



SUJET DE STAGE

Hybridation entre Apprentissage Automatique Profond et Modèles Réduits pour la représentation de calculs de champ électromagnétique

DEPARTEMENT
ERMES
EDF R&D

Contexte général

Les supercalculateurs ont actuellement la capacité de prendre en charge l'exécution à très grande échelle de nombreuses simulations numériques. Cela autorise la réalisation d'études paramétriques, suivant un plan d'expérience, ce qui permet des études d'incertitudes ainsi que de sensibilité aux paramètres d'entrée des sorties du modèle [Smith, 2014]. Les résultats de simulation générés par les études paramétriques constituent une base de données de champs physiques, alors nous pouvons l'utiliser pour réaliser des apprentissages.

Les méta-modèles (ou modèles de substitution) sont des approximations de la simulation avec un coût computationnel très faible. La conception des architectures de type Deep-Learning avec comme objectif la construction de ces méta-modèles présente actuellement des défis, par exemple :

- les simulations numériques eulériennes sont basées sur une discrétisation (maillage) des cellules. Cette discrétisation est souvent irrégulière (cellules de différente forme), et le nombre des cellules est important (dizaines voire centaines de millions). Les approches à base de Deep-Learning traditionnel, comme les réseaux de convolution, sont conçues pour des structures régulières (images) et ne peuvent donc pas être directement appliquées. Il convient de développer de nouvelles approches adaptées aux maillages utilisés dans les simulations industrielles,
- les réseaux de neurones actuels ne sont pas prévus pour traiter des problèmes de simulation physique complexe. Le Deep-Learning inspiré par la physique [Raissi et al., 2019] est un nouveau domaine qui contraint les apprentissages à suivre les modèles physiques.

Depuis 2018, EDF étudie la construction des méta-modèles de type Deep-Learning. Dans un premier temps, à partir des simulations de fluides basées sur Code_Saturne [Archambeau et al., 2004], EDF a développé une certaine expérience quant à l'apprentissage basé sur un réseau de neurones pour traiter des flux de fluides simples avec une grande précision [Meyer et al., 2021]. En parallèle, des travaux de Réduction de Modèle en électromagnétisme sont menés à EDF depuis une dizaine d'années, et ont permis de développer une expertise importante. En particulier, des stratégies de construction de modèles réduits en fonction du domaine de validité ont été identifiées à partir de considérations physiques, et appliquées avec succès sur des dispositifs industriels variés [Delagnes et al, 2022].

En 2022, un algorithme qui hybride une POD (Proper Orthogonal Decomposition) avec une SVR (Support Vector Regression) a été conçu, avec des résultats prometteurs [Ribes et al, 2022]. La POD est une technique très populaire dans le domaine de la Réduction de Modèles et la SVR est une technique d'Apprentissage Automatique. En 2023, cette hybridation a été appliquée à plusieurs cas-tests et les résultats obtenus sont très prometteurs. Nous souhaitons approfondir cette voie.

Conjuguer la simulation numérique conventionnelle et le Deep-Learning est un sujet récent mais d'un grand intérêt pour la recherche au niveau international et pour les applications industrielles. Il s'agit d'un axe de recherche très prometteur qui sera le point de départ des travaux prévus dans ce stage.

Contexte particulier au stage

Depuis 2006, EDF R&D et le Laboratoire d'Électrotechnique et d'Électronique de Puissance (L2EP) de l'Université Scientifique et Technologique de Lille (USTL) ont mis en place le laboratoire commun LAMEL (Laboratoire de Modélisation du Matériel Électrique) pour structurer leur collaboration autour du calcul de champs électromagnétiques par éléments finis. Afin de pérenniser les développements et de disposer d'un outil souple pour les études, EDF R&D et le L2EP développent le *code_Carmel* pour le domaine temporel.

Ce stage sera co-encadré par le département ERMES (Électrotechnique et mécanique des structures) et le département PERICLES (Performance et Prévention des Risques Industriels du Parc par la Simulation et les



SUJET DE STAGE

Hybridation entre Apprentissage Automatique Profond et Modeles Reduits pour la représentation de calculs de champ électromagnétique

DEPARTEMENT
ERMES
EDF R&D

Études). Il s'inscrit donc dans la continuité des activités des deux départements et entend répondre à la convergence de leurs intérêts : créer des méta-modèles de type Deep-Learning pour des études en électromagnétisme.

