

L'apport de l'intelligence artificielle sur les clichés de radiographie
pédiatrique

Ecole National des Sciences Appliquées

GHARAFI Hamza

2022

Résumé

mon résumé . . .

Abstract

My abstract goes here.

Remerciement

Je remercie...

Table des matières

1 Contexte générale du projet	9
1.1 Organisme d'accueil	9
1.1.1 CHU Mohammed VI de Marrakech	9
1.1.1.1 Chiffres clés de production e CHU	10
1.1.1.2 Service de radiologie mère-enfant	10
1.1.2 Collaborateurs	10
1.2 Contexte générale du projet	10
1.2.1 Problématique	10
1.2.1.1 Procédure de détection des anomalies par les radiologues sur les radiographies thoraciques	11
1.2.1.2 Les différences radio anatomiques entre les clichés pédiatriques et adultes	12
1.2.1.3 La partie informatique de la problématique	14
1.2.2 Etat d'art	14
1.2.2.1 Modèles de détection automatiques de pathologies thoraciques précise chez l'adulte	14
1.2.2.2 Modèles de détection de Pathologies précises ou d'anomalies à la rx thoracique chez la Population Pédiatrique	14
1.2.3 Solution Proposée	14
2 Deep Learning	16
2.1 Généralité	16
2.1.1 Définition	16
2.1.2 Historique	16
2.2 Réseau des neurones	17
2.2.1 Perceptron	17
2.2.2 Réseau de neurones convolutionnel (RNC)	19
2.2.2.1 Architecture RNC standard	19
2.2.2.2 Couche convolutive	19
2.2.2.3 Couche max pooling	20
2.2.2.4 Hyperparamètres	20
2.3 Classification des images	20
2.3.1 Classification binaire	20
2.3.2 Classification Multi-Classes	20
2.3.3 Classification Multi-Etiquettes	21
2.4 Apprentissage par transfert	21
3 Etude technique	22
3.1 Conception et modélisation	22
3.1.1 Structure générale du projet	22
3.1.2 Application Web	23
3.1.2.1 UML	24
3.1.3 Pipeline de données	27
3.1.3.1 Integration	27

3.1.3.2	Transformation	28
3.1.3.3	Réduction	28
3.1.3.4	Nettoyage	28
3.1.4	Modèles de deeplearning	29
3.2	Choix techniques	30
3.2.1	Architecture logicielle	30
3.2.2	Architecture des réseaux de neurones	30
3.3	Bases de données	30
3.3.1	CheXpertDB	30
3.3.2	XpediaDB	30
4	Réalisation	31
4.1	Réalisation	31
4.2	Expériences	31
4.3	Résultats	31

Table des figures

1.1	Icone du CHU	9
1.2	Thorax osseux. a. Arc postérieur de la côte; b. arc moyen de la côte; c. arc antérieur de la côte; d. extrémité antérieure de la côte; e. clavicule vue en enfilade avec nouure centrale (bras relevés); f. omoplate; g. épine de l'omoplate; h. métaphyse humérale; i. cartilage de conjugaison; j. épiphyshe humérale; k. cavité glénoïde; l. corps vertébral; m. pédicules; n. disque intervertébral.	11
1.3	Diagramme des structures médiastinales à analyser sur une Radiographie thoracique PA	12
1.4	Les différences radio-anatomiques entre l'adult et l'enfant	12
1.5	Les variations de l'image du thymus chez l'enfant	13
1.6	La deviation trachéale	13
1.7	Architecture générale du solution proposé	15
2.1	Perceptron	17
2.2	multi couche perceptron	18
2.3	Architecture standard d'un Réseau de neurones convolutionnel	19
3.1	structure générale du projet	23
3.2	structure générale de l'application web Xpedia	24
3.3	Le diagramme de classe de l'application web Xpedia	25
3.4	Le diagramme de séquence : cas d'authentification	26
3.5	Le diagramme de séquence : cas d'ajouter un cliché	27
3.6	La schéma de création du modèle des radiographies adultes	29
3.7	La schéma de création du modèle des radiographies adultes	29

Liste des tableaux

Liste des Equations

2.1 Somme pondérée des entrées par leur poids	18
2.2 Calcule de sortie	18
2.3 Equation de calcule des nouveaux poids	18

Chapitre 1

Contexte générale du projet

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons mettre notre projet en contexte, c'est-à-dire définir l'organisme d'accueil, problématique, état d'art et finalement solution proposée, donc en résumé, notre travail dans ce projet est une étude des radiographies médicales plus clairement la classification de ces derniers suivant une liste de diagnostiques, mais plus important encore, notre objectif est de répondre à la question "pouvons-nous obtenir de bons résultats à partir d'une petite base de données ?".

1.1 Organisme d'accueil

1.1.1 CHU Mohammed VI de Marrakech



FIGURE 1.1 – Icône du CHU

Le Centre Hospitalier Universitaire Mohammed VI de Marrakech joue un rôle majeur et important dans l'offre de soins non seulement dans la région de Marrakech-Safi, mais dans toute la partie sud du Royaume.

Il se compose de quatre hôpitaux et deux centres, d'une capacité de 1548 lits dont :

1. L'Hôpital IBN TOFAIL à vocation médico-chirurgicale d'une capacité de 409 lits.
2. L'Hôpital MERE – Enfant à vocation gynéco-obstétricale et pédiatrique d'une capacité de 247 lits.
3. L'Hôpital IBN NAFIS à vocation psychiatrique d'une capacité de 220 lits.
4. L'Hôpital AR-RAZI à vocation médico-chirurgicale d'une capacité de 586 lits.
5. Le Centre d'hématologie-Oncologie : 86 lits.
6. Le Centre de recherche clinique.

1.1.1.1 Chiffres clés de production e CHU

Le Centre Hospitalier Mohammed VI est un établissement public doté de la personnalité morale et de l'autonomie financière. Il est soumis à la tutelle du Ministère de la Santé. Il a été créé en vertu de la Loi 82.00 promulguée par le Dahir 1.01.206 du 10 Jourada II 1422 (30 août 2001) modifiant et complétant la loi 37.80 relative aux centres hospitaliers, promulguée par le Dahir 1.82.5 du 30 rabia I (15 janvier 1983).

1.1.1.2 Service de radiologie mère-enfant

Notre travail a été mené au sein du service de radiologie de l'hôpital mère-enfant , qui se spécialise dans l'imagerie médicale pédiatrique et gynécologique , avec un équipement qui comprend la majorité des diverses outils d'imagerie médicale.

- Scanners.
- Appareil de radiologie télécommandée.
- Appareils de radiologie conventionnelle.
- Amplificateurs de brillance.
- Echo-cardiographies.
- Echo-doppler couleur.
- Echographes.
- Ostéodensitomètre.
- Appareils de radiologie mobile.
- Mammographes.
- Systèmes de numérisation par écran ERLM.

1.1.2 Collaborateurs

- Professeur et chef de service de radiologie médicale mère-enfant :
Superviser les autres collaborateurs chargés de la collecte de données et suivre l'avancement du projet étape par étape.
- Thésard de médecine :
Collection de radiographies pulmonaires pédiatriques.
- 8 Résidents médecins radiologue seniors et juniors :
4 résidents juniors
4 résidents seniors
Diagnostic et remplissage des données concernant les clichés déjà collectés.
- Techniciens radiologues :
Fournir les radiographies d'intérêt pour notre projet.

