

Offre de Thèse 2025 - CEMEF

TITRE	<i>Développement de jumeaux numériques des procédés de mise en forme à chaud d'alliages de Zr par apprentissage profond</i>
Acronyme du projet	Al-Zr-Forgemaster
Modalités d'encadrement, de suivi de la formation et d'avancement des recherches du doctorant	<p>Selon les règles de l'Ecole Doctorale SFA (Université de la Côte d'Azur) et de la Spécialité Doctorale « Mécanique Numérique et Matériaux » de l'Ecole des Mines de Paris : en 1^{ère} année, rapport et soutenance bibliographique (Février) puis rapport et soutenance d'avancement (Juin) ; en fin de 2^{ème} année, réunion du Comité de Suivi de Thèse.</p> <p>Les travaux feront l'objet d'échanges constants entre le doctorant, ses collègues travaillant sur des thèmes proches, l'équipe encadrante et l'entreprise, et de réunions formelles trimestrielles avec fourniture préalable de documents et compte-rendu a posteriori.</p>
Objectif général	Développer les jumeaux numériques des procédés de mise en forme à chaud d'alliages de Zr, en déployant de l'apprentissage profond à l'état de l'art, sur la base de simulations éléments finis, de modèles analytiques et de données industrielles.
Contexte	<p>Au sein de Framatome, la Business Unit Combustible conçoit, fabrique et vend du combustible nucléaire pour les centrales de production d'électricité ainsi que pour les réacteurs de recherche. La Direction des Opérations Composants (DOC) maîtrise toutes les étapes de la métallurgie du zirconium, du minerai jusqu'à la réalisation de composants en alliage de zirconium: produits plats, barres et tubes destinés à la fabrication du combustible nucléaire; certains dérivés sont aussi utilisés dans l'industrie aéronautique ou médicale. La Direction des Opérations Composants dispose d'une expertise reconnue et de la plus forte capacité de production au monde avec ses 5 usines (Jarrie, Ugine, Rugles, Montreuil-Juigné et Paimboeuf). Elle dispose également d'un Centre de Recherches (CRC) spécialisé dans la métallurgie et les procédés de transformation des alliages de zirconium.</p> <p>Depuis 40 ans, la modélisation des procédés a été développée par Framatome/CRC et couvre désormais l'ensemble du processus de fabrication des composants en zirconium, de la métallurgie extractive à la fusion des lingots, en passant par la mise en forme à chaud et à froid, les traitements thermiques et le soudage. Ces modèles, des plus simples aux plus complexes, sont utilisés pour optimiser les procédés de fabrication et accélérer l'industrialisation de nouveaux alliages/produits.</p> <p>Tirant parti des grandes bases de données industrielles et des récents développements en matière d'IA, une nouvelle génération de modèles plus rapides et/ou plus précis se développe, en combinant des modèles basés sur la physique et des modèles purement basés sur les données. Les développements actuels du CRC vont dans la direction des jumeaux numériques des procédés, et en particulier ceux de mise en forme.</p>

Présentation
détaillée
avec si possible
figure(s)

Framatome utilise des gammes de mise en forme pour les alliages de zirconium. Dans les premières étapes, la matière est mise en forme à chaud au travers de 3 étapes principales : le forgeage libre, l'extrusion et le laminage.

Le centre de recherche Framatome/CRC travaille depuis de nombreuses années au développement de modèles numériques éléments finis (EF) pour mettre au point les gammes de mise en forme. Ces modèles sont précis mais très coûteux. Il existe également des modèles analytiques qui ont été mis au point comme outils d'aide à la décision rapide mais avec une précision bien moindre. On manque de modèles mécaniques et thermique de complexité intermédiaire permettant : (i) d'intégrer toutes les données industrielles disponibles ; (ii) identifier en temps réel, par analyse inverse, les propriétés mécaniques du matériau au cours de sa mise en forme ; (iii) actualiser en temps réel les paramètres de mise en forme en fonction des propriétés mécaniques du matériau. Les données disponibles sont multimodales puisque de natures différentes. Elles proviennent de base de données issues de simulations par la méthode des éléments finis, de prévisions réalisées par des modèles analytiques simplifiés et aussi des données industrielles de relevés effectués en cours de production.

