

Sujet de Thèse en Intelligence Artificielle et Transition Numérique - Énergétique

Titre : Jumeaux numériques et Deep Learning pour la conception optimisée et décarbonée des fours verriers industriels

L'industrie verrière, au cœur des filières matériaux stratégiques en Europe, est aujourd'hui confrontée à une transformation sans précédent. La nécessité de réduire drastiquement son empreinte carbone, combinée aux exigences de performance et de qualité, impose une réinvention en profondeur de ses procédés thermiques. Parmi les leviers les plus prometteurs, l'électrification des fours s'impose comme un moyen efficace de décarboner la production, mais entraîne des bouleversements majeurs dans les régimes thermiques et la dynamique des écoulements, remettant en question les fondements mêmes de la conception actuelle des fours : durée de vie, qualité du verre, efficacité énergétique.

Dans ce contexte, la thèse s'inscrit dans le cadre ambitieux de la chaire industrielle ANR "TwinHeat", qui fédère cinq partenaires majeurs : trois producteurs de verre (dont Saint-Gobain et Verallia), un concepteur de fours, un éditeur de logiciels de simulation, et le centre de mise en forme des matériaux (CEMEF) de Mines Paris PSL. L'objectif commun est de concevoir une nouvelle génération de jumeaux numériques, capables de reproduire avec fidélité le comportement thermique et fluide des fours, tout en étant pilotés et optimisés par des techniques avancées d'intelligence artificielle. Ce projet repose sur un couplage inédit entre les outils de simulation numérique haute-fidélité (CFD, FEM, etc.) et des algorithmes de Deep Learning, dans le but de réduire les temps de calcul, d'explorer plus largement l'espace de conception, et de répondre aux exigences industrielles croissantes.

La thèse propose de développer un cadre numérique intelligent permettant de concevoir, simuler et optimiser les environnements des fours verriers en fonction d'un cahier des charges exigeant incluant notamment la réduction de l'empreinte carbone, l'amélioration de la performance énergétique et le maintien de la qualité produit. L'enjeu principal réside dans la capacité à intégrer un agent d'apprentissage profond au cœur d'une simulation physique complexe, tout en assurant la robustesse, la rapidité d'entraînement, et la généralité du modèle. Là où les approches classiques (comme les méthodes adjointes) nécessitent des ajustements coûteux pour chaque situation, le recours au Deep Learning (RL, GNN,...) permettra d'envisager une solution globale, adaptative, et scalable à grande échelle industrielle.

Le travail s'articulera autour de plusieurs axes : le développement d'environnements d'apprentissage simulés et couplés à la physique, la mise en œuvre d'agents intelligents (type PPO, PBO, ou DDPG) capables d'optimiser l'architecture et la régulation des fours selon des métriques physiques et énergétique, et l'intégration de méthodes de meta-learning pour permettre la transférabilité des solutions à d'autres géométries ou régimes. Le tout sera validé à partir de cas d'usage industriels concrets fournis par les partenaires, incluant données historiques, contraintes réelles d'exploitation, et bancs d'essais numériques. Le projet bénéficie du soutien de plateformes de calcul haute performance (HPC), d'outils logiciels de pointe et d'un encadrement scientifique au centre de recherche CEMEF UMR CNRS, Mines Paris PSL, basé à Sophia-Antipolis, avec une immersion prévue sur différents sites industriels français.

Contacts :

Franck Pigeonneau : franck.pigeonneau@minesparis.psl.eu

Elie Hachem : elie.hachem@minesparis.psl.eu

Partenaires :