1.2 Contexte générale du projet

1.2.1 Problématique

La radiologie médicale est considérée comme le domaine de la médecine qui a le plus bénéficié de l'IA vu la diversité des zones de son application, voici une liste non exhaustive de ces applications :

- automatisation de la détection des images pathologiques.
- la détection des lésions incidentes, non recherchées « a priori ».
- fiabilisation de l'interprétation des images.
- identification des motifs, autorisant la classification de lésions.
- établissement des comptes rendus uniformisés.
- traitement de larges cohortes d'images radiologiques.

Dans notre étude on va se concentrer sur l'automatisation de détection d'anomalies ou de constatations radiologiques sur des clichés numérisés de radiographie thoracique standard chez la population pédiatrique.

La plupart des études d'IA pour l'interprétation des radiographies thoraciques sont appliquées sur des images de population adulte (tranche d'âge supérieure à 18 ans) avec une couverture de la vaste majorité des anomalies radiologiques et des pathologies thoraco-pulmonaires.

Alors qu'au niveau pédiatrique, ils se sont concentrés sur un nombre limité de pathologies ou d'anomalies radiologiques sans faire de progrès significatifs en raison de l'absence de jeu de données pédiatriques à grande échelle.

1.2.1.1 Procédure de détection des anomalies par les radiologues sur les radiographies thoraciques

La radiographie thoracique est un outil très performant en médecine clinique et savoir interpréter correctement une radiographie thoracique est indispensable aux cliniciens.

- Cadre osseux
- Parties molles
- Diaphragme
- Coeur
- Médiastin
- Hiles
- Poumon

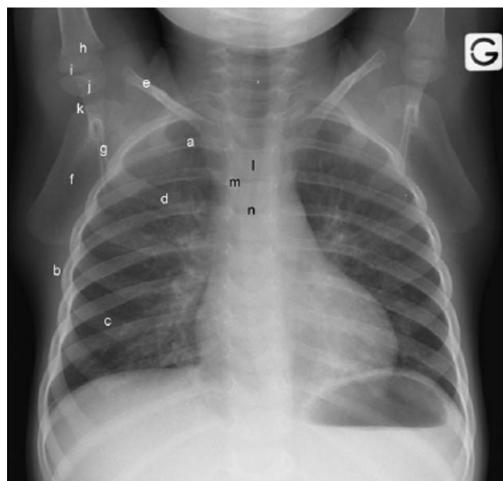


FIGURE 1.2 – Thorax osseux. a. Arc postérieur de la côte ; b. arc moyen de la côte ; c. arc antérieur de la côte ; d. extrémité antérieure de la côte ; e. clavicule vue en enfilade avec nouure centrale (bras relevés) ; f. omoplate ; g. épine de l'omoplate ; h. métaphyshe humérale ; i. cartilage de conjugaison ; j. épiphyse humérale ; k. cavité glénoïde ; l. corps vertébral ; m. pédicules ; n. disque intervertébral.

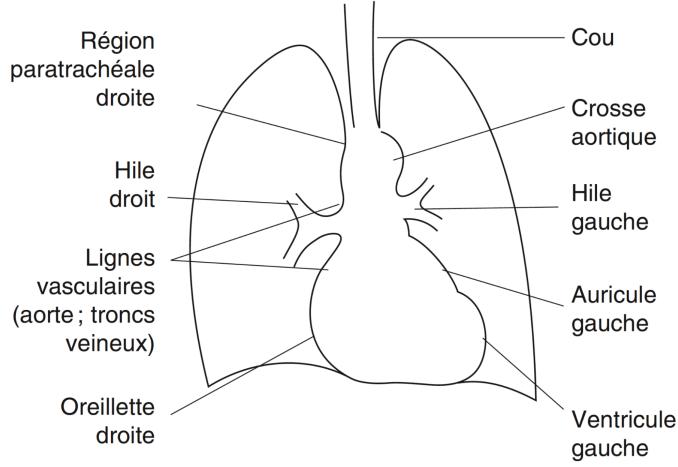


FIGURE 1.3 – Diagramme des structures médiastinales à analyser sur une Radiographie thoracique PA

1.2.1.2 Les différences radio anatomiques entre les clichés pédiatriques et adultes

Sept différences entre la radiographie thoracique d'un nourrisson et celle d'un adulte.

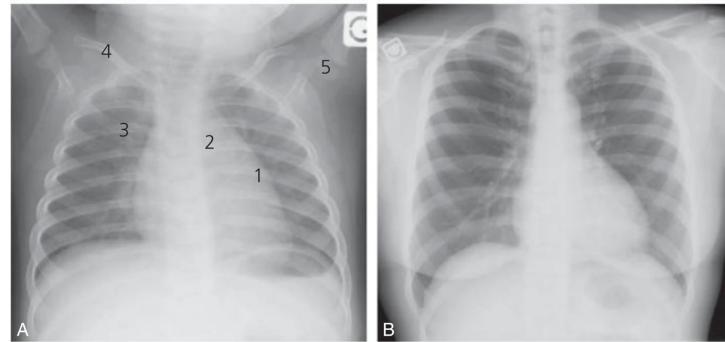


FIGURE 1.4 – Les différences radio-anatomiques entre l'adulte et l'enfant

1. présence du thymus :

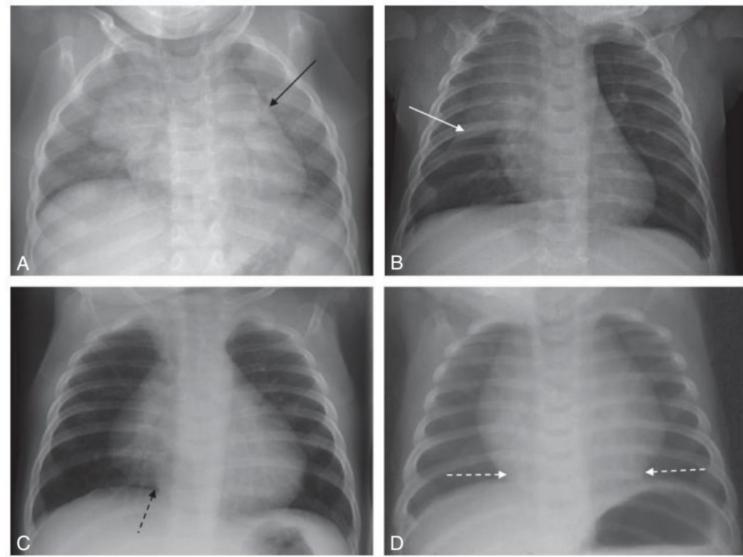


FIGURE 1.5 – Les variations de l'image du thymus chez l'enfant

Aspects radiographiques normaux du thymus : aspect ondulé des bords du thymus sur un cliché réalisé en expiration (flèche noire) (A), aspect en voile latine (flèche blanche) (B), extension du thymus jusqu'à la coupole diaphragmatique (flèche noire en pointillés) (C), fausse impression de cardiomégalie du fait de l'extension inférieure du thymus (flèches blanches en pointillés) (D).

2. non visibilité du crosse aortique.
3. portion antérieure du gril costal entièrement cartilagineuse, donc non visible sur la radiographie.
4. courbure claviculaire accentuée du fait de la position des bras au-dessus de la tête.
5. point d'ossification huméral supérieur.
6. Déviation trachéale :

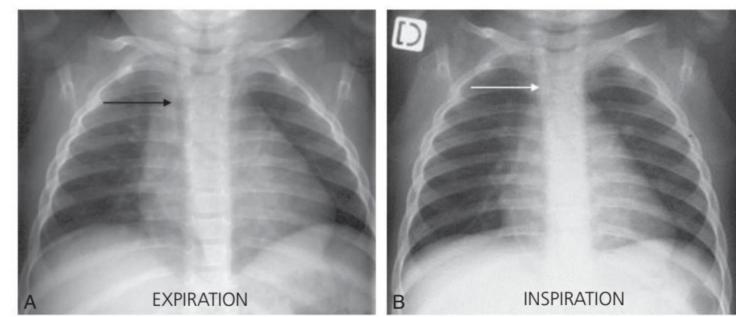


FIGURE 1.6 – La deviation trachéale

Déviation trachéale physiologique vers la droite chez un nourrisson de 20 mois sur une radiographie de thorax réalisée en expiration (flèche noire) (A). Sur le cliché en inspiration, la trachée redevient rectiligne (flèche blanche) (B).

