
QUAND LA DVC ALIMENTE L'APPRENTISSAGE DE LOIS DE COMPORTEMENT

Clément Jailin*¹

¹Ecole Normale Supérieure Paris-Saclay – Université Paris-Saclay, CentraleSupélec, ENS Paris-Saclay, CNRS, LMPS - Laboratoire de Mécanique Paris-Saclay, 91190, Gif-sur-Yvette, France. – France

Résumé

Les techniques de corrélation d'images volumiques, combinées à l'imagerie tomographique, ont profondément transformé l'analyse expérimentale des matériaux en permettant l'accès à des champs de déplacement tridimensionnels, à haute résolution spatiale et temporelle. Ces avancées ouvrent la voie à une exploitation beaucoup plus riche des données expérimentales, dépassant les approches classiques fondées sur des mesures globales ou des observables intégrées.

Dans cette présentation, une transition méthodologique entre la mesure de champs et l'apprentissage automatique des lois de comportement est proposée, en mettant l'accent sur l'exploitation directe des champs 4D (espace+temps) issus de la DVC. Ces champs riches, redondants et fortement informatifs, constituent un support privilégié pour l'identification inverse et la découverte de comportements mécaniques complexes.

Le cadre des réseaux de neurones augmentés par la physique, qui intègrent explicitement des principes thermodynamiques fondamentaux dans l'architecture des réseaux de neurones, sera discutées. Cette hybridation permet de concilier la flexibilité et l'expressivité des approches fondées sur les données avec la robustesse et l'interprétabilité des formulations mécaniques classiques.

Dans le prolongement de ces développements, différentes stratégies de couplage entre apprentissage et données expérimentales seront présentées, notamment celles fondées sur l'écart à l'équilibre ou sur l'utilisation de champs virtuels, permettant d'exploiter conjointement les champs de déplacement mesurés par DVC et les informations de chargement globales dans un cadre d'apprentissage expérimental.

À partir d'exemples expérimentaux, issus de mesures de champ 4D, il sera montré comment l'apprentissage permet de mettre en évidence des comportements hyperélastiques, au-delà des modèles constitutifs standards.

L'accent sera mis sur le rôle clé de la richesse des données volumétriques pour contraindre efficacement les modèles appris et limiter les biais d'identification.

Ces résultats illustrent le potentiel d'un domaine en plein essor, à l'interface entre la mesure de champs, la tomographie et l'apprentissage, et ouvrent de larges perspectives en termes de méthodologies, de cadres d'identification et d'applications expérimentales à venir.

*Intervenant