
Titre : Approches neuronales profondes pour l'estimation des paramètres de régularisation et la représentation d'images en reconstruction TEP

Mot clés : Reconstruction TEP, Apprentissage profond, Paramètres de régularisation

Résumé : La Tomographie par Émission de Positons (TEP) est une modalité d'imagerie fonctionnelle largement utilisée en oncologie, permettant une évaluation quantitative de la distribution de radiopharmaceutiques. La reconstruction des images TEP à partir des données brutes est un problème inverse mal posé, nécessitant une régularisation en raison du niveau de bruit intrinsèquement élevé. Ainsi, la qualité des images dépend fortement de la stratégie de régularisation et du choix des paramètres associés. Les méthodes utilisées actuellement en routine clinique utilisent un même réglage pour tous les patients. Dans cette thèse, nous explorons deux approches basées sur l'apprentissage profond afin d'adapter automatiquement la régularisation à chaque patient, dans le but d'obtenir une qualité d'image optimale. La première approche repose sur un ré-

seau neuronal résiduel supervisé, capable de prédire les paramètres optimaux d'une méthode de régularisation utilisée en routine clinique, directement à partir des données brutes. Un environnement de simulation a été développé pour générer efficacement des données TEP réalistes avec leurs paramètres optimaux correspondants, afin de constituer la base d'entraînement. La seconde approche exploite les Représentations Neuronales Implicites (INRs), où l'image est modélisée comme une fonction continue représentée par un réseau basé sur les coordonnées cartésiennes. Ce réseau est optimisé directement à partir des données brutes via une fonction de perte intégrant un modèle de la physique d'acquisition. Cette méthode auto-supervisée introduit la régularisation de manière implicite, sans nécessiter de base d'entraînement.

Title: Deep Neural Strategies for Regularization Parameters Estimation and Image Parametrization in PET Reconstruction

Keywords: PET reconstruction, Deep learning, Regularization parameters

Abstract: Positron Emission Tomography (PET) is a functional imaging technique widely used in oncology, enabling quantitative analysis of radiopharmaceuticals distribution. The reconstruction of PET images from raw data is an ill-posed inverse problem that requires regularization due to intrinsic high noise level. As a result, image quality strongly depends on the regularization method and the choice of regularization parameters. Current methods used in clinics apply the same setting to all patients. In this thesis, we explore two deep learning-based strategies to adapt regularization automatically for each individual scan with the aim of getting optimal image quality. The first

approach uses a supervised residual neural network to predict optimal parameters for an established regularization method directly from raw data. A simulation pipeline was developed to efficiently generate realistic PET datasets and corresponding optimal parameters, allowing to build the training database. The second approach leverages Implicit Neural Representations (INRs), modeling the image as a continuous function represented by a Cartesian coordinate-based network, which is optimized directly from raw data via a physics-informed loss. This self-supervised method introduces regularization implicitly and does not require training data.