7. L'incidence :
- L'incidence de face en inspiration est suffisante dans la majorité des cas. Chez le petit enfant, elle est réalisée en incidence antéro-postérieure, puis en incidence postéro-antérieure lorsque l'enfant devient coopérant (après 4 ans environ). Chez le nouveau-né et le petit nourrisson ne tenant pas assis, l'examen est réalisé en décubitus dorsal.

1.2.1.3 La partie informatique de la problématique

Dans notre projet on veut créer un produit qui pourrait atténuer le flot des clichés thoraco pulmonaire qui doivent être traités individuellement par les radiologues, et en particulièrement les radiographies pédiatriques qui n'ont pas assés d'attention que les radiographies adulte, mais suivant une liste des anomalies prédefinie ou plutôt imposé par les base données publique à l'utilisation des étudiants, la liste des anomalies et la suivante :

Dans notre projet, nous voulons créer un produit capable de réduire le flux de radiographies thoraco-pulmonaires, que les radiologues doivent traiter séparément. Anomalies, listes d'anomalies mandatées ou imposées par les bases de données publiques à l'usage des étudiants, et ce qui suit :

- | | |
|-------------------------------------|-----------------------------|
| 1. Aucun résultat | 8. Pneumonie |
| 2. Élargissement cardio-médiastinal | 9. Atélectasie |
| 3. Cardiomégalie | 10. Pneumothorax |
| 4. Opacité pulmonaire | 11. Épanchement pleural |
| 5. Lésion pulmonaire | 12. Autre lésions pleurales |
| 6. Œdème | 13. Fracture |
| 7. Consolidation | 14. Appareils de soutien |

Pour plus de detail sur la liste des anomalies voir la sous-section 3.3.1.

1.2.2 Etat d'art

1.2.2.1 Modèles de détection automatiques de pathologies thoraciques précise chez l'adulte

La dernière décennie a vu la réalisation de plusieurs applications de l'IA sur la radiographie standard et plus particulièrement la radiographie thoracique, notamment chez l'adulte. Ces applications ont inclus soit la détection automatique de motifs en relation avec des anomalies thoraco-pulmonaires par exemples les études suivantes :

soit la détection de pathologies thoraco-pulmonaires précises telles que :

- La détection des lésions tuberculeuses pulmonaires
- La détection précoce des lésions du cancer du poumon
- Récemment le diagnostic du SDRA et pronostic des patients atteints de COVID-19

1.2.2.2 Modèles de détection de Pathologies précises ou d'anomalies à la rx thoracique chez la Population Pédiatrique

Sur 29 ensembles de données de radiographie pulmonaire accessibles au public, 2 ensembles de données ne comprenaient que des radiographies pulmonaires pédiatriques et 7 ensembles de données comprenaient à la fois des patients pédiatriques et adultes.

Padash et al.ont identifié 55 articles mettant en œuvre un modèle d'IA pour l'interprétation des radiographies thoraciques pédiatriques ou des radiographies thoraciques pédiatriques et adultes. La classification des radiographies pulmonaires comme pneumonie était l'application la plus courante de l'IA, évaluée dans 65 % des études. Bien que de nombreuses études rapportent une précision diagnostique élevée, la plupart des algorithmes n'ont pas été validés sur des ensembles de données externes.

1.2.3 Solution Proposée

Les données de la population pédiatrique sont beaucoup moins documentées que celles de la population adulte, et notamment pour les radiographies thoraciques, ce qui nous inspirer pour créer ou collecter notre propre base de données, toujours en respectant la liste des anomalies déjà citées dans la sous-section 1.2.1.3. La solution proposée se compose essentiellement de trois unités principales qui sont bien connectées les unes aux autres pour former un flux de travail fluide et solide.



FIGURE 1.7 – Architecture générale du solution proposé

Application Web

Première phase : Une application web qui peut collecter des données. La collecte est effectuée par les collaborateurs voir sous-section 1.1.2. L'application doit être simple, légère, rapide et claire avec une interface concise direct afin de ne pas prendre beaucoup de temps au médecin.

Pipline de données

Deuxième phase : Étant donné que le pipeline de données sera dans une phase de pré-apprentissage, nous devons préparer une base de données bien structurée et propre où toutes les valeurs sont définies et non nulles.

Les modeles d'apprentissage en profondeur

Troisième phase : Construisez des modèles d'apprentissage en profondeur qui peuvent pré-diagnostiquer les anomalies dans le thorax osseux à partir des clichés thoraciques pédiatrique.

Conclusion

En conclusion, voici quelques réflexions générales sur le projet et sur ce que vous devez faire pour pouvoir créer un projet capable d'effectuer des pré-diagnostic des radiographies pulmonaires pédiatriques.

1. Création d'une base de données pédiatrique étiquetée suivant la liste 1.2.1.3
2. Création d'un pipline de données pour prétraitement des données
3. Création des modèles d'apprentissage en profondeur

Cependant, afin de poursuivre le projet, nous devons d'abord savoir ce qu'est l'apprentissage en profondeur.

Chapitre 2

Deep Learning

Introduction

Dans ce chapitre, je vais vous présenter ce qu'est le deep learning et ce que sont les réseaux de neurones, et surtout la différence entre les différentes méthodes de classification d'images

2.1 Généralité

2.1.1 Définition

1. Machine Learning (ML) :

Selon Wikipedia L'apprentissage automatique est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'« apprendre » à partir de données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune. Plus largement, il concerne la conception, l'analyse, l'optimisation, le développement et l'implémentation de telles méthodes.

2. Deep Learning (DL) :

Selon Wikipedia L'apprentissage profond est un ensemble de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaires. Ces techniques ont permis des progrès importants et rapides dans les domaines de l'analyse du signal sonore ou visuel et notamment de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance vocale, de la vision par ordinateur, du traitement automatisé du langage. Dans les années 2000, ces progrès ont suscité des investissements privés, universitaires et publics importants, notamment de la part des GAFAM (Google, Apple, Facebook, Amazon, Microsoft).

2.1.2 Historique

Depuis l'antiquité, le sujet des machines pensantes préoccupe les esprits. Ce concept est la base de pensées pour ce qui deviendra ensuite l'intelligence artificielle, ainsi qu'une de ses sous-branches : l'apprentissage automatique. La concrétisation de cette idée est principalement due à Alan Turing (mathématicien et cryptologue britannique) et à son concept de la « machine universelle » en 1936, qui est à la base des ordinateurs d'aujourd'hui. Il continuera à poser les bases de l'apprentissage automatique, avec son article sur « L'ordinateur et l'intelligence » en 1950, dans lequel il développe, entre autres, le test de Turing. En 1943, le neurophysiologiste Warren McCulloch et le mathématicien Walter Pitts publient un article décrivant le fonctionnement de neurones en les représentant à l'aide de circuits électriques. Cette représentation sera la base théorique des réseaux neuronaux. Arthur Samuel, informaticien américain pionnier dans le secteur de l'intelligence artificielle, est le premier à faire usage de l'expression machine learning (en français, « apprentissage automatique ») en 1959 à la suite de la création de son programme pour IBM en 1952. Le programme

