

IDENTIFIER LES DIAGNOSTICS MÉDICAUX ET LES MALADIES TRAITABLES PAR L'APPRENTISSAGE PROFOND BASÉ SUR L'IMAGE

IMAGES DE RADIOGRAPHIE PULMONAIRE POUR LA DETECTION DE PNEUMONIE GRACE AU DEEP LEARNING

<https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>

Contexte

L'intelligence artificielle (IA) a le potentiel de transformer la manière dont nous diagnostiquons et gérons les maladies. Elle peut effectuer des classifications complexes qui sont difficiles pour les experts humains et examiner rapidement de grandes quantités d'images.

Les chercheurs ont développé un algorithme d'apprentissage par transfert efficace pour traiter les images médicales. Leur projet, intitulé "**Identifier les diagnostics médicaux et les maladies traitables par l'apprentissage profond basé sur l'image**", vise à fournir un diagnostic précis et rapide de la pathologie clé présente dans chaque image. L'algorithme a été mis en œuvre sur des images de tomographie par cohérence optique (OCT) de la rétine, mais a également été testé sur une cohorte de radiographies thoraciques pédiatriques pour valider sa généralisabilité à travers plusieurs modalités d'imagerie.

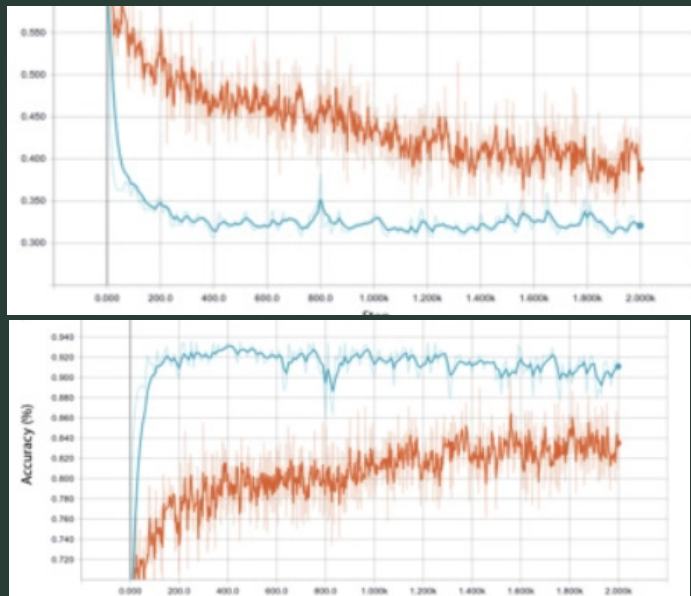
Dans un souci d'amélioration continue, le jeu de données de radiographies thoraciques pédiatriques a été ouvert au public pour les aider à mettre en œuvre des algorithmes d'aide à la décision clinique.

Contenu

Le jeu de données contient 5 863 images radiographiques en format JPEG, réparties en 3 dossiers (train, test, val) et deux catégories : pneumonie et normal.

Réalisations et Résultats des auteurs

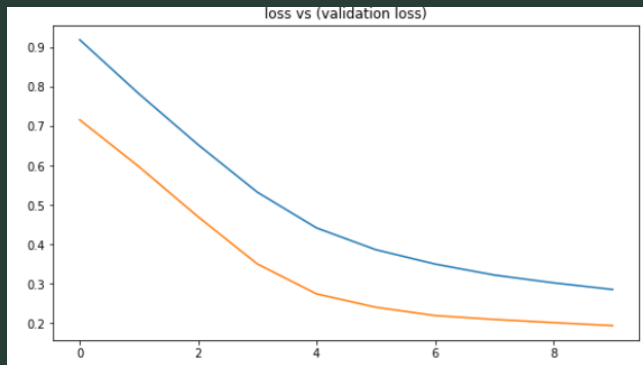
Les auteurs ont utilisé des **méthodes d'apprentissage par transfert** pour adapter l'architecture pré-entraînée **Inception V3** du jeu de données ImageNet en suivant l'architecture présentée ci-dessous.



Résultats MobileNet

Les résultats du transfert learning avec le modèle **MobileNet** ont été obtenus en suivant le protocole d'apprentissages utilisés par les auteurs, à l'exception près, en raison des ressources informatiques à disposition pour la phase d'ajustement.

Conçu pour être un modèle léger et plus ou moins complexe, **MobileNet**, nous a permis de réduire le temps et les coûts nécessaires pour entraîner le modèle sur les images de radiographie thoracique.



