

Apprentissage Automatique pour la Résolution de Problèmes Directs et Inverses en Équations aux Dérivées Partielles

Chourouk EL HASSANIEH, Centre Borelli, ENS Paris-Saclay - Gif-sur-Yvette

Nilo SCHWENCKE, LISN - Université Paris Saclay - INRIA - Gif-sur-Yvette

Agustin SOMACAL, École Centrale Nantes - Université de Nantes - Nantes

La recherche de solutions innovantes en ingénierie repose souvent sur des descriptions précises de systèmes physiques complexes. En *modélisation directe*, il s'agit d'approximer les états d'un système régi par des EDP (ex. optimisation de formes de structures ou de matériaux) tout en minimisant les coûts de calcul. À l'inverse, les *problèmes inverses* consistent à reconstruire des états complets ou des quantités dépendantes à partir de mesures en temps réel (ex. pression ou température dans des régions inaccessibles). Les approches traditionnelles, telles que les méthodes des éléments finis et la réduction de modèle linéaire, présentent certaines limites, ce qui motive l'intégration d'outils d'apprentissage automatique. Ce minisymposium réunira des experts en mathématiques appliquées, physique et informatique afin d'explorer les avancées récentes à l'intersection de ces domaines. Nous nous intéresserons à différentes approches combinant lois physiques (ex. équations aux dérivées partielles) et techniques d'apprentissage automatique pour résoudre des problèmes complexes :

- Réduction de modèle non linéaire.
- Réseaux de neurones informés par la physique (PINNs).
- Applications industrielles dans des domaines tels que la mécanique des fluides.

The quest for innovative engineering solutions often hinges on reliable descriptions of complex physical systems. In *forward modeling*, we seek to approximate PDE-based system states (ex. optimizing structure shapes or materials) while minimizing computational costs. Conversely, *inverse problems* require recovering full states or dependent quantities from real-time measurements (ex. pressure or temperature in inaccessible regions). Traditional approaches like finite element methods and linear reduced order modeling have limitations, motivating the integration of machine learning tools. This mini-symposium brings together experts in applied mathematics, physics, and computer science to explore recent advances at the intersection of these fields. We will delve into various approaches that combine physical laws (ex. partial differential equations) with machine learning techniques to tackle complex problems :

- Non-linear reduced order modeling.
- Physics-informed neural networks (PINNs).
- Industrial applications in fields such as fluid mechanics.

Les orateurs presentis sont :

- Amaury Belieres Frendo (IRMA - Strasbourg) : Ordinary differential equation flows for volume prescribed shape optimization.
- Nicolas Pailliez (IRMA - Strasbourg) : Méthodes neuronales pour des équations anisotropes avec accélération par gradient naturel.
- Rémy Vallot (ENS Paris-Saclay & Michelin) : Accélération de convergence d'un solveur non-linéaire par apprentissage statistique physiquement informé.
- Joel Soffo (École Centrale Nantes & Airbus) : Approximation non linéaire de variétés à l'aide de réseaux polynomiaux compositionnels.