jouait au Jeu de Dames et s'améliorait en jouant. À terme, il parvint à battre le 4e meilleur joueur des États-Unis. Une avancée majeure dans le secteur de l'intelligence machine est le succès de l'ordinateur développé par IBM, Deep Blue, qui est le premier à vaincre le champion mondial d'échecs Garry Kasparov en 1997. Le projet Deep Blue en inspirera nombre d'autres dans le cadre de l'intelligence artificielle, particulièrement un autre grand défi : IBM Watson, l'ordinateur dont le but est de gagner au jeu Jeopardy!. Ce but est atteint en 2011, quand Watson gagne à Jeopardy! en répondant aux questions par traitement de langage naturel. Durant les années suivantes, les applications de l'apprentissage automatique médiatisées se succèdent bien plus rapidement qu'auparavant. En 2012, un réseau neuronal développé par Google parvient à reconnaître des visages humains ainsi que des chats dans des vidéos YouTube. En 2014, 64 ans après la prédiction d'Alan Turing, le dialogueur Eugene Goostman est le premier à réussir le test de Turing en parvenant à convaincre 33 % des juges humains au bout de cinq minutes de conversation qu'il est non pas un ordinateur, mais un garçon ukrainien de 13 ans. En 2015, une nouvelle étape importante est atteinte lorsque l'ordinateur « AlphaGo » de Google gagne contre un des meilleurs joueurs au jeu de Go, jeu de plateau considéré comme le plus dur du monde. En 2016, un système d'intelligence artificielle à base d'apprentissage automatique nommé LipNet parvient à lire sur les lèvres avec un grand taux de succès.

2.2 Réseau des neurones

un réseau de neurones est une structure qui aide l'ordinateur à imiter le processus d'apprentissage du cerveau humain, en collectant un certain nombre de noeuds liés par des poids, la manifestation la plus élémentaire d'un réseau de neurones est ce qu'on appelle le perceptron, il s'agit d'un réseau de neurones à une seule couche composé de deux entrées et d'une sortie comme suit :

2.2.1 Perceptron

Comme mentionné ci-dessus, le perceptron est un lien neuronal à une seule couche avec quatre paramètres principaux. Le modèle perceptron multiplie d'abord toutes les valeurs d'entrée et leurs poids, puis ajoute ces valeurs pour créer une somme pondérée. En outre, cette somme pondérée est appliquée à la fonction d'activation "f" pour obtenir la sortie souhaitée. Cette fonction d'activation est également appelée fonction échelon et est désignée par la lettre "f".

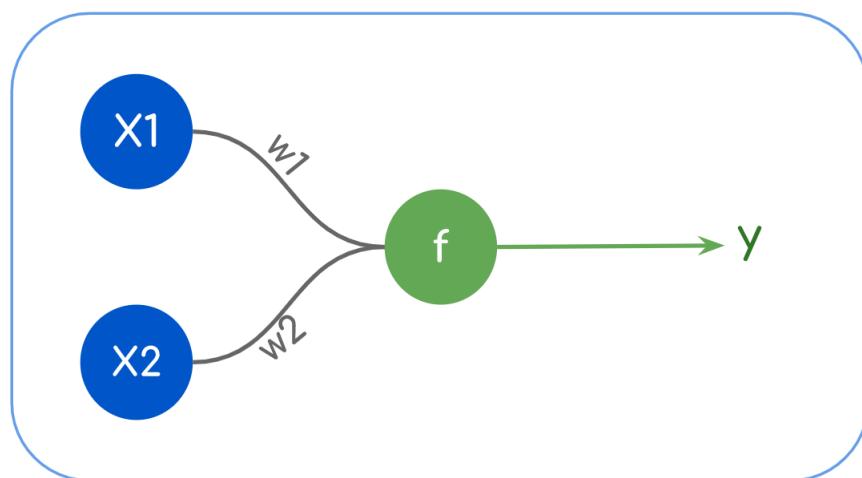


FIGURE 2.1 – Perceptron

- X_i : entrées.
- W_i : poids.
- f : fonction d'activation.
- y : sortie

cette fonction d'activation est nécessaire pour s'assurer que la sortie est mappée entre (0,1) ou (-1,1). Notez que le poids de l'entrée indique la force d'un nœud. De même, une valeur d'entrée donne la possibilité de décaler la courbe de la fonction d'activation vers le haut ou vers le bas.

Étape 1 : Calculez la somme pondérée en multipliant toutes les valeurs d'entrée par leurs valeurs de poids respectives et en les additionnant. La formule est :

$$\Sigma = \sum w_i * x_i = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + w_3 * x_3 + \dots \quad (2.1)$$

Nous ajoutons un terme appelé biais « b » à cette somme pondérée pour améliorer les performances du modèle. Étape 2 : La fonction d'activation est appliquée à l'aide des sommes pondérées ci-dessus pour donner la sortie sous forme binaire ou des valeurs continues comme suit :

$$Y = f(\Sigma + b) \quad (2.2)$$

Étape 3 : finalement pour améliorer la précision du perceptron il faut ajuster les poids suivants la relation :

$$W_n = W_a + \alpha(y_r - Y)X \quad (2.3)$$

Avec \mathbf{W}_n le nouveau vecteur des poids, \mathbf{W}_a le dernier vecteur de poids, α est le pas d'apprentissage, y_r la sortie attendue (réelle), \mathbf{Y} est la sortie prévue par le perceptron et finalement \mathbf{X} est le vecteur contenant les valeur courants des entrée.

En bref, un réseau neuronal profond est une structure compliquée composée de plusieurs perceptrons interconnectés. Dans un réseau neuronal, nous avons trois unités principales, la couche d'entrée, la couche de sortie et la couche cachée contenant plusieurs couches interconnectées.

