

Avis de soutenance

Monsieur Sevan Garois

Soutiendra publiquement ses travaux de thèse intitulés :

Méthodologie basée sur l'intelligence artificielle pour la validation de la conformité de pièces traitées par renforcement superficiele

Dirigé par le Professeur Francisco Chinesta et Monsieur Monzer Daoud

Soutenance prévue le 8 Septembre 2023 à 14h00 au Arts et Métiers Laboratoire PIMM 151
Boulevard de l'Hôpital 75013 Paris

Salle : Amphitéâtre Pinel

Composition du Jury de thèse :

M. Antonio FALCO MONTESINOS	Universidad CEU Cardenal Herrera	Rapporteur
Mme Marianne BERINGHIER	ISAE-ENSMA	Rapporteur
M. Mohammed JEBABI	ENSAM	Examineur
M. Amine AMMAR	ENSAM	Examineur
M. Souheil-Antoine TAHAN	ETS Montréal	Examineur
M. Francisco CHINESTA	ENSAM	Examineur

Mots clés : Renforcement superficiel ; Chauffage par induction ; Trempe ; Acier C45 ; Dureté ; Contrainte résiduelle ; Modélisation par éléments finis ; Apprentissage automatique ; Explicabilité de l'intelligence artificielle ; Problème inverse

Résumé :

La modélisation des systèmes physiques est une étape déterminante dans l'industrie pour optimiser les différents procédés. Les techniques les plus utilisées pour cela sont historiquement la modélisation par éléments finis (MEF) et la modélisation analytique. Néanmoins, la complexité de systèmes multi-physiques sur des géométries complexes, comme le procédé de renforcement superficiel faisant intervenir la chauffe par induction et ensuite la trempe, induit un temps de calcul extrêmement coûteux pour la MEF et une grande approximation au niveau des résultats pour la modélisation analytique. Depuis quelques années, avec l'avènement de l'intelligence artificielle (IA), l'apprentissage automatique (ML) apparaît comme une solution satisfaisante au niveau du temps de calcul et de la précision de la prédiction. Cette thèse a donc pour but de modéliser le procédé de renforcement superficiel sur un pignon à denture droite d'acier C45, plus particulièrement la prédiction de la dureté et dans une moindre mesure la prédiction des contraintes résiduelles.

Premièrement, la collection de données synthétiques provenant de la simulation par MEF et de données expérimentales a été effectuée. La prédiction des profils de dureté en profondeur a été réalisée que ce soit avec un entraînement sur les données de simulation ou les données expérimentales. La première modélisation basée sur la simulation par EF a deux approches : un modèle uniquement basé sur les données et un modèle hybride utilisant de l'information supplémentaire et pertinente via un modèle physique. La deuxième modélisation basée sur les données expérimentales a engendré une multitude de cas variés qui ont été traités. Après la dureté, les profils de contrainte résiduelle ont également été modélisés via les données de simulation par EF. Toutes les modélisations ont été réalisées via des modèles "boîte-noire" tel que le eXtrem Gradient Boosting (XGBoost) dont la logique interne nous est inconnue.

De ce fait, une étude d'explicabilité des résultats par ML a été menée pour s'assurer de la véracité et de la cohérence des prédictions par rapport aux principes physiques bien connus. Pour cela, différents outils ont été utilisés comme la bibliothèque basée sur la théorie du jeu, SHAP, ou encore les modèles de substitution qui miment de manière interprétable les résultats du modèle boîte noire. Cela a permis de justifier les résultats obtenus par des implications majeures de différents paramètres du procédé ou par des règles compréhensibles.

Pour finir, une modélisation du problème inverse a été réalisée pour optimiser le procédé en permettant d'obtenir les paramètres procédés en fonction des paramètres de sortie désirés. Cette approche inverse a mis en lumière la difficulté de ce type de modélisation permettant de formuler un problème plus simple qui a menée vers une modélisation avec des résultats intéressants.