



Projet de Fin d'Etudes

Licence Sciences et Techniques Génie Informatique

Application Web pour la Classification Des Images Radios Thoraciques



Lieu de stage : Centre Hospitalier Universitaire Hassan II | CHU Fès

Réalisé par :
Safae Belkhyr

Encadré par :
Pr : Younes Dhassi

Soutenu le 10/07/2021 devant le jury composé de :

Pr K. Zenkouar

Pr S. Najah

Pr Y. Dhassi

Année Universitaire 2021-2022

Dédicace :

Je dédie ce travail

A ma mère, pour son amour ses encouragements et ses sacrifices

A mon père, pour son soutien, son affection et la confiance qu'il m'a accordé

A mes frères Hatim et Mohammed pour leurs soutiens moral

A la mémoire de mes grands parents

A tous les membres de ma famille

Et tous ceux qui m'aiment...

Remerciements

Après avoir rendu grâce à Dieu le tout-puissant et Miséricordieux je tiens à remercier vivement tous ceux qui, de près et de loin on m'aidait au long de ce stage. Il s'agit plus particulièrement de :

Monsieur Youness Dhassi mon encadrant académique pour son encadrement, tous ses conseils, le soutien dont il m'a fait bénéficier, de ses encouragements, les aides précieuses qu'il n'a pas cessé de m'apporter tout au long de la période de ce projet et pour ses efforts afin d'assurer le bon déroulement de ce stage.

Je tiens également à remercier et à témoigner toute notre reconnaissance à Mr. Mounir Makhlouk, Ingénieur au Centre hospitalier universitaire Hassan II, pour son accueil et la confiance qu'il m'a accordée dès mon arrivée au Centre Hospitalier ; pour le temps qu'il m'a consacré tout au long de cette période, sachant répondre à toutes mes interrogations.

Je remercie également les membres du jury pour m'avoir honoré en acceptant d'évaluer et de juger ce travail.

Enfin je remercie toutes les personnes qui m'ont aidé et dont les noms ne figurent pas dans ce document.

Résumé

Le Centre Hospitalier Hassan II accueille des milliers de patients par jour, mais durant la période de la pandémie Covid-19 se nombre a été dupliquer ce qui a généré une pression énorme sur le département de pneumologie et surtout celui de la radiologie vu que le CHU dispose d'un nombre insuffisant des radiologues. Et d'une part, le processus de diagnostiquer et la prise de décision pour un certain nombre de maladies n'admit pas d'accélération. Et d'autre part, les médecins et les radiologues utilisent toujours la manière manuelle et visuelle pour diagnostiquer les radiographies thoraciques. Afin de satisfaire ce besoin j'ai proposé l'application de la classification des pathologies des radiographies thoraciques. Dans ce rapport, je présenterai une Conception de l'application pour assurer le bon fonctionnement, puis une présentation des récentes architectures des réseaux de neurones à convolution profonde (DCNN) pour la classification automatique des images de pneumonie, Covid- 19, opacité des poumons, normal basé sur des versions affinées de (VGG16, DenseNet121, Resnet18). Le travail proposé a été testé à l'aide d'un ensemble de données de radiographie thoracique qui contient 21 165 images (1345 pneumonies, 10192 normaux, 6012 opacités des poumons et 3616 covid-19). En conséquence, nous pouvons conclure que les versions affinées de VGG16, DenseNet121, Resnet18 affichent des performances très satisfaisantes avec un taux d'augmentation de l'accuracy en ce qui concerne les données d'entraînements et de validations (plus de 95% de précision).

Abstract

The Hassan II Hospital Center welcomes thousands of patients per day, but during the period of the Covid-19 pandemic this number was duplicated which generated enormous pressure on the Department of Pulmonology and especially that of Radiology since the CHU has an insufficient number of radiologists. Also on the one hand, the process of diagnosing and decision-making for a certain number of diseases does not admit of acceleration and on the other hand, doctors and radiologists still use manual and visual way to diagnose chest x-rays. In order to meet this need I have proposed the application of the classification of pathologies of chest x-rays. In this report, I will present an Application Design to ensure proper functioning, then I introduce the architecture of my application, followed by a presentation of recent Deep Convolution Neural Network (DCNN) architectures for automatic image classification. Pneumonia, Covid-19, lung opacity, normal based on refined versions of (VGG16, DenseNet121, Resnet18). The proposed work was tested using a chest x-ray dataset that contains 21,165 images (1345 pneumonia, 10192 normal, 6012 lung opacity and 3616 covid-19). As a result, we can conclude that the refined versions of VGG16, DenseNet121, Resnet18 show very satisfactory performance with an increase rate of accuracy with regard to training and validation data (more than 95% accuracy).

Sommaire

Liste des figures	10
Liste des tables	12
Liste des acronymes.....	13
Introduction	14
Chapitre I : Contexte générale de projet	
Introduction	17
I . Description de lieu de stage	17
II. Etude de l'existant	18
1. Présentation de CHU Fès Services et Missions	18
2. L'organigramme de CHU Fès	19
III. La Problématique.....	21
IV. La solution Proposé	22
V .Planification du projet	23
1. Diagramme de Gantt	23
2. Diagramme de Pert	24
Chapitre II : Analyse et Conception	
Introduction	26
I. Les besoins fonctionnels et techniques.....	27
1. Les besoins fonctionnels	27
2. Les besoins techniques	29
II. Conception	31
1. Les acteurs	31
2. Les diagrammes	32
2.1 Diagramme de cas d'utilisation	32
2.2. Diagramme de séquence	33
2.3. Diagramme de classe	35
Chapitre III : classification et localisation des pathologies	
I. Intelligence Artificielle (IA)	37
II. Machine Learning ou apprentissage automatique	38

III. L'apprentissage profond ou Deep learning	39
IV. Méthode de Machine learning dans la classification	41
V l'Architecture des Réseaux de Neurones à Convolution	42
VI. Préparation des données	44
1. Architecture de la base de données	44
2. Split de données	45
3. Transformation de données.....	49
4. Balancer les données	55
VII. Apprentissage par transfert ou transfert Learning.....	57
VIII. Les Modèles utilisés.....	63
1. Introduction de VGG-16	63
1.1. Architecture de VGG-16	63
2. Introduction de ResNet-18	64
2.1 Architecture de ResNet-18	65
3. Introduction à DenseNet-121.....	67
3.1. Architecture de DenseNet-121.....	67
IX. Paramètres d'apprentissage.....	70
1. Les hyperparamètres	71
2. Fonction de perte (Loss) et Optimiser	71
3. La validation de modèle.....	72
X. Performances des modèles	73
1. Le graphe de loss et de accuracy.....	73
2. Les Résultats des performances.....	75
3. Localisation avec Grad-CAM	80

Chapitre IV : Réalisation de l'application

I. Les outils de développement utilisé	85
1. Les technologies de développement.....	85
2. Architecture opérationnel de l'application	87
3. Présentation de l'application.....	88
Conclusion.....	103
Bibliographie.....	104

Liste des figures

Figure 0 : Organigramme de CHU

Figure 1 : Le taux d'erreurs des Architectures à convolution et des Algorithmes de Machine Learning durant la Compétition de Image Net

Figure 2 : Diagramme de Gantt pour l'application classification des Radiographies thoraciques

Figure 3 : les tâches de mon projet

Figure 4 : Diagramme de Pert

Figure 5 : Diagramme de cas d'utilisation pour les deux acteurs Radiologue et Chef Radiologue

Figure 6 : Diagramme de séquence du cas d'utilisation enregistrer une radiographie à la base de données

Figure 7 : Diagramme de classe de notre projet

Figure 8 : Architecture trois tiers utilisé dans mon projet

Figure 9 : Répartition de la base de données selon les catégories

Figure 10 : les sous domaines de L'intelligence Artificielle

Figure 11 : Représentation d'une Neurone biologique

Figure 12 : Représentation d'un Perceptron

Figure 13 : Représentation d'un perceptron multicouches

Figure 14 : Représentation de principe des couches totalement connectées

Figure 15 : Représentation de la structure des réseaux de neurones à convolution

Figure 16 : Méthode RandomOversampling pour balancer les données

Figure 17 : Architecture de VGG-16

Figure 18 : L'Architecture Résiduel

Figure 19 : Architecture de Resenet18

- Figure 20** : Architecture de Resenet18 détaillée
- Figure 21** : Architecture de Densenet-121
- Figure 22** : Représentation de la relation dense entre les couches de modèles Densenet-121
- Figure 23** : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle VGG-16
- Figure 24** : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle Densenet
- Figure 25** : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle Resnet
- Figure 26** : interface d'authentification de Radiologue
- Figure 27** : interface de Création de Compte
- Figure 28** : interface de Récupération de mot de passe
- Figure 29** : interface des tâches d'un Radiologue
- Figure 30** : interface de Recherche d'une Radiographie
- Figure 31** : interface Choix D'image
- Figure 32** : interface Choix de modèle
- Figure 33** : Représente les performances de modèles choisie lors de la phase de training
- Figure 34** : Représente les graphs de pertes et d'accuracy lors de la phase d'entraînement
- Figure 35** : Représente la localisation de la pathologie opacité des poumons (Lung-opacity) dans les poumons
- Figure 36** : Représente l'enregistrement d'une radiographie dans la base de données
- Figure 37** : Enregistrement d'un nouveau patient dans la base de données
- Figure 38** : Représente les tâches d'un Chef Radiologue
- Figure 39** : la base de données des patients
- Figure 40** : la base de données Radiologues
- Figure 41** : la base de données des radiologies
- Figure 42** : Créer un Compte Chef Radiologue

Liste des tables

Tableau 1 : Liste des acronymes

Tableau 2 : Représentation des tâches de mon projet

Tableau 3 : Distribution de la base de données selon les dossiers train, test et validation

Tableau 4 : les différentes transformations des données

Tableau 5 : Représentation des valeurs des hyperparamètres

Tableau 6 : Représentation de la fonction loss et optimiser

Tableau 7,8,9 : Représente respectivement les performances des modèles VGG-16, Resenet-18, densenet121

Tableau 10 : Représentation de la localisation des pathologies avec la technique Grad-cam avec les trois Modèles

Liste des acronymes

Abréviation	Signification
ML	MACHINE LEARNING
CHU	Centre Hospitalier Universitaire Hassan II
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
TDM	Tomodensitométrie
TEP	Tomographie par Emission de Position
CNN	Convolutionnal Neurones Networks
IA	Intelligence Artificielle
MIT	Massachusetts Institute of Technology
MLP	Multi Layer Perceptron
SVM	Support Vector Machine
FC	Fully Connected
SQL	Langage de requête structurée

Tableau 1 : Liste des acronymes

Grad Cam	Class Activation Mapping
----------	---------------------------------

Introduction

Dans le cadre de mes études et pour obtenir ma licence en génie informatique, j'ai effectué un stage de 2 mois en Centre Hospitalier Universitaire Hassan II CHU à Fès.

Afin de le réaliser, j'ai mis en application toutes les notions vues et cherchées durant toutes mes années de formation. Ce sujet m'a donné chance d'approfondir mes connaissances en Python, son Framework Pytorch et sa librairie Streamlit permettant de créer des applications Web pour l'apprentissage automatique (Machine Learning)

Le sujet de ce stage consiste à la Conception et au développement d'une application web basé sur un réseau de neurones permettant la classification des images radios thoraciques et la localisation de la pathologie dans les poumons.

Ce rapport divise l'essentiel de travail réalisé lors de ce projet en quatre chapitres. Le premier chapitre présente un contexte général du projet. Le deuxième chapitre consiste à faire une analyse et une conception de l'application, afin de présenter la classification et la localisation de la pathologie. Pour que le dernier chapitre soit réservé pour la réalisation de l'application.

Je tiens à souligner que lors de la période de stage j'ai pu acquérir plusieurs informations sur le monde professionnel et en particulier le monde sanitaire.

Chapitre I : Contexte générale de projet

Introduction

Comme j'ai signalé avant, mon stage s'est déroulé au sein de CHU Fès dont il est composé de plusieurs services afin d'offrir plusieurs missions pour le citoyen Marocain.

Au long de cette partie je présenterai le contexte général de projet tous d'abord en commençant par une description de lieu de stage et une étude sur les services et les missions de ce centre puis une présentation de l'organigramme du Centre Hospitalier Universitaire Hassan II CHU Fès. Et finalement je discuterai le service où j'ai réalisé mon projet j'exposerai la problématique puis je proposerai la solution à savoir l'application réalisée durant la période de stage.

I. Description de lieu de stage

Le centre Hospitalier et universitaire de Fès (CHU) est créé en 30 août 2001 mais il est mis en service jusqu'à 05 Août 2002. C'est un établissement public de santé doté de personnalités morales et d'autonomie financière. L'hôpital est situé à proximité de la faculté de médecine et de pharmacie sur une superficie de 12 hectares. Il est sous la juridiction du ministère marocain de la santé.

La capacité de ce centre vaut 582 lits pour Hôpital des spécialités et 82 lits pour hôpital Omar Drissi et finalement 68 lits pour Hôpital Ibn Al Hassan.

II. Etude de l'existant

1) Présentation de CHU Fès Services et Missions

Le Centre Hospitalier Universitaire Hassan II CHU est composé de deux services principales hôpital et Secrétaire général puis ces deux se ramifient pour nous donner un arsenal de services notamment on trouve sous le service **Secrétaire Général** les services suivants :

- ❖ **Service de Division des A aire Financière, de logistique et de Maintenance** : il est responsable sur les services Financiers et Comptable, Services des Marchés, des affaires logistiques et de maintenance
- ❖ **Service de Division des Ressources Humaines de Formation et de Coopération** : il est responsable sur trois services : le service des affaires juridiques et Sociales, Service de formation et de coopération, service de personnel.
- ❖ **Service des Affaires Médical et de soins Infirmiers** : ce service s'occupe de trois services notamment service des activités Médicales, service des soins Infirmiers, service de la recherche et du développement.
- ❖ **Service Informatique et des Statistiques** : Ce service est responsable sur le développement informatique pour satisfaire le besoin de l'hôpital dans tous les domaines afin de fournir un service basé sur la précision, l'efficacité. Et j'ai l'honneur de faire mon stage dans ce service et attribuer au développement de ce centre hospitalier.

Les Services sous le service **Hôpitaux** sont les suivants :

- ❖ **Hôpital des Spécialistes** : s'occupent des services des soins Infirmiers, service de Ressources Humaines

- ❖ **Hôpital Mère -Enfant** : ce service est responsable sur le Service des soins Infirmiers, Services de ressources Humaine et des A aires générales
- ❖ **Hôpital Omar Drissi** : concentré sur deux services des affaires administratives et économiques, Service des soins Infirmiers
- ❖ **Hôpital Ibn El Hassan** : s'occupe de Services des affaires Administratives et Economique, Service des soins infirmiers
- ❖ **Hôpital d'Oncologie**
- ❖ **Service d'Audit et de Contrôle de Gestion**
- ❖ **Service de la Pharmacie Central**

Dans les cadres des Mission offerte par le Centre Hospitalier Hassan II il y a :

- ❖ Dispenser des soins à toute personne dont l'état requiert ses services, de jour comme la nuit, en veillant à assurer la qualité d'accès et la continuité des soins.
- ❖ Conduire des travaux de recherche médicale dans le strict respect de l'intégrité physique et morale et de la dignité des malades
- ❖ Participer à l'enseignement clinique universitaire et post universitaire médical et pharmaceutique ainsi qu'à la formation du personnel paramédical.

2) L'organigramme de CHU Fès

L'organigramme ci-dessous clarifie et résume cet organisme avec ses différents services.

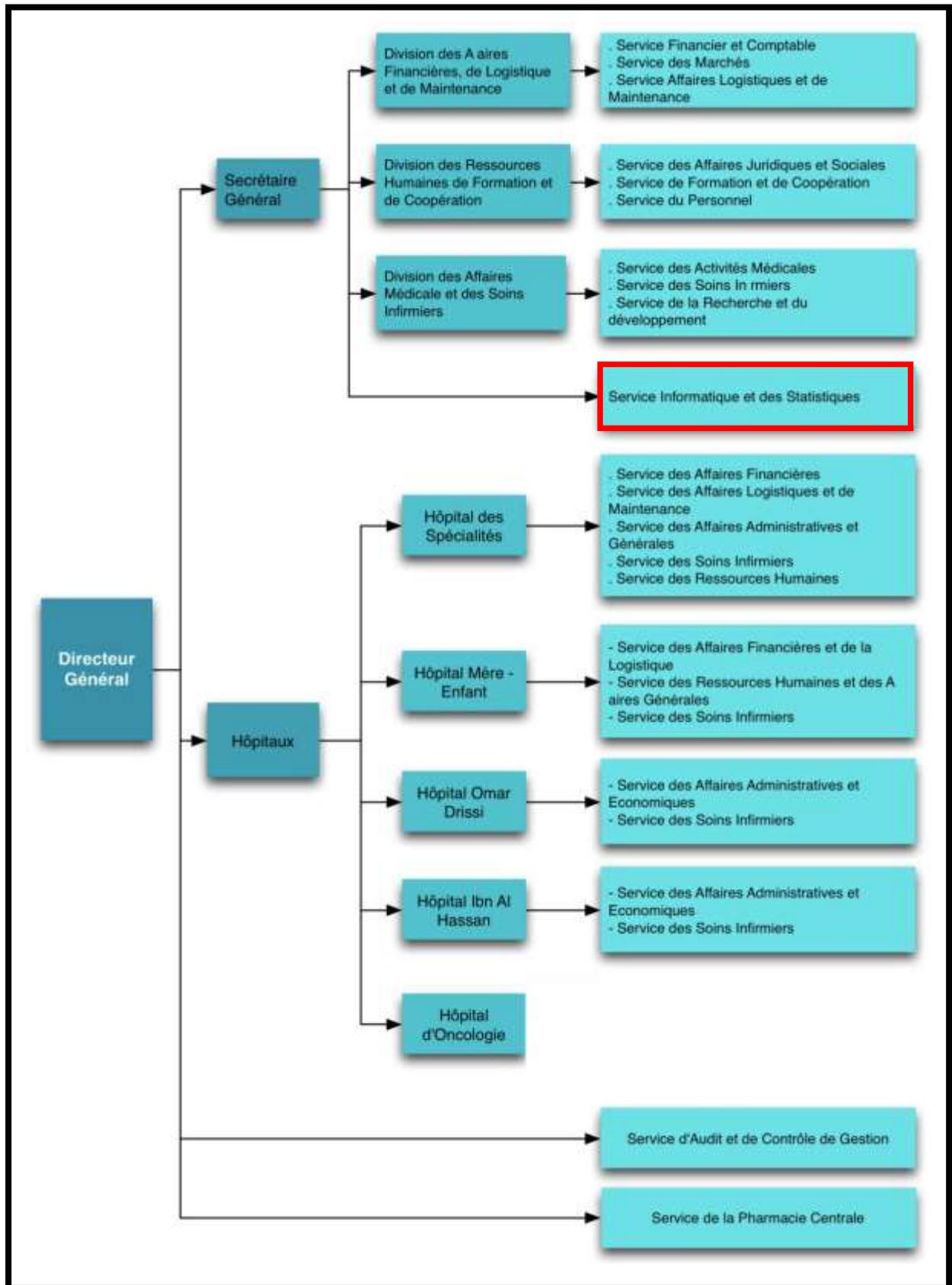


Figure 1: Organigramme de CHU

III. La Problématique

Aujourd'hui, et précisément lors de la période de la pandémie de Corona virus le système de santé est mis à rude épreuve avec des coûts croissants et de longs temps d'attente en particulier dans la radiographie thoracique car ces derniers sont largement utilisés comme outils de dépistage. S'il y a quelque chose qui ne va pas dans les poumons et qui nécessite plus de preuves pour diagnostiquer, le médecin vous prescrira généralement d'abord une radio thoracique. Ce qui à lui permettre d'être un type d'imagerie médicale plus courant, souvent 2 à 10 fois plus que les autres méthodes d'imagerie avancées telles que l'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique), la tomодensitométrie (TDM) et la TEP (Tomographie par émission de positon). De plus les radiographies thoraciques utilisent une dose très faible de rayonnement et un coût moindre ainsi il ne faut qu'une minute pour prendre une image par rapport à une heure ou plus pour un scanner.

En discutant avec des radiologues, j'ai appris que l'hôpital CHU peut générer des centaines, voire des milliers de Radios thoraciques par jour, qui doivent tous être lus par un radiologue ou, moins préférablement, par d'autres médecins. Et il est souvent primordial que la lecture se fasse en quelques heures pour détecter les conditions urgentes (telles que celles développées par les patients hospitalisés). En bref, la lecture de la radiographie thoracique est une tâche assez exigeante pour les radiologues et les médecins. Car le temps moyen nécessaire à un radiologue bien formé pour lire une radio thoracique est d'environ 1 à 2 minutes. Il est difficile d'accélérer cela car la lecture de la radio thoracique est un processus très systématique. Une mnémonique populaire pour la lecture est le suivant : ABCDEFGHI. A pour les voies respiratoires, B pour les os, C pour le cœur, etc. ...

Donc on constate que le processus n'est pas vraiment court, et essayer d'accélérer signifie risquer d'ignorer des découvertes importantes.

IV. La solution Proposé

Devant cette problématique on peut proposer plusieurs solutions. Mais former suffisamment de médecins et de prestataires de soins pour répondre aux demandes croissantes dans un court laps de temps n'est pas pratique, voire impossible. La solution doit impliquer des percées technologiques.

Pour cela j'ai développé une application basée sur l'apprentissage profond deep Learning DL les modèles peuvent être créés à l'aide de différents algorithmes comme Vector Machine, Naïves Bayes ou Descision tree. Mais ces algorithmes sont aujourd'hui dans certains cas remplacés par un apprentissage en profondeur DL qui tourne autour des réseaux de neurones.

A raison qu'avec ces derniers ont obtiennent des meilleures performances pour les problèmes de vision par ordinateur où les données sont des images. Alors j'ai utilisé un réseau de neurones à convolution (CNN) afin de classifier la pathologie car il a été démontré durant la compétition d'Image Net en 2012 que les CNN fonctionnent bien dans les tâches de la classification d'image comme qui sont dans notre cas des radiographies.

La figure ci-dessous montre les résultats de la compétition de Image Net en utilisant les algorithmes de Machine Learning qui ont gagné les prix dans des années précédentes et des réseaux à Convolution.