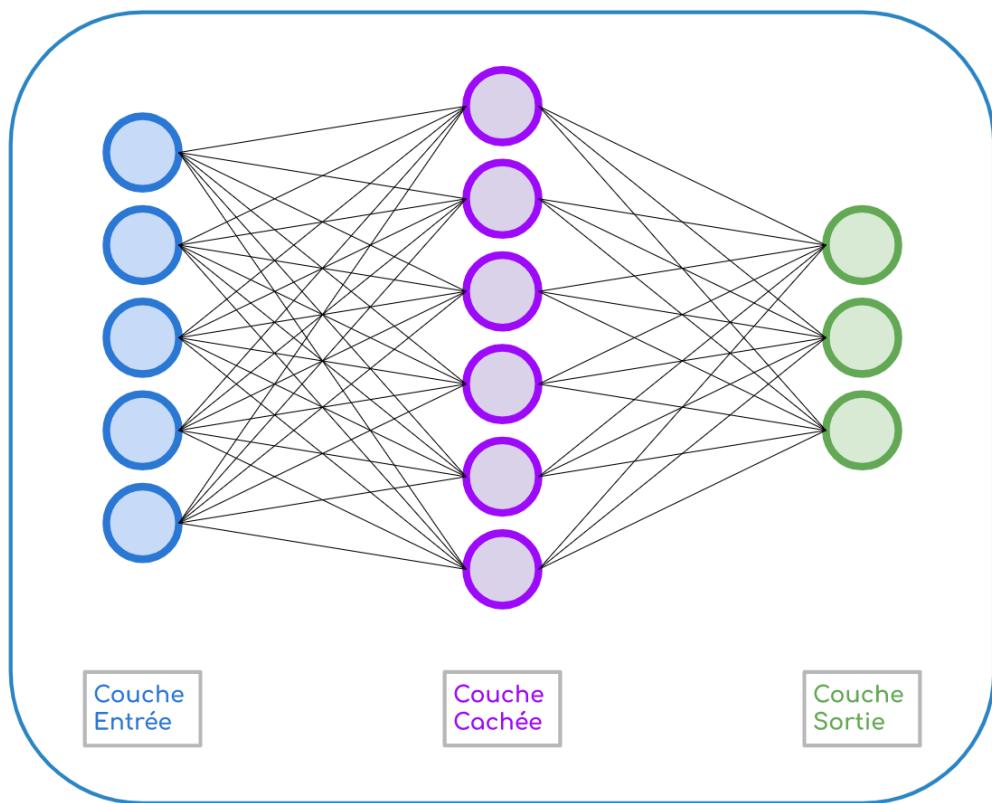


FIGURE 2.2 – multi couche perceptron

2.2.2 Réseau de neurones convolutionnel (RNC)

En apprentissage automatique, un réseau de neurones convolutifs (CNN ou ConvNet) est un type de réseau de neurones artificiels acycliques (feedforward) dont les schémas de connectivité entre les neurones sont inspirés du cortex visuel des animaux. Les neurones de cette zone du cerveau sont disposés pour correspondre à des zones qui se chevauchent lorsque le champ visuel est carrelé. Leur fonctionnalité s'inspire des processus biologiques et consiste en un empilement multicouche de perceptrons destiné à prétraiter de petites quantités d'informations. Les réseaux de neurones convolutifs ont un large éventail d'applications, notamment la reconnaissance d'images et de vidéos, les systèmes de recommandation et le traitement du langage naturel.

2.2.2.1 Architecture RNC standard

La forme la plus courante d'architecture de réseau neuronal convolutif empile plusieurs couches ConvReLU, suivies de couches de pool supplémentaires, répétant ce modèle jusqu'à ce que l'entrée soit réduite à un espace suffisamment petit. À un moment donné, il est courant de mettre une couche entièrement connectée (FC). La dernière couche entièrement connectée sera connectée à la sortie. Vous trouverez ci-dessous une architecture de réseau neuronal convolutif commune qui suit ce modèle :

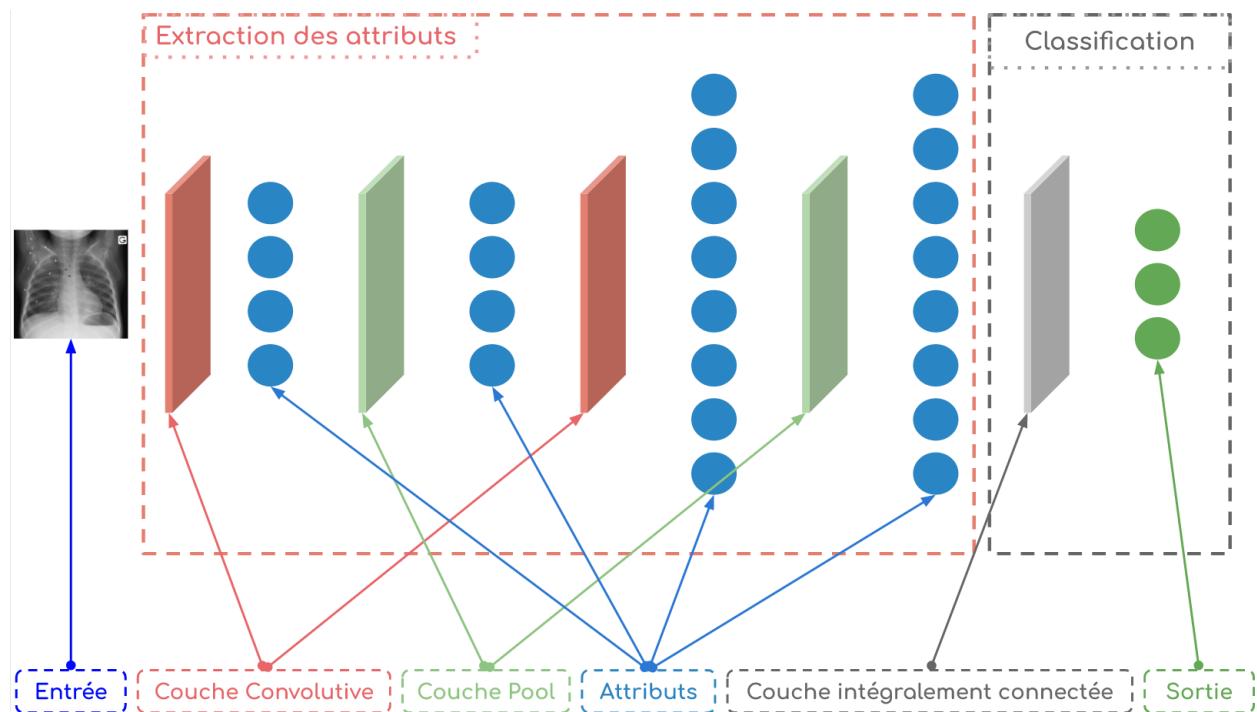


FIGURE 2.3 – Architecture standard d'un Réseau de neurones convolutionnel

2.2.2.2 Couche convulsive

Les couches convolutives sont à la base des CNN. Un paramètre de tranche consiste en un ensemble de filtres d'apprentissage (ou noyaux). Ces filtres ont un petit champ de vision, mais couvrent toute la profondeur du volume d'entrée. Dans le (Feed forward), chaque filtre est convolué sur la largeur et la hauteur du volume d'entrée et le produit scalaire entre les entrées du filtre est calculé pour produire la carte d'activation 2D pour ce filtre. Par conséquent, le réseau apprend quels filtres s'activent lorsqu'il détecte certains types d'entités à certains emplacements spatiaux dans l'entrée. L'empilement des cartes d'activation de tous les filtres le long de la dimension de profondeur forme le volume de sortie complet de la couche de convolution. Chaque entrée dans le volume de sortie peut donc également être interprétée comme la sortie d'un neurone partageant des

paramètres avec des neurones dans la même carte d'activation en regardant une petite région à l'intérieur de l'entrée.

2.2.2.3 Couche max pooling

Une couche max pooling est une nouvelle couche ajoutée après la couche de convolution. Surtout après avoir appliqué des non-linéarités (telles que ReLU) aux cartes de caractéristiques générées par les couches convolutionnelles. L'ajout d'une couche de max pooling après une couche convolutive est un modèle courant utilisé pour ordonner les couches dans les réseaux de neurones convolutifs qui se répètent une ou plusieurs fois dans un modèle particulier. La couche max pooling fonctionne sur chaque carte d'entités indépendamment, créant un nouvel ensemble du même nombre de cartes d'entités regroupées.

2.2.2.4 Hyperparamètres

En apprentissage automatique, les hyperparamètres sont des paramètres dont les valeurs sont utilisées pour contrôler le processus d'apprentissage. En revanche, les valeurs des autres paramètres (généralement les poids des noeuds) sont obtenues par apprentissage. Les hyperparamètres peuvent être classés comme des hyperparamètres de modèle qui ne peuvent pas être dérivés en ajustant une machine à un ensemble d'apprentissage, ou des hyperparamètres de modèle, car ils s'appliquent à la tâche de sélection de modèle. Algorithmes qui, en principe, n'affectent pas les performances du modèle, mais affectent la vitesse et la qualité du processus d'apprentissage. Des exemples d'hyperparamètres de modèle sont la topologie et la taille du réseau neuronal. Des exemples d'hyperparamètres algorithmiques sont le taux d'apprentissage et la taille de la pile.

Choix des hyperparamètres Les réseaux de neurones convolutifs utilisent plus d'hyperparamètres que les perceptrons multicouches standards. Même si les règles habituelles de taux d'apprentissage et de constantes de régularisation s'appliquent toujours, les notions de nombre de filtres, leur forme et la forme du max pooling doivent être prises en considération.

