

ECOLE DOCTORALE SCIENCES ET METIERS DE L'INGENIEUR
Laboratoire Procédés et Ingénierie en Mécanique et Matériaux (PIMM)
Campus de Paris

THÈSE

Présentée par **Fariba EBRAHIMIMIAN**

Soutenue le **19 December 2025**

Pour obtenir le **Doctorat** délivré par

L'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers

Spécialité : Mécanique - matériaux

**AI-Driven Enhanced Techniques for Process
Molding and Structural Optimization**

Thèse dirigée par :

Prof. Francisco CHINESTA

et co-encadrée par :

Dr. Alberto BADIAS

M. Elias Cueto
M. Juan José Ródenas
M. Francisco Chinesta
M. Alberto Badias
M. Amine Ammar
Mme. Iciar Alfaro
M. Enrique Nadal
M. Mohamed Jebahi

Professeur, Universidad de Zaragoza
Professeur, Universitat Politècnica de València
Professeur, Arts et Métiers ParisTech
Professeur, Universidad Politècnica de Madrid
Professeur, Arts et Métiers ParisTech
Professeure, Universidad de Zaragoza
Professor, Universitat Politècnica de València
Maître de Conference, Arts et Métiers ParisTech

Jury
Rapporteur
Rapporteur
Directeur de thèse
Co-encadrant
Examinatrice
Examinatrice
Examinateur
Examinateur

**T
H
È
S
E**



*This project has received funding from
the European Union's Horizon 2020
research and innovation programme
under the Marie Skłodowska-Curie*



Keywords: Computational mechanics, Artificial Intelligence, Deep Learning, Topology Optimization, Sheet molding compound, Model Order Reduction.

Abstract: As scientific progress accelerates, the demand for models with higher accuracy, faster performance, and more reliable results continues to grow. This work develops and applies deep learning methods to the analysis and optimization of mechanical systems, focusing on both processing molding, and structural design, with tailored architectures for the problems addressed in this thesis.

The first part of the thesis focuses on the Compression Molding (CM) process. While there are various types of compression molding methods, our emphasis is specifically on the Sheet Molding Compounds (SMC) process. A numerical model based on Computational Fluid Dynamics (CFD) is used to describe squeezing flow. A feedforward neural network (FFNN) is trained using boundary evaluation data by applying Model Order Reduction (MOR). Then, an inverse analysis is performed with the neural network to determine the optimal precharge geometry. Building on this, a surrogate model is introduced that can provide instant predictions of the best precharge shape for a given mold and compression time.

The second part of this thesis focuses on topology optimization in Computational Structural Mechanics (CSM), where the objective is to minimize compliance. A hybrid strategy is introduced that combines data-driven methods, utilizing Convolutional Neural Network (CNN) encoder-decoder structures, with classical analytical formulations. This approach improves accuracy and provides real-time solutions to topology optimization problems, even under randomly varying boundary conditions and applied loads.

As a result, this study shows that combining deep learning with established computational mechanics can significantly accelerate the analysis and optimization of mechanical systems by enabling real-time predictions. At the same time, numerical models and computational mechanics remain essential to provide the physical grounding and accuracy needed to validate and guide data-driven approaches.

Résumé: À mesure que le progrès scientifique s'accélère, la demande de modèles offrant de meilleures performances, une plus grande précision et des résultats plus fiables ne cesse de croître. Ce travail présente le développement et l'application de méthodes d'apprentissage profond pour l'analyse et l'optimisation des systèmes mécaniques. Cela est réalisé en se concentrant simultanément sur la modélisation des procédés et la conception structurelle. Plusieurs architectures sont étudiées et adaptées aux problématiques abordées.

La première partie de la thèse concerne le procédé de moulage par compression. Plus précisément, l'étude se concentre sur le procédé de Sheet Molding Compounds (SMC). Un modèle numérique basé sur la dynamique des fluides numérique (CFD) est utilisé pour décrire l'écoulement de compression. Un réseau de neurones à propagation avant (FFNN) est entraîné en utilisant des données d'évaluation de frontière par l'application de la réduction d'ordre de modèle (MOR). Ensuite, une analyse inverse est réalisée à l'aide d'un réseau de neurones afin de déterminer la géométrie optimale de la précharge. Sur cette base, un modèle de substitution est introduit. Ce modèle est capable de fournir instantanément une estimation de la meilleure forme de précharge, pour un moule et un temps de compression donnés.

La deuxième partie de la thèse porte sur l'optimisation topologique en mécanique des structures numériques (CSM) où l'objectif est de minimiser la compliance. Une stratégie hybride est proposée, combinant l'utilisation de méthodes guidées par les données avec des formulations analytiques classiques. Cette approche permet d'améliorer la précision et de fournir des solutions en temps réel aux problèmes d'optimisation topologique, même pour des conditions aux limites et des charges appliquées variant aléatoirement.

Cette étude montre que la combinaison de l'apprentissage profond et de la mécanique numérique peut accélérer considérablement l'analyse et l'optimisation des systèmes mécaniques en permettant des prédictions en temps réel. Dans le même temps, l'exploitation des modèles numériques et de la mécanique computationnelle demeurent essentiels pour assurer le sens physique et la précision nécessaires à la validation et à l'orientation des approches guidées par les données.