

# Quantification d'incertitude en apprentissage profond pour la mécanique des fluides

Encadrement du stage: Lionel MATHELIN (LIMSI-CNRS) [lionel.mathelin@limsi.fr](mailto:lionel.mathelin@limsi.fr) et Didier LUCOR (LIMSI-CNRS) [didier.lucor@limsi.fr](mailto:didier.lucor@limsi.fr)

Laboratoire: Laboratoire Interdisciplinaire des Sciences du Numérique (LISN) avec lancement le 01/01/2021 (nouveau laboratoire issu du regroupement du LIMSI et du LRI)

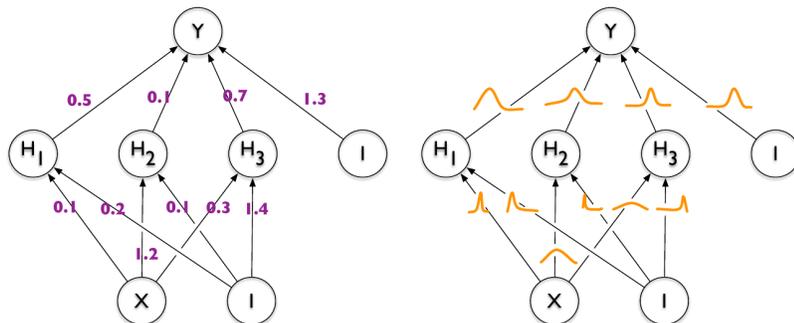
Campus: Université Paris Saclay

Equipe: Dataflot/Decipher

Profil: expérience sur les plateformes d'apprentissage, solide formation en mathématiques appliquées/statistiques et mécanique.

Gratification: 600 €/mois

Durée: 5-6 mois



L'apprentissage automatique, et l'apprentissage profond en particulier, a impacté un très grand nombre de domaines et d'applications en quelques années. Ses performances souvent remarquables, couplées avec la disponibilité de grandes bases de données et de plateformes logicielles efficaces et ergonomiques, en font un outil privilégié dans beaucoup d'applications en mécanique. Cependant, une des limites de cette classe d'approche est due au manque d'interprétabilité des modèles appris qui restent ainsi trop souvent des « boîtes noires ». Ce manque de connaissance sur le comportement des modèles résultant et la difficulté à fournir des garanties (robustesse vis-à-vis de perturbations des entrées, degré de continuité des prédictions, respect de symétries éventuelles, bornes, etc.) limite leur utilisation dans certains domaines où ces aspects sont critiques (transports, énergie, diagnostic médical, gestion de réseaux vitaux, etc.).

---

La quantification de l'incertitude des prédictions du modèle revêt donc un enjeu important et constitue un champ de recherche actif, Abdar et al. (2020). Plusieurs approches sont typiquement suivies, selon la quantité de paramètres à prendre en compte (par exemple, nombre de nœuds d'un réseau neuronal), la précision recherchée, le type d'incertitude considérée (épistémique, aléatoire), etc. A titre d'exemple, on mentionnera les approches variationnelles, Gal (2016), où la distribution des paramètres du modèle est approchée dans une certaine classe, et les approches reposant sur un échantillonnage (méthodes d'ensemble, Monte-Carlo, etc.).

Dans ce stage, nous proposons de revisiter certaines de ces approches et de s'appuyer sur des outils méthodologiques récents de modélisation stochastique des systèmes d'équations aux dérivées partielles régissant les systèmes mécaniques. Les développements seront menés tant sur le front des approches d'ensembles par échantillonnage (Multi-Level Monte-Carlo, cubature creuse, Adaptive Design of Experiment) que variationnelles.

Cette étude devrait permettre d'accélérer et d'améliorer la précision des outils de quantification des incertitudes des modèles profonds et donc d'élargir leur champ d'application, notamment en termes de taille de réseau (passage à l'échelle) ou d'architecture (graphes, récurrents, à mémoire, etc.). Des applications sur des données issues de systèmes mécaniques multi-échelle permettront de tester la sensibilité de la quantification à des incertitudes de différentes natures et à différentes échelles. Une possibilité d'application dans le domaine de l'hémodynamique vasculaire à travers les échelles macroscopiques et mésoscopiques de la circulation sanguine sera investiguée, Adjoua et al. (2019).

Il s'agit d'un projet exploratoire pour les membres encadrant impliqués qui s'appuieront néanmoins sur leur expertise en quantification des incertitudes et apprentissage automatique pour les systèmes mécaniques complexes. Etant donné le dynamisme de la recherche dans ce domaine, le projet comportera un volet recherche bibliographique significatif.

A plus long terme, ce projet a vocation à déboucher sur une thèse et à impliquer d'autres chercheurs du LISN en apprentissage automatique.

### Références:

M. Abdar et al., A Review of Uncertainty Quantification in Deep Learning: Techniques, Applications and Challenges, arXiv 2011.06225

Y. Gal, Uncertainty in Deep Learning, PhD, Department of Engineering, University of Cambridge, <http://www.cs.ox.ac.uk/people/yarin.gal/website/thesis/thesis.pdf>

Adjoua, O., Pitre-Champagnat, S., Lucor, D., Reduced-order modeling of hemodynamics across macroscopic through mesoscopic circulation scales, International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cnm.3274>

---