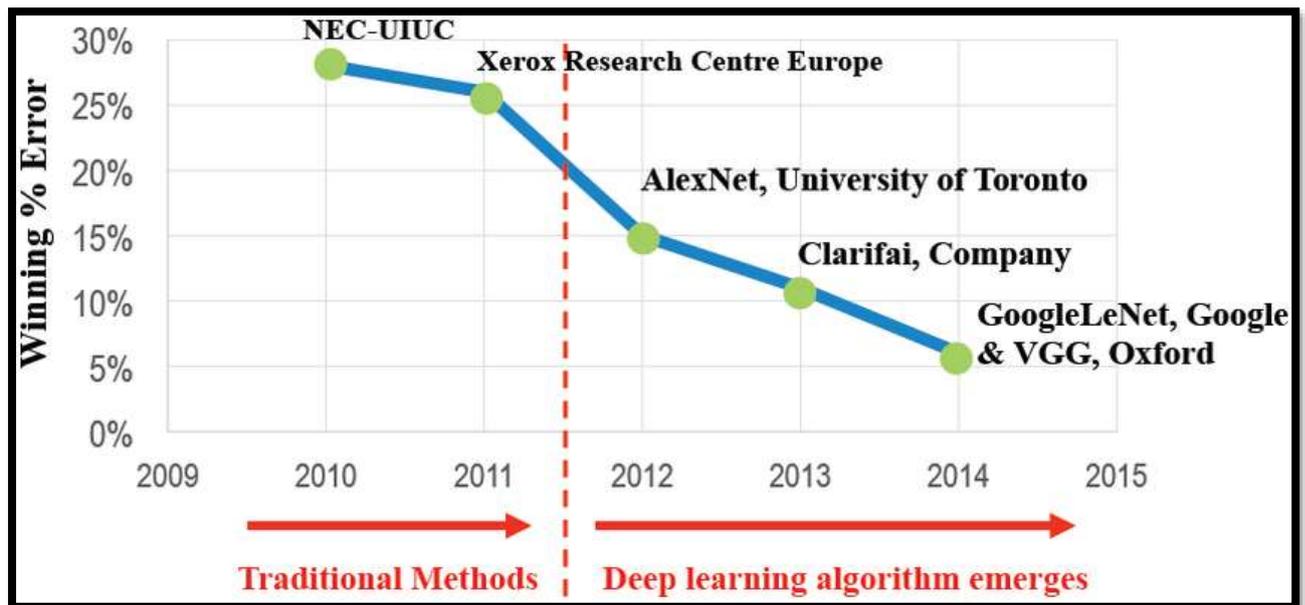


Figure 2 : Le taux d'erreurs des Architectures à convolution et des Algorithmes de Machine Learning durant la Compétition de Image Net

V. Planification de projet

1) Diagramme de Gantt

Pour mener bien mon projet j'ai élaboré un plan de travail grâce au diagramme de Gantt qui est un outil utilisé en ordonnancement et en gestion de projets et permettant de visualiser dans le temps les diverses tâches composant le projet. La figure 2 ci-dessus décrit la progression de mon projet durant ces deux mois de stage en fonction du temps :

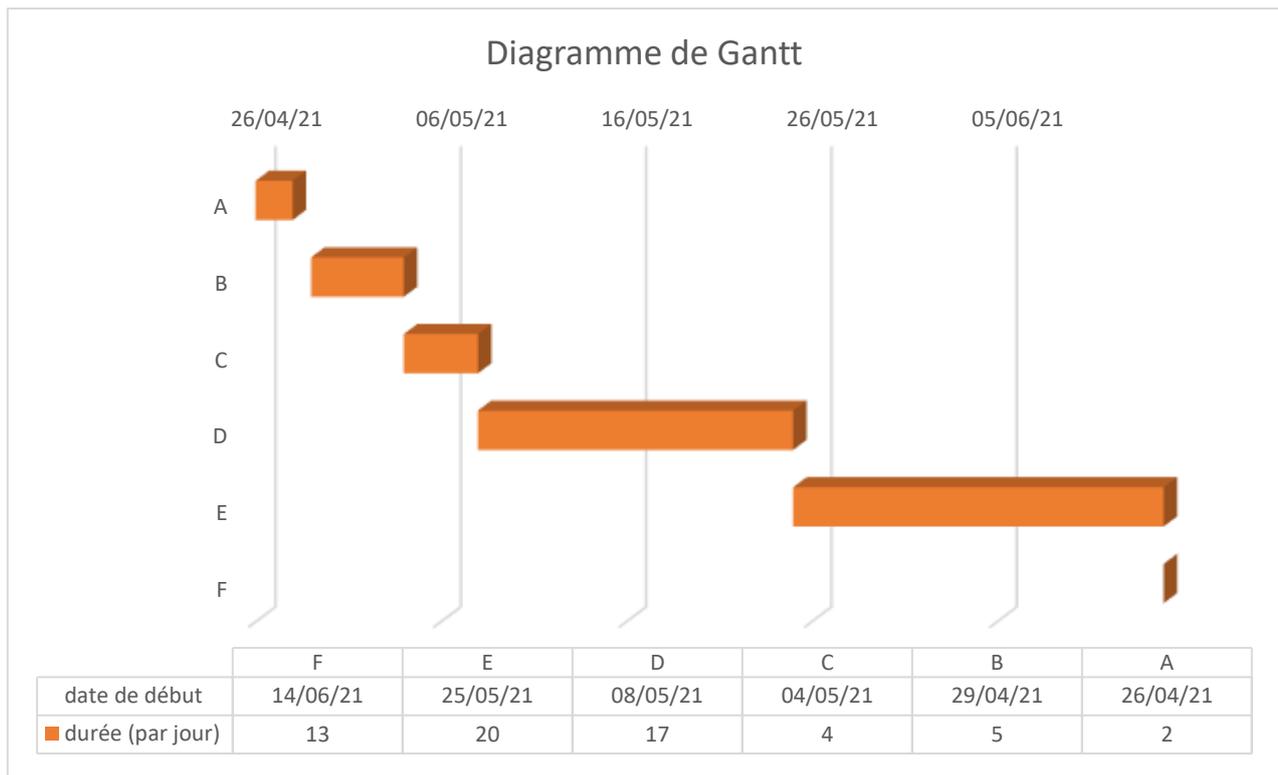


Figure 3 : Diagramme de Gantt pour l'application classification des Radiographies thoraciques

2) Diagramme de Pert

Pour bien organiser les tâches de mon projet j'ai effectué le diagramme **Program Evaluation and Review Technic** ou **Diagramme de PERT**. Il s'agit d'un outil visuel d'ordonnancement et de planification de projet.

	les tâches	date de début	date de fin	durée (par jour)
A	Diviser la base de données	26/04/21	28/04/21	2
B	Entraîner les trois modèles	29/04/21	03/05/21	5
C	Evaluer le résultat de trois modèles	04/05/21	07/05/21	4
D	Construire l'application web	08/05/21	24/05/21	17
E	Redaction du rapport	25/05/21	13/06/21	20
F	Finition de rapport et de l'application	14/06/21	26/06/21	13

Tableau 2 : Représentation des tâches de mon projet

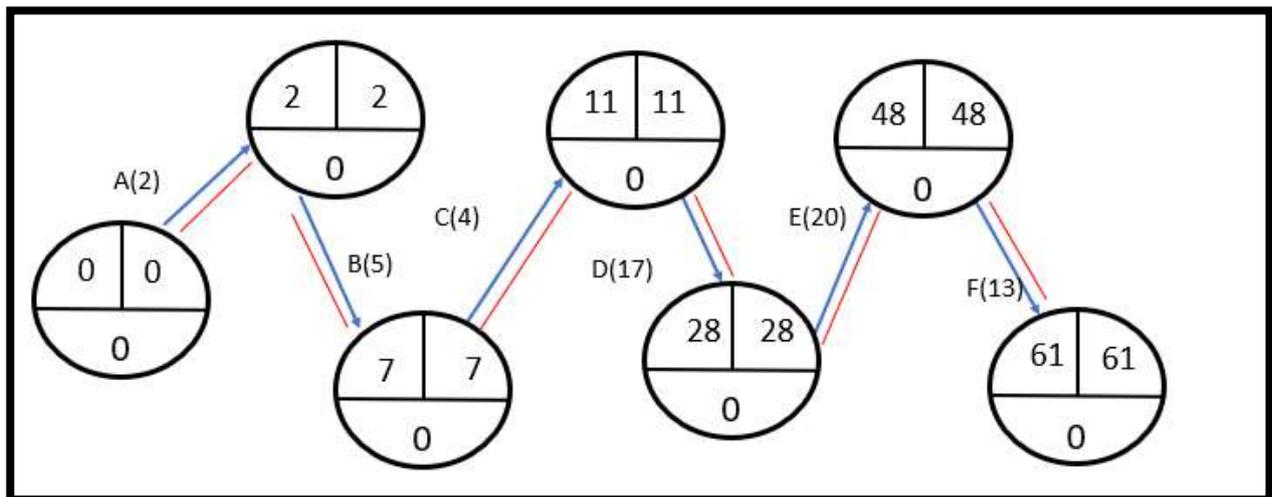


Figure 4 : Diagramme de Pert

Chapitre II : Analyse et Conception

Introduction

La conception est une étape nécessaire dans le cycle de développement d'une application, elle a pour objectif de faire l'étude des données et des traitements à effectuer. Alors dans ce chapitre je présenterai d'abord les besoins fonctionnels les besoins techniques puis aborder à la phase de discussion de la Conception adopté.

I. Les besoins fonctionnels et techniques

1) Les besoins fonctionnels

Après une discussion avec le responsable du secteur radiologie nous avons pu élaborer le cahier des charges dont les besoins fonctionnels d'un radiologue comprennent :

- ❖ **Créer un compte** : c'est la première étape pour accéder à l'espace d'un radiologue
- ❖ **L'authentification** : cette étape qui vérifie la création d'un compte radiologue afin de pouvoir s'orienter à l'espace chef radiologue ou radiologue dont les taches suivantes y appartient.
- ❖ **Le choix de la radiographie** : cette étape est très importante car elle permet de fournir l'entrée à notre réseau neurones.
- ❖ **Le choix de réseaux neurones** : cette étape consiste à donner le radiologue une possibilité de choisir un réseau de neurones parmi trois réseaux de neurones.
- ❖ **La classification** : cette la principale tâche de notre projet elle permet au radiologue de savoir quelle pathologie existe dans la radiographie.

- ❖ **La localisation de la maladie :** la localisation de la maladie est une phase très importante pour un radiologue afin de situer la pathologie dans les poumons.
- ❖ **Enregistrer dans la base de données :** afin d'offrir un sens à la radiographie entre nos mains il est très important de la lier au malade de l'enregistrer s'il est nouveau afin d'effectuer cela le radiologue doit saisir l'ID de malade puis saisir le nom de la radiographie et finalement écrire un petit compte rendu sur la pathologie classifiée et sa localisation.
- ❖ **Visualisation des performances d'un modèle :** un développeur ou un radiologue peut visualiser les performances des modèles qu'utilise l'application.

Pour le Chef Radiologue à l'ajout des besoins ci-dessus il est important de :

- ❖ **Visualiser la base de données :** le chef des radiologues s'authentifie afin d'accéder à la base de données des Radiologues, des patients et des radiologies, et peut interroger la base de données.
- ❖ **Créer un compte Chef Radiologue :** un chef radiologue est le seul capable de créer un autre compte Chef Radiologue afin de satisfaire le besoin si le chef est absent.

2) Les besoins techniques

Décrire toutes les contraintes auxquelles est soumis le système pour sa réalisation et son bon fonctionnement :

❖ Ergonomie et souplesse :

L'application web doit offrir une IHM simple à exploiter par l'utilisateur en envisageant toutes les interactions possibles à l'écran du support tenu.

❖ Efficacité

Le site doit être fonctionnel et indépendamment de toutes circonstances pouvant entourer l'utilisateur.

❖ Portabilité

Le site web doit être compatible avec n'importe quel système d'exploitation et navigateur web.

❖ Maintenabilité et réutilisabilité :

Le code de l'application doit être lisible et compréhensible afin d'assurer son état évolutif et extensible par rapport aux besoins du marché.

❖ Sécurité

L'application doit sécuriser les informations qui ne doivent pas être accessibles à tout le monde

II. Conception

Après une analyse détaillée à l'aide de langage de modélisation graphique, on peut citer les acteurs et les diagrammes de notre projet :

1) Les Acteurs :

Radiologue : peut accéder à notre application afin d'effectuer les tâches suivantes :

❖ Créer un Compte radiologue

- ❖ **S'authentifier**
- ❖ **Rechercher une radiologie**
- ❖ **Choisir l'image**
- ❖ **Classifier la pathologie**
- ❖ **Localiser la pathologie**
- ❖ **Ajouter à la base de données :**
 - ✚ Saisir l'ID de malade
 - ✚ Saisir le nom de la radiographie
 - ✚ Choisir le jour de la radiographie
 - ✚ Ecrire un compte rendu sur la pathologie
 - ✚ Télécharger le compte rendu

Chef Radiologue : il peut accéder à l'espace de radiologue afin d'effectuer les tâches ci-dessus ou à l'espace Chef des radiologues pour :

- ❖ **Visualiser la base de données**
- ❖ **Créer un autre compte Chef Radiologue**

2) Les diagrammes

2.1) Diagramme de cas d'utilisation

Ce type de Diagramme permet d'identifier les différentes interactions entre le système et les acteurs identifiés. Il représente la fonctionnalité fournie par le système.

La figure suivante montre le diagramme de cas d'utilisation pour les deux acteurs.

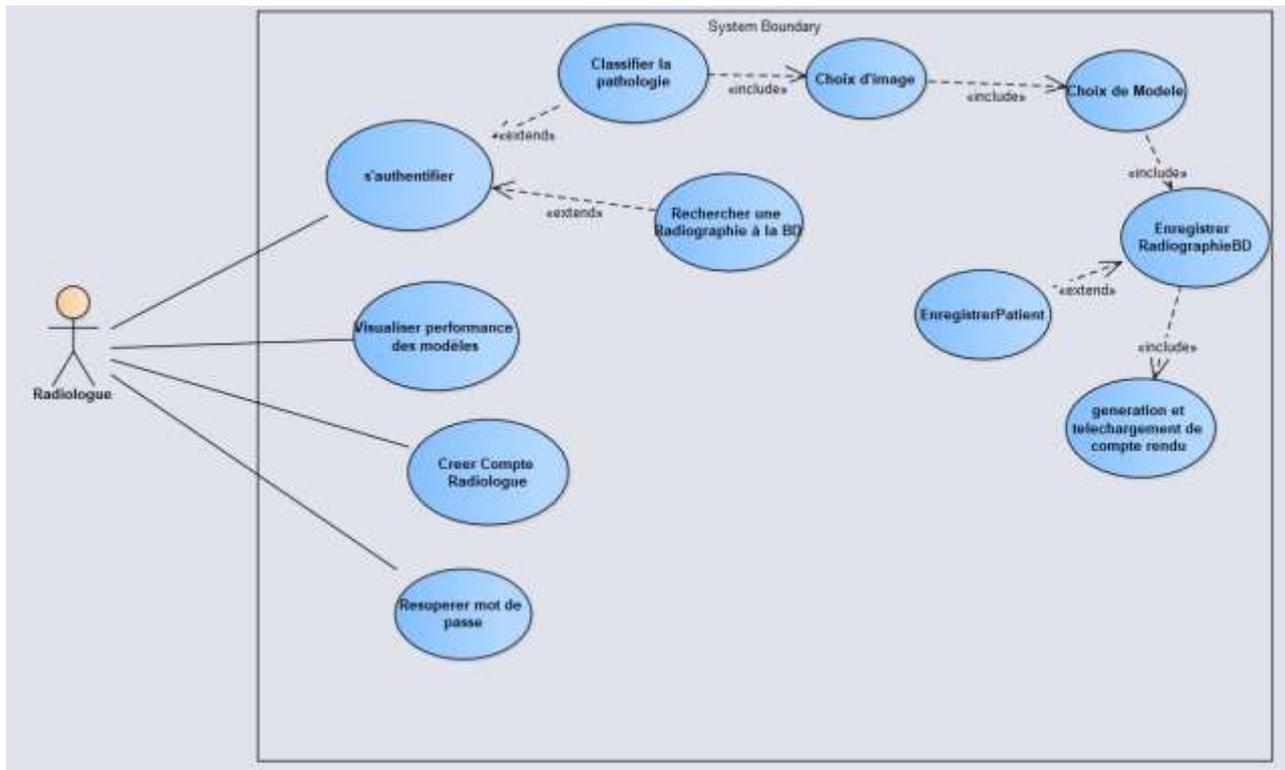


Figure 5-1 : Diagramme de cas d'utilisation pour l'acteur Radiologue

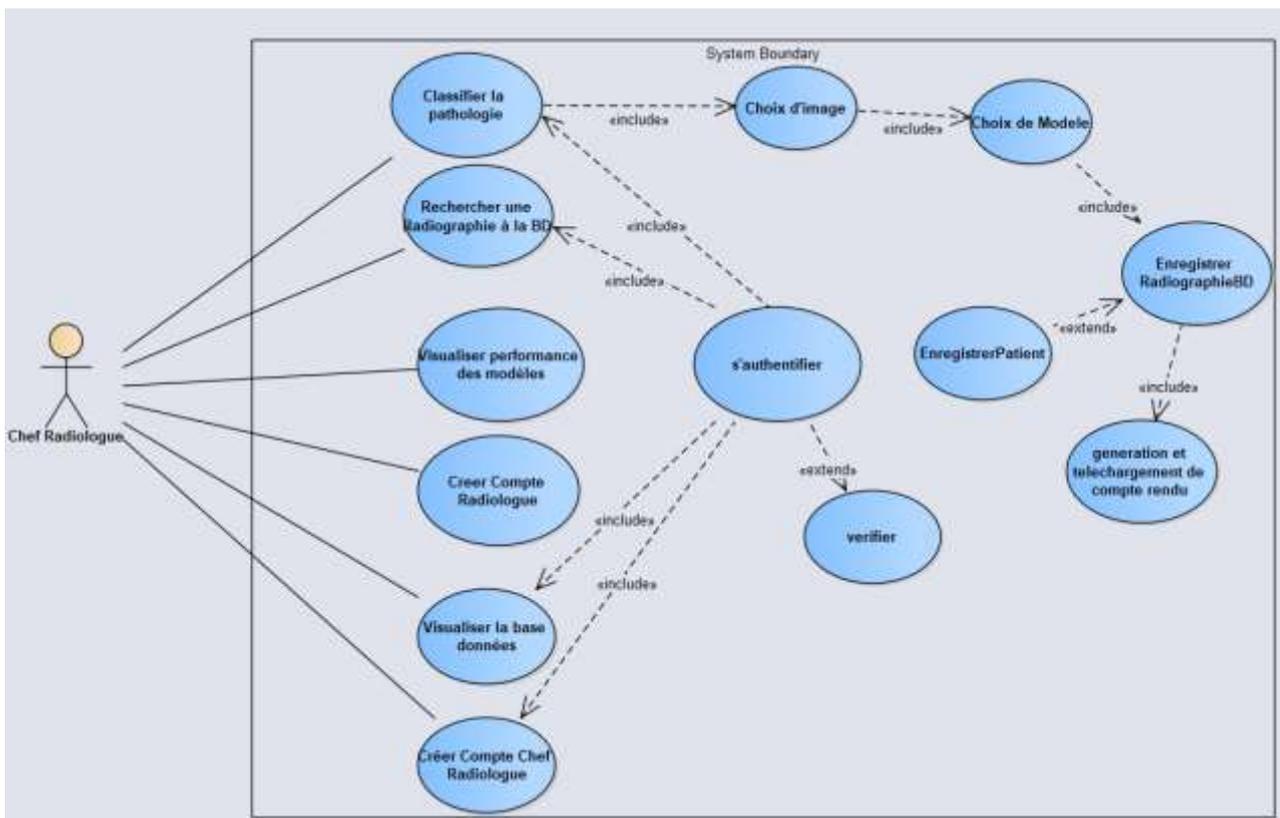
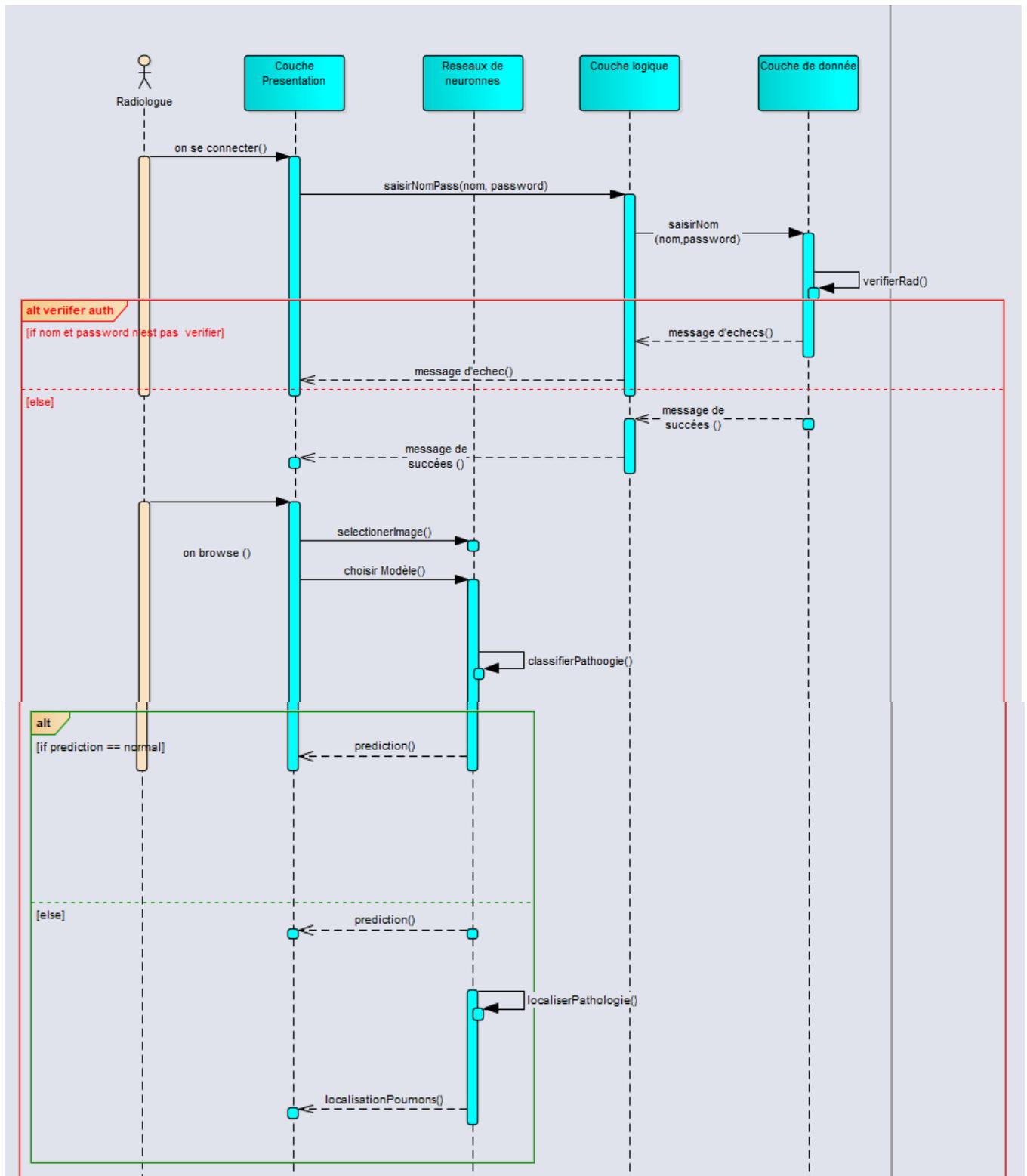


Figure 5-2 : Diagramme de cas d'utilisation pour l'acteur Chef Radiologue

2.2) Diagramme de séquence

Le diagramme de séquence est la représentation graphique des interactions entre les acteurs et le système selon un ordre chronologique dans la formulation UML. La figure 6 représente le diagramme de séquence du cas d'utilisation enregistrer une radiographie dans la base de données



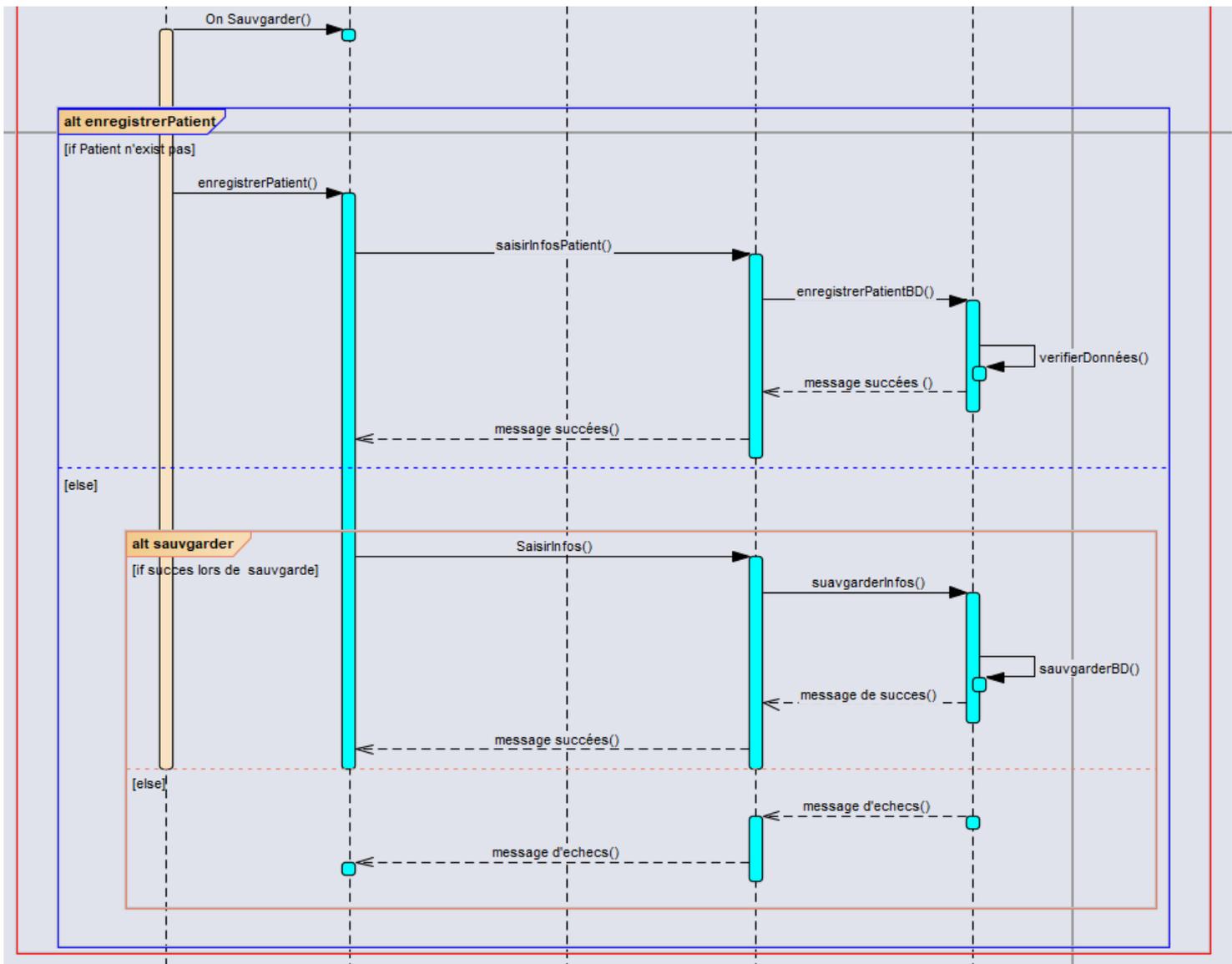


Figure 6 : Diagramme de séquence du cas d'utilisation enregistrer une radiographie à la base de données

2.3) Diagramme de classe

Le diagramme de classes est un schéma utilisé en génie logiciel pour présenter les classes et les interfaces des systèmes ainsi que les différentes relations entre celle-ci. La figure 7 représente le diagramme de classes de notre projet.

