

R008-16

C 会場 : 11/27 AM1 (9:15-10:45)

10:15~10:30:00

Physics-Informed Neural Networks (PINNs) を用いたプラズマ二流体計算

#河野 凌¹⁾, 松清 修一¹⁾, 諫山 翔伍¹⁾

(¹ 九大総理工

Plasma two-fluid simulation using Physics-Informed Neural Networks (PINNs)

#Ryo Kono¹⁾, Shuichi MATSUKIYO¹⁾, Shogo ISAYAMA¹⁾

(¹ Kyushu University, Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences

Helicon plasma sources, which can stably generate high-density and low-temperature plasmas, are expected to be applied in a wide range of fields such as accelerators, electric propulsion, nuclear fusion, and space simulation experiments. However, experimental studies have reported a so-called “density limit,” where the plasma density is limited to approximately 10^{19} m^{-3} [1]. One possible cause of this phenomenon is considered to be the depletion of neutral particles in high-density plasma regions. To understand detailed mechanism of the depletion of neutral particles, the analyses based on three-fluid models including electrons, ions, and neutral particles have been conducted [2]. Since the transport of neutral particles mainly depends on collisions with ions, a proper understanding of plasma – neutral interactions is essential for elucidating the density limit. To accurately analyze these interactions, two-fluid calculations for electrons and ions that take sheath electric fields into account are required. In high-density regimes, Newton method based on implicit schemes is typically employed, but their parallelization efficiency is low, and the computational cost is high. Due to these computational constraints, analyses have been limited to one-dimensional models, which represents a major obstacle to understanding the physical mechanisms behind the density limit.

In this study, we focus on Physics-Informed Neural Networks (PINNs), a deep learning framework that has recently attracted attention as a novel approach for solving partial differential equations, to overcome the computational bottleneck in fluid simulations. PINNs not only enable mesh-free computation but also allow fast and accurate evaluation of differential terms via automatic differentiation and are well suited for efficient GPU parallelization. Compared with conventional numerical methods, PINNs are expected to achieve high computational efficiency while maintaining accuracy. In this work, we apply PINNs to the plasma two-fluid model and establish a new computational framework for multidimensional analysis of high-density plasmas. In this presentation, we introduce the development of our PINNs-based model, focusing on a normalization scheme to address the multiscale nature of electrons and ions, as well as discussing the impact of loss function and boundary condition on the simulation results.

[1]R.M.Magee et al., Phys.Plasmas 20, 123511 (2013)

[2]S.Isayama et al., Phys.Plasmas 26, 053504 (2019)

高密度かつ低温のプラズマを安定して生成可能なヘリコンプラズマ源は加速器、電気推進機、核融合、宇宙模擬実験など、幅広い応用が期待されている。一方で、実験ではプラズマ密度がおおよそ 10^{19} m^{-3} にとどまる「密度限界」が報告されており [1]、その詳細なメカニズムの解明は今後の応用展開に向けた重要課題である。密度限界の一つの要因として高密度プラズマ領域における中性粒子枯渇が考えられており、電子・イオン・中性粒子を含む三流体モデルによる解析が行われている [2]。中性粒子の輸送は主にイオンとの衝突に依存するため、密度限界の物理解明にはプラズマと中性流体の相互作用を正しく理解することが不可欠である。この相互作用を正確に解析するには、シース電場を考慮した電子・イオンの二流体計算が必要となる。高密度領域では陰解法に基づくニュートン法が用いられるが、並列化効率が低く計算負荷が大きい。この計算コストの制約により、解析は一次元モデルに限定され、密度限界の物理解明に向けた大きな障壁となっている。

本研究では、流体計算のボトルネックを克服するため、偏微分方程式を解く新たな手法として近年注目されている深層学習手法 Physics-Informed Neural Networks (PINNs) に着目した。PINNs はメッシュフリーの計算が可能であることに加え、自動微分による高速かつ高精度な微分項の取得、高効率な GPU 並列に適しており、従来の数値解法と比較して計算精度を保ちつつ高速化が期待される。本研究では PINNs をプラズマ二流体モデルへ適用し、高密度プラズマの多次元数値解析に向けた新たな計算基盤技術の構築を目指す。本発表では、現在開発中の PINNs 計算モデルについて、特に電子とイオンのマルチスケール性に対応する規格化手法の提案および損失関数の設計や境界条件が計算結果に与える影響について議論する。

[1]R.M.Magee et al., Phys.Plasmas 20, 123511 (2013)

[2]S.Isayama et al., Phys.Plasmas 26, 053504 (2019)