

Classification semi-supervisée avec réseaux de graphes convolutionnels.

Application à la prédiction du risque d'infarctus

Encadrants

Pr. Hichem Maaref, laboratoire IBISC, Université Evry Paris-Saclay
Aurélien Hazan, laboratoire LISSI, Université Paris-Est Créteil,
Sadish Anebajegane, Service de radioprotection et physique médicale, Centre Hospitalier Sud
Francilien

Mots clés

Deep learning, imagerie multi-modale, apprentissage faiblement supervisé

Contexte

Le scanner de perfusion myocardique (ou scintigraphie de perfusion myocardique) est un examen d'imagerie de médecine nucléaire non-invasif qui utilise une petite quantité d'un traceur radioactif¹ pour détecter toute différence de flux sanguin dans le muscle cardiaque au repos et pendant l'effort². Description de la problématique L'acquisition se fait typiquement sur une durée de 20 à 40 minutes, synchronisée au rythme cardiaque permettant ainsi de reconstituer un cycle cardiaque sur une séquence 3D animée [1]. Cependant, ces images scintigraphiques souffrent d'une mauvaise résolution spatiale (environ 1 cm³), et d'un mauvais rapport signal sur bruit. La méthode la plus efficace utilisée actuellement pour traiter ces deux problèmes est d'augmenter les images de scintigraphie par une image 3D anatomique obtenue par tomographie à rayon X (CT) pour corriger l'atténuation des rayons γ . 1 Les méthodes de correction d'atténuation basées sur l'imagerie CT s'appuient sur une image CT produite à un instant donné en termes de cycle de respiration et cycle cardiaque, alors que la scintigraphie présente la reconstitution d'une séquence. La correction d'atténuation de cette séquence de scintigraphie par une image CT fixe génère des artefacts sur les bords, parfois difficiles à distinguer de la situation réelle.

Objectifs

L'objectif général est d'optimiser les doses de traceur et de radiation reçues afin d'obtenir des images de qualité suffisante pour appuyer le diagnostic tout en exposant le patient aux doses les plus basses de radiation possibles. L'étude réalisée permettra de proposer des critères simples, facilement mesurables avant la réalisation d'une scintigraphie ou d'un scanner, afin d'optimiser la dose de traceur à injecter.

Méthode : Les graph neural networks (GNNs), sont une classe de modèles de deep learning spécialement conçue pour traiter des données représentées sous forme de graphes. Contrairement aux images classiques, qui sont souvent traitées en utilisant des Convolutional Neural Networks (CNNs) sur des grilles de pixels, les GNNs permettent de capturer des relations complexes entre des éléments non structurés de manière régulière, ce qui peut être particulièrement utile pour les images médicales, la segmentation d'objets ou l'analyse de structures 3D [2, 3]. Pour utiliser un GNN en traitement d'images, il faut d'abord représenter l'image sous forme de graphe. Les nœuds du graphe peuvent

représenter des pixels, des super-pixels. Les arêtes entre les nœuds peuvent être définies en fonction de la proximité spatiale ou de la similarité d'intensité entre pixels ou régions. A chaque couche du GNN, chaque nœud met à jour sa représentation en agrégeant les informations de ses voisins. Cette propagation d'information permet au modèle de capturer des dépendances locales et de détecter des motifs complexes dans l'image. Pour un nœud v_i , son embedding à la couche $k + 1$ est calculé en agrégeant les embeddings de ses voisins à la couche k :

$$h_i^{(k+1)} = \sigma \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} A_{ij} W^{(k)} h_j^{(k)} \right)$$

où $h_i^{(k)}$ est l'embedding du nœud i à la couche k , $W^{(k)}$ est une matrice de poids pour la couche k , σ est une fonction d'activation (par exemple, eLU), $\mathcal{N}(i)$ est l'ensemble des voisins du nœud i , A_{ij} est le poids de l'arête entre les nœuds i et j (souvent tiré de la matrice d'adjacence). Un réseau de graphes permettra de recréer un cycle cardiaque complet à partir d'une seule image tomodensitométrique et d'un ECG. La reconstitution permettra de générer sur l'ensemble du cycle cardiaque une représentation de haute qualité de l'atténuation des tissus afin de recalibrer la correction d'atténuation sur l'acquisition par scintigraphie. Ceci permettrait ainsi d'éviter les artefacts observés. Dans le but de valider notre approche sur une large base de données représentative des pratiques du service de médecine nucléaire, cette étude s'appuiera sur la base de données du CHSF. Les publications mentionneront cette collaboration hospitalo-universitaire.

References

- [1] James A Patton and Timothy G Turkington. Spect/ct physical principles and attenuation correction. *Journal of nuclear medicine technology*, 36(1):1–10, 2008.
- [2] Tamara T Müller, Sophie Starck, Alina Dima, Stephan Wunderlich, Kyriaki-Margarita Bintsi, Kamilia Zaripova, Rickmer Braren, Daniel Rueckert, Anees Kazi, and Georgios Kaissis. A survey on graph construction for geometric deep learning in medicine: Methods and recommendations. *Transactions on Machine Learning Research*, 2024.
- [3] Kai Han, Yunhe Wang, Jianyuan Guo, Yehui Tang, and Enhua Wu. Vision gnn: An image is worth graph of nodes. *Advances in neural information processing systems*, 35:8291–8303, 2022

¹ généralement du technetium-99m(^{99m}Tc)

² 80 000 personnes par an sont concernées par cet examen en France. Dans 10% des cas, le patient meurt dans l'heure qui suit l'infarctus et, dans 15%, le décès survient dans l'année. Les femmes jeunes sont de plus en plus touchées : en 2010, 25% des moins de 60 ans avaient déjà fait un infarctus alors qu'elles n'étaient que 10% en 1995. Ce qui rend l'infarctus du myocarde plus meurtrier que le cancer du sein. En cause : le tabagisme essentiellement, en explosion chez les femmes.