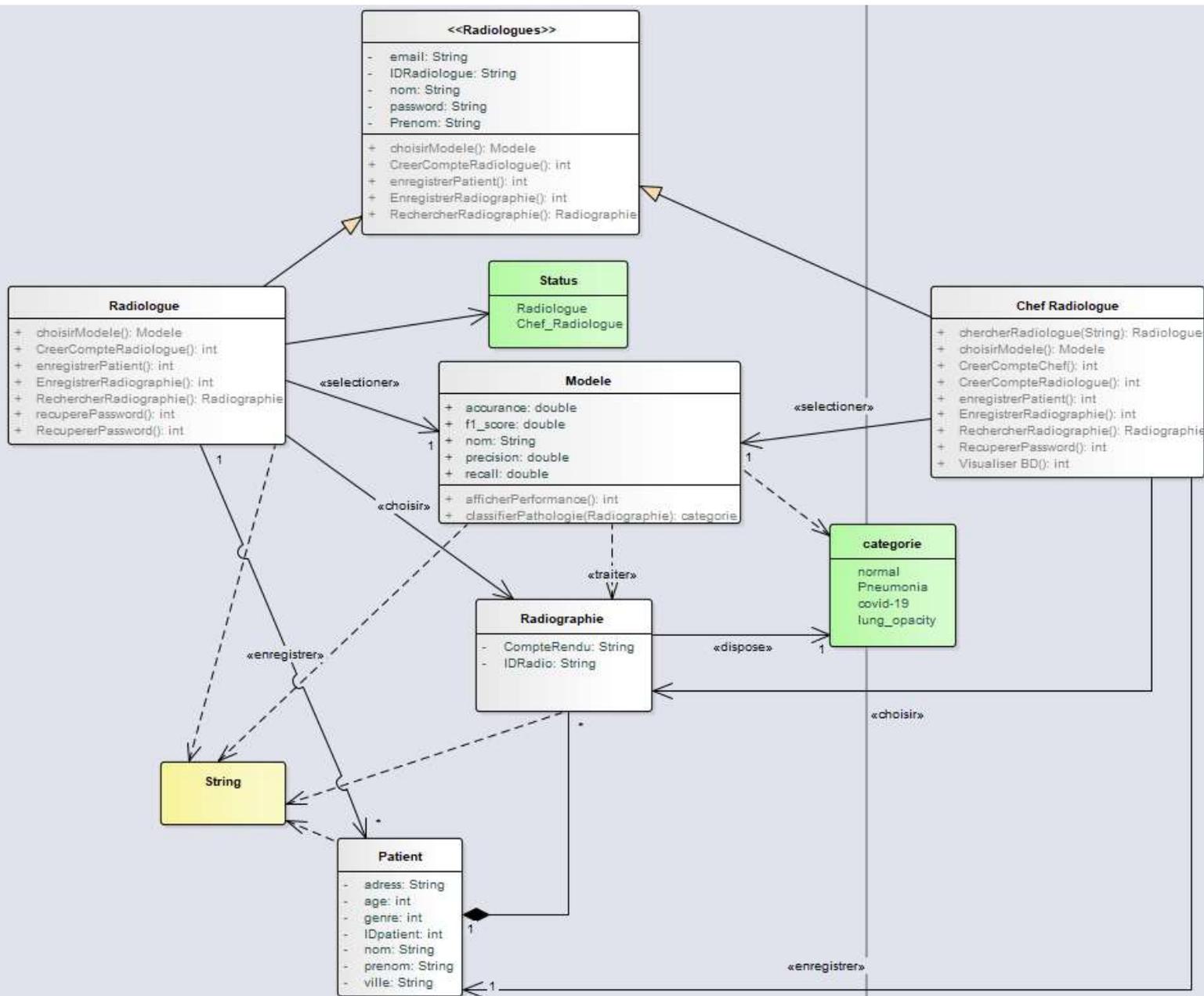


Figure 7 : Diagramme de classe de notre projet

Chapitre III : Classification et localisation des pathologies

I. Intelligence Artificielle (IA)

Selon le journal du Massachusetts Institute of Technology (MIT), l'IA fait référence à : « des machines qui peuvent apprendre, raisonneraient agir par elles-mêmes. Ils peuvent prendre leurs propres décisions face à de nouvelles situations, de la même manière que les humains et les animaux peuvent faire ».

L'intelligence artificielle contient deux sous-domaines notamment **Machine Learning** et **Deep Learning**

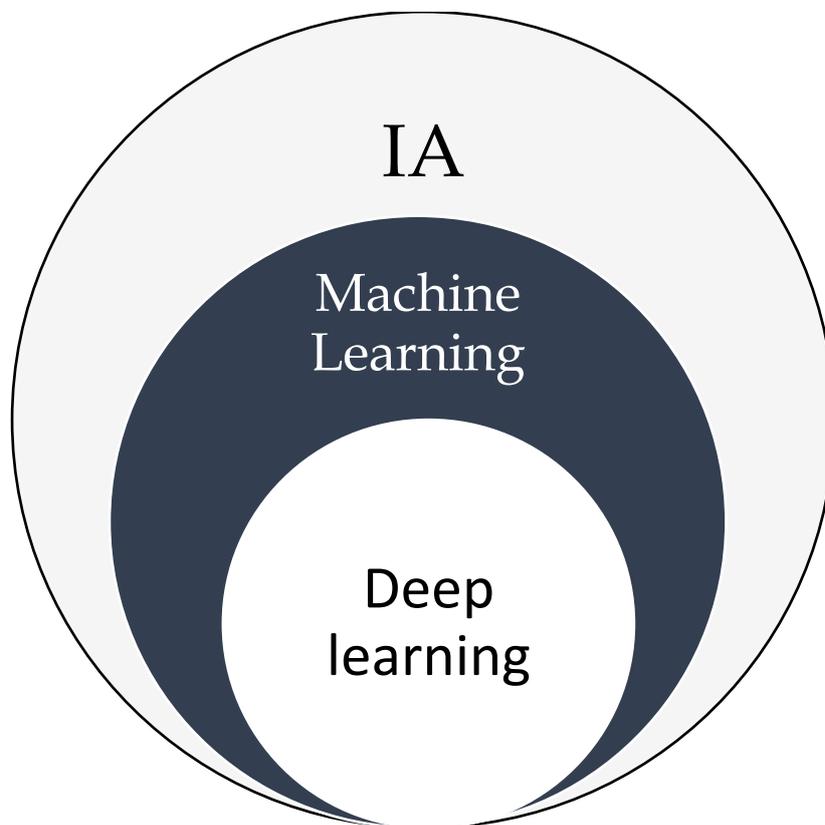


Figure 10 : les sous domaines de L'intelligence Artificielle

II. Machine Learning ou apprentissage automatique

L'apprentissage automatique ou Machine Learning est une méthode d'analyse de données qui est basée sur l'idée : comment les algorithmes peuvent apprendre en étudiant des exemples. Machine Learning ou apprentissage automatique est divisée en trois catégories :

- ❖ **Supervisé** : ce type d'apprentissage est le plus prévalent, on forme un modèle à partir des données déjà étiquetées afin de faire de prédictions sur les futures entrées. Ce type d'apprentissage est utilisé pour la classification, les techniques de régression pour la prédiction des variables continues. Et puisque mon projet est un projet de classification donc j'utiliserai l'apprentissage supervisé.
- ❖ **Non supervisé** : Lors de ce type d'apprentissage l'utilisateur ne supervise pas le modèle. Ce dernier travaille d'une manière autonome sur des données non étiquetées pour découvrir les informations qui ne sont pas déjà détectées. Parmi les tâches dont l'apprentissage non supervisé est utilisé c'est la segmentation où l'on essaie de séparer les données en groupes, en classes.
- ❖ **Reinforcement** : ce type d'apprentissage est basé sur l'essai et l'erreur pour atteindre un objectif. L'agent fait une action dans un environnement, cette action est interprétée à une récompense et une représentation d'état qui sont envoyées à l'agent afin de développer l'action ou la laisser selon la récompense.

III. L'apprentissage profond ou Deep Learning

L'apprentissage profond est basé sur le fait d'imitation du travail du cerveau humain dans le traitement de données lors de la détection des objets, la translation des langues, et le fait de prendre une décision. Cette imitation est faite en construisant un modèle Perceptron puis un modèle Perceptron multicouche tout en s'inspirant par la Théorie de Hub dans la science de neurones « lorsque deux neurones biologiques sont excités conjointement, alors ils renforcent leurs liens synaptiques »

1) Source d'Inspiration

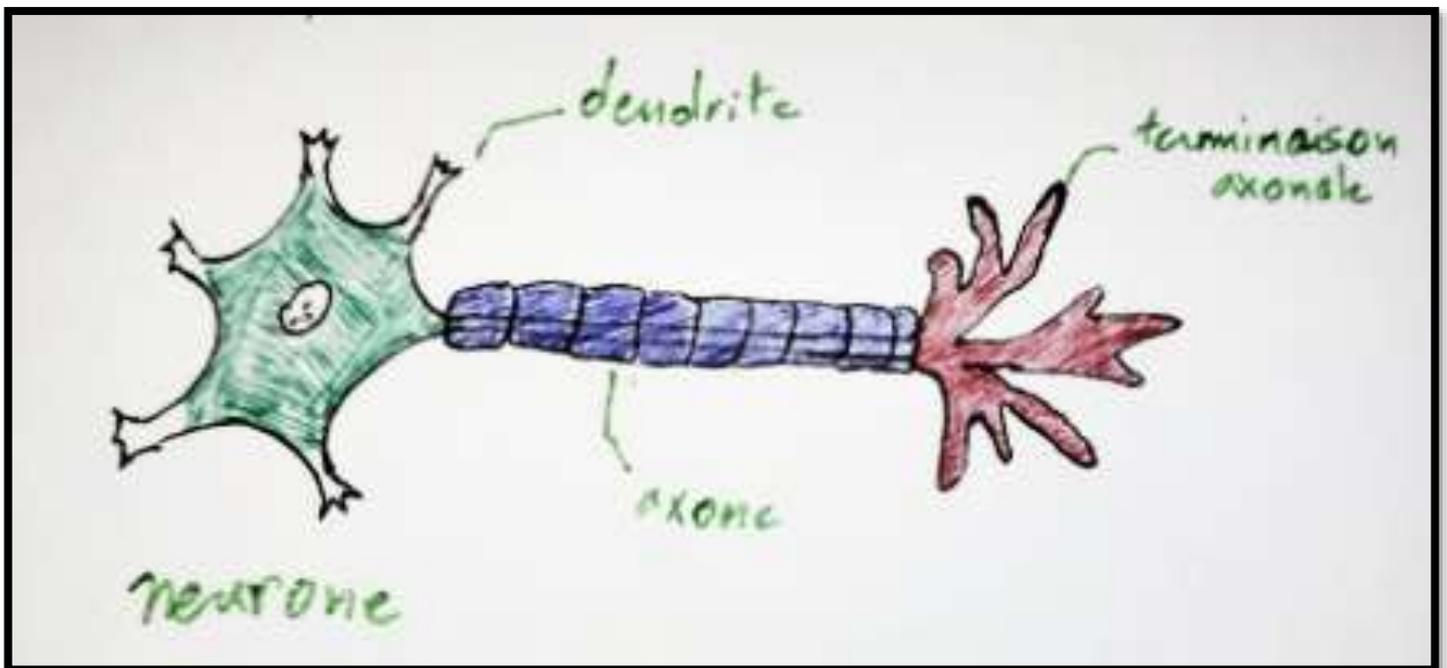


Figure 11 : Représentation d'une Neurone biologique

Les dendrites représentent l'entrée d'un neurone c'est à cet endroit au niveau de la synapse que le neurone reçoit des signaux provenant des neurones précédant. Ces signaux peuvent être **excitatrices+1** ou **inhibitrices -1**, lorsque la somme de ses signaux est supérieure à un seuil le neurone s'**active et** produit un signal électrique ce signal circulé au long de l'axone en direction des terminaisons pour être envoyées à d'autres neurones de système nerveux.

2) Projection de la biologie sur les mathématiques

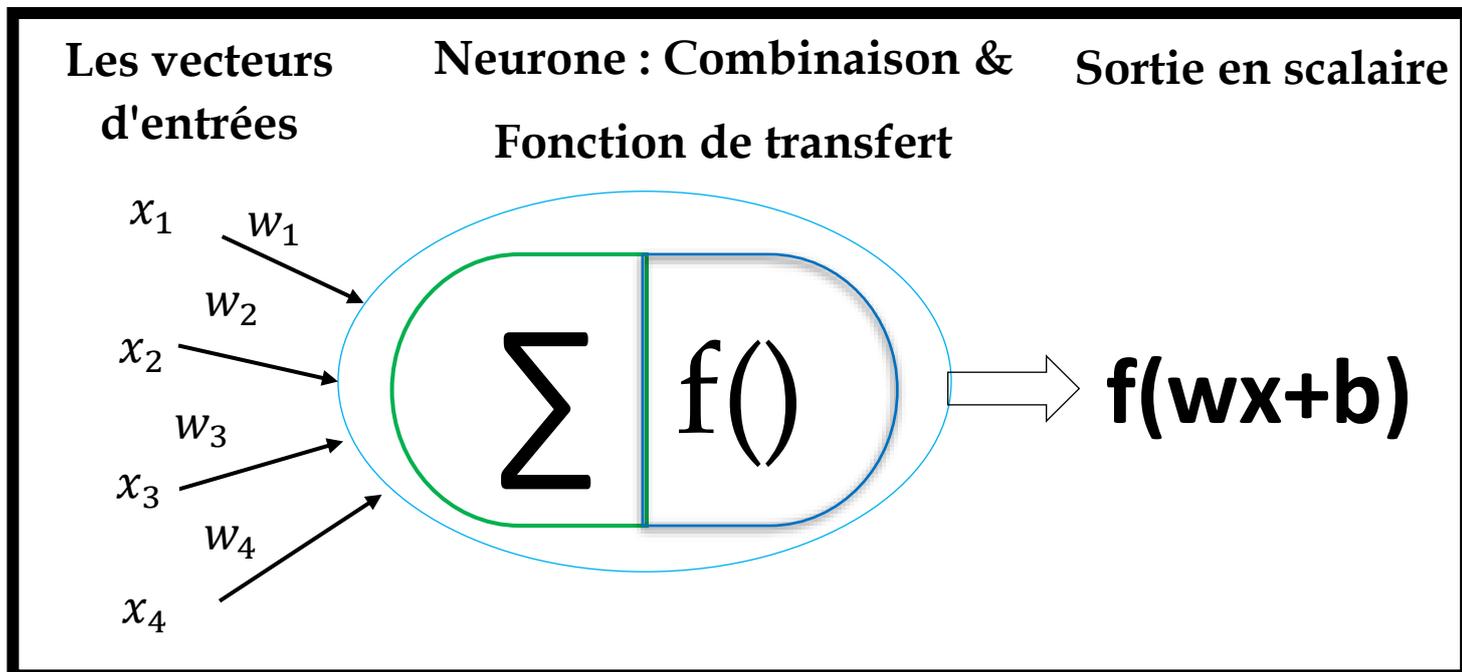


Figure 12 : Représentation d'un Perceptron

Dans les réseaux de neurones le corps cellulaire est représenté par une fonction de transfert et une combinaison. Les opérations dans le perceptron sont construits en deux étapes importantes : l'agrégation et l'activation.

- ❖ **L'agrégation** : c'est l'étape de la multiplication de poids w_i par l'entrée correspondante x_i . Le poids w_i représente ce que le modèle a appris des instances de données d'entraînement.
- ❖ **L'activation** : lorsque la fonction de transfert transforme le produit en un espace non linéaire. La non-linéarité de la fonction permet tout simplement de construire une sortie robuste que d'utiliser une combinaison linéaire.

Or ce modèle de Perceptron est un modèle linéaire donc il fallait augmenter le nombre de couches pour réaliser des tâches assez complexes. C'est là où on a utilisé le perceptron multicouche qui se basent sur les mêmes principes de modèle Perceptron.

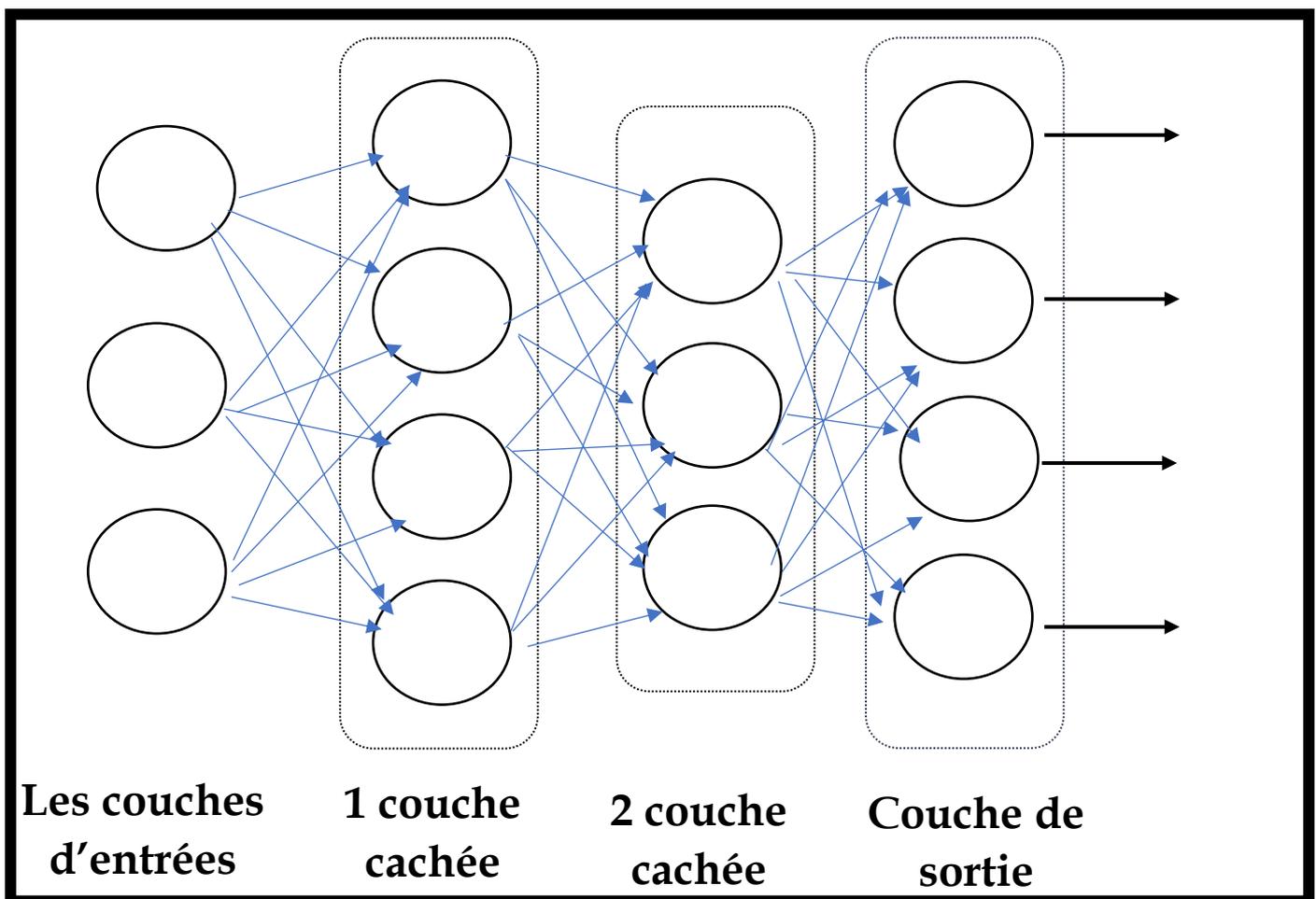


Figure 13 : Représentation d'un perceptron multicouches

La figure 13 ci-dessus montre que le perceptron à multicouches (MLP multi Layer Perceptron) est composé de plusieurs couches qu'on peut les résumer dans couche d'entrée, couche de sortie et couches intermédiaires (couches cachées).

IV. Méthode de Machine Learning dans la classification

Comme déjà noté le machine Learning s'est développé un modèle en servant un algorithme d'optimisation afin de minimiser les erreurs entre le modèle et les données. Dans mon projet j'ai utilisé l'apprentissage supervisé en attribuant à chaque image de radiographie thoracique un label qui correspond à la pathologie détecter. Notre base de données télécharger de Kaggle comporte quatre catégories **Normal**, **Pneumonie**, **Covid-19**, **Lung opacity**. Même-s'il existe plusieurs algorithmes afin de réaliser la classification

de ces radiographies notamment **Support Vector Machine (SVM)** avec son **algorithme d'optimisation Marge Maximum** ou les **arbres de décisions** dont l'algorithme d'optimisation est l'**algorithme Cart**. Or ces algorithmes ne peuvent pas capturer des relations assez complexes entre les entrées et la sortie c'est pour cela que j'ai utilisé dans mon projet le réseau de neurones.

V. l'Architecture des Réseaux de Neurones à Convolution (Convolutional Neural Network CNN)

Contrairement à un modèle MLP classique qui ne contient qu'une partie classification, l'architecture du Convolutional Neural Network dispose de deux parties : **partie Convulsive** et **partie classification**

- ❖ **Partie Convulsive** : se compose de trois couches importantes :
 - **Couche de convolution** : son objectif est l'extraction des caractéristiques ou features dans les images reçues en entrée.
 - **Couche de pooling** : souvent placé entre deux couches à convolution. Cette couche consiste à réduire la taille de l'image tout en préservant leurs caractéristiques importantes
 - **Couche de correction ReLU** : désigne la fonction réelle non linéaire. Cette couche de correction remplace donc toutes les valeurs négatives reçues en entrées par des zéros. Elle joue le rôle de fonction d'activation. Son objectif est de rendre le modèle non linéaire.
- ❖ **Partie classification** : Ces couches sont placées en fin d'architecture de CNN et sont entièrement connectées (FC fully connected) à tous les neurones de sorties. Après avoir reçu un

vecteur en entrée, la couche FC applique successivement une combinaison linéaire puis une fonction d'activation dans le but final de classifier l'image d'entrée.

