

R008-03

C 会場 : 11/26 AM1 (9:15-10:45)

9:45~10:00:00

Physics-Informed Neural Networks (PINNs) を用いた MHD リコネクション構造の再構築

#諫山 翔伍^{1,2)}, 下岡 暉¹⁾, 河野 凌¹⁾, 松清 修一^{1,2)}

⁽¹⁾ 九大総理工, ⁽²⁾ 九大・国際宇宙惑星環境研究センター

Reconstruction of Magnetohydrodynamic (MHD) Reconnection Structures by Physics-informed Neural Networks (PINNs)

#Shogo Isayama^{1,2)}, Hikaru Simooka¹⁾, Ryo KONO¹⁾, Shuichi MATSUKIYO^{1,2)}

⁽¹⁾ Kyushu University, Interdisciplinary Graduate School of Engineering Sciences, ⁽²⁾ International Space Center for Space and Environmental Science, Kyushu University

In space, it is difficult to capture the overall plasma structure solely from satellite observations, and it is usually inferred through numerical simulations designed to reproduce the observed data. However, such inferences rely on assumptions such as stationarity and symmetry, which introduce uncertainties. Moreover, observational data are strongly dependent on the satellite trajectory, so even identical structures may yield significantly different results, leaving an inherent ambiguity in their interpretation.

In previous studies of magnetic reconnection, several reconstruction methods have been proposed to infer the surrounding plasma environment from observational data. These approaches are typically based on magnetohydrodynamic (MHD), Hall MHD, or electron MHD (EMHD) equilibria, and therefore are limited to reconstructing time-independent reconnection structures. Meanwhile, methods incorporating the quasi-static temporal evolution of Grad – Shafranov (GS) equilibria have been developed and benchmarked with two-dimensional MHD simulations, demonstrating good performance up to several Alfvén times—the typical MHD timescale [H. Hasegawa, B. U. Ö. Sonnerup, and T. K. M. Nakamura, JGR. 115, A11219 (2010).]. In addition, polynomial-approximation-based methods have been proposed, enabling the recovery of time-dependent two-dimensional magnetic structures [R. E. Denton, R. B. Torbert, H. Hasegawa, et al., JGR. 125, e2019JA027481 (2020).]. Nevertheless, their accuracy remains restricted to localized regions, and their applicability is limited in events involving strong guide fields.

In this study, we propose a new reconstruction method based on Physics-Informed Neural Networks (PINNs). Unlike conventional approaches, PINNs directly evaluate governing equations without assuming equilibrium or symmetry, thereby enabling the reconstruction of dynamic, non-stationary plasma phenomena such as plasmoid formation and magnetic island generation during reconnection. In this presentation, we report benchmark results obtained from MHD simulations of low- β plasmas [S. Zenitani and T. Miyoshi, Phys. Plasmas 18, 022105 606 (2011).]. Focusing on plasmoid structures, we systematically investigate how the number and spatial configuration of satellites affect reconstruction accuracy. The results show that combining upstream and downstream observation points enables consistent capture of both the early plasmoid formation near the X-point and its subsequent downstream evolution, thereby significantly improving the reconstruction accuracy. Furthermore, we demonstrate that PINNs can recover fine-scale structures smaller than the satellite separation. This approach is applicable not only to reconnection structures but also to the reconstruction of various plasma structures in near-Earth space, contributing to a deeper understanding of space plasma phenomena through data-driven approaches. In addition, our findings provide important insights for optimizing satellite deployment strategies in future multi-satellite missions.

宇宙では、衛星観測だけでプラズマの全体構造を把握することは難しく、通常は観測結果を再現する数値シミュレーションによって推定が行われる。しかし、これらは定常性や対称性といった仮定に依存するため不確実性を伴う。さらに観測データは衛星の飛行経路に左右されるため、同じ構造でも得られる結果は大きく異なり、その解釈には本質的な不確実性が残る。

これまでの磁気リコネクション研究では、観測データに基づいて周辺プラズマ環境を再構築する手法が提案されてきた。これらの手法は通常、磁気流体力学 (MHD)、Hall MHD、あるいは電子 MHD (EMHD) の平衡状態に基づいており、そのため再構築できるのは時間に依存しないリコネクション構造に限られる。一方で、Grad – Shafranov (GS) 平衡の準定常的な時間発展を取り入れた再構築手法も開発され、二次元 MHD シミュレーションによるベンチマークにより、典型的な MHD の時間スケールであるアルフベン時間の数倍程度までであれば良好な性能を示すことが確認されている [H. Hasegawa, B. U. Ö. Sonnerup, and T. K. M. Nakamura, JGR. 115, A11219 (2010).]。さらに、多項式近似を用いた再構築手法も提案されており、時間依存する二次元磁場構造を復元することが可能である [R. E. Denton, R. B. Torbert, H. Hasegawa, et al., JGR. 125, e2019JA027481 (2020).]。しかしながら、その精度は限られた領域にとどまり、強いガイド磁場を伴う事象においては適用性が制約される。

本研究では、Physics-Informed Neural Networks (PINNs) に基づく新しい再構築手法を提案する。PINNs は従来手法と異なり、平衡状態や対称性を仮定せずに支配方程式を直接評価できるため、磁気リコネクションに伴うプラズモイド形成や磁気島生成といった非定常かつ動的なプラズマ現象を再現できる。本発表では、低 β プラズマを対象とした MHD シミュレーション [S. Zenitani and T. Miyoshi, Phys.Plasmas 18, 022105 606 (2011).] によるベンチマーク結果を報告する。特にプラズモイド構造に注目し、衛星数や配置が再構築精度に及ぼす影響を系統的に調査した。その結果、X 点近傍の上流観測点と下流観測点を組み合わせることで、プラズモイドの初期形成から発達構造までを一貫して捉えられ、再構築精度が大幅に向上することを確認した。さらに、衛星間隔を下回るスケールの微細構造も再現可能であることを示した。本手法はリコネクション構造にとどまらず、地球近傍の様々なプラズマ構造の再構築にも応用でき、データ駆動型アプローチによる宇宙プラズマ理解の深化に貢献する。加えて、将来のマルチ衛星観測ミッションにおける衛星配置戦略の最適化に資する重要な知見を提供する。