ROC INCEPTION V3

ROC MOBILENETE

96,8 %

91,2 %

Bilan et retours d'expériences

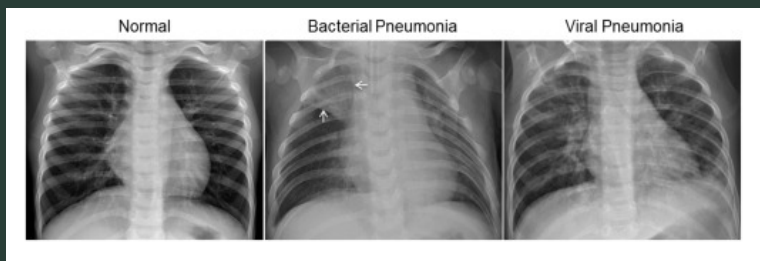
Points positifs

Ce projet m'a permis :

- D'apprendre beaucoup sur le transfert learning (notamment sur les frameworks spécialisés sur les tâches de classifications d'images);
- Me sensibiliser davantage sur l'impact que peut avoir le machine learning dans le monde médical (dans quelle mesure il pourrait aider dans les décisions médicales);
- Appliquer mes connaissances et d'apprendre les techniques d'analyse d'images ;
- Recherche et interprétation d'articles scientifiques ;
- Trouver un compromis entre performances, complexité et les ressources informatique à disposition.

Produit par KONATE Souleymane :https://github.com/konatesouley/Chest_X-Ray_Images_Pneumonia_kaggle.git

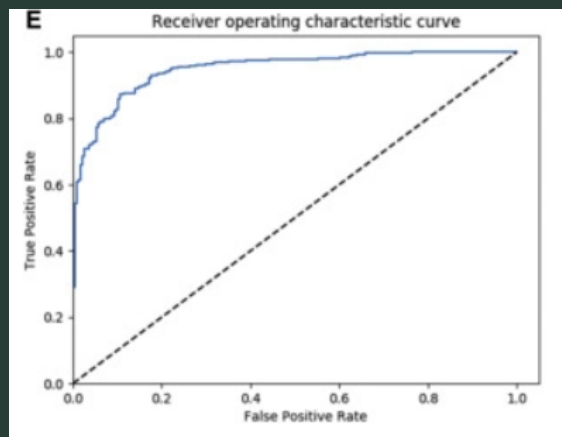
Les images ont été sélectionnées à partir de cohortes rétrospectives de patients pédiatriques âgés de un à cinq ans et ont été examinées pour contrôler leur qualité. Deux médecins experts ont ensuite noté les diagnostics des images avant qu'un troisième expert ne vérifie l'ensemble d'évaluation pour tenir compte des erreurs de notation éventuelles.



La radiographie pulmonaire normale (panneau de gauche) montre des poumons clairs sans aucune zone d'opacification anormale dans l'image. La pneumonie bactérienne (au milieu) présente généralement une consolidation lobaire focale, dans ce cas dans le lobe supérieur droit (flèches blanches), tandis que la pneumonie virale (à droite) se manifeste par un schéma « interstitiel » plus diffus dans les deux poumons.

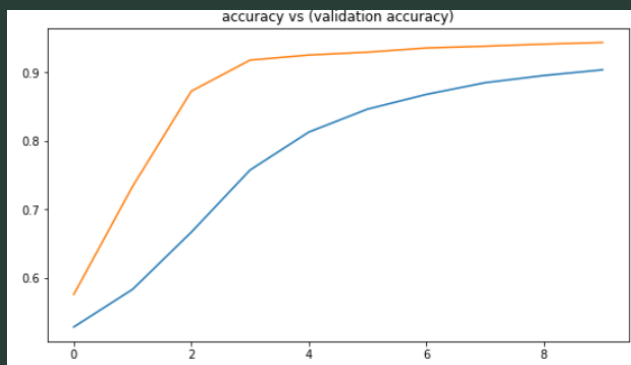
Objectif

Méthodes automatisées de détection et de classification de pneumonie : Performance comparer transfers learning et architecture personnalisée



Contributions

La démarche de conception repose également sur le transfert learning, mais avec d'autre modèle pré-entraîné tel que **MobileNet**. Enfin, on va ajouter une interface utilisateur à l'aide de Gradio.



Resulats MobileNet Vs Inception V3

A priori, il semble que l'**Inception V3** soit plus performant que le MobileNet. Cependant, il convient de noter que le MobileNet n'a été ajusté que pendant une dizaine d'épochs, alors que l'Inception V3, quant à lui, a été ajusté par les auteurs de la publication durant une centaine d'épochs.

Le MobileNet est conçu pour être un modèle léger, mais nécessite une certaine puissance de calcul pour l'entraînement et l'inférence. Il est performant sur des tâches de classification d'images relativement complexe, mais peut ne pas être adapté à des tâches plus complexes telles que la détection d'objets ou la segmentation d'images.

NB : Afin de vous faire votre propre opinion, je vous invite à fine-tuner le modèle MobileNet en répliquant exactement le protocole utilisé par les auteurs du papier.

Points négatifs

Ce qui a été difficile :

- Difficultés à trouver un modèle léger et fiable pour la tâche à traiter au début du projet ;
- Les contraintes liées à l'utilisation des unités de calcul de Google Colab ;
- La difficulté à trouver des articles scientifiques pertinents traitant du même sujet ;

Perspectives

Si le projet était à refaire :

- Exploiter ou développer un modèle hybride permettant de combiner classification et segmentation de l'image (prédire le label et isoler la pathologie sur l'image)
- Exploiter des modèles de type transformer