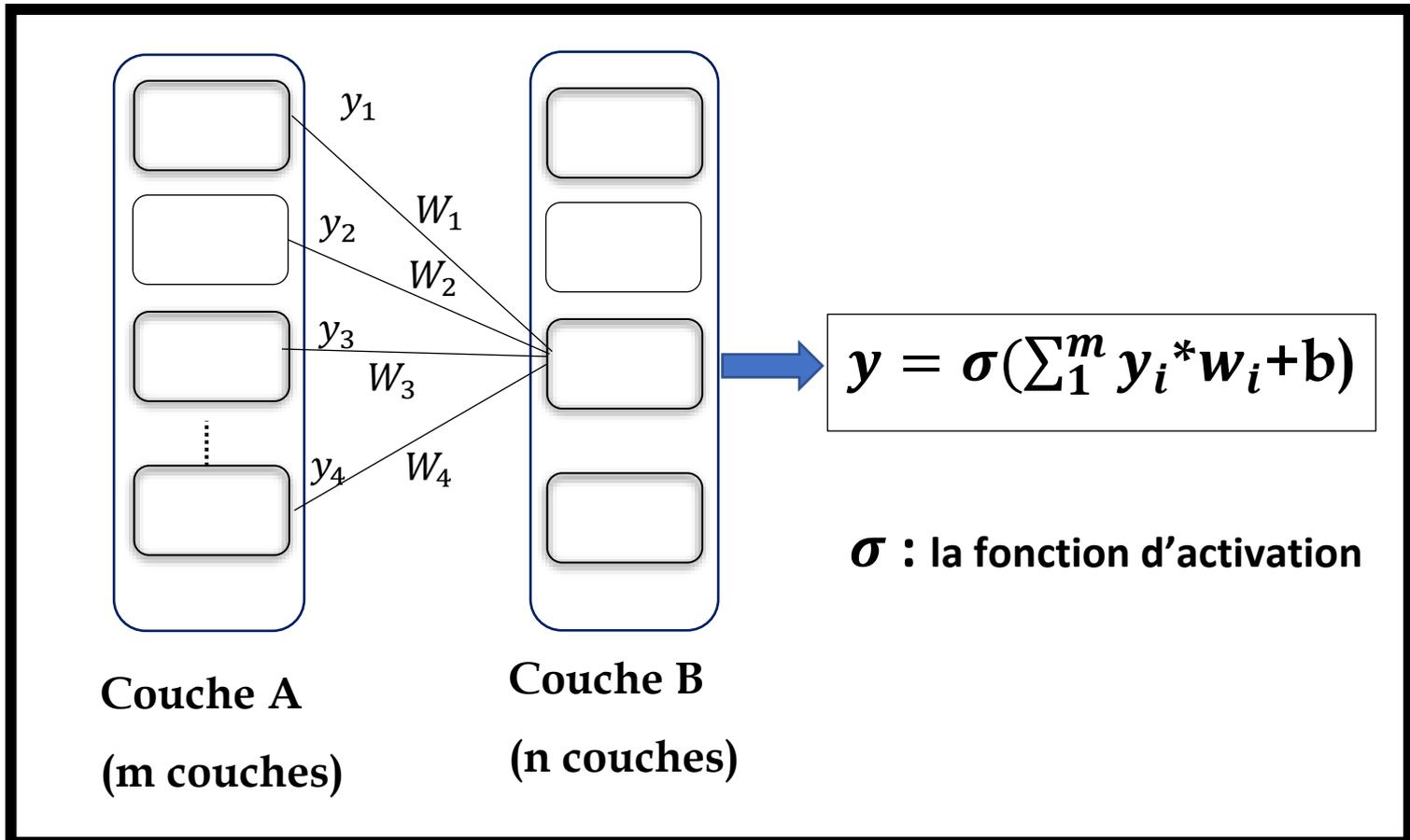


Figure 14 : Représentation de principe des couches totalement connectées

La figure 15 ci-dessous représente la structure totale des réseaux de neurones à convolution

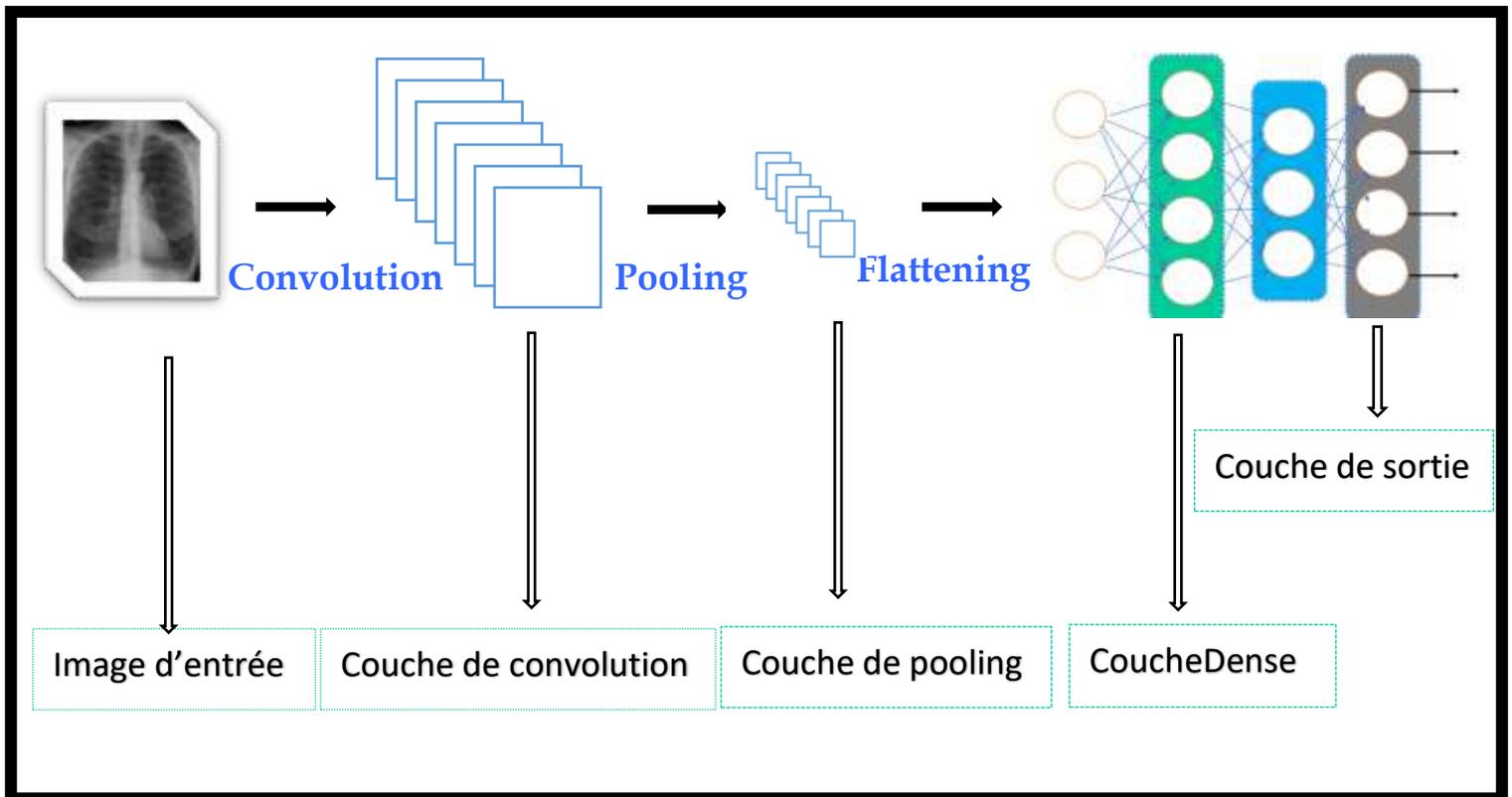


Figure 15 : Représentation de la structure des réseaux de neurones à convolution

VI. Préparation des données

Afin de préparer nos données pour qu'elles soient présentées aux réseaux de neurones, il faut passer par des étapes très importantes :

1) Architecture de base des données

La base de données que j'ai utilisée pour entraîner les réseaux de neurones est téléchargé de Kaggle via le lien suivant : <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database> . La base de données est composée de 4 catégories qui sont normal, Pneumonie, Lung Opacité, Covid-19 et ils sont répartis selon la façon suivante :

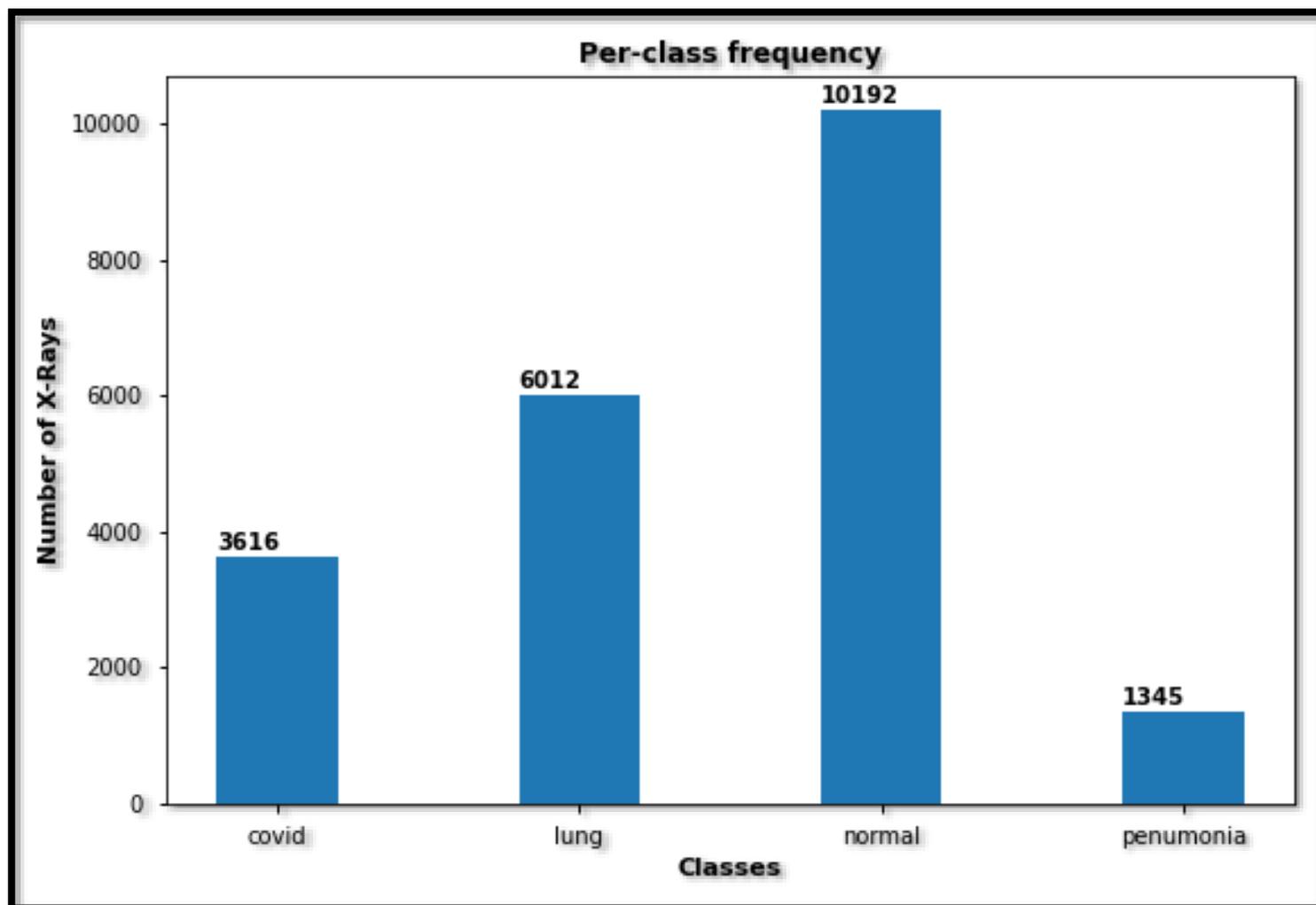


Figure 9 : Répartition de la base de données selon les catégories

2) Split des données

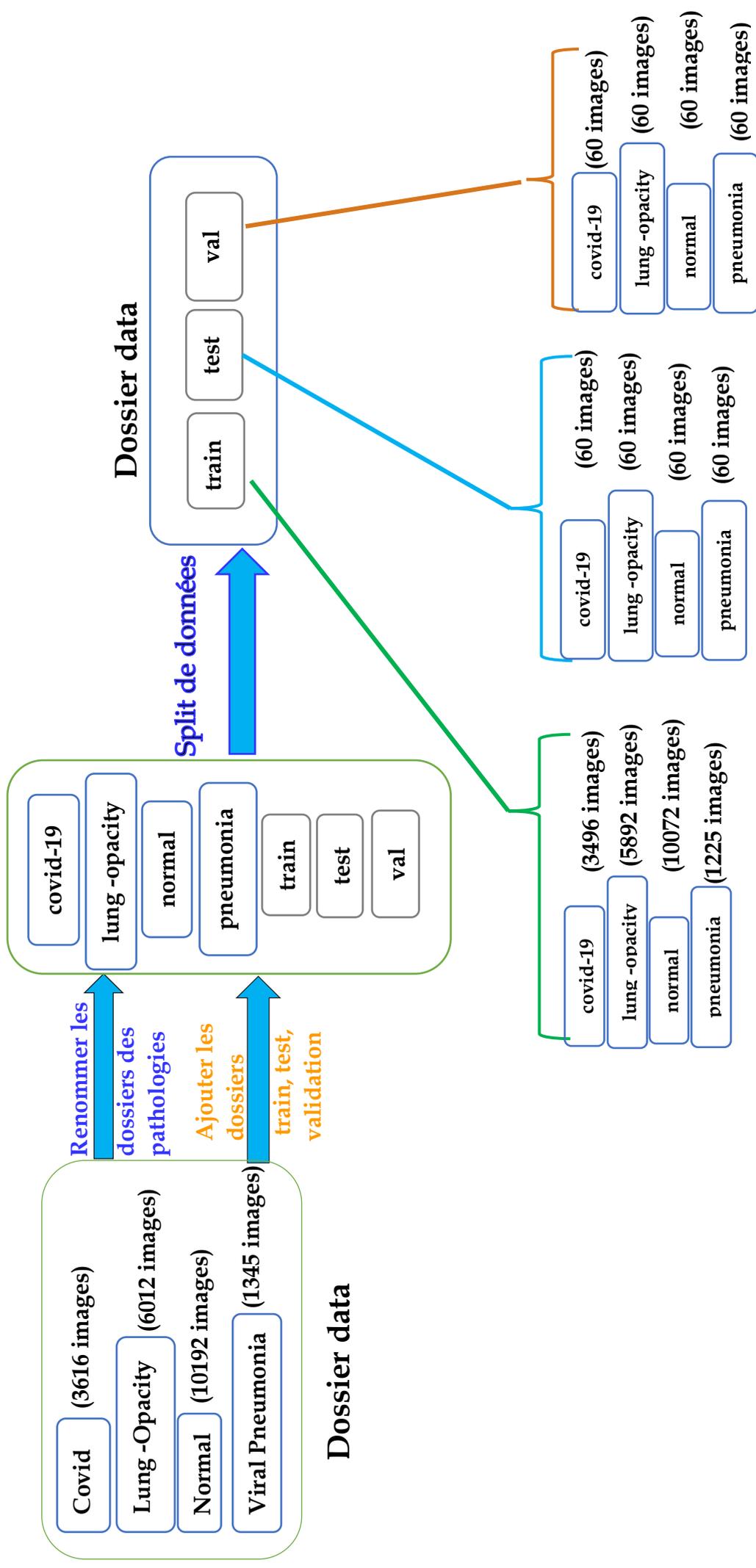
C'est le fait de diviser notre base de données d'images en trois dossiers test, train et validation. Le **dossier Train** : comme son nom l'indique ce sont des données d'entraînement, le modèle apprend à travers ses données. Le **dossier validation** : les données dans ce dossier servent à régler paramètres du modèle comme le poids afin d'obtenir un modèle optimale. Le **dossier test** cet ensemble de données teste l'évolution finale du modèle, en mesurant dans quelle mesure il a appris et prédit la sortie souhaitée. Il contient des données réelles et invisibles.

Le Split des données est fait 80% pour train et 20% pour le test et la validation. Le tableau suivant montre le Split fait sur les différentes données :

Type	Covid-19	Lung Opacity	Normal	Pneumonie	Total
Train	3496	5892	10072	1225	20685
Test	60	60	60	60	240
Validation	60	60	60	60	240

Tableau 2 : Split de la base de données selon les dossiers train, test et validation

Split des données



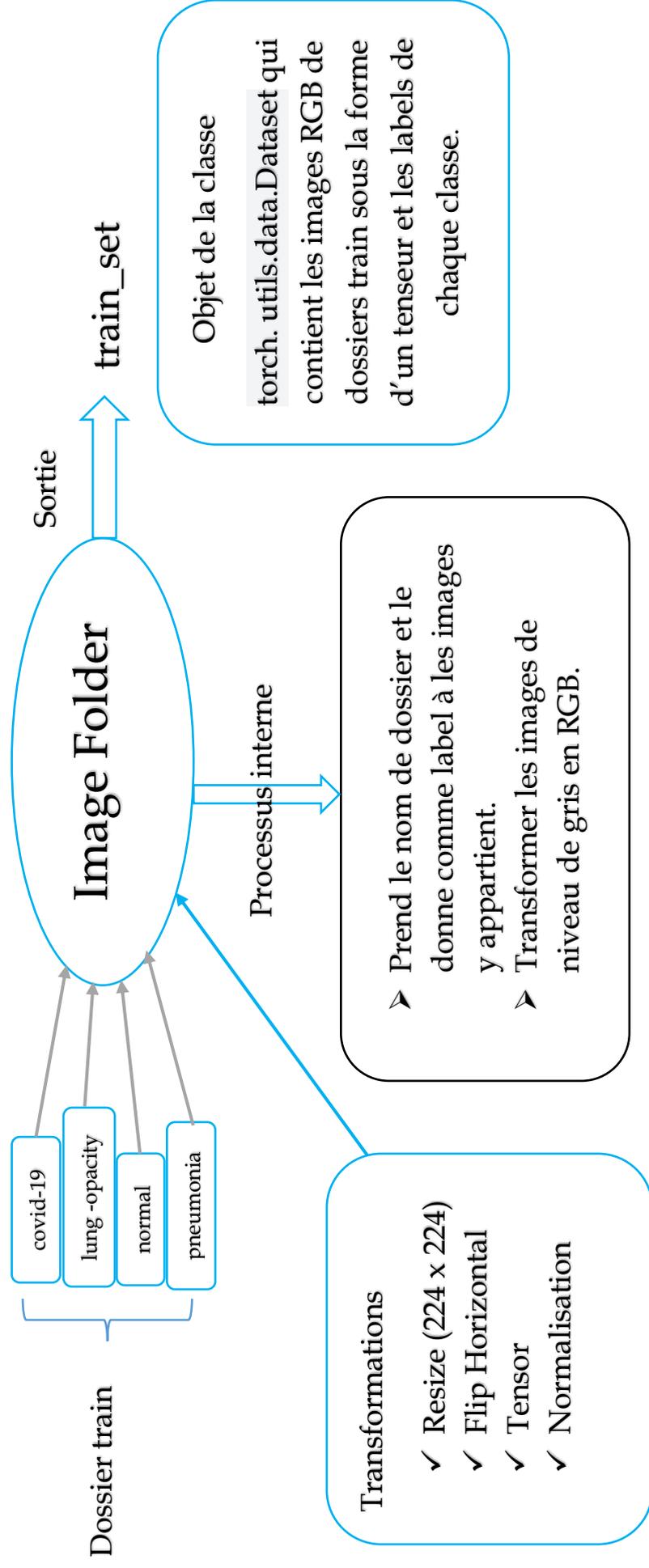
3) Transformation des données :

Afin d'éviter le risque de surajustement. Les stratégies que nous avons utilisées incluent des transformations présentes dans le tableau ci-dessous :

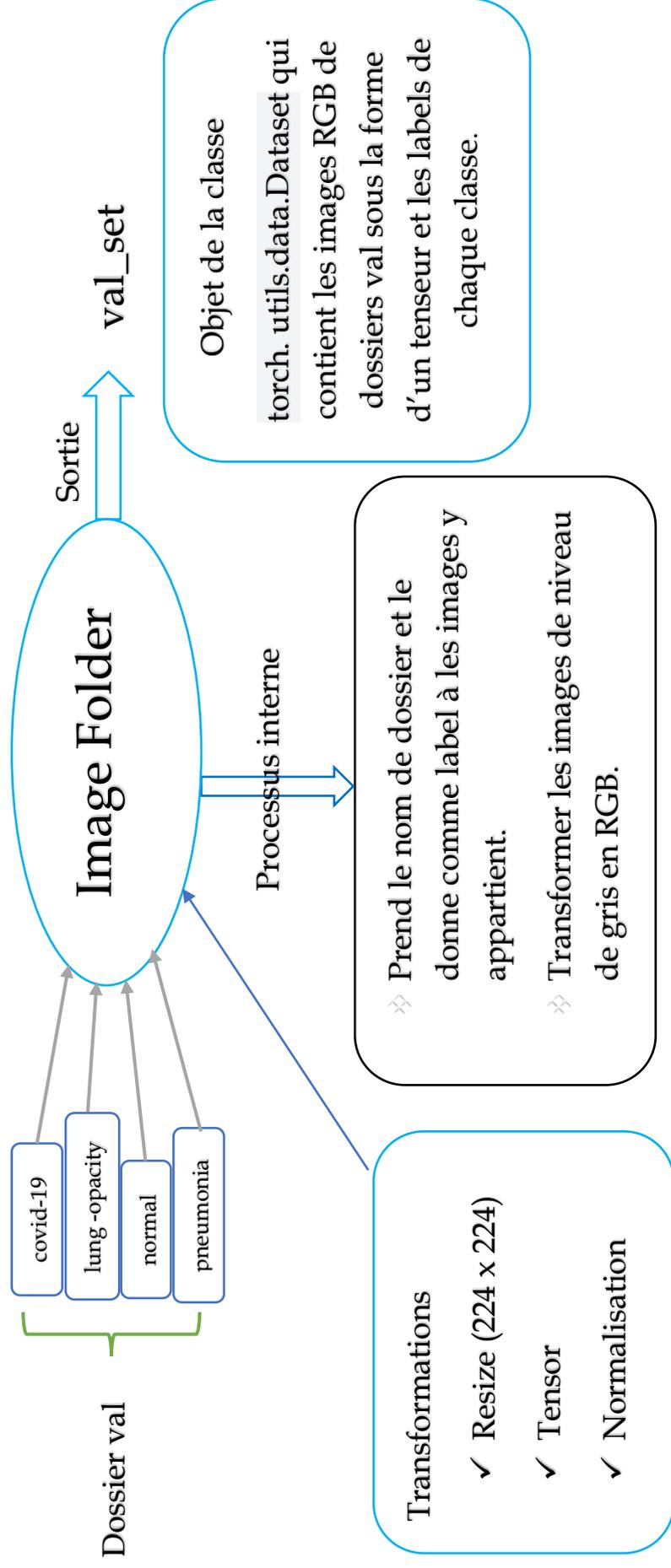
Train	Resize	RandomHorizontal Flip	Transformation en objet Tensor	Normalisation
Test/validation	Resize	-	Transformation en objet Tensor	Normalisation

Tableau 3 : Transformations des données

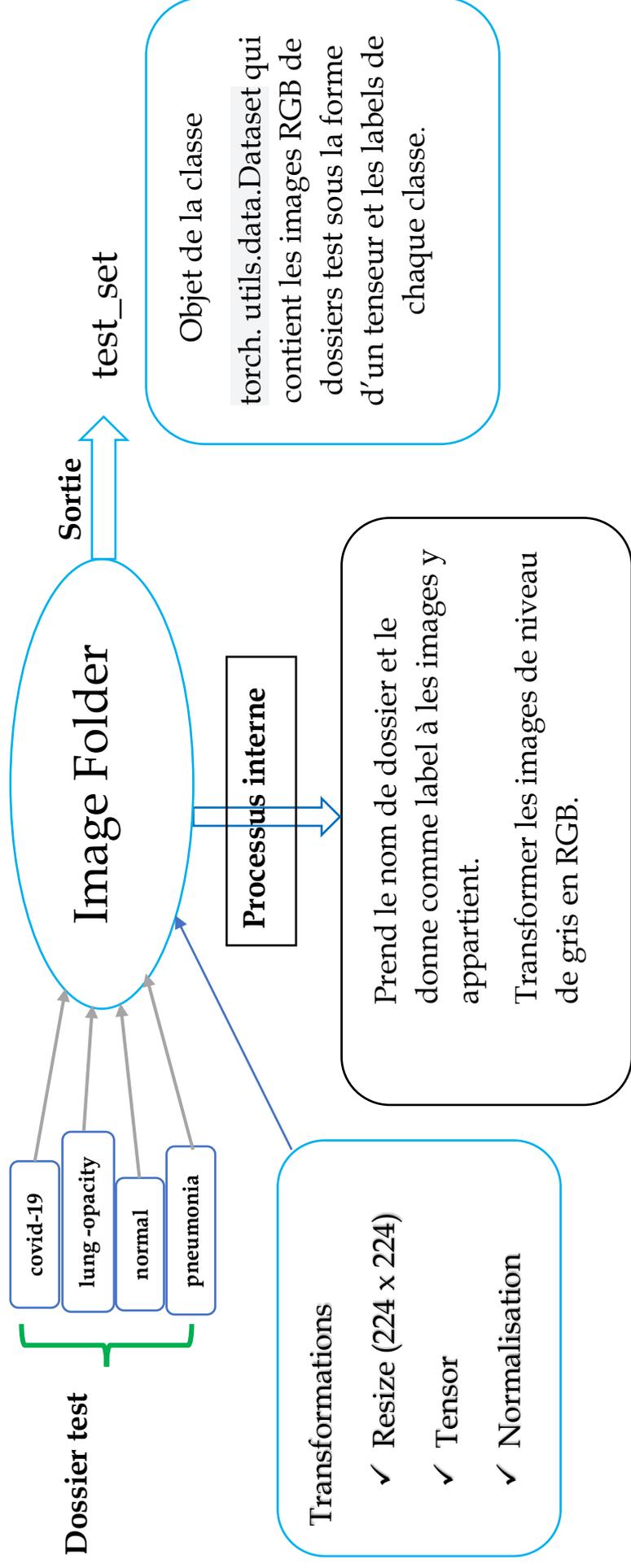
Etiquetage des données d'entraînement



Etiquetage des données de validation



Etiquetage des données test



4) Balancer les données :

Les quatre catégories présentes dans le dossier train contient des données non balancer ce qui affectera l'entraînement du modèle et par suite le modèle apprendra à classer simplement la classe majoritaire. Afin de surmonter ce problème j'ai utilisé **Random OverSampling** en entrainant la fonction `WeightedRandomSampling` afin de balancer les données.

