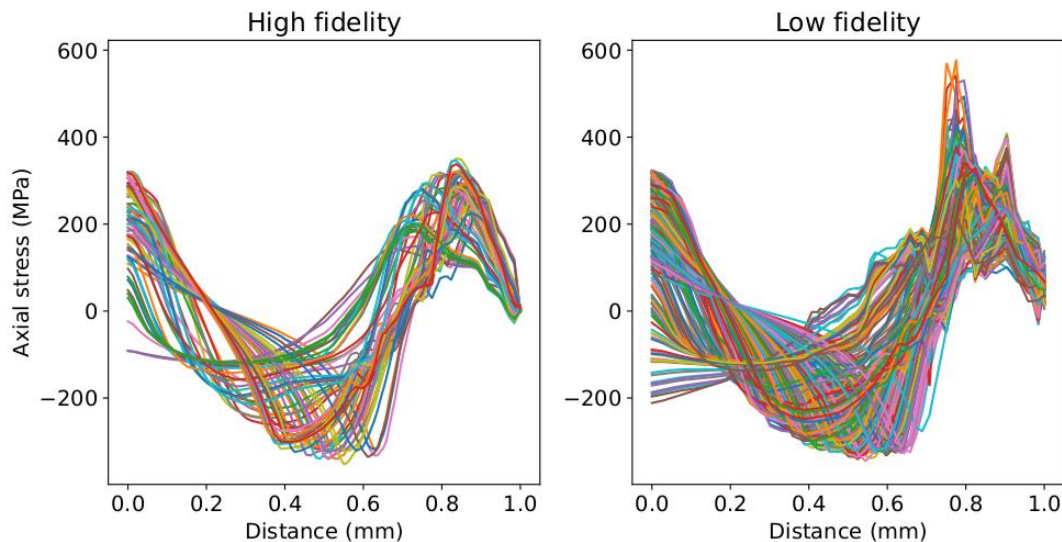


Méta-modélisation multi-fidélité de la simulation des procédés de soudage

Axial stress results



Mots clefs : mathématiques appliquées, machine learning, méta-modèles, multi-fidélité, simulation numérique du soudage, statistiques.

Contexte industriel :

Dans le contexte de la production d'électricité, EDF doit garantir la sûreté de ses installations, aussi bien pour les centrales en exploitation comme celles en construction. Les centrales sont constituées de dizaines de kilomètres de tuyauteries qui sont assemblées par de milliers de soudures. Du point de vue de la conception comme de la sûreté, avoir une bonne connaissance de l'état mécanique résiduel des nouvelles pièces soudées est primordial.

En effet, les *contraintes résiduelles* qui apparaissent en fin d'opération peuvent détériorer ou au contraire renforcer la tenue mécanique de l'équipement notamment lorsque celui-ci est mis sous pression.

Dans ce contexte, EDF R&D étudie la capacité des approches de machine learning (ML) à prédire de manière précise et robuste les champs de contraintes qui apparaissent au sein d'une pièce mécanique au terme d'une opération de soudage.

Contexte scientifique :

La *Simulation Numérique* permet d'estimer avec une précision maîtrisée l'état résiduel d'une pièce à la suite d'un procédé de fabrication. Par exemple, dans le cadre d'une opération de soudage, les méthodes de résolution par éléments finis permettent de résoudre finement le système d'équations non-linéaires thermo-élasto-plastique associé à l'apport de métal en fusion puis à la dilation et la compression du domaine sous l'effet de la chaleur.

Cependant, la simulation numérique d'opérations de soudage sur des configurations industrielles (3D, maillage fin, ...) a un coût computationnel élevé et ce, quel que soit le niveau de parallélisme injecté dans les calculs. Un compromis entre la précision des calculs et la vitesse de résolution est à établir en jouant sur des hyperparamètres tels que la densité du maillage ou les hypothèses physiques (loi de comportement, conditions aux limites, etc.).

