-gain-d-information-comment-sont-ils-utilises-pour-construire-des-arbres-de-187876852050160>

Bibliographie

- <https://www.coursuniversel.com/theoreme-des-valeurs-intermediaires-cours-exercices-corriges/>
- <https://docs.microsoft.com/fr-fr/sql/odbc/reference/develop-app/types-of-descriptors>
- www.futura-sciences.com/tech/definitions/informatique-intelligence-artificielle-555/
- <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/12583/1/Deep-Learning-pour-la-classification..pdf>
- <https://medium.com/@redouanechafi/data-science-0-0-quest-ce-que-le-machine-learning->
- <https://dspace.univadrar.edu.dz/jspui/bitstream/123456789/5612/1/m%C3%A9moire%20compl%C3%A9te%20corr>
- <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00879356/document>