Conclusion Générale

1. Conclusion

Les développements des algorithmes d'apprentissage en profondeur ces dernières années ont occupé une grande partie de notre vie en automatisant la plupart des processus. Ils ont montré une amélioration par rapport aux algorithmes traditionnels d'apprentissage automatique. Sur la base du taux actuel d'amélioration des performances, les chercheurs pensent que dans les 15 prochaines années, l'apprentissage en profondeur prendra en charge la plupart des tâches effectuées par les humains et que nos activités quotidiennes seront effectuées par des machines autonomes. Mais, la pénétration de l'apprentissage en profondeur dans l'industrie des soins de santé est assez lente par rapport aux autres problèmes du monde réel en raison de la sensibilité du domaine.

Nous avons présenté dans ce travail une approche basée *« Deep Learning »* pour la détection du cancer du sein. Cette approche utilise cinq modèles, le premier est basé sur un transfert Learning, il est utilisée pour la détection de deux types d'anomalies masse et calcification. Ainsi des modèles du réseau CNN pour la classification des (masse/calcification mammaire, bénigne/maligne lesions…) à l'aide de la base de données publique de mammographie (CBIS-DDSM) le choix de cette dernière est fondé par sa disponibilité contrairement aux autres datasets. La méthodologie présentée utilise des régions d'une image (patchs) pour former les CNNs. Les résultats de la formation du CNN sur CBIS-DDSM ont démontré que le domaine caractéristique du CNN peut être bien adapté à partir d'images naturelles pour classer les masses/calcifications dans les mammographies.

Et parce que CNN identifie uniquement la classe de l'objet, pas l'emplacement de l'objet dans une image. Surtout lorsque plusieurs objets sont dans l'image, CNN ne peut pas fonctionner correctement en raison d'interférences. On a opté pour mask R-CNN dans le dernier modèle proposé.

Notre étude démontre que les modèles d'apprentissage profond peuvent être très précis et très utiles. Les méthodes d'apprentissage en profondeur ont un potentiel énorme pour améliorer encore la précision de la détection du cancer du sein sur la mammographie de dépistage à mesure que les ensembles de données de formation disponibles et les ressources informatiques se développent. Notre approche peut aider au développement futur de systèmes de CAD supérieurs qui pourraient être utilisés pour aider à hiérarchiser les cas les plus suspects à lire par un radiologue, ou en tant que deuxième lecteur automatique après avoir effectué une première interprétation indépendante. Notre approche peut également être appliquée à d'autres problèmes d'imagerie médicale où les annotations de retour sur investissement sont rares.

2. Perspectives futures

Pour nos perspectives futures, on vise d'ajouter et d'accentuer nos recherches sur les aspects suivants :

- L’enrichissement des images mammographiques utilisées pour la création du modèle (avoir quelques datasets privées).
- Étendre notre travail à d'autres données d'imagerie médicale, telles que l'IRM, ou autres.
- La proposition d’une stratégie de détection des calcifications dans l’architecture Mask R-CNN proposée.
- Le ResNet est une méthode d'apprentissage en profondeur développée plus récemment, qui est améliorée par des raccourcis et une normalisation par lots, deux techniques qui peuvent aider le réseau à s'entraîner plus rapidement et à mieux se généraliser. Les mêmes techniques peuvent également être utilisées dans les réseaux basés sur les VGG dans les travaux futurs, ce qui pourrait améliorer les classifieurs basés sur les VGG.
- Cette étude avait certaines limites. Les mammographies ont été réduites en fonction du free GPU disponible. Au fur et à mesure que la mémoire GPU deviendra disponible, les études futures seront en mesure de former des modèles en utilisant des tailles d'image plus grandes ou de conserver la résolution d'image d'origine sans avoir besoin de réduire la taille.
- Notre méthode était également limitée dans l'analyse de chaque vue séparément, sans comparaison mammaire bilatérale telle que réalisée par les radiologues. Nos travaux futurs se concentreront sur l'intégration de ces informations supplémentaires dans le modèle, afin de trouver des corrélations entre les vues d'images et les différences entre les côtés du sein.
- L'impact de l'adaptation de domaine en utilisant différents ensembles de données FFDM « *full-field digital mammography* » (c'est-à-dire provenant de différents fournisseurs) sera étudié.
- Enfin, les travaux futurs porteront également sur l'utilisation de l'apprentissage par transfert pour l'adaptation du domaine de l'image de la mammographie 2-D à la tomosynthèse mammaire 3-D.