



## 5. おわりに

### 5. Summary

川面 洋平

KAWAZURA Yohei

宇都宮大学データサイエンス経営学部

(原稿受付：2025年6月26日)

本講座「ニューラルネットワークを用いた物理モデリング・シミュレーション」では物理現象をニューラルネットワークで効率的かつ精度良くモデル化するための手法について解説した。まず最初に各章の内容を振り返る。

第2章「物理法則を組み込んだニューラルネットワーク」では Physics-Informed Neural Network (PINN) を中心に、既知の物理法則をニューラルネットワークの学習過程へ組み込む手法について解説がされた。PINN は微分方程式の解を求める順解析と、データから物理モデルを推定する逆解析の両方に適用可能であり、従来の数値シミュレーションと比較して高速かつ柔軟な解析を実現する。実例として、1次元熱輸送方程式の高速な数値計算や、大域的ジャイロ運動論コードのシミュレーション結果を用いた簡約化輸送モデルにおける熱輸送係数の推定が実証された。また、Data-Driven PINN や Conditional PINN, Adaptive PINN, Bayesian PINN, Multi-fidelity PINN などの拡張手法が紹介されている。

第3章「物理モデリングのためのニューラルネットワーク」ではハミルトニアンニューラルネットワーク (HNN) やラグランジアンニューラルネットワーク (LNN) など、保存則を保ちながらデータ駆動的にモデルを学習する手法について解説がされた。これらの手法は、エネルギー保存則などの物理法則を厳密に満たすため、長時間の予測においても安定した結果を得ることができる。LNN は、一般化運動量データが必要という HNN の制約を克服し、実測データへの応用性を向上させた。また、ポアソン作用素を一般化させることで散逸系への拡張をすることができ、保存系に限らないモデル化手法の広がりを示した。さらに、最新の技術として Kolmogorov-Arnold ネットワークのような解釈可能な新しいアーキテクチャについても紹介され、物理現象の理解を深める可能性が示された。

第4章「ニューラル作用素学習」では関数から関数への写像を学習する作用素学習の枠組みと、深層作用素ネットワークやニューラル作用素などの代表的な手法について解

説がされた。作用素学習は、微分方程式の初期条件から解への写像を一度学習すれば、新たな初期条件に対して瞬時に解を得ることができるため、物理シミュレーションの劇的な高速化を実現する。また、境界条件を変更したときの物理シミュレーションの結果を効率的に出力する作用素を得ることや、学習データには含まれないような高解像度データを予測する超解像も可能となる。

以下では、プラズマ物理学への応用という観点から、筆者の (バイアスを含んだ) 展望を述べたい。まず、各章の参考文献の発表年を見れば分かるように、本講座で紹介された手法はいずれも新しい技術である。そのため、プラズマ物理学への応用はまだ広がっていない。しかし、いずれの手法もプラズマ物理学と非常に相性が良いように思える。例えば、HNN・LNN に関して言えば、プラズマ物理学には磁気流体力学 (MHD) やジャイロ運動論など非常に多様なモデルが存在するが、ほとんど全てのモデルにおいてハミルトン形式およびラグランジュ形式が定式化されている (例えば [1, 2])。散逸系に関して、ハミルトン構造を拡張した Metriplectic 構造を持った定式化が行われている (例えば MHD の散逸項では [3]、運動論における衝突作用素では [4] が挙げられる)。また、2重ポアソン作用素を用いた疑似アニーリング法 [5] (こちらはエントロピーを含む Casimir 不変量が保存するため散逸系とは言えないが) も、第3章の式 (8) に含まれる。HNN・LNN がこうした様々なプラズマモデルに応用されることで、新たな展開が期待される。

実際のシミュレーションへの応用という観点から見ると、本講座の手法は、順問題として計算の高速化や超解像など、シミュレーション屋が喉から手が出るほど欲しい機能を実現してくれる\*1。逆問題としては、既に第2章で示されたように、ジャイロ運動論などの第一原理シミュレーションから、簡約化モデルの輸送係数を定めることができる。天体物理学の文脈では、Particle-in-Cell シミュレーションから経験的に得た実効的な電気抵抗を用いて、MHD に

において高速磁気リコネクションを再現する研究が最近行われているが [6], 本講座の手法を用いることで, より正確な電気抵抗が導けるかもしれない。

一方, ニューラルネットワークによって得られた結果をどこまで信用できるのかと思う読者もいるかと思う (筆者も本講座の企画に携わるまでそう思っていた)。しかし, 任意の連続関数を任意の精度で近似できるというニューラルネットワークの普遍近似性は, 従来の数値シミュレーションにおいて空間メッシュや有限個のフーリエ係数で解を近似しているのと本質的に同じことであり, 従来の数値シミュレーションの結果を信じるのと同じ信頼性を以て, ニューラルネットワークによって得られた結果を信じるべきである\*2。もちろん, 通常の数値シミュレーションにおいても解像度を変えたりして結果の妥当性を検証するように, ニューラルネットワークによって得られた結果も様々な角度から検証する必要があるだろう。

以上のように, ニューラルネットワークを用いた物理モデリング・シミュレーションは, 従来の数値計算手法の限界を突破し, プラズマ物理学をはじめとする様々な分野において革新的な展開をもたらす可能性を秘めている。今後, 理論的な発展と実用的な応用の両面において, この分野のさらなる進歩が期待される。

最後に, 本講座を実現するにあたり, お忙しい中ご執筆頂いた著者の皆様に深く感謝いたします。また, 本講座を企画するに至ったきっかけは, 本章筆者がプラズマシミュレータシンポジウム 2024 にて谷口隆晴先生の基調講演を拝聴したことである。貴重な機会を与えてくださったプラズマシミュレータシンポジウム 2024 実行委員の皆様には感謝いたします。

### 参 考 文 献

- [1] P. J. Morrison and J. M. Greene, Phys. Rev. Lett. 48, 569 (1982).
- [2] A. J. Brizard and T. S. Hahm, Rev. Mod. Phys. 79, 421 (2007).
- [3] B. Coquinot and P. J. Morrison, J. Plasma Phys. 86, 835860302 (2020).
- [4] N. Sato and P. J. Morrison, Fundam. Plasma Phys. 10, 100054 (2024).
- [5] 古川勝: プラズマ・核融合学会誌 94, 341 (2018).
- [6] M. Bugli, E. Lopresti, E. Figueiredo, A. Mignone, B. Cerutti, G. Mattia, L. Del Zanna, G. Bodo, and V. Berta, Astronomy & Astrophysics 693, A233 (2025).

\*1 筆者も, ここ数年, 富岳をはじめとしたスーパーコンピュータを使った大規模計算を行っているが, 正直これ以上の力技には限界を感じており, ニューラルネットワークの助けを借りたいと思っている。

\*2 ニューラルネットワークが AI に使われているからと言って, 「AI が出した結果を信じていいのか」などと言ってはいけない。



かわづら ようへい  
川面 洋平

現在の所属: 宇都宮大学・データサイエンス経営学部・准教授。主な研究分野: 降着円盤・太陽風における磁気乱流。このほか: 2013 年東京大学新領域創成科学研究科 博士 (科学)。東京大学助教, オックスフォード大学博士研究員, 東北大学助教を経て 2024 年より現職。早いもので天体プラズマの研究を始めてから 9 年経ちました。10 年目は心機一転, 新しい天体現象・素過程・数値手法に手を広げたいと思っています。