UNIVERSITÉ D'ARTOIS

Avis de Soutenance

Monsieur Benoît BREBION



Mathématiques

Soutiendra publiquement ses travaux de thèse intitulés

Méthodes génératives en apprentissage profond : application à la traduction d'encéphalogrammes non appairés ; méthode de calcul de NLL compatible avec les schémas numériques d'inférence ; travail exploratoire sur les modèles de transport optimal

dirigés par Monsieur Yaël FREGIER

Soutenance prévue le *mardi 09 décembre 2025* à 14h00

Lieu : Faculté des Sciences Jean Perrin (Bâtiment B, 1er étage), 13 Rue Jean Souvraz, 62300 Lens

Salle: P110

Composition du jury proposé

M. Yaël FREGIER	Université d'Artois	Directeur de thèse
M. Jérôme BOSCHE	Université de Picardie Jules Verne	Examinateur
M. Sergei GRUDININ	Université Grenoble Alpes	Rapporteur
M. Nicolas BOUTRY	École pour l'Informatique et les Techniques Avancées (EPITA)	Examinateur

Résumé:

Les méthodes génératives en apprentissage profond occupent une place de plus en plus importante dans la recherche. Grâce à leur capacité à modéliser des distributions de probabilité complexes et à générer des données synthétiques de haute fidélité, leur adoption s'étend rapidement à des domaines scientifiques variés, ainsi qu'à des outils utilisables par le grand public. Cependant, cette croissance exponentielle s'accompagne de nombreux défis. Parmi ceux-ci, on peut notamment évoquer l'adaptabilité de méthodes existantes à des problématiques complexes, l'évaluation des résultats de ces modèles génératifs, ou encore le développement de méthodes computationnellement efficaces. Cette thèse a ainsi pour objectif de s'inscrire directement dans ces enjeux fondamentaux, et de contribuer sur différents aspects à la recherche scientifique autour des méthodes génératives. Nous proposons d'abord dans cette thèse deux méthodes permettant, pour la première fois, la traduction de signaux non appairés d'électroencéphalographie de nouveaux-nés prématurés et de magnétoencéphalographie de fœtus. Ce projet applicatif, reposant sur les réseaux adverses génératifs et les modèles de diffusion, met en lumière le potentiel des modèles génératifs à s'adapter à des problématiques complexes, même en l'absence de données appairées et de supervision explicite. La recherche sur les modèles de diffusion se concentre de son côté notamment sur l'accélération de son processus itératif. Certaines méthodes prometteuses reposent sur une formulation basée sur les équations différentielles, et proposent d'utiliser un schéma numérique spécifique afin de permettre une inférence plus efficace. Cependant, dans ce contexte, les auteurs de ces méthodes ne sont pas en mesure de calculer une métrique de vraisemblance entre distributions nommée Negative log-likelihood. Nous proposons ainsi dans cette thèse une méthode de calcul pour cette métrique, permettant une évaluation et une comparaison bien plus complète et rigoureuse de ces techniques d'accélération des modèles de diffusion. Enfin, bien que les modèles de diffusion soient l'actuel état de l'art des modèles génératifs, des méthodes alternatives sont également étudiées. C'est notamment le cas des modèles génératifs basés sur la théorie du transport optimal, qui cherchent à apprendre une application ou un plan de transport entre distributions. Malgré les fondements mathématiques importants, ces modèles restent cependant difficiles à exploiter pour des applications en hautes dimensions. Nous évoquons ainsi dans cette thèse les raisons potentielles de ces limitations, et proposons une piste de recherche pouvant faire progresser l'état de l'art sur le sujet.

