



## Résumé

Les progrès en imagerie et en corrélation d'images numériques (CIN) permettent aujourd'hui d'accéder à des champs de déplacements très riches, ouvrant notamment la voie à l'identification de champs de propriétés matériaux. Toutefois, ce type d'identification correspond à un problème inverse en grande dimension, qui peut mettre en difficulté les méthodes classiques, souvent trop coûteuses dans ce cas.

Dans ce contexte, nous développons une approche basée sur les réseaux de neurones informés par la physique (PINN), capable d'identifier des champs de propriétés matériaux à partir de données expérimentales CIN ou directement à partir des images. Contrairement aux approches classiques de machine learning, ces réseaux ne nécessitent pas un entraînement lourd basé sur de nombreux scénarios en apprentissage supervisé lors d'une phase offline avant de pouvoir être exploités efficacement en phase online. En effet, les paramètres physiques inconnus peuvent être intégrés comme paramètres du réseau de neurones, permettant ainsi une identification du modèle physique "à la volée" au cours de l'entraînement. Numériquement, cette approche reste quasiment insensible à la dimensionnalité des paramètres physiques à inférer (1), grâce à la structure particulière des réseaux qui facilite l'évaluation des gradients via la différentiation automatique.

La méthode développée repose sur une formulation mixte dans laquelle les champs de déplacement et de contrainte sont représentés par deux réseaux de neurones distincts. Plusieurs innovations sont introduites pour rendre l'approche performante en mécanique expérimentale (2) : en particulier, formulation d'équilibres mécaniques globaux afin d'exploiter les forces de réaction mesurées, utilisation de Fourier Features pour capturer les variations locales des solutions, et stratégie d'initialisation et d'optimisation alternée pour permettre la convergence dans des espaces de grande dimension. L'approche est d'abord validée sur des données synthétiques (déplacements et images), où elle permet de reconstruire avec précision des distributions complexes du module de Young, tant en élasticité linéaire qu'en hyperélasticité, tout en réduisant fortement l'effet du bruit. Elle est ensuite appliquée à des données expérimentales CIN, et permet alors de reconstruire des champs de module de Young révélant l'endommagement. La méthodologie s'est révélée non seulement précise, mais également efficace, ne nécessitant que des ressources informatiques standard.

---

\*Intervenant