2.3 Classification des images

La classification des images est une tâche fondamentale qui tente de comprendre l'image dans son ensemble. Le but est de classer les images en leur attribuant des étiquettes spécifiques. La classification des images fait généralement référence aux images dans lesquelles un seul objet est affiché et analysé. En revanche, la détection d'objets comprend à la fois des tâches de classification et de localisation et est utilisée pour analyser des cas plus réalistes où plusieurs objets peuvent être présents dans une image.

Dans le domaine de la classification des images, nous avons exploré trois types bien connus :

1. Classification binaire
2. Classification Multi-Classes
3. Classification Multi-Etiquettes

2.3.1 Classification binaire

La classification binaire fait référence aux tâches de classification avec deux étiquettes de classe. Les tâches de classification binaire ont généralement une classe représentant les conditions normales et une autre classe représentant les conditions anormales. Et dans notre cas, dans l'image, on fait référence à la présence d'objets (en prenant l'étiquette 0) ou non (en prenant l'étiquette 1).

2.3.2 Classification Multi-Classes

Contrairement à la classification binaire, la classification multi-classes n'a pas la notion de résultats normaux et anormaux. Au lieu de cela, les exemples sont classés comme appartenant à l'une parmi une gamme de classes connues.

Le nombre d'étiquettes de classe peut être très important sur certains problèmes. Par exemple, un modèle peut prédire qu'une photo appartient à un parmi des milliers ou des dizaines de milliers de visages dans un système de reconnaissance faciale.

Mais la chose la plus importante à noter est que le résultat prédit de ce modèle est une classe unique qui le rend moins intéressant dans notre cas où une radiographie peut avoir de multiples anomalies.

2.3.3 Classification Multi-Etiquettes

Ceci est différent de la classification binaire ou multiclass, où une seule étiquette de classe est prédite par instance. Il est courant de modéliser des tâches de classification multi-étiquettes à l'aide de modèles qui prédisent plusieurs sorties, où chaque sortie est prédite sous la forme d'une distribution de probabilité de Bernoulli. Il s'agit essentiellement d'un modèle qui effectue plusieurs prédictions de classification binaire par exemple. Les algorithmes de classification utilisés pour la classification binaire ou multiclass ne peuvent pas être utilisés directement pour la classification multiétiquette. Une version spéciale de l'algorithme de classification standard est disponible, appelée version multi-étiquettes de l'algorithme :

- Arbres de décision multi-étiquettes
- Forêts aléatoires multi-étiquettes
- Amplification des dégradés multi-étiquettes

2.4 Apprentissage par transfert

L'apprentissage par transfert est la réutilisation de modèles pré-entraînés pour de nouveaux problèmes. Il est actuellement très populaire en apprentissage profond car il permet d'entraîner des réseaux de neurones profonds avec relativement peu de données. Ceci est très utile dans le domaine de la science des données. En effet, la plupart des problèmes du monde réel n'ont généralement pas des millions de points de données étiquetés pour entraîner un modèle aussi complexe.

Conclusion

Ce qu'on peut en deduire de ce chapitre c'est que pour la réussite de notre projet on doit se baser sur 3 concept principales :

1. Réseaux de neurones convolutifs Pour le traitement des données qui ont sous forme de clichés de radiologiques (images)
2. Classification Multi-Etiquettes Car on veut que le modèle détecte tout les anomalies possible non seulement une.
3. Apprentissage par transfert On a pas assés de données pour crée un modèle puissant donc on va se baser sur un modèle pré-entraîné, pour assurer une bon précision avec le minimum de données.

Chapitre 3

Etude technique

Introduction

La conception et la modélisation sont à la base du projet. Les connaître nous permettra de bien définir les autres composantes et besoins de ce projet. Cela comprend les choix techniques et les outils informatiques utilisés pour obtenir des résultats satisfaisants. C'est un projet structuré avec des composants interconnectés pour un excellent flux de travail.

3.1 Conception et modelisation

Dans tout ce qui précède, nous pouvons remarquer une structure légèrement différente de celle que nous avons déjà montrée dans la section 1.2.3.

3.1.1 Structure générale du projet

Pour construire une nouvelle structure, il faut s'appuyer sur les points issus du chapitre précédent.

Pour ce faire, on doit utiliser une base de données secondaire. Il s'agit d'une grande base de données structurée de la population adulte, pour construire des modèles pré-entraînés sur des données de la population adulte. Un phénomène décidément très proche du nôtre. Après tous ces considérations on a trouver la structure du figure 3.1

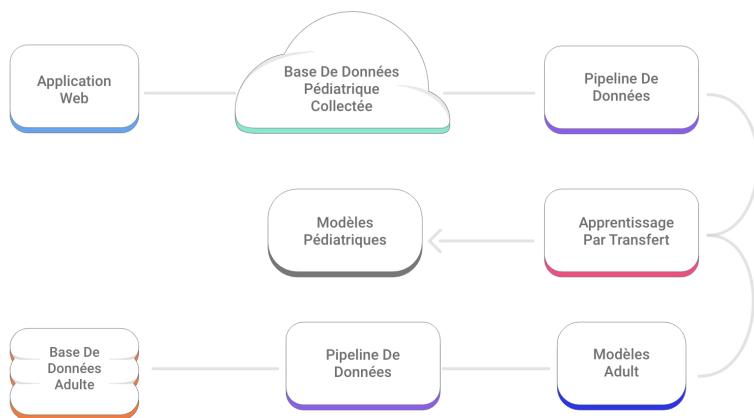


FIGURE 3.1 – structure générale du projet

3.1.2 Application Web

L'application Web est une API simple pour la collection et la visualisation de données, donc son architecture de base est également simple, c'est comme suit figure 3.2