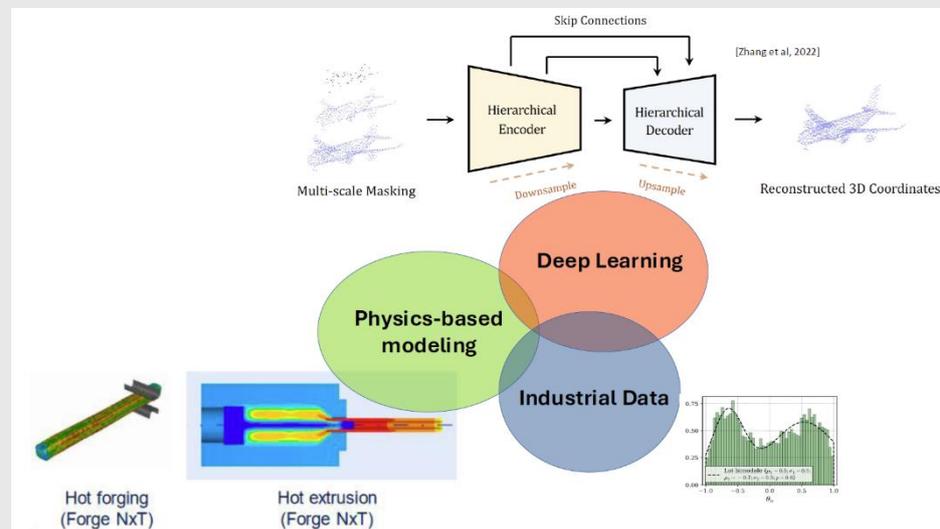


Figure 1: Apprentissage profond sur données multimodales en mise en forme des métaux

L'objectif de la thèse est de développer des modèles par apprentissage profond, de complexité croissante en exploitant au mieux l'ensemble des données multimodales, dans le but de donner naissance à des jumeaux numériques des procédés de mise en forme à chaud.

On commencera par développer des modèles sur le procédé de forgeage à chaud puis l'analyse sera progressivement étendue aux 3 procédés.

L'objectif final est de développer des jumeaux numériques capables d'intégrer les données industrielles au cours de la fabrication des produits, pour pouvoir adapter et optimiser les gammes de mise en forme (du forgeage au laminage) à partir des informations relevées dès les premières étapes de mise en forme (forgeage). Ces modèles pourraient également servir d'outils de formation pour le personnel pilotant les procédés, voire d'assistants virtuels s'ils sont capables de tourner en temps réel.

Nous faisons l'hypothèse que les données synthétiques issues de la modélisation EF vont aider l'apprentissage des corrélations entre paramètres de pilotage du procédé, enregistrements industriels (effort, température), et données de comportement du matériau, comme dans [Pereira et al. 2021]. Cependant, les données de modèles EF ont des dimensions très grandes. On parle ici de la dimension des vecteurs d'état,

