Abstract:

The purpose of tomography is to reconstruct a volume from its projections. In Computed Tomography (CT), X-rays are transmitted to a patient and attenuated by their tissues: the projections are obtained from the measured attenuation. For Positron Emission Tomography (PET), a radionuclide injected inside a patient emits a positron that generates two gamma photons in opposite directions. The projections correspond to the set of lines of response between each pair of simultaneously detected photons.

Tomographic reconstruction for PET or CT amounts to solving an inverse problem. Analytical methods are fast but their efficiency is limited when data are under-sampled or noisy. Iterative methods are efficient for noise and artefacts removal, but the computation time represents a major drawback for practical use.

Deep learning based methods have the potential to overcome those limits. The first objective of this thesis is to study the impact of the training loss on medical diagnosis-oriented evaluation metrics. We perform this study on bone microarchitecture CT imaging and show that in this case L1 loss should be used regarding all the considered metrics. Networks trained with perceptual losses show better transcription of structural features, at the cost of a deteriorated resolution. Adversarial losses improve the accuracy of the reconstruction in terms of density distribution.

We then focus on Time of Flight (TOF) PET data for intraoperative surgical applications; our aim is to design a reconstruction method to improve the detectability of small tumors in the context of breast cancer. We propose a neural network called PAVENET that simultaneously retrieves the image and the image-dependent point-spread function (PSF) from a poor-quality initial reconstruction. We present in this thesis the proof of concept for PAVENET with experiments on Monte-Carlo simulations reproducing acquisitions from an innovative detector studied in the Radiation Physics Instrumentation Laboratory (RPIL) in Boston.

------------------------------------------------

Résumé :

La tomographie consiste à reconstruire un volume à partir de ses projections. En tomodensitométrie (TDM), des rayons X sont transmis au patient puis atténués par leurs tissus : les projections sont obtenues à partir de l’atténuation mesurée. En tomographie par émission de positons (TEP), un radionucléide est injecté au patient, puis il émet un positon qui génère deux photons gamma dans des directions opposées. Les projections correspondent alors à l’ensemble des lignes de réponse entre chaque paire de photons détectés de façon simultanée.

La reconstruction tomographique en TEP ou TDM revient à résoudre un problème inverse. Les méthodes analytiques sont rapides mais leur efficacité est restreinte lorsque les données sont bruitées ou sous-échantillonnées. Les méthodes itératives sont plus robustes au bruit et présentent moins d’artefacts de reconstruction, mais le temps de calcul des algorithmes correspondants est un inconvénient majeur en pratique.

Les méthodes d’apprentissage profond ont le potentiel de surmonter ces limites. Le premier objectif de cette thèse est d’étudier l’impact de la fonction coût d’entraînement sur des métriques d’évaluation qui ont un intérêt majeur dans le cadre du diagnostic médical. Nous effectuons cette étude sur des données d’imagerie TDM de la microarchitecture osseuse, et nous montrons dans ce cas que la fonction coût L1 devrait être utilisée au regard de toutes les métriques considérées. Les réseaux entraînés avec des fonctions coût dites perceptuelles sont plus à même de retrouver les paramètres liés à la structure de l’os sur les images reconstruites, au détriment d’une diminution de la performance en terme de résolution. Utiliser une fonction coût inspirée des réseaux génératifs antagonistes améliore la précision de la reconstruction en terme de distribution des valeurs de densité.

Nous nous intéressons ensuite à la TEP avec temps de vol pour des applications liées à l’imagerie peropératoire ; l’objectif est d’avoir une méthode de reconstruction qui puisse améliorer la détectabilité de tumeurs dans le cadre du cancer du sein. Nous proposons un réseau de neurones baptisé PAVENET qui récupère de façon simultanée l’image et la fonction d’étalement du point, qui dépend de l’image, à partir d’une reconstruction de faible qualité. Nous présentons dans cette thèse une preuve de concept pour PAVENET via des simulations Monte-Carlo de données d’acquisition d’un détecteur innovant étudié au Radiation Physics Laboratory à Boston.