Random OverSampling consiste à dupliquer les échantillons de la classe minoritaire d'une manière aléatoire, ce qui implique une sélection à l'aide de **WeightedRandomSampler** basé sur le poids des échantillons qui sont une probabilité qu'un échantillon soit sélectionné au hasard.

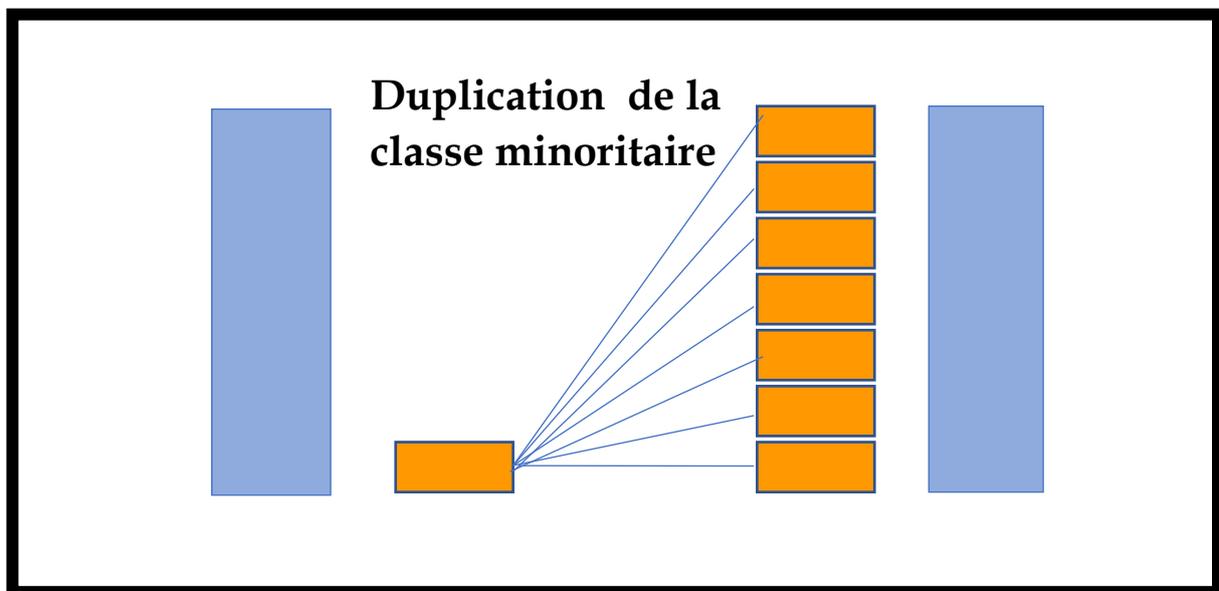
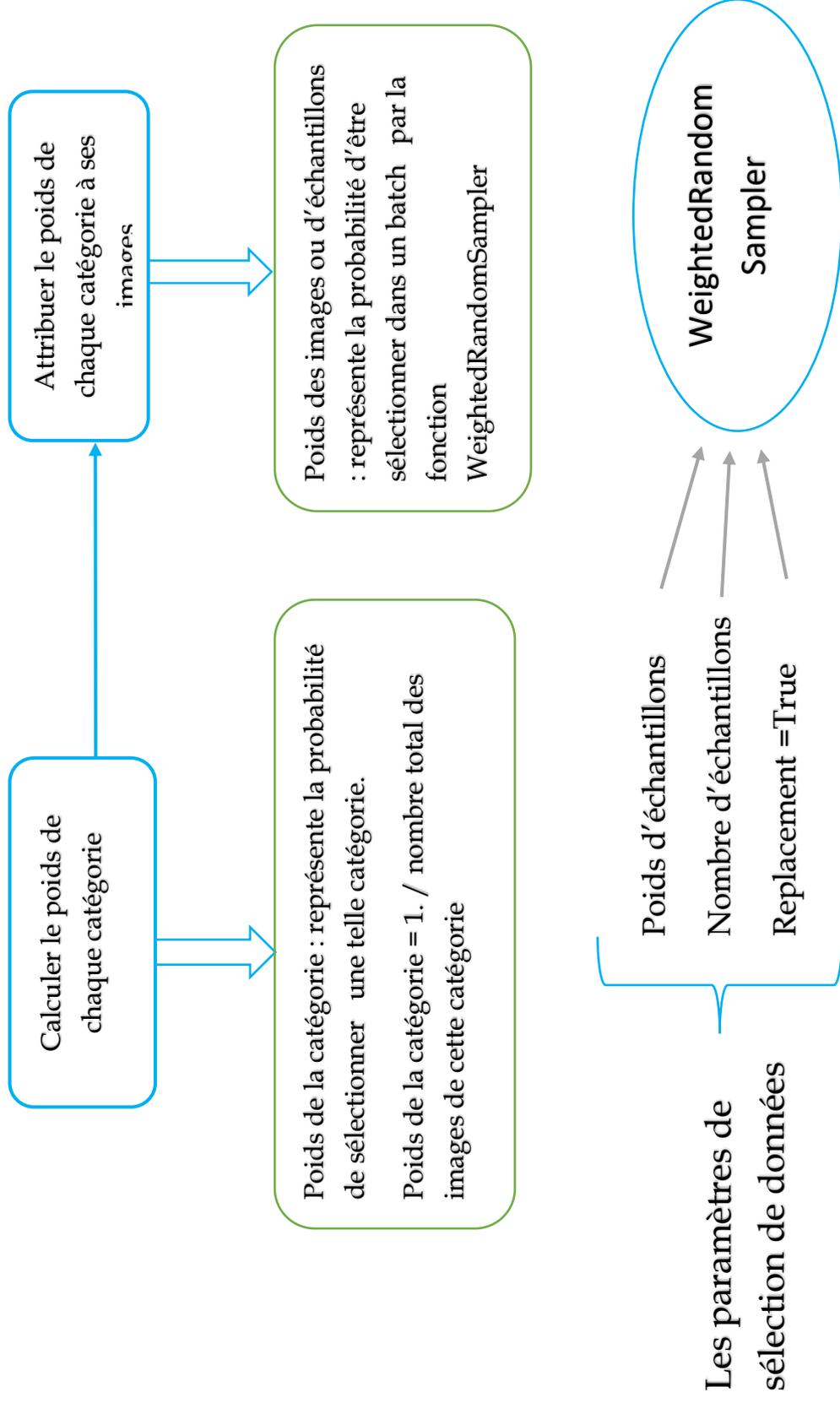


Figure 16 : Méthode Random Oversampling pour balancer les données

Balancement des données d'entraînement



VII. Transfert Learning ou Apprentissage par transfert

C'est le fait d'utiliser un modèle déjà entraîné pour résoudre un problème différent, mais qui présente des similitudes.

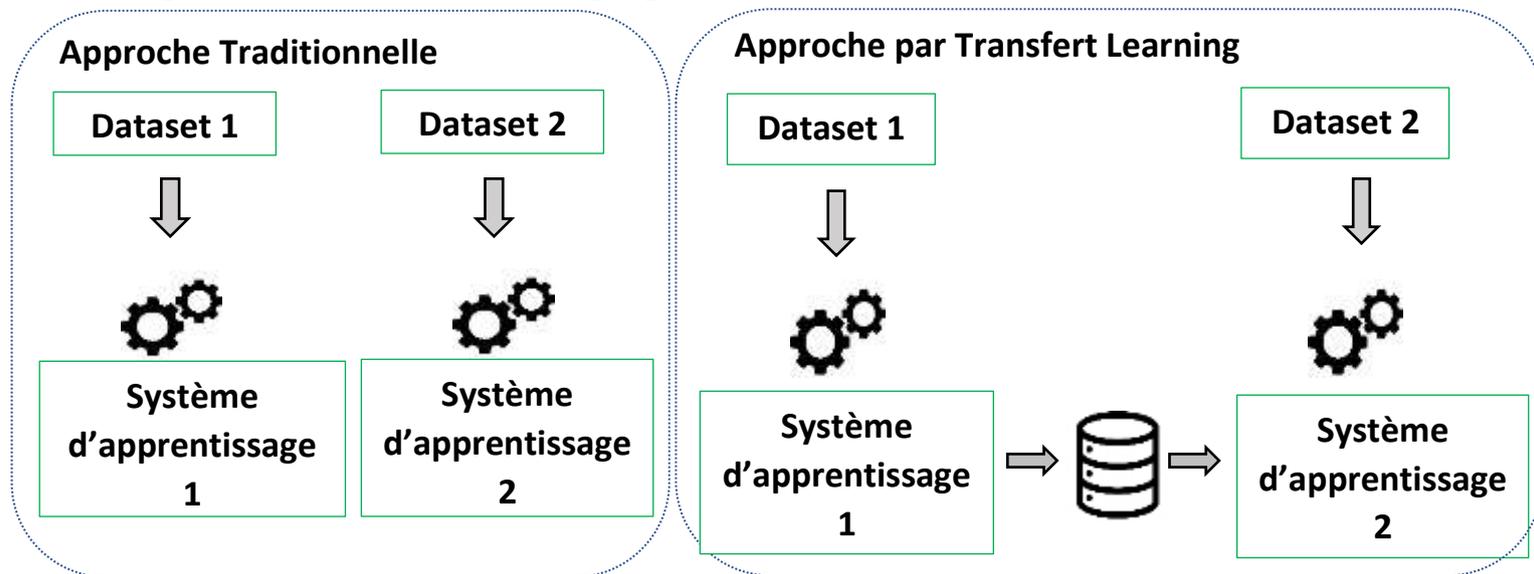


Figure 17 : Approche traditionnelle vs. Approche de Transfert Learning

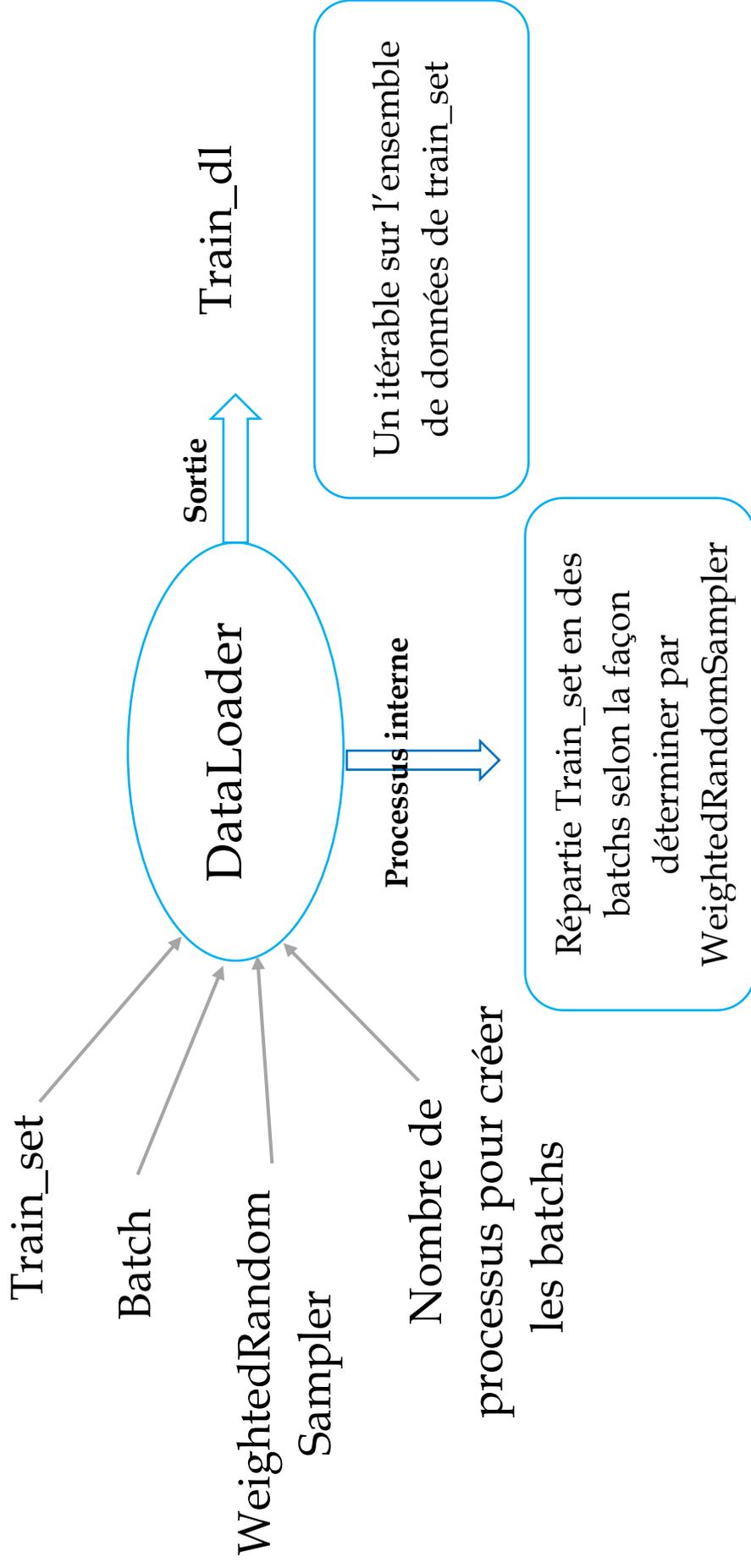
Les deux principaux scénarios d'apprentissage par transfert pour la vision par ordinateur se présentent comme suit :

- **Affiner le réseau à convolution (fine tuning) :** Au lieu d'une initialisation aléatoire, on initialise le réseau avec un réseau pré-entraîné, comme celui qui est entraîné sur le jeu de données Imagenet 1000. Lors de l'application de ce scénario tous les couches de modèles sont entraînées.
- **Extracteur de caractéristiques fixes :** Ici, nous gelons les poids pour tout le réseau sauf celui de la couche finale entièrement connectée. Qui est remplacée par une nouvelle couche avec des poids aléatoires et seule cette couche est entraînée.

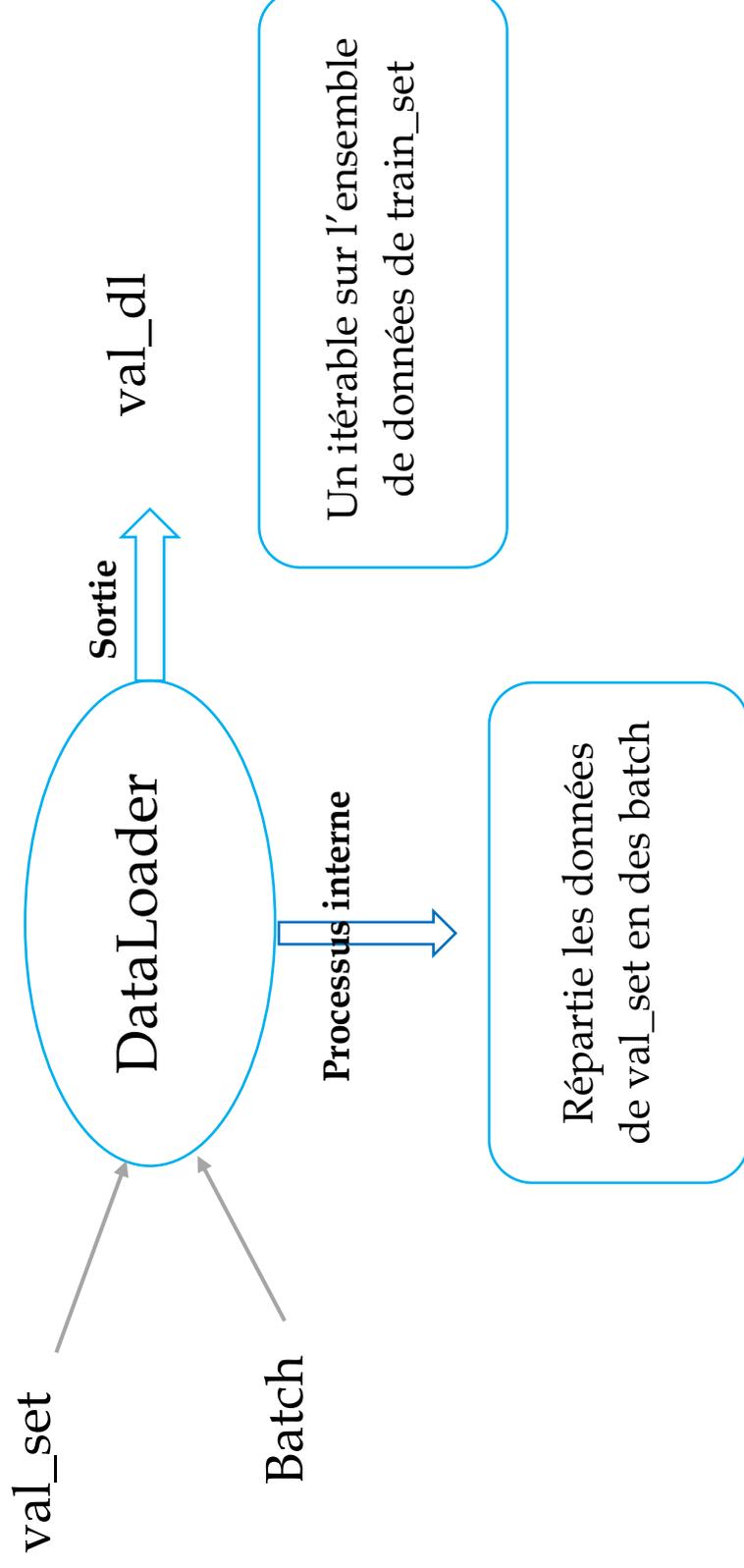
L'utilisation de transfert Learning est en particulier affinement de réseau à convolution dans mon projet est basée sur deux raisons importantes : Premièrement, les réseaux de neurones nécessitent **un temps de calcul élevé** et des **ressources importantes** à savoir des centaines de milles jusqu'à des millions des ressources. Deuxièmement, l'utilisation des modèles

pré-entraînés réalise des bonnes performances que la construction d'un nouveau modèle.

Chargeur des données d'entraînement



Chargeur des données de validation



VIII. Les Modèles utilisées

1) Introduction de VGG-16

Ce réseau a été élaboré au cours d'une compétition mise en place par l'organisation Image Net et qui a pour but de classifier le contenu d'images en 1000 objets de la vie courante (mouton, poule, fourchette, château, lampadaire, diverses races de chiens, ...) il prend 138 millions paramètres. Le VGG-16 a été mis au point en 2014 et a atteint le score de 92.7% de précision. Il n'a pas gagné la compétition mais s'est fait remarquer pour ses résultats particulièrement bons compte tenu de son architecture très légère.

1.2) Architecture de VGG-16

Le VGG-16 dispose d'une architecture CNN, il est composé de deux modèles : séquentiels caractéristiques ou features en anglais et classificateurs ou classifieurs. Le séquentiel feature pour l'extraction des caractéristiques VGG-16 dispose de **5 blocs** dont chacun contient un ensemble de couches **de convolutions**, **la fonction MaxPooling** et **une fonction d'activation** « ReLU » Et on définit dans la première couche de convolution une image de taille 224x224.

Les couches de Convolutions commencent par 64 filtres puis augmentent au long de blocs et arrivent à 512 filtres afin d'extraire des caractéristiques plus spécifiques, la matrice de convolution utilisée au long de VGG-16 est de taille 3x3.

La couche MaxPooling dans VGG-16 cette couche est définie par une matrice de 2x2 et un pas de 2x2.

Pour le séquentiel classificateur sa première couche qui met à plat tous les cartes de caractéristiques afin de la transmettre à un réseau totalement connecté pour classifier l'image et fournir en sortie la catégorie de cette image.

Remarque : Lorsque j'ai appliqué le transfert Learning j'ai supprimé le classificateur linéaire qui comprend 1000 catégories ou out_features et j'ai

ajouté un classifieur qui comprend quatre catégories pour s'adapter à ma base de données.

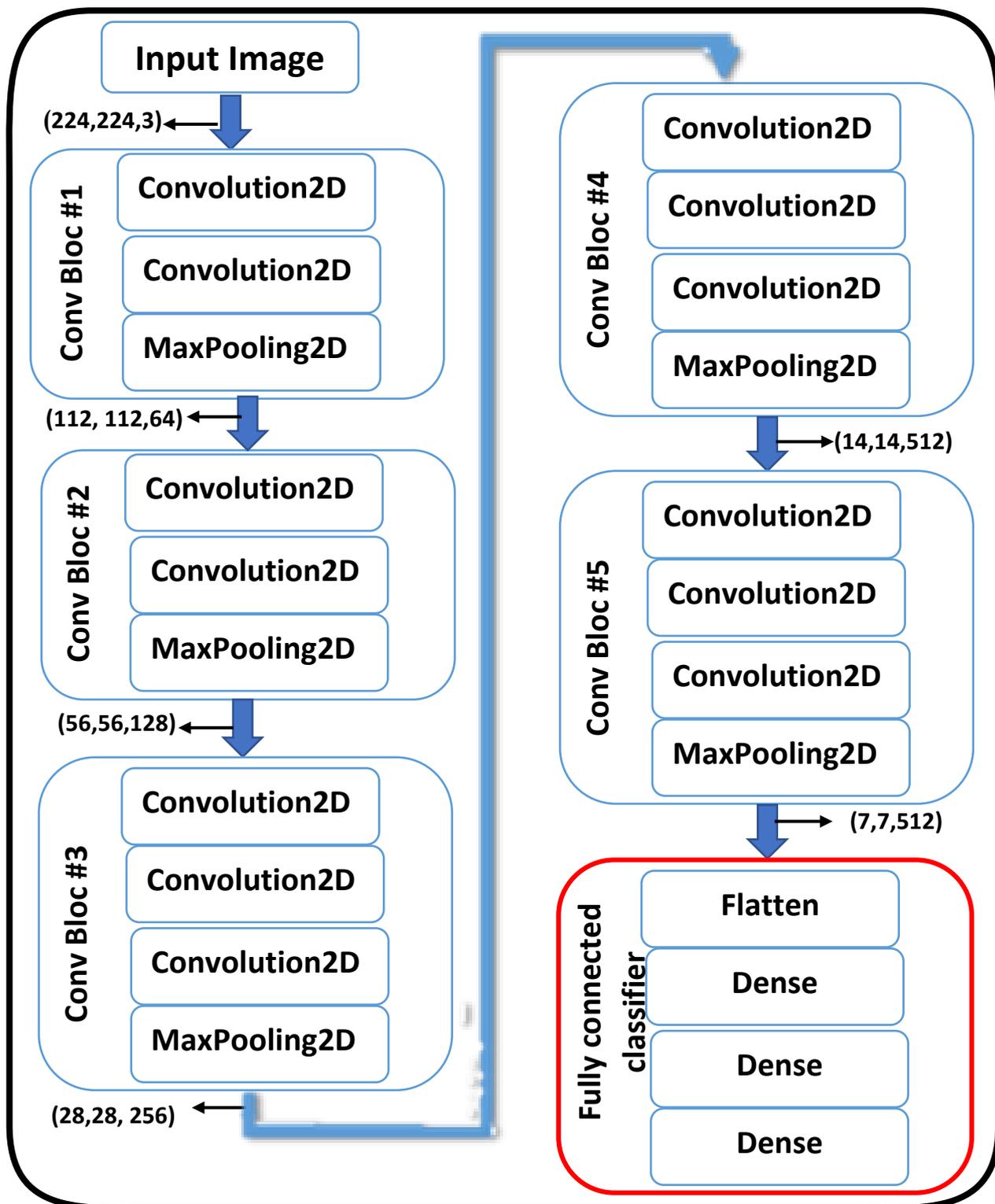


Figure 17 : Architecture de VGG-16

2) Introduction à Resnet

En 2015, Resnet a pu remporter la première place au concours de classification ILSVRC avec un taux d'erreur dans le top 5 de 3,57% en prenant 11 millions de paramètres. Il a remporté la 1ère place au concours ILSVRC et COCO dans la détection Image Net, la localisation Image Net, la détection Coco et la segmentation Coco.