Dans ce contexte, ce stage s'intéresse à la possibilité de coupler les simulations à des modèles d'apprentissage statistique, permettant d'explorer des comportements non simulés de façon approchée mais à moindre coût. Plus spécifiquement, la possibilité d'exploiter des méthodes de machine learning multi-fidélité est étudiée. L'idée de ces dernières étant d'apprendre des modèles en combinant des données venant de simulations du même phénomène physique avec différents niveaux de fidélité, et donc coût de calcul.

Objectif du stage :

L'objectif de ce stage est de mettre en place et étudier des méthodes de méta-modélisation multi-fidélité afin d'approcher le comportement des codes de simulation du soudage.

Les différents niveaux de fidélité du code seront obtenus en relâchant une partie des hypothèses et des contraintes physiques qui régissent la simulation (e.g., passage d'un comportement élasto-plastique à un comportement élastique), ou en modifiant les caractéristiques des maillages des simulations, ou alternativement en s'intéressant aussi bien à des simulations 2D que 3D. Différentes méthodologies à l'état de l'art seront considérées et comparées. Un intérêt particulier sera porté à la modélisation de sorties fonctionnelles telles que des profils spatio-temporels de contraintes.

Méthodes et stratégie :

Les méthodes identifiées sont basées sur les méta-modèles par Processus Gaussiens (GP) [1] adaptées au contexte multi-fidélité, telles que AR1 [2], NARGP [3] et Deep GP [4].

Deux problématiques de complexité croissante seront traitées pendant le stage :

- Prédiction de quantités d'intérêt scalaires synthétisant l'état résiduel post-soudage. Cette solution étant théoriquement plus simple, mais fournissant une information limitée sur les grandeurs physiques simulées.
- Prédiction de profils spatio-temporels de contraintes résiduelles de soudage dans des zones d'intérêt.

Le cœur du stage se construira autour de l'analyse des méthodes de modélisation les plus pertinentes dans le contexte de la simulation numérique du soudage, ainsi que sur la compréhension de l'influence des niveaux et types de fidélité sur les performances des méthodes multi-fidélité, tout en assurant le respect des comportements physiques étudiés.

Profil recherché :

Cœur des compétences :

Nous recherchons un.e candidat.e en dernière année d'études d'ingénieur ou en mathématiques appliquées, idéalement avec une majeure en apprentissage statistique, apprentissage profond ou probabilités. Le/La candidat.e devra justifier d'une expérience robuste sur des projets impliquant de l'apprentissage supervisé et/ou non supervisé. Pouvoir justifier d'un bon niveau de programmation, idéalement en Python, est également un plus.

Compétences supplémentaires :

Une compétence de niveau licence en mécanique du solide ainsi qu'en simulation numérique par éléments finis est un plus.

Information complémentaire :

Le stage se déroulera sur le site d'EDF Lab Chatou, dans le département PRISME, compétence « Procédés, Simulation des Procédés et Soudage ». La durée du stage est de 6 mois et commencera au plus tôt en mars 2025. Le stage sera encadré par Pablo Pereira Alvarez et Julien Pelamatti (ingénieurs-chercheurs).

Pour postuler, vous pouvez envoyer un mail aux contacts ci-dessous en fournissant un CV et une brève lettre de motivation.

pablo.pereira-alvarez@edf.fr
julien.pelamatti@edf.fr

Bibliographie :

- [1] Rasmussen, CE. and CKI. Williams. Gaussian Processes for Machine Learning. Adaptive Computation and Machine Learning. Cambridge, MA, USA: MIT Press, Jan. 2006, p. 248.
- [2] Le Gratiet, Loic. "Multi-fidelity Gaussian process regression for computer experiments". Thèse de doctorat dirigée par Garnier, Josselin Mathématiques appliquées Paris 7 2013. PhD thesis. 2013, 1 vol. (304 p.) url: <http://www.theses.fr/2013PA077081>.
- [3] Perdikaris, Paris et al. "Nonlinear information fusion algorithms for data-efficient multi-fidelity modelling". In: Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences 473.2198 (2017), p. 20160751.
- [4] Cutajar, K., Pullin, M., Damianou, A., Lawrence, N., & González, J. (2019). Deep gaussian processes for multi-fidelity modeling. *arXiv preprint arXiv:1903.07320*.