ou degrés de libertés, calculés par un modèle EF [Ryckelynck et al. 2024]. L'enjeu de cette thèse est de développer une cascade de modèles, du plus rapide au plus précis, en exploitant des méthodes d'apprentissage profond. Pour faciliter la représentation des données EF on adopte une représentation de type nuage de points [Guo et al, 2020] [Saranti et al., 2024] et l'on cherche à modéliser la déformation de ce nuage de points au cours d'étapes de de déformation au contact avec les outils de mise en forme. Il y a encore très peu de publication sur l'IA pour traiter les déformations de nuages de points. On concentrera notre analyse sur une zone d'intérêt à déformation maximale. Au cours de la thèse on va s'intéresser aux 3 modèles simplifiés suivants : un modèle analytique M0, un méta-modèle M1 de type apprentissage profond sur nuage de points et un modèle d'apprentissage profond informé par la physique M2. M0 est un modèle existant que l'on actualisera à partir des données multimodales. Pour le méta-modèle M1, on propose de développer une réduction de dimension des données multimodales à l'aide d'un auto-encodeur masqué sur nuages de points [Zhang et al, 2022][Kaiming et al. 2021] ou de type MLP-Mixer [Dao et al. 2023][Ekambaram et al. 2023], avec une technique d'apprentissage auto-supervisé. Le modèle M1 pourra être amélioré par la technique de "fine-tuning" sur des données exclusivement industrielles. Pour le modèle M2, on utilisera un Graph Neural Network (GNN) informé par la physique [Gao et al. 2022] [P. Garnier, E. Hachem 2025] développé au CEMEF par l'équipe CFL depuis 2021 [Chen et al. 2021]. Ces travaux ont vocation à enrichir les modèles similaires à ceux développés par Transvalor pour Forge® (TSV PyLab), sans devoir réécrire les équations de la mécanique des matériaux. M2 sera le plus précis des modèles hors modèle EF. Afin d'accélérer les prévisions sur GNN, on développera une méthode de zoom structural innovante, dans la zone de déformation maximale, alimentée par apprentissage profond [Launay et al., 2022]. L'animation scientifique de ces travaux s'appuiera sur le programme PR[AI]RIE-PSAI de l'Université PSL (<https://psl.eu/actualites/ia-cluster>).

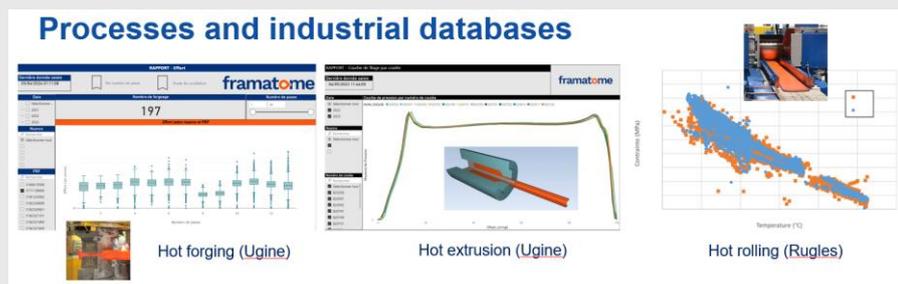


Figure 2 : Etapes de mise en forme à chaud et données associées

Réf.
bibliographiques

[Chen et al. 2021] J Chen, J. Viquerat, E Hachem (2021). Graph neural networks for laminar flow prediction around random two-dimensional shapes, Physics of Fluids 33 (12).

[Dao et al. 2023] Dao, Tuan Van and Sato, Hiroshi and Kubo, Masao (2023). MLP-Mixer-Autoencoder: A Lightweight Ensemble Architecture for Malware Classification, Information, 14, 3, <10.3390/info14030167>

[Ekambaram et al. 2023] Ekambaram, Vijay and Jati, Arindam and Nguyen, Nam and Sinthong, Phanwadee and Kalagnanam, Jayant (2023). TSMixer: Lightweight MLP-Mixer Model for Multivariate Time Series Forecasting, Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, <10.1145/3580305.3599533>

