

Modèles génératifs en imagerie médicale

hugues.talbot

September 2023

1 Descriptif du sujet

Entreprise/Laboratoire	L2S, NAIST (Japon)
Adresse :	CentraleSupélec
Encadrants :	Hugues Talbot (CS), Yi GU (NAIST)
Entreprise :	N/A

2 Contexte/Orientation

Plusieurs problèmes fondamentaux sont associés aux images numériques médicales :

- L’anonymat des données
- La difficulté d’obtenir des annotations de qualité
- La faible représentativité des pathologies rare (par définition).

Ces problèmes pourraient être résolus par une approche générative, c’est à dire partir d’une base de données annotée ou non d’un type d’examen qu’on souhaite étudier, classifier ou segmenter, et d’apprendre la représentation non seulement de cet examen mais également des pathologies associées.

Ensuite une méthode générative à base de GAN ou de VAE ou équivalent, de type « Stable Diffusion »(SD) peut être envisagée.

3 Objectif

L’objectif du projet est d’étudier si une méthode générative récente de type SD peut être utile en imagerie médicale. Différentes expériences semble montrer que oui.

4 Données

Les données disponibles prendront la forme d’une base de radiographies. Les exemples possibles ont des radiographies des poumons ou bien des radiographies panoramiques des dents disponibles depuis des répertoires publics. A ce stade seulement des examens 2D sont envisagés. Des examens 3D pourront faire l’objet d’un stage ultérieur.

5 Méthodes

De nombreuses méthodes sont disponibles pour ce type d’approche, par exemple[Kaz+23; Rou+23], il s’agit d’un sujet très actif.

L’intérêt de ce projet vient de la proximité avec l’objectif clinique important, de la disponibilité des données et des moyens de calcul et de l’encadrement à compétences complémentaires.

6 Encadrement

Le stage sera conjointement encadré par Hugues Talbot (Laboratoire Centre de Vision Numérique, CentraleSupélec), et par Yi Gu, doctorant au sein du Nara Institute of Science and Technology, Osaka, Japon. Un stage au Japon est envisageable pour la suite du projet.

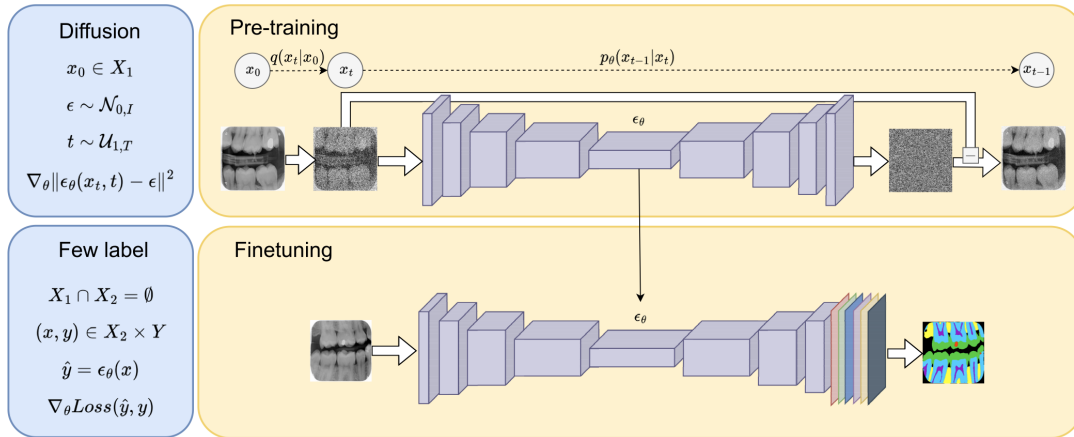


Fig. 1. PTDR method overview.

top - ϵ_{θ} is pre-trained on unlabeled dataset X_1 using the training procedure of DDPM [10]. *bottom* - ϵ_{θ} is then fine-tuned on a small labeled dataset X_2 . Y represents the set of ground truth semantic maps.

FIGURE 1 – Exemples d’images IRM des trois principaux types de cancers primitifs du foie

Références

- [Kaz+23] Amirhossein KAZEROUNI et al. “Diffusion models in medical imaging : A comprehensive survey”. In : *Medical Image Analysis* (2023), p. 102846.
- [Rou+23] Jérémy ROUSSEAU et al. “Pre-Training with Diffusion models for Dental Radiography segmentation”. In : *arXiv preprint arXiv :2307.14066* (2023).