

# Réseaux de neurones et modèles réduits pour les plasmas

L. Bois<sup>1,2</sup>, N. Crouseilles<sup>3,4</sup>, E. Franck<sup>1,2</sup>, L. Navoret<sup>1,2</sup>, G. Steimer<sup>1</sup>, V. Vigon<sup>1</sup>

<sup>1</sup>IRMA, UMR 7501, Université de Strasbourg et CNRS, 7 rue René Descartes, 67000, France

<sup>2</sup>INRIA Nancy-Grand Est (TONUS), 7 rue René Descartes, 67000, France

<sup>3</sup>Université de Rennes, INRIA Bretagne Atlantique (MINGus), IRMAR, France

<sup>4</sup>ENS Rennes, France

mél: laurent.navoret@math.unistra.fr

Les algorithmes d'apprentissage par réseau de neurones sont devenus très performants pour diverses tâches de traitement de données (interpolation, classification), notamment en imagerie. Récemment, ils sont également employés pour construire de nouveaux modèles physiques. Nous présentons dans cet exposé deux types d'utilisation des réseaux de neurones pour construire des modèles réduits de plasma à partir de données issues de simulations numériques.

La première méthode consiste à construire des fermetures de modèles fluides valables dans des régimes faiblement collisionnels. À partir de données issues de simulations de modèles cinétiques, les réseaux de neurones permettent en effet d'apprendre les flux des chaleurs et les tenseurs de pression valables dans une gamme de nombres de Knudsen étendue. Les modèles obtenus sont moins coûteux à résoudre que les modèles cinétiques et plus précis que des modèles fluides de type Navier-Stokes. Pour accomplir cet objectif, différentes structures de réseaux de neurones ont été proposées [2,3] et des processus de prétraitement de données doivent être effectués. Nous exposerons nos résultats [1] sur la fermeture du modèle Euler-Poisson et nous discuterons des questions de stabilité et de convergence des méthodes obtenues.

Une autre méthode pour construire des modèles réduits consiste à utiliser les capacités des méthodes d'apprentissage à déterminer les principales variables sous-jacentes permettant de décrire la dynamique complète. Nous présenterons nos premiers résultats sur le sujet, basés sur des simulations particulières et un réseau de neurones de type auto-encoder.

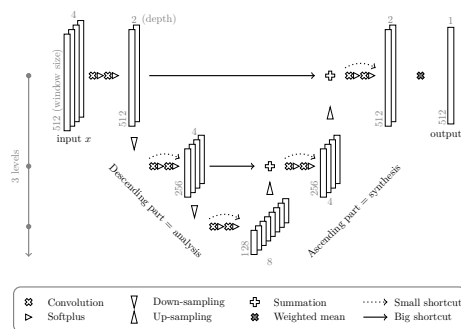


Figure 1 : Réseaux de neurones utilisé dans [1]

## Références

- [1] L. Bois, E. Franck, L. Navoret, V. Vigon, A neural network closure for the Euler-Poisson system based on kinetic simulations. Accepted in Kin. Rerlat. Models (2021)
- [2] J. Han, C. Ma, Z. Ma, and W. E. Uniformly accurate machine learning based hydrodynamic models for kinetic equations, PNAS, **16**, 44 (2019)
- [3] C. Ma, B. Zhu, X.Q. Xu, and W. Wang. Machine Learning Surrogate Models for Landau Fluid Closure. Physics of Plasmas, **27**, 4 (2020).

Statut : permanent