Objectifs du stage

Les travaux prévus dans le cadre du stage concernent l'utilisation d'ensembles de simulation pour alimenter des processus d'apprentissage computationnel et notamment, l'apprentissage en profondeur (ou Deep-Learning) hybridé avec la technique POD. L'objectif général est d'étendre l'approche ROM-SVR, développé en 2022 et 2023, à un choix de snapshots plus proche des méthodes classiques de ROM. Il s'agira de voir comment des grandeurs dérivées peuvent être tirées du meta-modèle. Les cas d'usage seront issus du code de calcul de champs électromagnétiques code_Carmel.

La **première partie** de ce stage concerne la familiarisation avec les techniques à utiliser (POD et/ou Deep-Learning +SVR) et la réalisation d'une bibliographie. Dans la **seconde partie** le stagiaire construira un prototype pour la génération de méta-modèles basé sur une approche ROM-Deep-Learning/SVR s'appuyant sur des valeurs de potentiels électromagnétiques, à partir de simulations avec plusieurs jeux de paramètres. La **troisième partie** de ce stage sera consacrée à la validation des méthodes prototypées à partir des cas d'usage en électromagnétisme. Cela nécessite des expérimentations numériques sur des supercalculateurs.

Le stage présente d'une part l'avantage d'implémenter une structure d'analyse et de visualisation très rapide qui s'avère utile pour les ingénieurs d'études et, d'autre part, d'avoir l'opportunité de travailler avec des techniques Deep-Learning et Reduction de Modèle sur des grands super-calculateurs. En effet, EDF possède aussi deux clusters de calcul, *Cronos* et *Gaia*, entre les 500 plus puissants au monde [<http://www.top500.org>].

Profil souhaité

- 3^{ème} année d'Ecole d'ingénieurs, Master 2
- Formation : intelligence artificielle et/ou analyse numérique

Environnement informatique :

- Python, PyTorch, Code_Carmel

Modalités

- Durée : 6 mois (5 mois minimum)
- Localisation : le stage se déroulera à EDF Lab Paris-Saclay

Contacts :

- A. Ribes - EDF Lab Paris Saclay - 7, Boulevard Gaspard Monge - 91120 Palaiseau, [alejandro.ribes\(a\)edf.fr](mailto:alejandro.ribes(a)edf.fr)
- J.P. Ducreux - EDF Lab Paris Saclay - 7, Boulevard Gaspard Monge - 91120 Palaiseau, [jean-pierre.ducreux\(a\)edf.fr](mailto:jean-pierre.ducreux(a)edf.fr)
- T. Delagnes - EDF Lab Paris Saclay - 7, Boulevard Gaspard Monge - 91120 Palaiseau, [theo.delagnes\(a\)edf.fr](mailto:theo.delagnes(a)edf.fr)

Références

Archambeau, F., Méchitoua, N., Sakiz, M.: Code_saturne: a finite volume code for the computation of turbulent incompressible flows. Int.J Journal on Finite Volumes (2004).

T. Delagnes, T. Henneron, S. Clenet and M. Fratila, "Development of a FE reduced model on a large operating range for a squirrel cage induction machine in nonlinear case", 2022 IEEE 20th Biennial Conference on Electromagnetic Field Computation (CEFC), Denver USA, pp. 1-2.



SUJET DE STAGE

**Hybridation entre Apprentissage
Automatique Profond et Modeles Reduits
pour la représentation de calculs de
champ électromagnétique**

DEPARTEMENT
ERMES
EDF R&D

L. Meyer, L. Poittier, A. Ribes, B. Raffin. Deep Surrogate for Direct Time Fluid Dynamics. Machine Learning and the Physical Sciences workshop at NeurIPS (Conference on Neural Information Processing Systems). December 2021.

Raissi, Maziar, Paris Perdikaris, and George E. Karniadakis. "Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations." *Journal of Computational physics* 378 (2019): 686-707.

A. Ribes , R. Persicot, L. Meyer, J-P. Ducreux . A hybrid Reduced Basis and Machine-Learning algorithm for building Surrogate Models: a first application to electromagnetism. Machine Learning and the Physical Sciences workshop at NeurIPS (Conference on Neural Information Processing Systems). December 2022.

R.C. Smith, Uncertainty quantification, SIAM, 2014.