2.1) Architecture de Resnet-18

Resnet est un réseau très profond il appartient à une sous-classe des réseaux à convolutions utilisées pour la classification des images. Il introduit une nouvelle architecture « network in network » en utilisant des couches résiduelles mais sa profondeur a généré un problème d'explosion ou d'évanescence de gradient. Afin de surmonter ce problème des développeurs ont fourni entre chaque deux couches à convolution une autoroute ou highway comme il a été annoncé dans l'article qui décrit l'architecture et les performances des différentes familles de réseaux Resnet https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/He_Deep_Residual_Learning_CVPR_2016_paper.pdf .

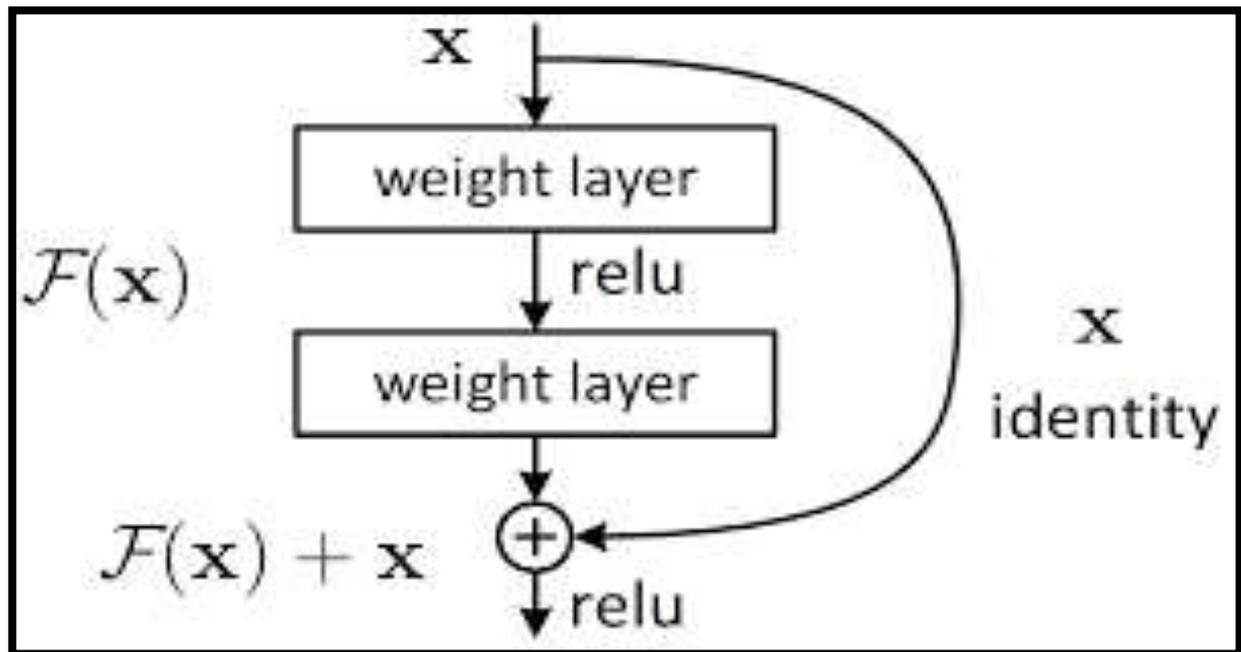


Figure 18 : Apprentissage résiduel

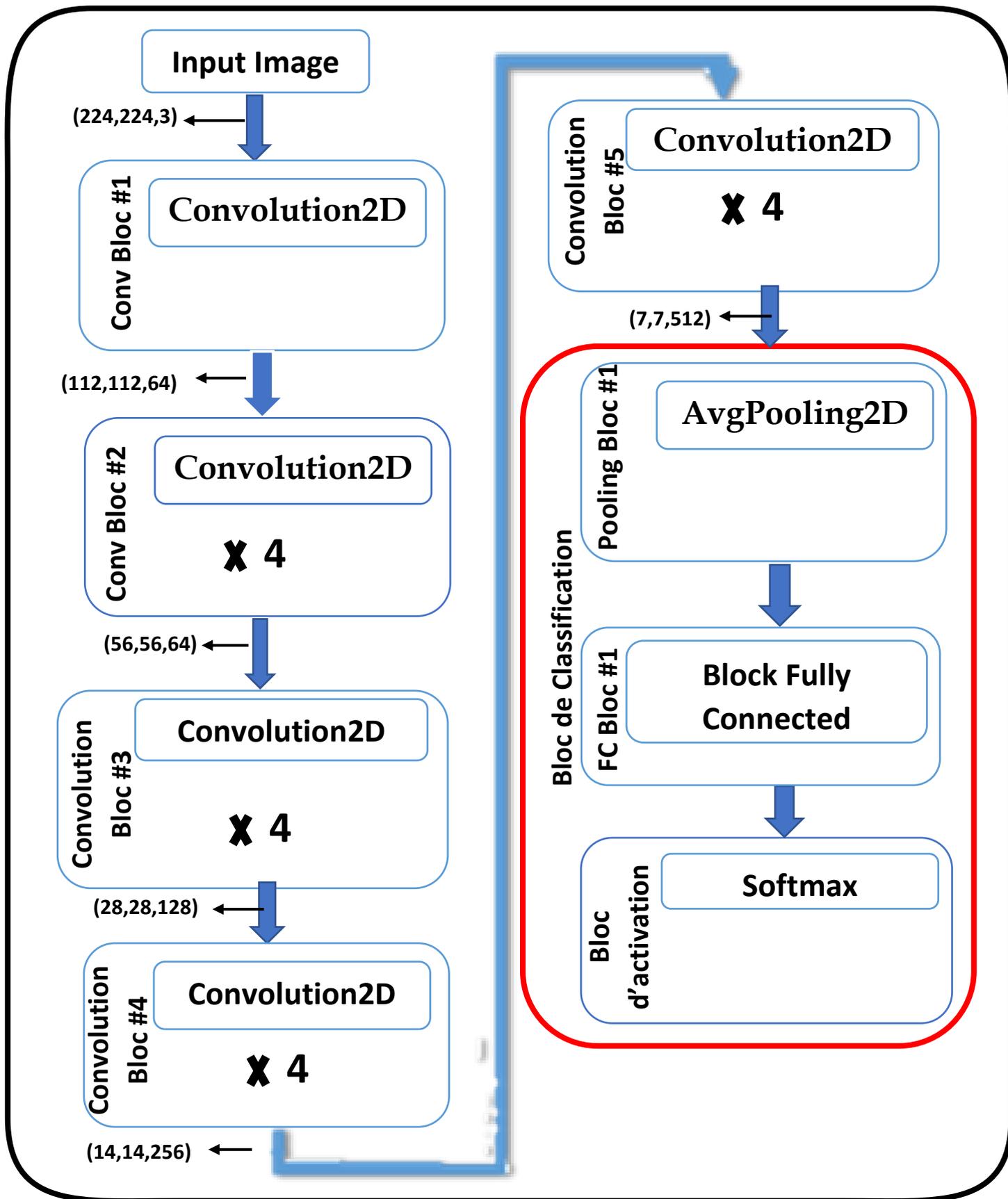


Figure 19 : Architecture de Resnet -18

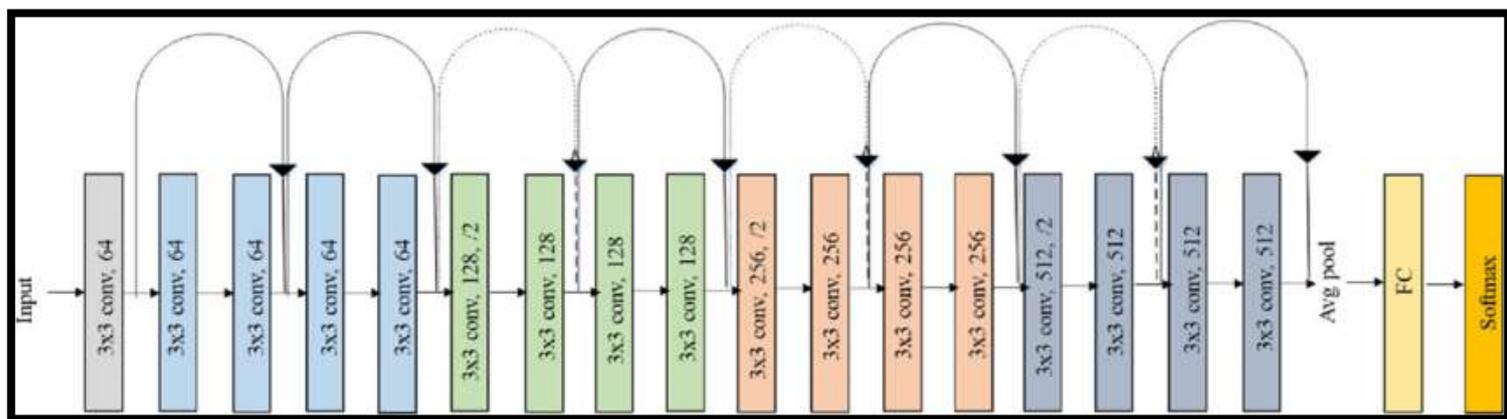


Figure 20 : Architecture de Resnet18 détaillée

D'après l'article **Deep Networks with Stochastic Depth** en 2016 l'architecture des réseaux résiduels a permis de construire un réseau avec un nombre de couches très important qui peut aller au-delà de 1200 couches avec encore des progrès de performances.

3) Introduction de Densenet

Densenet est l'une des nouvelles découvertes dans les réseaux de neurones pour la reconnaissance visuelle d'objets. Le but de développer Densenet est spécifiquement pour améliorer la précision diminuée causée par le trajet plus long entre la couche d'entrée et la couche de sortie, les informations disparaissent avant d'atteindre leur destination. Il prend 7.2 millions de paramètres.

3.1) Architecture de Densenet-121

DenseNet201 est une amélioration de ResNet qui inclut des connexions denses entre les couches. Il relie chaque couche à chaque autre couche d'une manière prédictive. Contrairement aux réseaux convolutifs traditionnels avec des couches L qui ont L connexions, DenseNet201 a $L(L+1)/2$ connexions directes. En effet, par rapport aux traditionnels réseaux, DenseNet peut améliorer les performances en augmentant les besoins de calcul, réduire le nombre de paramètres, encourager la réutilisation des caractéristiques et renforcer la propagation des caractéristiques.

L'architecture de DenseNet est composée de deux blocs : **blocs Dense** et **blocs de Transition**

L'entrée de la couche L_i appartenant au bloc Dense est la concaténation des cartes de caractéristiques des couches précédentes L_{i-1} jusqu'à L_1 , et la sortie de la couche L_i est une concaténation. Entre chaque bloc Dense on trouve le bloc de transition qui est composé d'une couche de convolution2d avec un kernel de 1x1 et une couche de AvgPooling avec un kernel de 2x2 Afin de permettre la concaténation de cartes de caractéristiques.

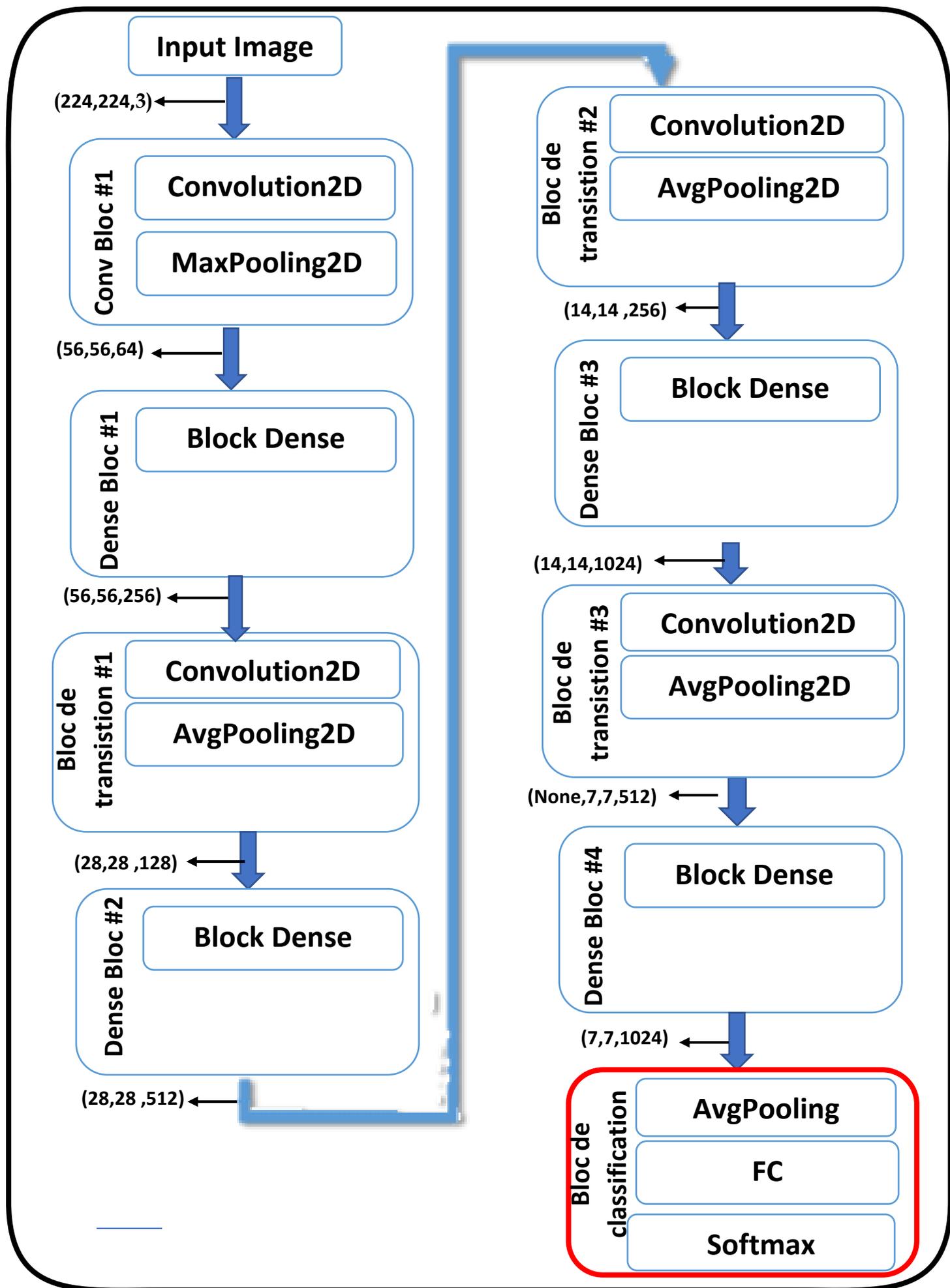


Figure 21: Architecture de Densenet -121

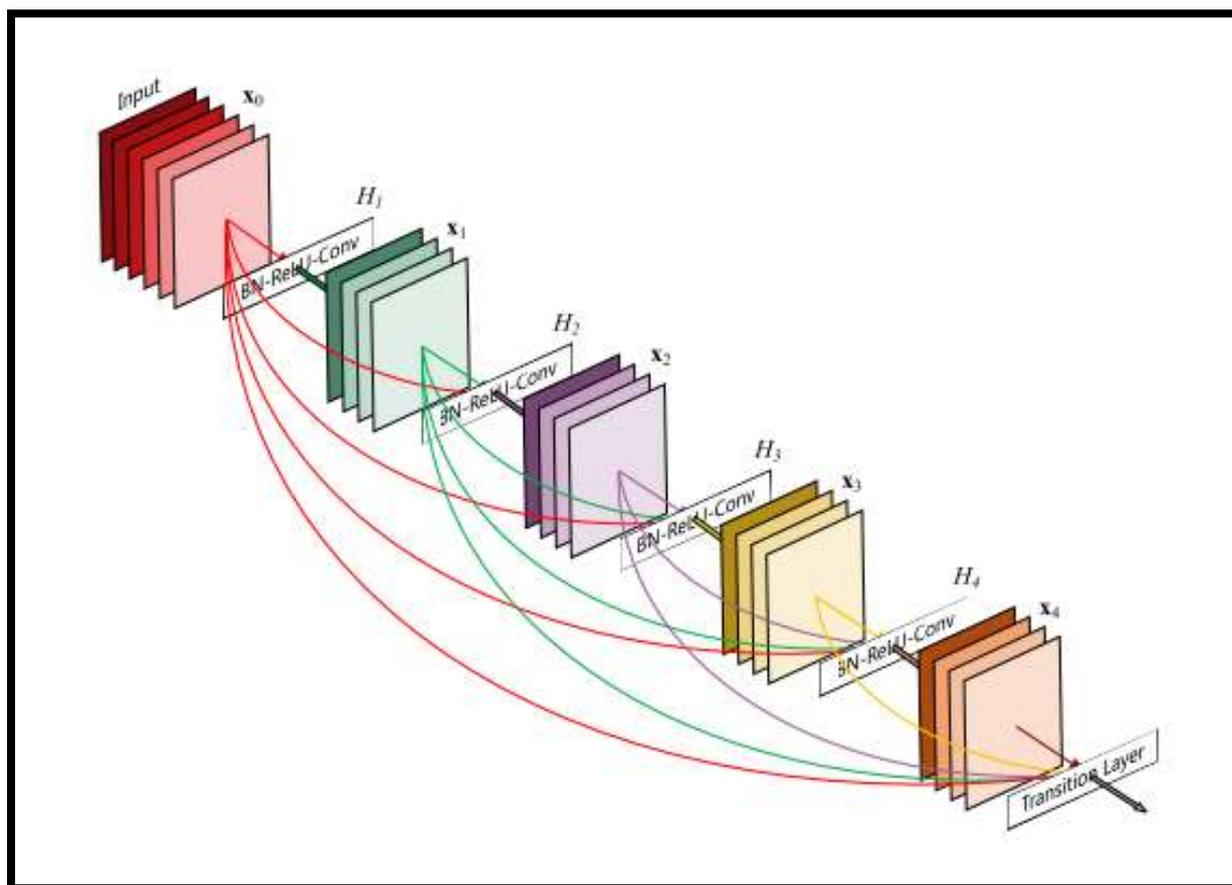


Figure 22 : Représentation de la relation dense entre les couches de modèles Densenet-121

IX. Les paramètres d'apprentissage

1. Les hyperparamètres

Vers une classification automatique basée sur un ensemble de données d'images accessibles, mes expérimentations ont été réalisées sur la base des paramètres expérimentaux suivants : les images de jeux de données ont été redimensionner à 224x224 pixels. Pour entraîner les modèles j'ai défini les valeurs des hyperparamètres figurantes dans le tableau suivant.

Hyperparamètres	Valeur
Learning rate ou Taux d'apprentissage	0.00003
Taille de Batch pour Train	32
Taille de Batch pour Validation	40
Taille de Batch pour test	120
Nombre d'epochs	25

Tableau 4 : Représentation des hyperparamètres

Le choix de Learning rate n'était pas au hasard mais je me suis basé sur la raison que le fine tuning ou affinement de modèle à convolution recommande de choisir un Learning rate très petit.

2.Fonction Coût ou Loss et Optimiser

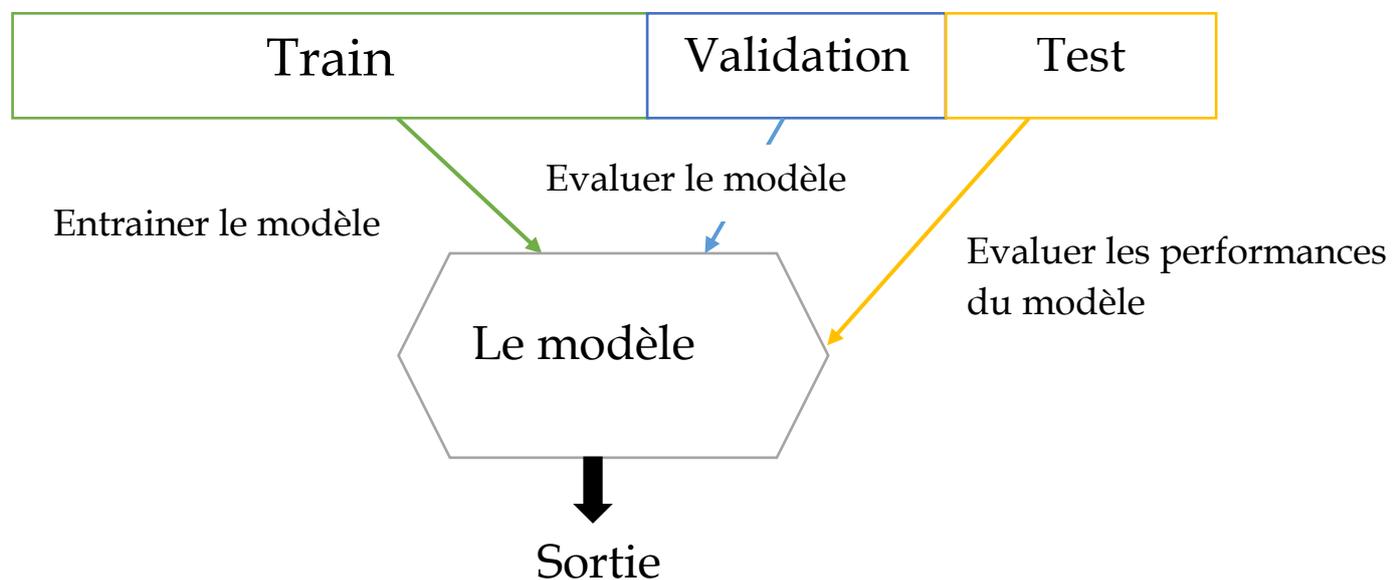
Le tableau ci-dessous représente la fonction Loss et l'optimisateur utilisé :

Fonction Loss	Optimiser
Categorical Cross Entropy	Adam

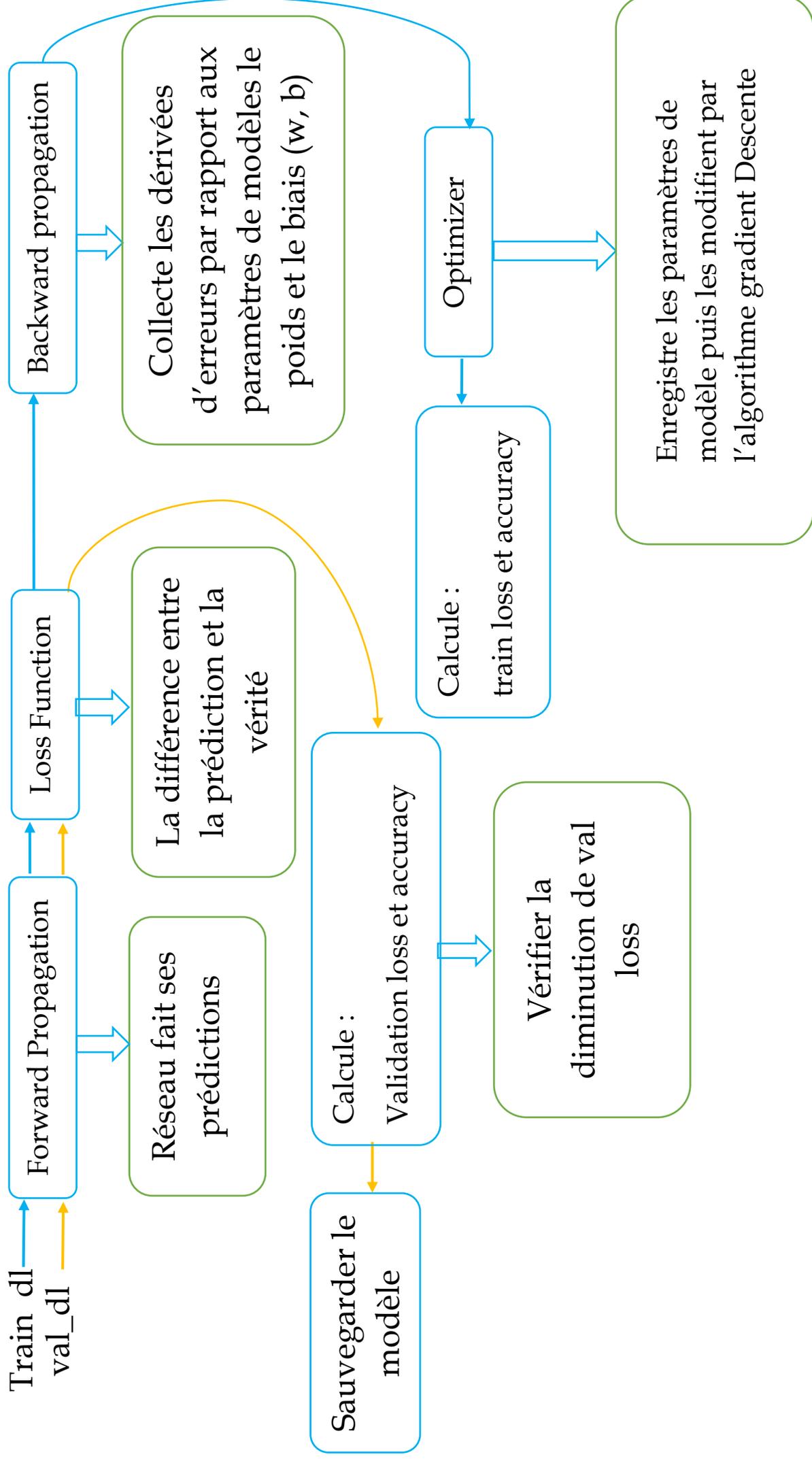
Tableau 5 : Fonction Coût et optimiser

3. Validation du modèle

Afin de s'assurer que le **modèle** est effectivement capable de prédire avec précision et exactitude la catégorie d'une radiographie. J'ai utilisé la méthode **Hold out** lors d'entraînement du modèle. La méthode Hold out consiste à entraîner le modèle sur l'ensemble des données d'entraînements et l'évaluer sur l'ensemble des données de validations pour obtenir un modèle qui peut mieux se généraliser sur l'ensemble de données invisible ou futur et fournir une estimation impartiale de la performance d'apprentissage.



