







Sujet de stage de recherche

Implémentation d'un réseau de neurones interprétable pour la simulation et la réduction de modèles magnétothermiques

Présentation et contexte

À l'ère de l'industrie 4.0, la simulation numérique occupe une place centrale, que ce soit pour la conception, l'optimisation, la propagation d'incertitudes, les études paramétriques, ou l'établissement de jumeaux numériques [1]. Ce recours massif à la simulation s'accompagne d'une exigence d'efficiences des calculs numériques, qui doivent à la fois être les plus rapides possible, mais également les moins consommateurs en énergie. La simulation des phénomènes physiques repose aujourd'hui quasi-exclusivement sur la méthode des éléments finis [2], développée depuis les années 1950. Cette méthode, dont les fondations théoriques et l'implémentation sont parfaitement maîtrisées, reste cependant gourmande en puissance de calcul et peut manquer de flexibilité vis-à-vis des usages de l'industrie, notamment les larges études paramétriques lors de la phase de conception.

D'autres formalismes de simulation se développent du côté du machine learning, comme les « Physics-Informed Neural Networks » (PINNs) [3]. Leur principal inconvénient est de s'appuyer sur une architecture non-interprétable, ce qui complique leur généralisation à d'autres grandeurs que le champ physique : il est alors difficile d'inclure explicitement dans le modèle des paramètres variables (géométriques, matériaux, chargement, etc.). C'est précisément ce que propose l'architecture « Hierarchical Deep-Learning Neural Network representing Finite Element Method » (HiDeNN-FEM), qui propose une ré-implémentation de la méthode des éléments finis sur un modèle de réseau de neurones [4,5]. Par rapport à un code éléments finis classique, la structure tensorielle des réseaux de neurones permet une implémentation très efficace sur GPU, et les nombreux paramètres supplémentaires rendus explicitement accessibles (position des nœuds, propriétés matériaux, etc.) ouvrent des possibilités naturelles d'optimisation de forme, d'adaptation de maillage et de réduction de modèle, ce qui offre davantage de polyvalence et d'efficacité.

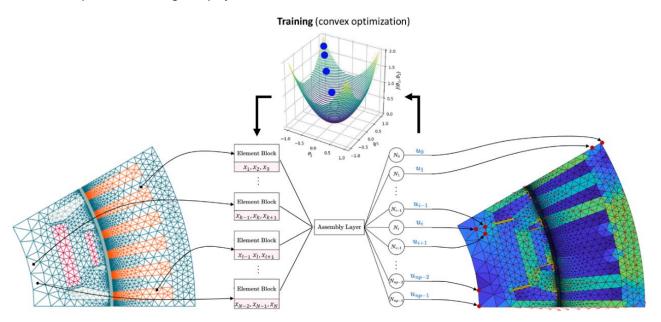


Figure 1 : Schématisation d'une architecture HiDeNN-FEM appliquée à la simulation magnétostatique d'un pôle de machine électrique

Dans ce contexte, le Laboratoire de Mécanique des Solides (LMS, École Polytechnique) développe actuellement un jumeau numérique de poumon pour l'aide au diagnostic de maladies respiratoires avec l'approche HiDENN-FEM, et a récemment publié un code open-source appliqué à la mécanique fortement non-linéaire, baptisé NeuROM [6].







Objectifs du stage

Ce stage vise à appliquer la méthode HiDENN-FEM aux physiques et problèmes du génie électrique. Une première étape sera de l'appliquer à un code thermique linéaire 2D. On implémentera notamment un raffinement de maillage automatique basé sur la minimisation de l'énergie totale. Une fois cette prise en main effectuée, on appliquera la méthode à un problème magnétostatique non-linéaire (pôle de machine synchrone à aimant). Selon l'avancement des travaux, une extension à un problème nécessitant des éléments d'arêtes spécifiques pourra être envisagée. Dans le cadre de la collaboration GeePs – LMS, les développements effectués lors de ce stage ont vocation à enrichir le package NeuROM. Il est donc attendu que le code soit correctement documenté et illustré de cas tests fonctionnels.

Profil souhaité

Ce stage s'adresse à des étudiants de niveau M1/M2 (ou 2^e-3^e année d'école d'ingénieur), intéressés par la modélisation numérique et par les architectures de réseaux de neurones. Une aisance dans le langage Python est souhaitée. Sans être requise, une expérience avec la bibliothèque PyTorch serait appréciée. Une connaissance générale de la méthode des éléments finis est un plus.

Déroulement du stage

Ce stage se déroulera au laboratoire GeePs (11 Rue Joliot Curie, 91192 Gif-sur-Yvette, France), au sein d'une équipe spécialisée dans la modélisation électromagnétique basse-fréquence. Des déplacements occasionnels au laboratoire LMS de (École Polytechnique, Route de Saclay, 91120 Palaiseau) sont à prévoir. Le stage durera au moins 8 semaines, à compter de février 2025 (dates flexibles). Le/la stagiaire aura à sa disposition un bureau, un ordinateur fixe équipé de Python et des bibliothèques nécessaires. Il lui sera aussi possible d'utiliser son ordinateur personnel. Le/la stagiaire aura également accès à un grand nombre de ressources bibliographiques (IEEE, Springer, Elsevier...) pour l'accompagner dans son travail.

Contacts

- Encadrant GeePs: T. Cherrière (theodore.cherriere@centralesupelec.fr, theodore.cherriere@ricam.oeaw.ac.at)
 - Site personnel: tcherrie.github.io
- Encadrants LMS:
 - o A. Daby-Seesaram (<u>alexandre.daby-seesaram@polytechnique.edu</u>)
 - Site personnel : <u>alexandredabyseesaram.github.io</u>
 - o K. Skardova (katerina.skardova@polytechnique.edu)
 - o M. Genet (martin.genet@polytechnique.edu)
 - Site personnel : mgenet.github.io

Références

- [1] Rubmann, M., Lorenz, M., Gerber P. et. al. (2015), « Industry 4.0—The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries », The Boston Consulting Group (consulté le 05/11/2024)
- [2] Manet, V. (2018). « Méthode des Éléments Finis: vulgarisation des aspects mathématiques et illustration de la méthode ». DEA. Eléments finis pour l'ingénieur, ViM2, Lyon, France. 2018, pp.429. (cel-00763690v8)
- [3] Raissi M., Perdikaris P., Karniadakis G.E. (2019). « Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. Journal of Computational Physics, 378, 686–707. https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045
- [4] Zhang, L., Cheng, L., Li, et. al. (2021). « Hierarchical deep-learning neural networks: Finite elements and beyond. » Computational Mechanics, 67(1), 207–230. https://doi.org/10.1007/s00466-020-01928-9
- [5] Liu, Y., Park, C., Lu, et. al. (2023). « HiDeNN-FEM: A seamless machine learning approach to nonlinear finite element analysis. » Computational Mechanics, 72(1), 173–194. https://doi.org/10.1007/s00466-023-02293-z
- **[6]** Daby-Seesaram, A., Škardová, K., & Genet, M. (2024). « Neurom » (Version v3.1.17) [Logiciel]. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.13907063