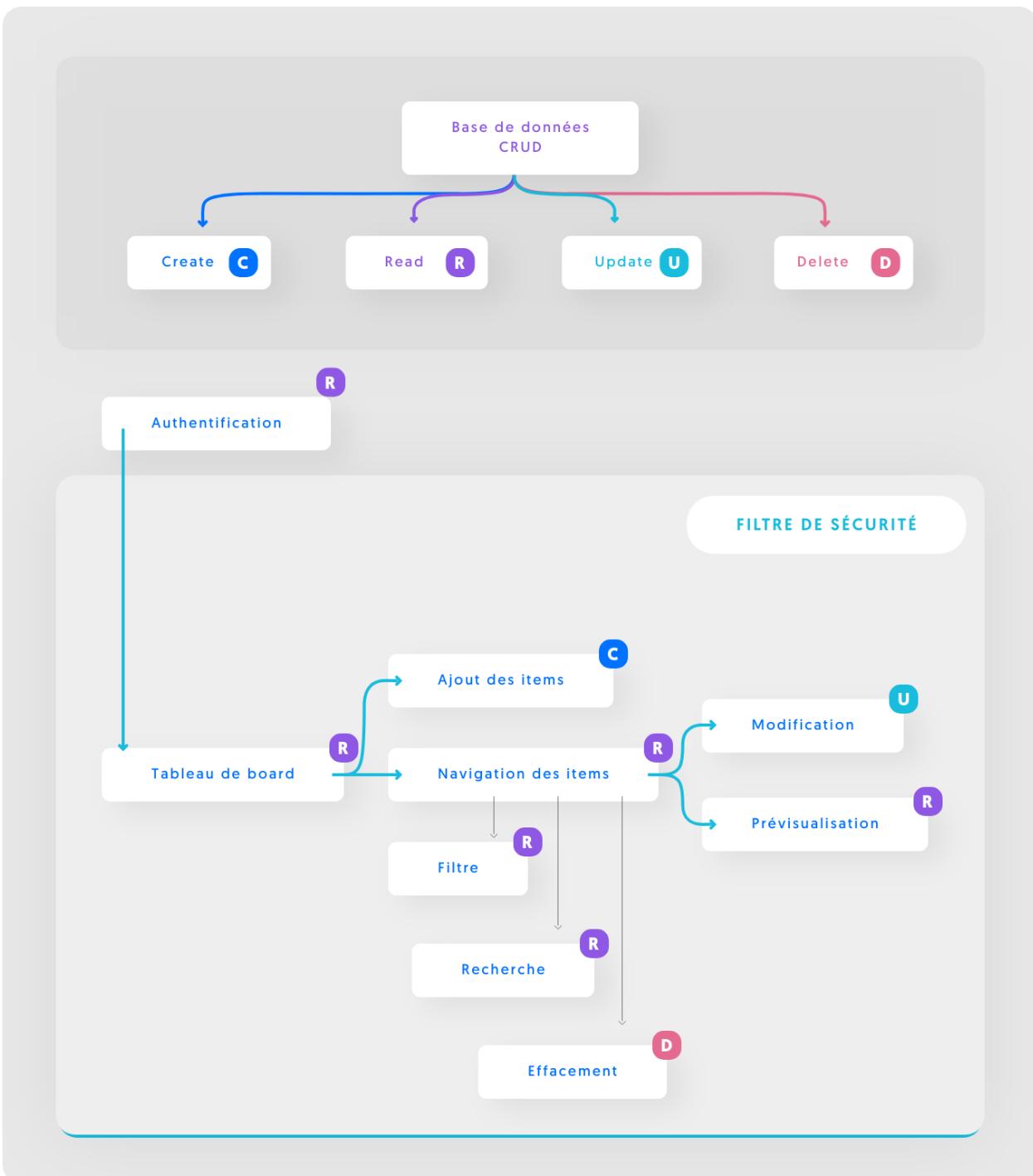


FIGURE 3.2 – structure générale de l’application web Xpedia

3.1.2.1 UML

UML (abréviation de Unified Modeling Language) est un langage de modélisation standardisé composé d'un ensemble de diagrammes intégrés qui aident les développeurs de systèmes et de logiciels à spécifier, visualiser et visualiser les artefacts des systèmes logiciels. UML représente un ensemble éprouvé de meilleures pratiques techniques pour la modélisation de systèmes vastes et complexes et constitue une

partie très importante du développement logiciel orienté objet et du processus de développement logiciel. UML utilise principalement une notation graphique pour représenter la conception de projets logiciels.

- Diagramme de classe : Notre diagramme de classe de deux classes utilisateur et xray (cliché), notre but de cette application et de collectés les données (xrays), l'acteur qui va effectuer la collection est l'utilisateur :



FIGURE 3.3 – Le diagramme de classe de l'application web Xpedia

- Diagrammes de séquence
- Diagramme de séquence : cas d'authentification

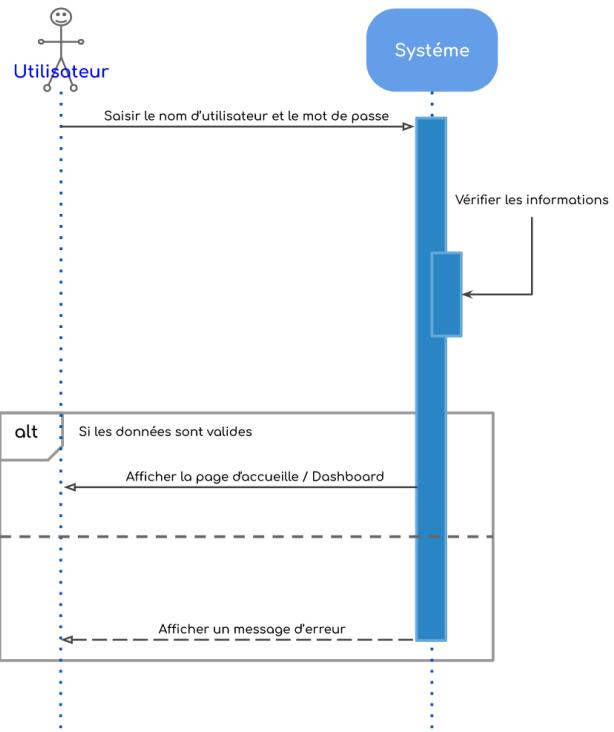


FIGURE 3.4 – Le diagramme de séquence : cas d'authentification

Comme on peut le voir sur la figure 3.4, l'authentification se fait à travers 2 opérations principales :

- l'utilisateur fournit le nom d'utilisateur et le mot de passe
- le système recoupe les informations fournies avec les données existantes dans la collection de l'utilisateur

(b) Diagramme de séquence : cas d'ajouter un cliché

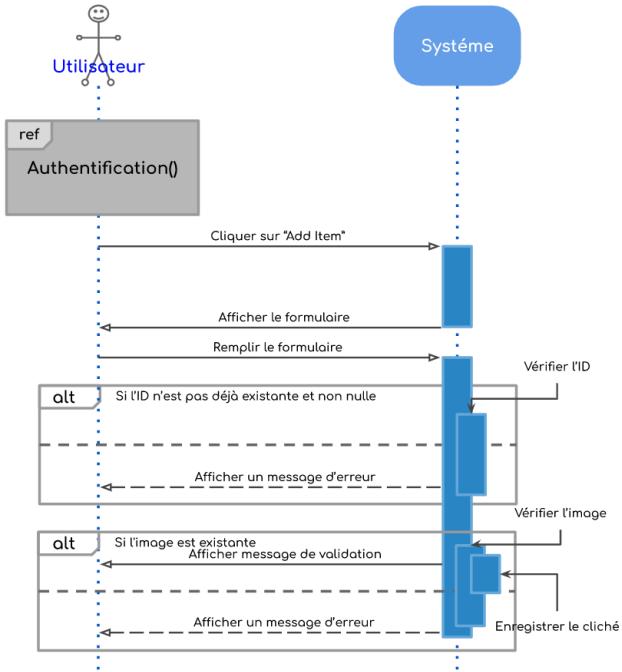


FIGURE 3.5 – Le diagramme de séquence : cas d’ajouter un cliché

3.1.3 Pipeline de données

Un **pipeline de données** est une série d’étapes de traitement de données. Si les données ne sont pas actuellement chargées dans la plateforme de données, elles seront ingérées au début du pipeline. Ensuite, vous avez une séquence d’étapes où chaque étape fournit une sortie qui devient l’entrée de l’étape suivante. Cela continue jusqu’à ce que le pipeline soit terminé. Dans certains cas, des étapes indépendantes peuvent s’exécuter en parallèle.

Un pipeline de données compose de trois éléments principaux : une source, une ou plusieurs étapes de traitement et une destination. Dans certains pipelines de données, une destination peut être appelée un récepteur. Par exemple, un pipeline de données peut transmettre des données de votre application à un entrepôt de données, d’un lac de données à une base de données d’analyse ou à un système de traitement des paiements. Un pipeline de données peut également avoir la même source et le même récepteur, de sorte que le pipeline n’a besoin que de modifier l’ensemble de données. Chaque fois que des données sont traitées entre le point A et le point B (ou les points B, C, D), il existe un pipeline de données entre ces points.

3.1.3.1 Integration

L’intégration de données est le processus consistant à combiner des données provenant de différentes sources en une vue unique et unifiée. L’intégration commence par le processus d’ingestion et comprend des étapes telles que le nettoyage, le mappage ETL et la transformation. L’intégration des données permet finalement aux outils d’analyse de produire une intelligence économique efficace et exploitable.