Entraînement des Modèles et réglage des paramètres



X. Les Performances des modèles utilisés

1) Les graphs d'Accuracy et de loss

Lors de l'entraînement des trois modèles j'ai pu tracer le graphe de loss ou perte et aussi de l'accuracy ou précision durant 25 epochs :

➤ Modèle VGG-16

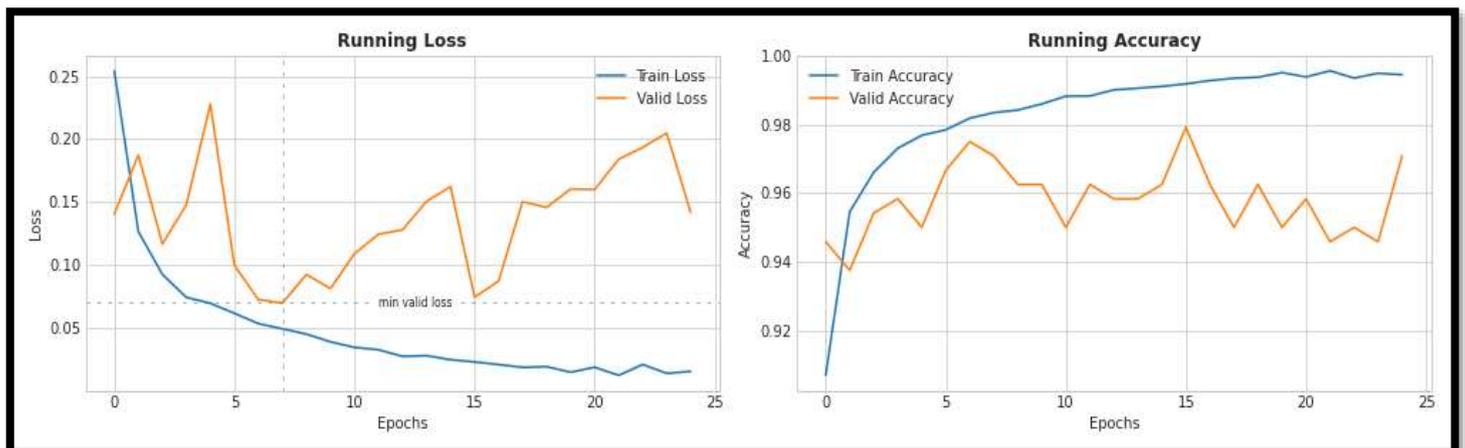


Figure 23 : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle VGG-16

Selon la figure ci-dessous j'observe que la courbe d'Accuracy de données d'entraînements augmente rapidement de l'epoch 0 jusqu'à l'epoch 17 où l'accuracy atteint 98% puis elle essaye de se stabiliser de l'epoch 17 jusqu'à l'epoch 25 où l'accuracy arrive 98.8%. Pour la courbe d'Accuracy des données de validations j'observe qu'elle varie entre l'Accuracy 95% et 98% au long des 25 epochs où elle est arrivée à environ 98.7%.

Pour la courbe de loss des données d'entraînement j'observe qu'elle diminue rapidement de l'epoch 0 jusqu'à l'epoch 18 où le loss atteint 0.03 et essaye de se stabiliser de l'epoch 18 jusqu'à l'epoch 25 pour attendre un loss de 0.02. La courbe de loss pour la validation varie entre le loss 0.06 et 0.24 au long des 25 epochs où elle a arrivée à 0.15.

➤ Modèle Resnet

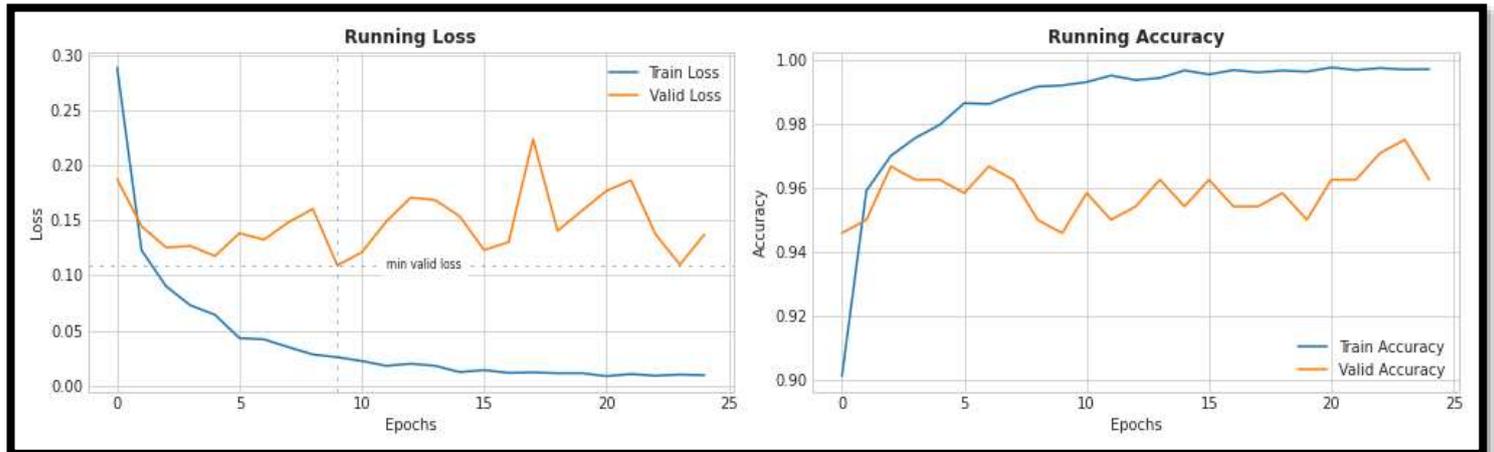


Figure 25 : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle Resnet

Selon la figure ci-dessous j'observe que la courbe d'Accuracy de données d'entraînements augmente rapidement de l'époch 0 jusqu'à l'époch 20 où l'accuracy atteint 99% puis elle essaye de se stabiliser de l'époch 20 jusqu'à l'époch 25 où l'accuracy arrive 99.8%. Pour la courbe d'Accuracy des données de validations j'observe qu'elle varie entre l'Accuracy 95% et 98% au long des 25 epochs où elle est arrivée à environ 96.3%.

Pour la courbe de loss des données d'entraînements j'observe qu'elle diminue rapidement de l'époch 0 jusqu'à l'époch 20 où le loss atteint 0.02 et essaye de se stabiliser de l'époch 18 jusqu'à l'époch 25 pour attendre un loss de 0.01. La courbe de loss pour la validation varie entre le loss 0.11 et 0.24 au long des 25 epochs où elle est arrivée à 0.14.

➤ Modèle DenseNet

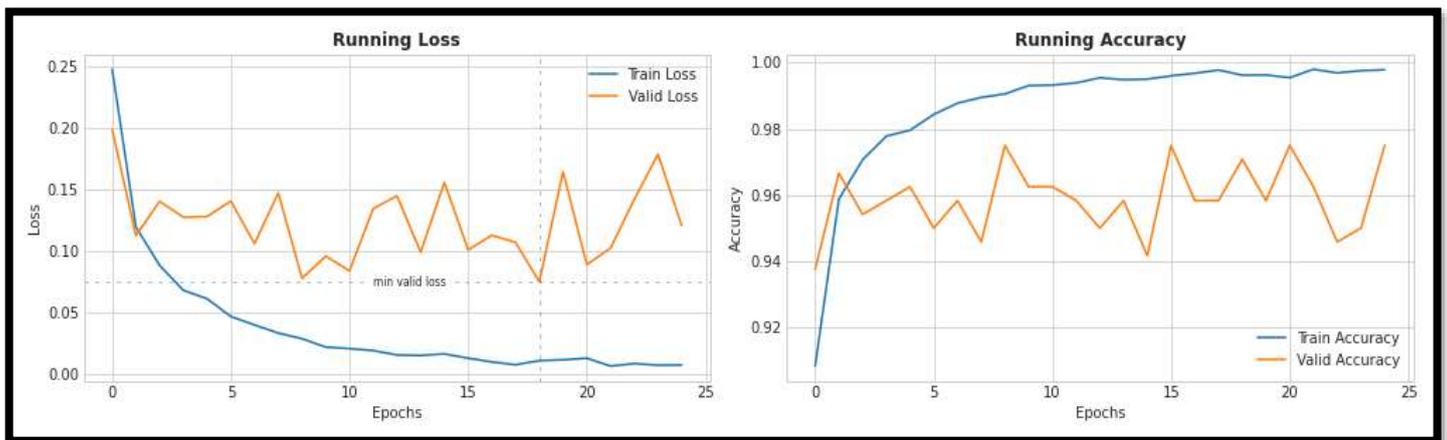


Figure 24 : Représente Le Loss et l'accuracy de Modèle DenseNet

Selon la figure ci-dessous j'observe que la courbe d'Accuracy de données d'entraînements augmente rapidement de l'époch 0 jusqu'à l'époch 20 où l'accuracy atteint 99% puis elle essaye de se stabiliser de l'époch 20 jusqu'à l'époch 25 où l'accuracy arrive 99.8%. Pour la courbe d'Accuracy des données de validations j'observe qu'elle varie entre l'Accuracy 94% et 97% au long des 25 epochs où elle est arrivée à environ 97.7%.

Pour la courbe de loss des données d'entraînement j'observe qu'elle diminue rapidement de l'époch 0 jusqu'à l'époch 22 où le loss atteint 0.03 et essaye de se stabiliser de l'époch 22 jusqu'à l'époch 25 pour attendre un loss de 0.01. La courbe de loss pour la validation varie entre le loss 0.07 et 0.20 au long des 25 epochs où elle est arrivée à 0.12.

2) Les Résultats des performances

Après avoir extrait la caractéristique appropriée, la dernière étape consiste à classer les données obtenues et à les affecter à une classe spécifique. Parmi les différentes propriétés de performance de classification, et puisque nos données sont équilibrées, mon étude utilise les mesures de référence suivantes, y compris la précision, accuracy,

recall, précision et F1 score Celles-ci les paramètres populaires sont définis comme suit :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TN + TP + FP + FN}$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = 2 \frac{Recall \times precision}{Recall + precision}$$

➤ **Modèle VGG-16****VGG-16**

Pathologie	Accuracy	Précision	Recall	F1-score
Covid-19	0.9956	0.9833	1.0000	0.9916
Lung Opacity	0.9582	0.8833	0.9464	0.9138
Normal	0.9622	0.9667	0.8923	0.9280
Viral Pneumonie	0.9913	0.9833	0.9833	0.9833

	Total des Prédictions correctes	Total d'Accuracy
Dossier Train	20362	98.44%
Dossier Test	229	95.42%

Matrice de Confusion

Actual \ Predicted	covid_19	lung_opacity	normal	pneumonia
covid_19	59	0	0	1
lung_opacity	0	53	7	0
normal	0	2	58	0
pneumonia	0	1	0	59

Tableau 6 : Performances de modèles VGG-16

➤ **Modèle Resnet-18****Resnet-18**

Pathologie	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Covid-19	0.9871	0.9667	0.9830	0.9748
Lung Opacity	0.9664	0.8667	1.0000	0.9286
Normal	0.9664	1.0000	0.8823	0.9375
Viral Pneumonie	0.9957	1.0000	0.9836	0.9917

	Total des Prédictions correctes	Total d'Accuracy
Dossier Train	20639	99.78%
Dossier Test	230	95.83%

Matrice de Confusion

Actual \ Predicted	covid_19	lung_opacity	normal	pneumonia
covid_19	58	0	1	1
lung_opacity	1	52	7	0
normal	0	0	60	0
pneumonia	0	0	0	60

Tableau 7 : Performances de modèles Resnet-18

➤ **Modèle Densenet-121****Densenet-121**

Pathologie	Accuracy	Précision	Recall	F1-score
Covid-19	0.9957	0.9833	1.0000	0.9916
Lung Opacity	0.9623	0.9167	0.9322	0.9244
Normal	0.9623	0.9500	0.9047	0.9268
Viral Pneumonie	0.9957	0.9833	1.0000	0.9916

	Total des Prédictions correctes	Total d'Accuracy
Dossier Train	20540	99.30%
Dossier Test	230	95.83%

Matrice de confusion

Actual \ Predicted	covid_19	lung_opacity	normal	pneumonia
covid_19	59	1	0	0
lung_opacity	0	55	5	0
normal	0	3	57	0
pneumonia	0	0	1	59

Tableau 8 : Performances de modèles Densenet-121

3) Localisation avec Grad-CAM

Afin de localiser les régions des poumons qui sont infectées. J'ai utilisé la technique Grad-CAM. C'est une technique utilisée pour les réseaux à convolution CNN qui permet de visualiser les régions importantes derrière cette prédiction. Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) utilise les informations de gradient spécifiques à la classe circulant dans la couche convolutive finale d'un CNN pour produire une carte de localisation grossière des régions importantes de l'image.

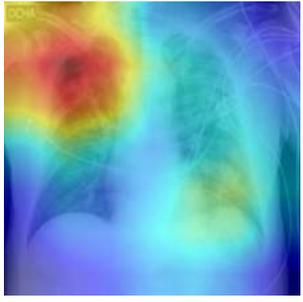
			
<i>Radiographie affectée par Covid-19</i>	<i>VGG-16</i>	<i>ResNet-18</i>	<i>DenseNet-121</i>

Tableau 10 : Représentation de la localisation des pathologies avec la technique Grad-cam avec les trois Modèles

Localisation de la pathologie

Calculer le gradient score par rapport aux cartes de caractéristiques de la dernière couche convolutive

Regrouper les gradients en moyen global pour obtenir les poids d'importance des neurones

Générer le grad cam

Chapitre IV : Réalisation de l'application

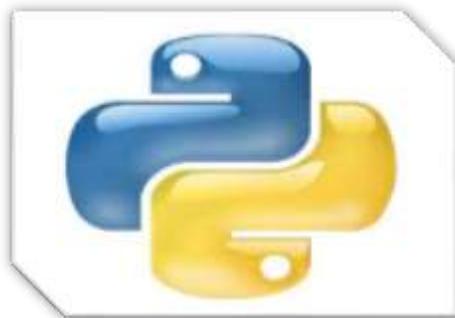
Ce chapitre est réservé pour présenter les outils de développement utilisés pour la réalisation du projet et aussi les interfaces de l'application web avec une description de chacune d'elles

I. Les outils de développement utilisé

1) Les technologies de développement

➤ Python

Python est un langage de programmation interprété, orienté objet de haut niveau avec une sémantique dynamique. Ce langage s'est propulsé en tête de la gestion d'infrastructure, d'analyse de données ou dans le domaine du développement de logiciels.



➤ Pytorch

PyTorch est une bibliothèque d'apprentissage automatique open source pour Python qui a été développée principalement par le groupe de recherche sur l'IA de Facebook. Elle utilise le paradigme **Définir par exécution** ou **Define by Run** qui a plusieurs avantages : créer un code plus propre et simple, un débogage extrêmement facile vu que Pytorch fournit tous les outils pour déboguer un code, prend en charge les calculs CPU et GPU et offre une formation distribuée évolutive et une optimisation des performances dans la recherche et la production.



➤ **Streamlit**

Streamlit est une bibliothèque Python open source qui facilite la création et le partage de belles applications Web personnalisées pour l'apprentissage automatique et la science des données.



➤ **SQLite**

SQLite est un logiciel qui fournit un système de gestion de base de données relationnelles. Il est léger en termes de configuration, d'administration de base de données et de ressources requises. SQLite a des fonctionnalités telles qu'autonome, sans serveur, sans configuration. SQLite est basé sur le langage de requête structurée (SQL) afin d'interroger la base de données.



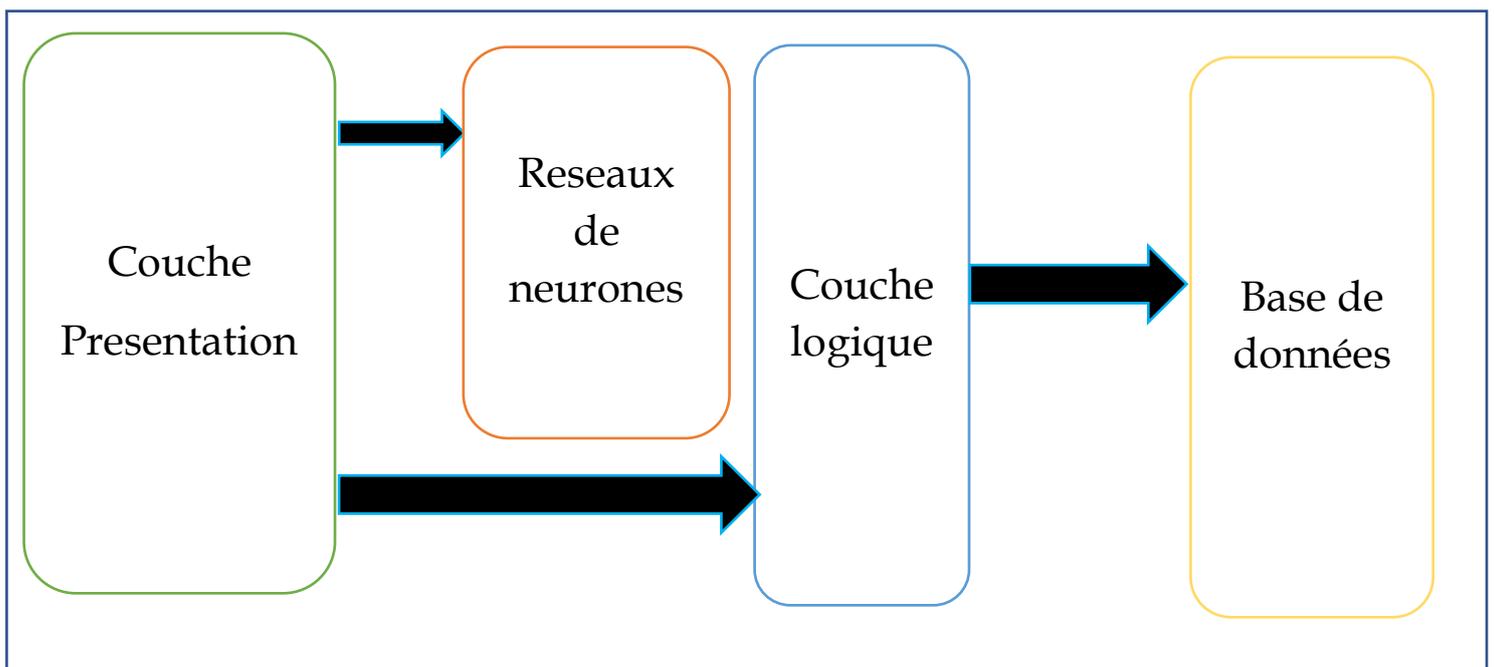
➤ SMTP

SMTP est un protocole de couche application qui permet d'envoyer un courriel électronique en ouvrant une connexion TCP au serveur SMTP, puis il l'envoie via la connexion. Les serveurs SMTP utilisent généralement le protocole de contrôle de transmission sur les numéros de port 25 (pour le texte en clair) et 587 (pour les communications cryptées).



2) Architecture Opérationnel de l'application

L'application **Classificateur des images Radiographies thoraciques** destinées aux radiologues adopte une architecture à 3-tiers ou architecture à trois niveaux vus que cette architecture est divisée en trois couches indépendantes couche présentation, couche traitement et couche d'accès aux données ce qui offre une architecture plus sécurisable, évolutive et simple à maintenir.



3)Présentation de l'application

Dans cette partie je représente les différentes interfaces que propose l'application « **Détecteur de Pathologies** »

3.1) Interface Radiologue

Cette page représente la page index de l'application qui s'affiche après avoir tapé la commande « **streamlit run auth.py** » qui fournit automatiquement l'url : <http://localhost:8501> dans le moteur de recherche par défaut.

Elle permet à un employé dans le service de la radiologie de choisir son Statut : Radiologue ou chef Radiologue s'il est Radiologue il peut :

- ❖ **Se Connecter** afin d'accéder à l'espace de classification de la pathologie ou de la Recherche d'une radiographie
- ❖ **Créer un Compte** pour créer un compte d'un nouveau radiologue.
- ❖ **Mot de passe oublier** pour récupérer son mot de passe, le radiologue envoie un email au chef Radiologue pour qu'il lui réponde en envoyant son mot de passe.
- ❖ **Visualiser les performances des modèles** : cet espace comprend les résultats des performances des trois modèles utilisés pour la classification de la radiographie.

Les tâches ci-dessous sont représentées par les figures suivantes :

3.1.1) Se connecter

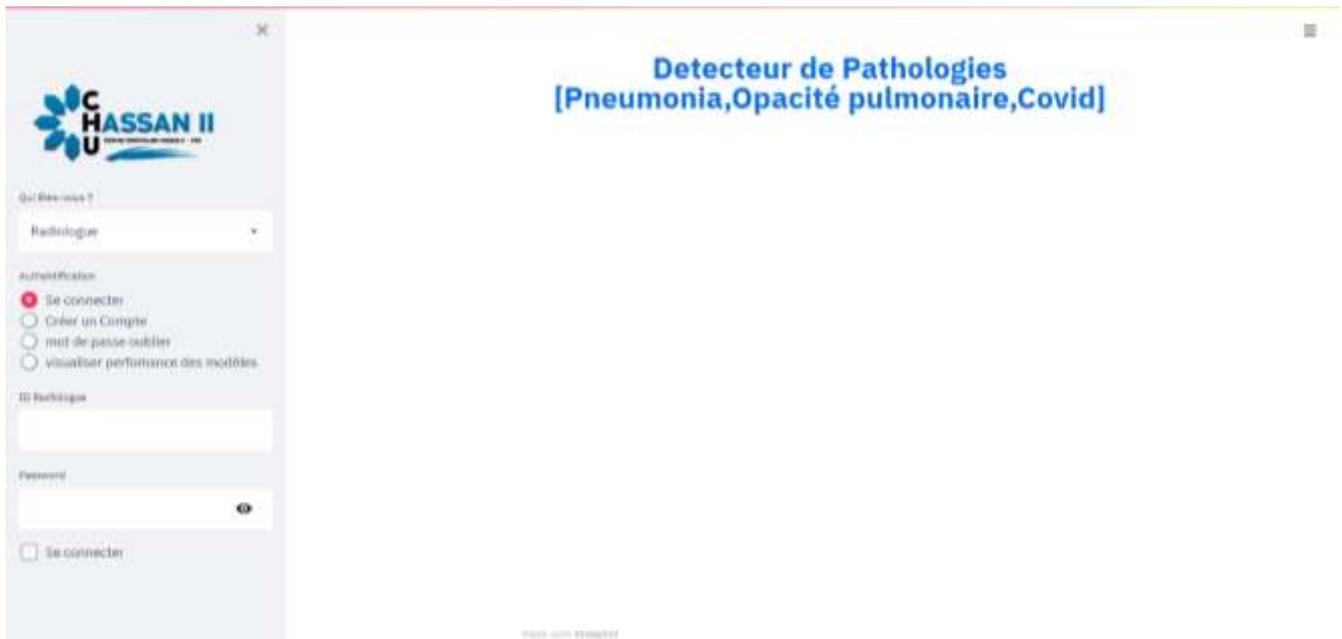


Figure 26 : interface d'authentification de Radiologue

3.1.2) Créer un Compte



Figure 27 : interface de Création de Compte

3.1.3) Mot de passe oublier

Detecteur de Pathologies
[Pneumonia, Opacité pulmonaire, Covid]

Envoyer un Email à votre Chef Pour Récupérer votre mot de passe

Enter User Email

Enter password

Your Email Subject

Your Email

Send Email

Figure 28 : interface de récupération du mot de passe

3.1.4) Visualisation des performances des modèles



Figure 29 : interface de visualisation des performances de modèle VGG-16



Figure 30 : interface de visualisation des performances de modèle VGG-16

3.1.5) choisir une tâche

Après l'authentification du Radiologue. Il peut choisir de chercher une Radiologie ou de classifier une pathologie.



