



UNIL | Université de Lausanne

Faculté de biologie
et de médecine

Soutenance de thèse

Tommaso Di Noto

Master - Laurea Magistrale in Ingegneria biomedica
Università Campus Bio-Medico, Italie

Soutiendra en vue de l'obtention du grade de
Doctorat ès sciences de la vie (PhD)
de l'Université de Lausanne

sa thèse intitulée :

Weakly supervised deep learning models for anomaly and change detection in radiology

Directeur·trice de thèse :

Monsieur le Professeur
Patric Hagmann

Cette soutenance aura lieu

**Vendredi 3 février 2023
à 17h00**

Auditoire Jequier-Doge (BL08/1132), CHUV PMU, rue du Bugnon 44, 1011 Lausanne

L'entrée est publique

Prof. Niko GELDNER
Directeur de l'École Doctorale

« Méthodes d'apprentissage profond supervisées avec des annotations faibles pour la détection d'anomalies et de changements en radiologie »

L'avènement des technologies numériques, ainsi que la création d'ensembles de données toujours plus importants parallèlement aux améliorations dans le domaine de l'apprentissage automatique, ont poussé la communauté d'imagerie médicale à investir dans des systèmes de détection assistée par ordinateur (CAD). Ces logiciels servent de « seconde opinion » aux radiologues et visent à améliorer la précision et la cohérence des diagnostics. Du fait de la quantité toujours plus importante de données d'imagerie à interpréter, l'utilisation des systèmes de CAD devrait augmenter et devenir partie intégrante des futures évaluations radiologiques. Au cours du temps, les outils de CAD ont connu des améliorations constantes, depuis les premiers prototypes qui s'appuyaient sur des techniques d'analyse d'images standards aux systèmes de CAD actuels principalement basés sur l'apprentissage profond (*Deep Learning*, DL). Les modèles de DL représentent le choix privilégié pour la plupart des systèmes de CAD de pointe en radiologie. Cependant, malgré le potentiel important qu'a démontré le DL, quelques limites doivent encore être dépassées avant que de tels systèmes puissent être déployés en toute sécurité en routine clinique. L'objectif de cette thèse est d'aborder certaines de ces limitations et de proposer des solutions adaptées, en prenant l'exemple de deux tâches cliniques effectuées en radiologie : (i) la détection d'anévrismes cérébraux sur les examens d'angiographie par résonance magnétique et (ii) le suivi des patients atteints de gliomes de haut grade sur les examens d'imagerie par résonance magnétique (IRM) pondérés T2. La première limitation que nous abordons est le *manque de grands ensembles de données annotées*. Les performances des architectures de DL sont réputées augmenter à mesure que de nouvelles données sont ajoutées lors de la phase d'apprentissage. Néanmoins, la collecte de données médicales annotées est coûteuse et chronophage pour les cliniciens. Pour atténuer ce problème, nous explorons l'utilisation d'**annotations faibles**, généralement imprécises mais rapides et bon marché à obtenir. Une autre contribution majeure de la thèse repose sur la publication de nos ensembles de données collectées en interne. Ces ensembles de données aideront d'autres chercheurs à évaluer les performances de leurs modèles sur des données provenant d'un centre différent et faciliteront des comparaisons impartiales entre les groupes. La deuxième limitation que nous abordons est le *changement de domaine*, un phénomène qui intervient lorsqu'un modèle entraîné sur un ensemble de données spécifiques ne parvient pas à généraliser les prédictions à des données nouvelles aux caractéristiques intrinsèques différentes. Afin d'atténuer le changement de domaine, nous étudions l'utilisation de l'**apprentissage par transfert (TL)** dans lequel, pour améliorer les performances sur le domaine d'intérêt, les connaissances acquises à partir d'un domaine similaire sont exploitées. La dernière limite que nous abordons est le *manque d'interprétabilité des modèles*, les architectures de DL étant souvent décrites comme des « boîtes noires ». Dans la tâche de détection d'anévrisme, nous utilisons des **connaissances anatomiques a priori** pour réduire l'opacité du modèle en restreignant l'analyse aux parties du cerveau susceptibles d'être impactées par la survenue d'un anévrisme. L'utilisation de connaissances anatomiques peut aider à simuler la lecture des images par les radiologues et à réduire les prédictions irréalistes des modèles. Dans l'ensemble, nous sommes convaincus que nos contributions pour la science ouverte peuvent rendre les outils de CAD basés sur le DL plus robustes et les rapprocher de l'application clinique.