

Deep learning (auto-encodeurs) pour la détection d'anomalie en imagerie médicale

. Thématique: Imagerie Médicale, Deep Learning, Auto-Encoder, Détection d'Anomalie

. Laboratoire, institution et université:

Laboratoire de Recherche en Informatique (LRI), CNRS/INRIA/Université Paris Saclay
En collaboration avec Therapixel, start-up issue de l'INRIA Sophia-Antipolis et INRIA Saclay

. Ville et pays: Gif-sur-Yvette, France

. Équipe ou projet dans le labo: TAO (Apprentissage et Optimisation)

. Nom et adresse électronique des directeurs de stage:

Guillaume Charpiat <guillaume.charpiat@inria.fr>

Olivier Clatz <oclatz@therapixel.com>

. Nom et adresse électronique du directeur du laboratoire:

Yannis Manoussakis <yannis.manoussakis@lri.fr>

Présentation générale du domaine:

Diagnostiquer des maladies complètement automatiquement pouvait sembler irréalisable il y a encore quelques années, mais les progrès fulgurants de l'apprentissage statistique ainsi que l'avènement du "big data" (grandes bases de données disponibles) ont changé la donne. Ainsi, les médecins généralistes sont maintenant moins performants que leurs analogues électroniques pour la reconnaissance de maladies, lors d'échanges questions-réponses avec le patient.

Toutefois, il n'existe à ce jour aucun algorithme capable de rivaliser avec la finesse d'analyse humaine dans la séquence de tâches que constitue l'interprétation radiologique des images médicales. Il s'agit d'un processus séquentiel consistant à détecter des anomalies dans les images médicales, à les caractériser et parfois à quantifier leur évolution.

Pour cela, nous souhaitons utiliser des réseaux de neurones, qui, ces dernières années, ont connu un succès foudroyant, remportant de nombreux challenges en apprentissage statistique, et résolvant de nombreuses tâches d'apprentissage que l'on pensait jusqu'alors difficiles.

Objectifs du stage

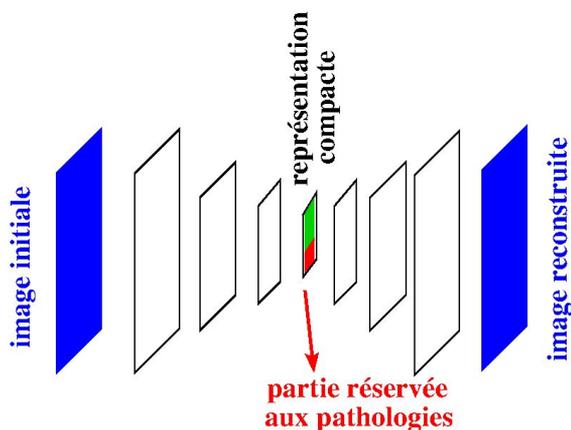
Le travail de ce stage s'intéressera à la première étape : comment repérer les images "anormales", c'est-à-dire comment détecter des signes de maladies, des variations anatomiques inhabituelles? L'une des difficultés du problème est que la variabilité anatomique des sujets sains est déjà très grande: il faut donc apprendre à distinguer les variations "normales" des variations "anormales".

Pour cela, on s'intéressera aux auto-encodeurs convolutionnels, afin d'obtenir une représentation de faible dimension des images médicales. Les auto-encodeurs sont des réseaux de neurones profonds

dont l'architecture, en forme de sablier, les destine à trouver une représentation compacte des données (couche du milieu). Les réseaux convolutionnels, eux, sont particulièrement adaptés au traitement d'images (2D ou 3D), diminuant la complexité des modèles des données à estimer, en exploitant l'invariance (ou la robustesse) du processus par translation de l'image.

Plusieurs approches sont envisageables :

- compte tenu d'une base d'apprentissage d'images de sujets sains, apprendre la variabilité anatomique caractéristique de cette population saine, afin de détecter les sujets présentant des lésions, c'est-à-dire des variations inhabituelles.
- apprendre conjointement, sur une base d'apprentissage mêlant sujets sains et patients, une représentation compacte commune à toutes les images, mais distinguant explicitement les variations "normales" des variations "anormales". Cela peut se faire en réservant une partie des neurones de l'auto-encodeur aux cas pathologiques, en leur demandant de ne pas s'activer sur les images saines.



Architecture du réseau envisagée



Exemple d'anormalités (nodules pulmonaires)

Références bibliographiques:

- Masci, J., Meier, U., Cireşan, D., & Schmidhuber, J. (2011, June). Stacked convolutional auto-encoders for hierarchical feature extraction. In *International Conference on Artificial Neural Networks* (pp. 52-59). Springer Berlin Heidelberg.
- Cruz-Roa, A. A., Ovalle, J. E. A., Madabhushi, A., & Osorio, F. A. G. (2013, September). A deep learning architecture for image representation, visual interpretability and automated basal-cell carcinoma cancer detection. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* (pp. 403-410). Springer Berlin Heidelberg.

Compétences espérées:

- Mathématiques appliquées au traitement du signal (probabilités, statistiques, calcul différentiel)
- Connaissances en apprentissage statistique
- Maîtrise de python et/ou C++

Non requises mais avantageuses:

- Expérience/connaissance des réseaux de neurones et l'apprentissage profond
- Connaissances en traitement d'images