Il n’existe pas d’approche universelle de l’intégration des données. Cependant, les solutions d’intégration de données impliquent généralement quelques éléments communs, notamment un réseau de sources de données, un serveur maître et des clients accédant aux données à partir du serveur maître.

Dans un processus d’intégration de données typique, le client envoie une demande de données au serveur maître. Le serveur maître reçoit ensuite les données nécessaires à partir de sources internes et externes. Les données sont extraites des sources, puis consolidées en un seul ensemble de données cohérent. Ceci est renvoyé au client pour utilisation.

3.1.3.2 Transformation

La transformation des données est le processus de transformation des données d'un format à un autre. Généralement, vous convertissez du format du système source au format requis par le système cible. Les transformations de données font partie de la plupart des tâches d'intégration et de gestion des données, telles que : B. Gestion des données et stockage des données.

En tant qu'étape du processus ELT/ETL, la transformation des données peut être qualifiée de « simple » ou de « complexe » selon le type de modifications qui doivent être apportées aux données avant qu'elles ne soient livrées à leur destination. Le processus de transformation des données peut être effectué à l'aide de l'automatisation, de l'administration manuelle ou d'une combinaison des deux.

3.1.3.3 Réduction

La réduction des données signifie la réduction de certains aspects des données, généralement le volume de données. La réduction peut également porter sur d'autres aspects tels que la dimensionnalité des données lorsque les données sont multidimensionnelles. La réduction de tout aspect des données implique généralement une réduction du volume de données.

La réduction des données n'a de sens en soi que si elle est associée à une certaine finalité. Le but à son tour dicte les exigences pour les techniques de réduction de données correspondantes. Un but naïf de la réduction des données est de réduire l'espace de stockage. Cela nécessite une technique pour compresser les données dans un format plus compact et également pour restaurer les données d'origine lorsque les données doivent être examinées. De nos jours, l'espace de stockage n'est peut-être pas la principale préoccupation et les besoins de réduction des données proviennent fréquemment des applications de base de données. Dans ce cas, le but de la réduction des données est d'économiser le coût de calcul ou le coût d'accès au disque dans le traitement des requêtes.

3.1.3.4 Nettoyage

Le nettoyage des données est le processus de réparation ou de suppression des données incorrectes, corrompues, mal formées, en double ou incomplètes dans un ensemble de données. La combinaison de plusieurs sources de données augmente le risque de dupliquer ou de mal étiqueter les données. Si les données sont erronées, même si elles semblent correctes, les résultats et les algorithmes ne seront pas fiables. Il n'existe aucun moyen absolu de dicter les étapes exactes du processus de nettoyage des données, car le processus est différent pour chaque ensemble de données. Cependant, il est important de définir un modèle pour votre processus de nettoyage des données et de vous assurer que vous le faites correctement à chaque fois.

3.1.4 Modèles de deeplearning

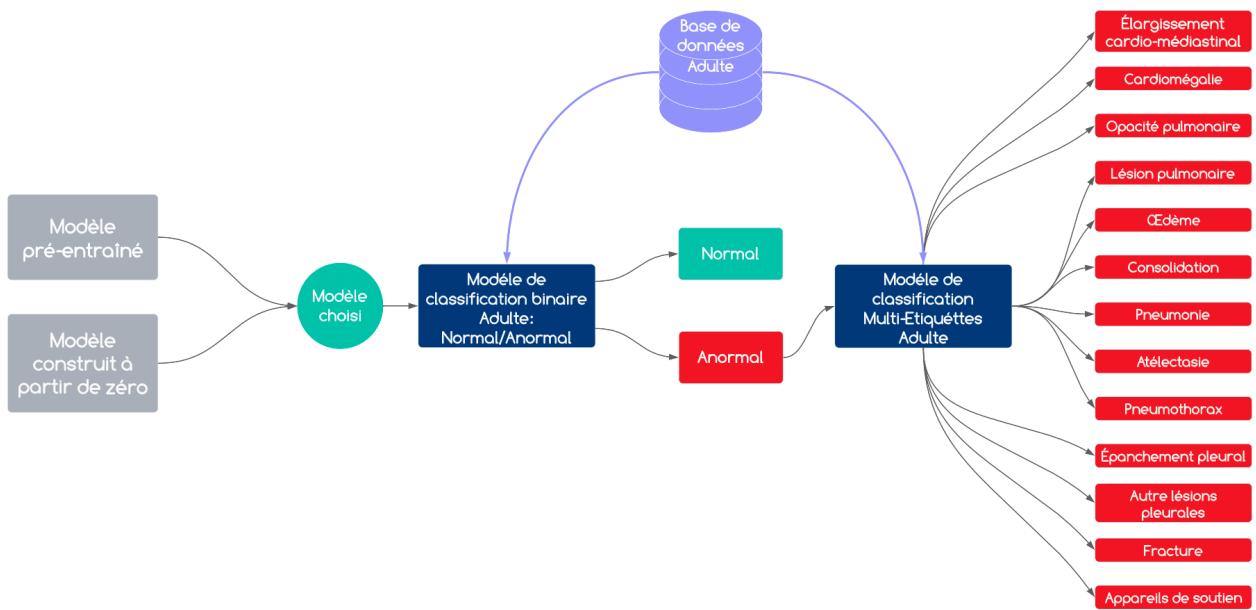


FIGURE 3.6 – La schéma de création du modèle des radiographies adultes

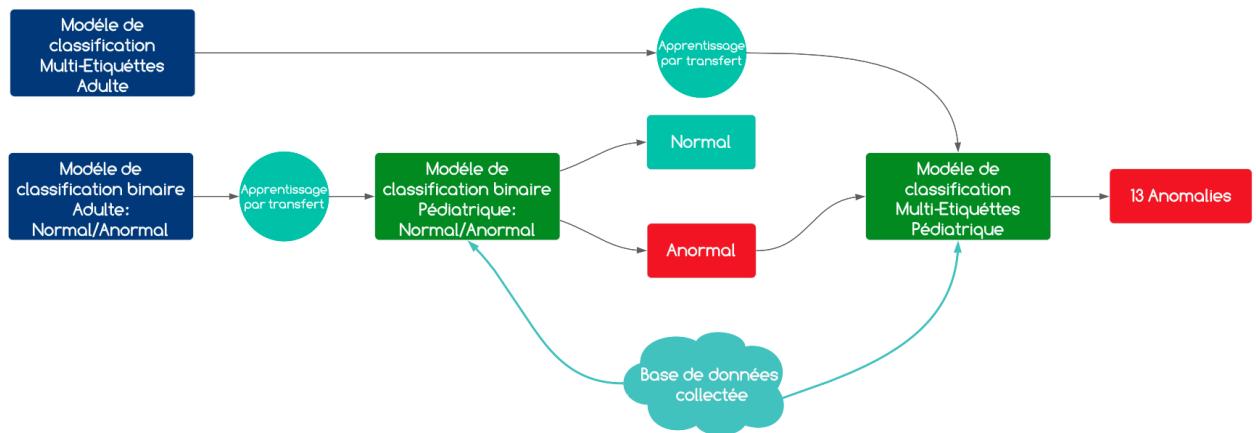


FIGURE 3.7 – La schéma de création du modèle des radiographies adultes

3.2 Choix techniques

3.2.1 Architecture logicielle

3.2.2 Architecture des réseaux de neurones

3.3 Bases de données

3.3.1 CheXpertDB

3.3.2 XpediaDB

Conclusion

Chapitre 4

Réalisation

Introduction

4.1 Réalisation

4.2 Experiences

4.3 Résultats

Conclusion