



Machine Learning Based Finite Volume Methods for Compressible Fluid Dynamics

Méthodes volumes-finis améliorées par Machine Learning pour la dynamique des fluides compressible

Soutenance de thèse – Guillaume DE ROMÉMONT

Vendredi 21 novembre 2025 à 10h00

En présentiel : Amphi Pinel, ENSAM, 151 boulevard de l'hôpital, 75013, Paris

et en distanciel : Jitsi : https://rdv.onera.fr/Soutenance_de_these_guillaume_de_romemont

(Configuration recommandée : navigateur Chrome)

Devant le jury composé de :

Examineurs :

- Paola CINNELLA, Professeure, SORBONNE UNIVERSITÉ
- Elias CUETO, Professeur, UNIVERSITÉ DE SARAGOSSE
- Antonio FALCO, Professeur, UNIVERSITÉ CARDINAL HERRERA

Rapporteurs :

- Taraneh SAYADI, Professeure, CNAM
- Xavier MERLE, Chargé de recherche, ENSAM
- Victor MICHEL-DANSAC, Chargé de recherche, INRIA

Directeur de thèse :

- Francisco CHINESTA, Professeur, ENSAM

Encadrants :

- Florent RENAC, Ingénieur, ONERA/DAAA
- Jorge NUNEZ, Ingénieur, ONERA/DAAA
- Denis GUEYFFIER, Ingénieur, ONERA/DAAA puis ONERA/DSG
- Piotr MIROWSKI, DeepMind

Résumé / Abstract :

Les équations aux dérivées partielles hyperboliques sont centrales en physique pour modéliser notamment des phénomènes de propagations d'ondes, mais elles développent naturellement des discontinuités. Ces solutions ne sont pas nécessairement uniques et les équations doivent être complétées par des conditions d'admissibilité supplémentaires afin de sélectionner la solution physique. Tandis que les calculs numériques visent à supplanter les démarches expérimentales, ils deviennent de plus en plus lourds en termes de temps de calcul. L'apprentissage automatique offre de nouvelles possibilités pour résoudre ces problèmes, en ayant de bonnes capacités de généralisation et des temps d'inférences généralement faibles. Cependant, ce type de solveur est souvent confronté à des problèmes de stabilité et ne peut en général pas respecter certaines contraintes physiques exactement. Les travaux récents se sont donc concentrés sur des méthodes hybrides, intégrant l'apprentissage automatique dans des schémas volumes finis afin d'améliorer la capture des chocs, des limiteurs de flux ou la prédiction des flux, même si des défis subsistent pour trouver un équilibre entre précision, stabilité et efficacité de calcul. Cette thèse propose un modèle sous-grille interprétable et cohérent avec l'entropie, doté de capacités de super-résolution et intégré dans un solveur volumes finis du second ordre, capable de reproduire des solutions à maillage fin sur des maillages grossiers sans enfreindre les contraintes physiques. La présente thèse développe également une architecture de transformer préservant le volume, adaptée aux EDPs hamiltoniennes.

Nonlinear hyperbolic partial differential equations are central to modeling fluid dynamics, wave propagation, and electromagnetism, yet they naturally develop discontinuities. These solutions are not necessarily unique and the equations must be supplemented with further admissibility conditions to select the physical solution. While numerical calculations aim to replace experimental approaches, they are becoming increasingly time-consuming in terms of computing time. Machine Learning offers new opportunities for solving these problems, providing scalability and generalization across parameters with fast inference time, but data-driven solvers often face stability issues and lack strict physical constraints. Recent work has therefore focused on hybrid methods, embedding ML within finite volume schemes to improve shock capturing, flux limiting, and flux prediction, though challenges remain in balancing accuracy, stability, and efficiency while ensuring conservation. This thesis contributes by proposing an interpretable, entropy-consistent subgrid model with super-resolution capabilities within a second-order finite volume solver, capable of reproducing fine-grid solutions on coarse meshes without violating physical constraints. The present thesis presents also a volume-preserving transformer architecture tailored for Hamiltonian PDEs.

Mots clés / Key words :

Apprentissage Automatique, Méthode des Volumes Finis, Lois de Conservation Hyperboliques, Réseaux Neuronaux Convolutifs, Transformer, Hamiltoniens

Machine Learning, Finite Volume Method, hyperbolic conservation laws, Convolutional Neural Networks, Transformer, Hamiltonians