

Utilisation de l'intelligence artificielle pour améliorer les performances de simulations d'hydrodynamique radiative

G. Radureau¹, C. Michaut¹, A.I. Comport², R. Drouilly¹

1) Université Côte d'Azur, CNRS, OCA, Lagrange, France

2) Laboratoire I3S, Université Côte d'Azur, CNRS, Sophia Antipolis, France

Abstract :

L'hydrodynamique radiative modélise le couplage entre la dynamique d'un plasma chaud hypersonique et le rayonnement qu'il produit ou un rayonnement externe. L'hydrodynamique radiative permet de comprendre les écoulements de matière dans des conditions extrêmes présentes dans de nombreux objets astrophysiques. Il en existe différents modèles simplifiés, qui sont limités ou encore faux dans la plupart des cas. C'est dans ce contexte que le code HADES, qui veut dire "Hydrodynamique Adaptée à la Description d'Écoulements Supersoniques" a été développé (Nguyen 2011, Michaut & al. 2011, Michaut & al. 2017). Ce code résout les équations générales de l'hydrodynamique radiative dans le cas 2D et utilise le modèle M1 pour le transfert de rayonnement (Turpault 2005). Cependant, le calcul de la pression radiative reste un frein qui ralentit le code et fait de plus appel à des algorithmes de recherche qui ne convergent pas toujours. Nous utilisons donc des architectures de réseaux de neurones "Multi-layer Perceptron", qui sont parmi les plus simples et classiques, car nous espérons qu'ils diminuent le temps de calcul et qu'ils résolvent les problèmes de convergence. Ces architectures sont composées de "perceptrons", cellules de base des réseaux de neurones contenant des paramètres à régler, disposés en couches. Les paramètres des perceptrons sont réglés, afin que le réseau de neurones donne les bonnes réponses à des exemples connus. Aux journées de la SF2A, j'exposerai mon travail sur l'utilisation de ces réseaux de neurones pour calculer le tenseur d'Eddington, reliant la pression radiative à l'énergie radiative, travail inspiré de ce qui a été fait dans le cas de l'étude de l'interaction de neutrinos avec la matière, dans le cas des supernovæ (Harada & al. 2022). Les résultats préliminaires montrent un gain de temps de calcul en utilisant ces réseaux de neurones, mais nous obtenons une perte de précision, qui est inacceptable pour des simulations d'hydrodynamique radiative. Une méthode hybride utilisant les réseaux de neurones pour initialiser les algorithmes de recherche est en revanche beaucoup plus intéressante. En effet, les réseaux de neurones aident alors ces algorithmes à converger plus rapidement et plus sûrement. Cette dernière solution est la plus prometteuse pour le code HADES.

Références :

- A. Harada, S. Nikishikawa, S. Yamada, F. Deep Learning of the Eddington Tensor in Core-collapse Supernova Simulation, 2022, The Astrophysical Journal, 925, 2, 11
- C. Michaut, H.C. Nguyen, L. Di Menza, Computational radiation hydrodynamics, 2011, Astrophysics and Space Science, 336, 175-181
- C. Michaut, L. Di Menza, H.C. Nguyen, S.E. Bouquet, M. Mancini, HADES code for numerical simulations of high-Mach number astrophysical radiative flows, 2017, High Energy Density Physics, 22, 77-89
- H.C. Nguyen, Simulation de modèles hydrodynamiques et de transfert radiatif intervenant dans la description d'écoulements astrophysiques, Thèse mathématiques appliquées, 2011, Paris : Université Paris III
- R. Turpault, Modélisation, approximation numérique et applications du transfert radiatif en déséquilibre spectral couple avec l'hydrodynamique, Thèse mathématiques, 2003, Bordeaux : Université Sciences et Technologies - Bordeaux I