Figure 29 : interface des taches d'un radiologue

3.1.6) Rechercher une Radiographie

Le radiologue saisit L'ID de la radiographie pour récupérer tous ses informations.



Figure 30 : interface de Recherche d'une Radiographie

3.1.7) Classifier une Pathologie :

Cette étape est composée de trois étapes successives :

- ❖ **Choix d'image** : Le radiologue choisit la ou les radiographies à traiter.
- ❖ **Choix de Modèle** : le radiologue choisit un modèle parmi les modèles suivants : VGG16, Densenet121, ResNet18 pour classifier les images sélectionnées.
- ❖ **Prédiction de pathologie** : à cette phase le modèle prend l'image choisie comme entrée et extrait les caractéristiques pour fournir en sortie le nom de la pathologie.
 - **Localisation de la pathologie** : c'est une sous-option de l'étape prédiction de la pathologie
 - **Enregistrer la radiographie dans la base de données** : L'enregistrement de la radiographie est composé de

3.1.9) Choix de Modèle



Figure 32 : interface Choix de modèle

3.1.10) Prédiction de la Pathologie

➤ Localisation de la pathologie

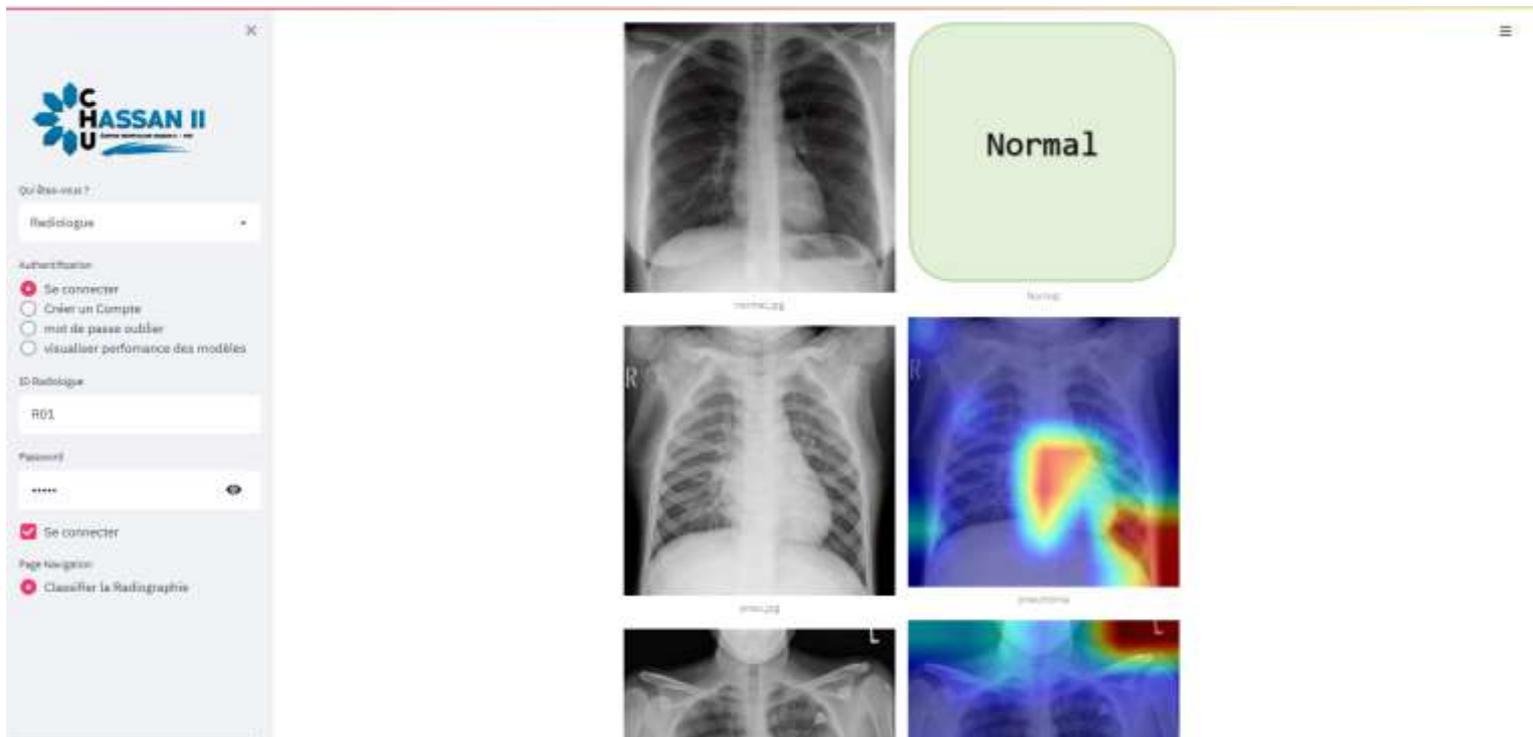


Figure 33 : Représente la localisation des pathologies dans les poumons

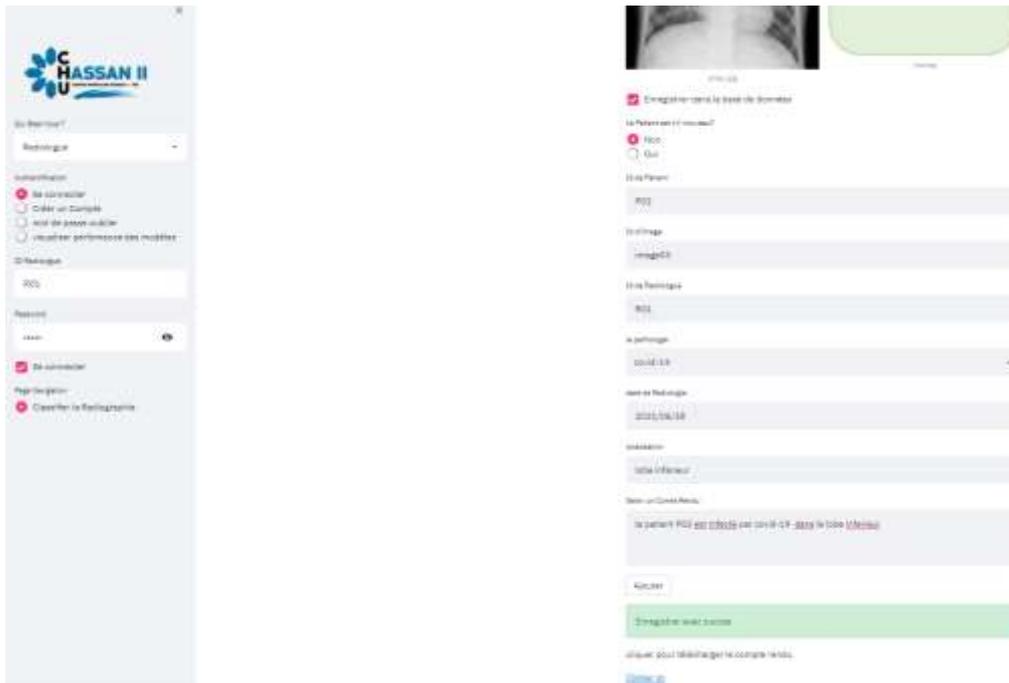


Figure 34 : Représente l'enregistrement d'une radiographie dans la base de données



Figure 35 : Enregistrement d'un nouveau patient dans la base de données

3.2) Interface Chef Radiologue

Le Chef de Radiologue s'authentifie pour :

- ❖ **Visualiser la base de données** : durant laquelle le Chef Radiologue peut visualiser la base des patients, des Radiologues et de Radiologies.
- ❖ **Créer un Compte** : Le Chef de Radiologue peut créer un autre compte chef Radiologue.

Les tâches ci-dessous sont représentées par les figures suivantes :

3.2.1) Visualiser la base de données

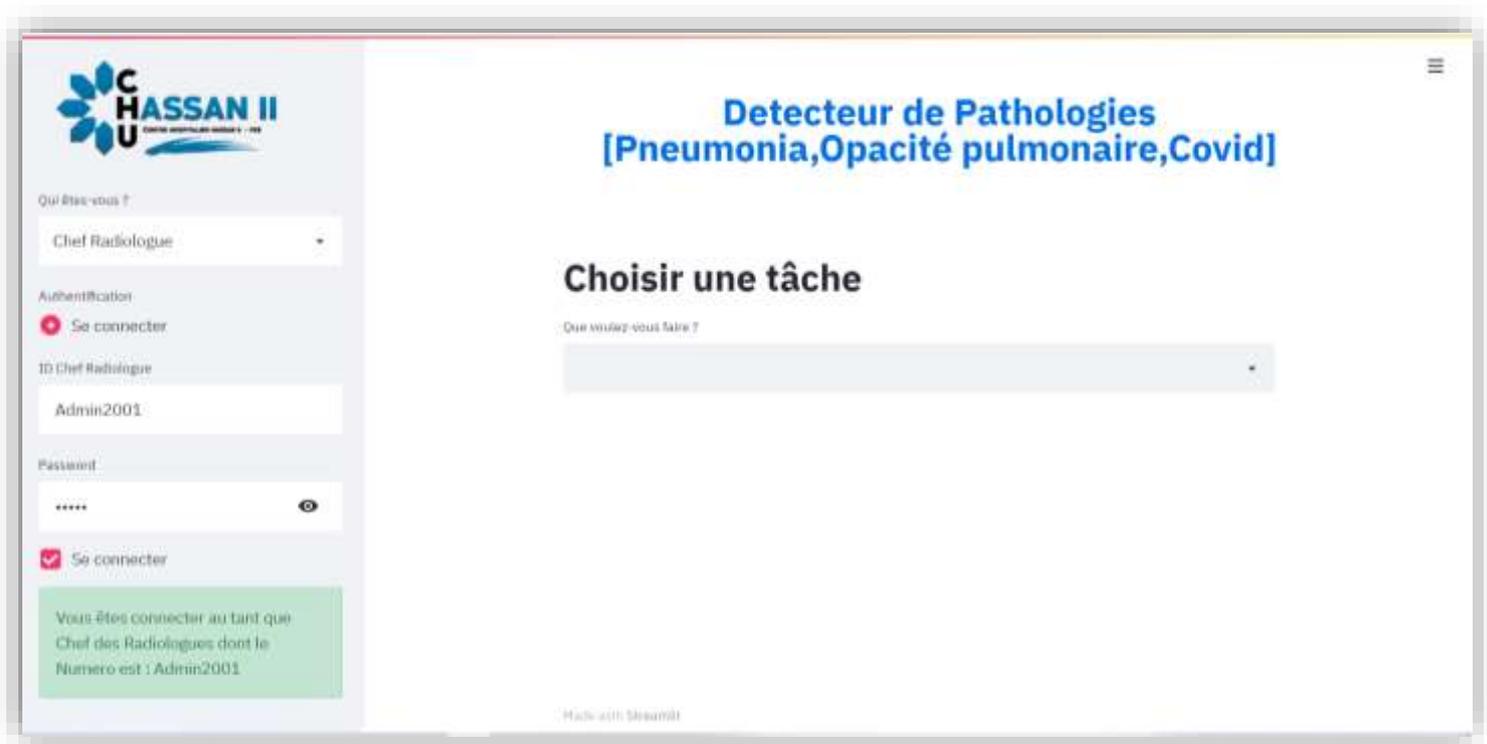
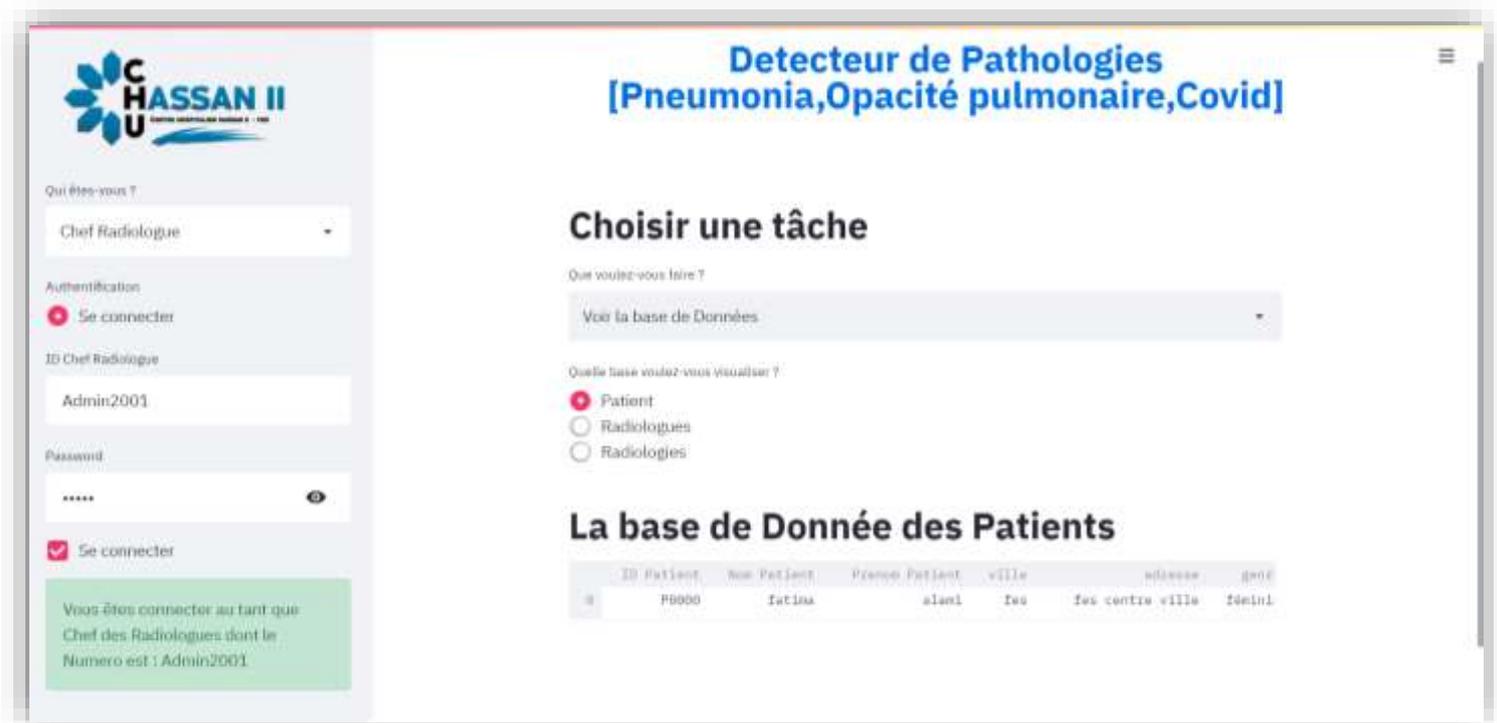


Figure 36 : Représente les tâches d'un Chef Radiologue

➤ La base des patients



C HASSAN II
UNIVERSITÉ MOHAMED EL BACHA EL-RAÏ

Qui êtes-vous ?
Chef Radiologue

Authentification
 Se connecter

ID Chef Radiologue
Admin2001

Password

Se connecter

Vous êtes connecté au tant que
Chef des Radiologues dont le
Numero est : Admin2001

Detecteur de Pathologies [Pneumonia, Opacité pulmonaire, Covid]

Choisir une tâche

Qui voulez-vous faire ?
Voir la base de Données

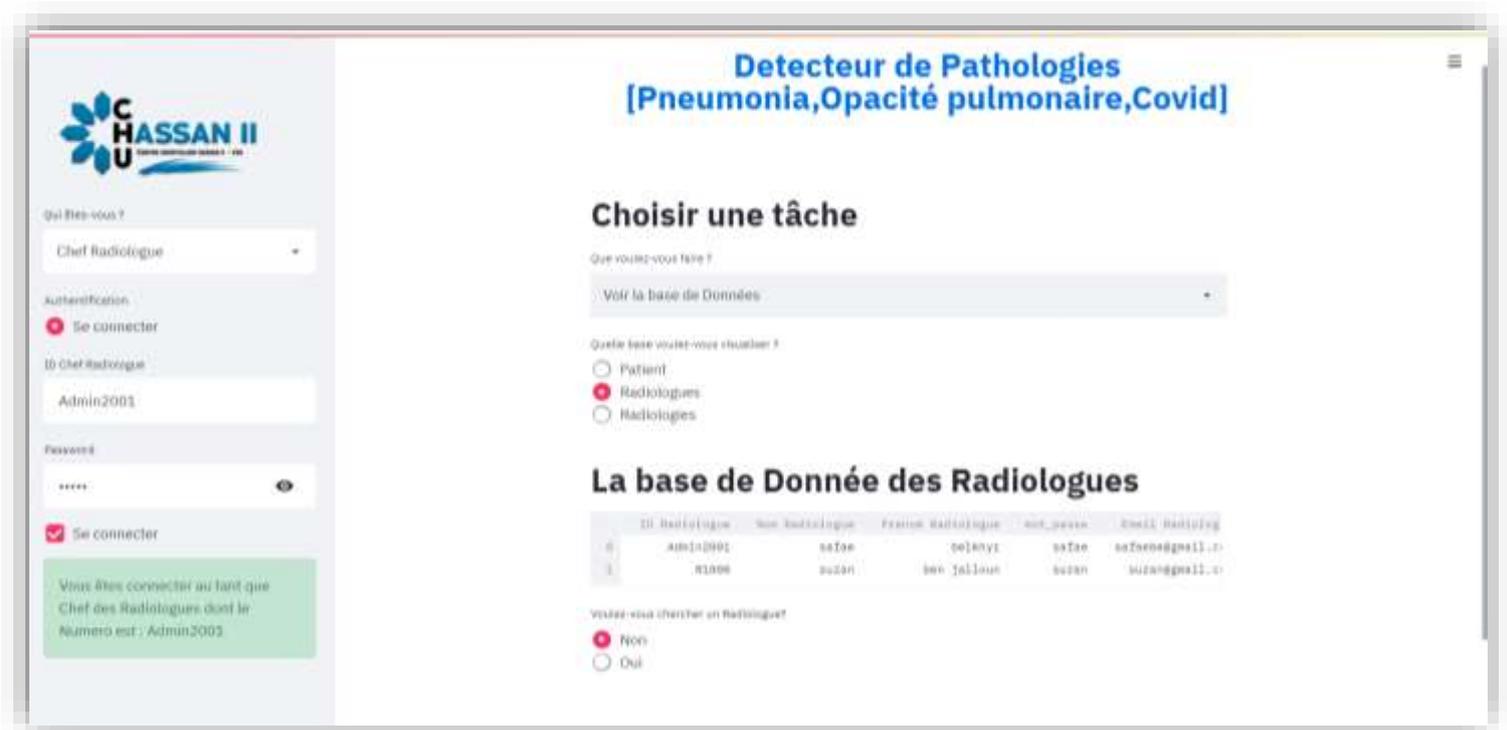
Quelle base voulez-vous visualiser ?
 Patient
 Radiologues
 Radiologies

La base de Donnée des Patients

ID Patient	Nom Patient	Prénom Patient	ville	adresse	genre
P8000	fatina	alami	fes	fes centre ville	féminin

Figure 37 : la base de données des patients

➤ La bases des Radiologues



CHASSAN II
UNIVERSITÉ AL-BACHRAÏNE

Qui êtes-vous ?
Chef Radiologue

Authentification
 Se connecter

ID Chef Radiologue
Admin2003

Mot de passe

Se connecter

Vous êtes connecté au tant que
Chef des Radiologues dont le
Numero est : Admin2003

Detecteur de Pathologies [Pneumonia, Opacité pulmonaire, Covid]

Choisir une tâche

Que voulez-vous faire ?
Voir la base de Données

Quelle base voulez-vous consulter ?

Patient
 Radiologues
 Radiologies

La base de Donnée des Radiologues

ID Radiologue	Nom Radiologue	Prénom Radiologue	Mot_passe	Email Radiolog
0	Admin2003	Sofae	so[any]	sofae@gnail.c
1	R1006	Suzan	ben jallout	suzan@gnail.c

Voulez-vous chercher en Radiologue ?

Non
 Oui

Figure 38 : la base de données Radiologues

➤ La base des Radiologies



C HASSAN II
UNIVERSITÉ

Qui êtes-vous ?
Chef Radiologue

Authentification
 Se connecter

ID Chef Radiologue
Admin2001

Password

Se connecter

Vous êtes connecté au tant que
Chef des Radiologues dont le
Numero est : Admin2001

Detecteur de Pathologies [Pneumonia, Opacité pulmonaire, Covid]

Choisir une tâche

Que voulez-vous faire ?
Voir la base de Données

Quelle base voulez-vous visualiser ?
 Patient
 Radiologies
 Radiologies

La base de Donnée des Radiologies des Patient

ID	patient	Image	Administrateur	Pathologie	Commentaire
0	90000	Image21	admin2001	covid_19	pathologie est covid-19
1	90000	Image1	admin2001	lung_opacity	la pathologie est lung -

Figure 39 : la base de données des radiologies

3.2.2) Créer un Compte

The screenshot shows a web application interface for creating a Chief Radiologist account. The interface is divided into two main sections: a left sidebar for user selection and authentication, and a main content area for account creation.

Left Sidebar:

- Logo: **C HASSAN II U**
- Section: **Qui êtes-vous ?**
 - Dropdown menu: **Chief Radiologue**
- Section: **Authentification**
 - Link: **Se connecter**
- Section: **ID Chief Radiologue**
 - Input field: **Admin2003**
- Section: **Password**
 - Input field: *********
 - Link: **Se connecter**
- Message: **Vous êtes connecté au fait que Chief des Radiologues dont le Numéro est : Admin2003**

Main Content Area:

- Section: **Choisir une tâche**
 - Text: **QUE VOULEZ-VOUS FAIRE ?**
 - Dropdown menu: **Créer un Compte**
- Section: **Créer un Compte Chef Radiologue**
 - Input field: **ID Radiologue**
 - Input field: **Nom de Radiologue**
 - Input field: **Prénom de Radiologue**
 - Input field: **Email de Radiologue**
 - Input field: **mot de passe**
 - Link: **Creation de Compte**

Figure 40 : Créer un Compte Chef Radiologue

CONCLUSION

J'ai présenté dans ce travail les méthodes automatisées utilisées pour classer la radiographie pulmonaire en Covid-19, Pneumonie, Lung opacity et la classe normale. En utilisant trois architectures Deep Learning à base CNN (VGG-16, DenseNet-121, Resnet-18).

L'objectif principal est de répondre à la Problématique présente dans le premier chapitre en la réduisant dans la question suivante : peut-on développer une application afin de classifier, localiser la pathologie pour satisfaire le besoin de Centre Hospitalier Hassan II et diminuer la pression que subit le département de la radiologie ?

A cette fin, les expériences ont été réalisées à l'aide d'un ensemble de données de radiographie thoraciques postéro-anérieur contenant 21 165 images (1345 pneumonies, 10192 normal, 6012 Lung opacity et 3616 covid-19) et les performances ont été évaluées à l'aide de diverses mesures de performance. De plus, les résultats obtenus montrent que le VGG-16, DenseNet-121, Resnet-18 ont donné performances (l'Accuracy est supérieure à 95%).

De plus, les performances peuvent être améliorées en utilisant plus d'ensembles de données. Les améliorations que je juge intéressantes à apporter sont les suivantes ajouter la segmentation en utilisant des techniques d'extraction de caractéristiques plus sophistiquées basées sur l'apprentissage en profondeur telle que You-Only-LookOnce (YOLO), aussi s'étaler sur la prédiction des pathologies au lieu de se réduire qu'à la classification des images.

Bibliographie

Livres, Articles et sites Web

- **Deep learning with Pythorch** des Auteurs : [Eli Stevens](#), [Luca Antiga](#), [Thomas Viehmann](#)
- **Deep learning with Pytorch 1.x second Edition** Auteurs : [Laura Mitchell](#), [Sri. Yogesh](#) et [Vishnu Subramanian](#)
- **Deep Residual Learning for Image Recognition** Auteurs : [Kaiming He](#) [Xiangyu Zhang](#) [Shaoqing Ren](#) [Jian Sun](#)
- **ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database** Auteurs : [Jia Deng](#), [Wei Dong](#), [Richard Socher](#), [Li-Jia Li](#), [Kai Li](#) et [Li Fei-Fei](#)
- https://pytorch.org/tutorials/beginner/finetuning_torchvision_models_tutorial.html
- <https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/rg.2018170048>
- [https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall#Definition_\(information_retrieval_context\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall#Definition_(information_retrieval_context))
- <https://towardsdatascience.com/illustrated-10-cnn-architectures-95d78ace614d>
- <https://arxiv.org/abs/1610.02391>
- <https://arxiv.org/pdf/1608.06993v3.pdf>