	<p>[Gao et al. 2022] Gao, Han and Zahr, Matthew J. and Wang, Jian-Xun (2022). Physics-informed graph neural Galerkin networks: A unified framework for solving PDE-governed forward and inverse problems, <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i>, <10.1016/j.cma.2021.114502>.</p> <p>[Garnier et al. 2025] Paul Garnier, Vincent Lannelongue, Jonathan Viquerat, Elie Hachem (2025). MeshMask: Physics-Based Simulations with Masked Graph Neural Networks, ICLR.</p> <p>[Guo et al, 2020] Guo, Y., Wang, H., Hu, Q., Liu, H., Liu, L., & Bennamoun, M. (2020). Deep learning for 3d point clouds: A survey. <i>IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence</i>, 43(12), 4338-4364.</p> <p>[Kaiming et al. 2021] Kaiming He, Xinlei Chen, Saining Xie, Yanghao Li, Piotr Dollár, Ross Girshick} (2021). Masked Autoencoders Are Scalable Vision Learners, arXiv, https://arxiv.org/abs/2111.06377.</p> <p>[Launay et al., 2022] Launay H., Ryckelynck D., Lacourt L., Besson J., Mondon A & Willot F. (2022), Deep multimodal autoencoder for crack criticality assessment, <i>International Journal for Numerical Methods in Engineering</i>, 123, 6, 1456-1480.</p> <p>[Pereira et al. 2021] Pereira Álvarez P. , Kerfriden P. , Ryckelynck D. , Robin V. (2021). Real-Time Data Assimilation in Welding Operations Using Thermal Imaging and Accelerated High-Fidelity Digital Twinning. <i>Mathematics</i> , 9 (18), pp.2263. <10.3390/math9182263>.</p> <p>[Ryckelynck et al. 2024] Ryckelynck D., Casenave F., Akkari N. (2024). Manifold Learning, Model Reduction in Engineering, Springer Nature Switzerland, 2024, SpringerBriefs in Computer Science, <10.1007/978-3-031-52764-7>.</p> <p>[Saranti et al., 2024] Saranti, A., Pfeifer, B., Gollob, C., Stampfer, K., & Holzinger, A. (2024). From 3D point-cloud data to explainable geometric deep learning: State-of-the-art and future challenges. <i>Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery</i>, 14(6), e1554.</p> <p>[Zhang et al, 2022] Zhang, R., Guo, Z., Gao, P., Fang, R., Zhao, B., Wang, D., ... & Li, H. (2022). Point-M2AE: multi-scale masked autoencoders for hierarchical point cloud pre-training. <i>Advances in neural information processing systems</i>, 35, 27061-27074.</p>
<p>Objectifs de valorisation des travaux de recherche du doctorant</p>	<p><i>Rédaction d'articles</i> <i>Présentation dans des conférences internationales</i></p>
<p>Outils</p>	<p><i>Python, PyTorch, Forge NxT</i></p>
<p>Mots-clé</p>	<p>Apprentissage profond, auto-encodeur, point clouds, graph neural network</p>
<p>Type projet/ collaboration</p>	<p>La thèse (CIFRE) est financée par Framatome, elle se déroulera également dans le cadre du programme PR[AI]RIE-PSAI de l'Université PSL (https://psl.eu/actualites/ia-cluster), qui lui apportera une animation scientifique complémentaire.</p>
<p>Profil & compétences</p>	<p>Master en Mathématiques Appliquées ou Master/Ingénieur en Mécanique Numérique. Rigueur et capacité à s'investir pleinement dans un sujet. Aptitude au travail en équipe. Maîtrise de la langue anglaise (niveau B2 minimum).</p>
<p>Salaire</p>	<p>38,5 k€/an</p>

Lieux	- MINES Paris PSL, CEMEF, Sophia Antipolis (80%) - Framatome, Centre de Recherches d'Ugine (20%)
Equipe(s) de recherche	CSM (Computational Solid Mechanics)
Encadrant / Dir. de thèse	David Ryckelynck, Professeur de Mines Paris PSL, directeur de la thèse David.ryckelynck@minesparis.psl.eu Katia Mocellin, Directrice de Recherches (HDR) de Mines Paris PSL, co-directrice de thèse Katia.mocellin@minesparis.psl.eu Alexis Gaillac, Ingénieur, Expert, Framatome alexis.gaillac@framatome.com

Pour postuler :

Le dépôt de votre candidature se fait en ligne uniquement en remplissant le formulaire CEMEF en ligne sur :
<https://applyfor.cemef.mines-paristech.fr/phd>