

機械学習による核融合プラズマの輸送モデリング

Machine-learning assisted fusion plasma transport modeling

成田絵美¹, 本多充²NARITA Emi¹, HONDA Mitsuru²,量研那珂¹, 京大工²QST Naka¹, Kyoto Univ.²

1 はじめに

データ駆動アプローチと称される手法が幅広い研究分野で台頭しており、プラズマ・核融合研究においても様々な目的でその活用が進められている [1,2]。本講演では、核融合プラズマにおける乱流輸送の予測及び理解を目的として開発した二種の人工ニューラルネットワーク (NN) モデルを紹介する。一つはプラズマの密度・温度分布を高速に予測しつつ、背景にある輸送過程を示すことが可能な乱流輸送モデルである。他方はジャイロ運動論コードによる第一原理計算から得られる乱流揺動の飽和過程を解析し、第一原理計算を用いた研究を高效率に進めるためのモデルである。

2 NN 乱流輸送モデル DeKANIS

核融合プラズマは幅広い時空間スケールの物理現象に支配されるため、そのシミュレーションには各物理現象を扱うモデルから構成される統合コードが用いられている。構成要素の一つである乱流輸送モデルは乱流に起因する流束を算出する。第一原理モデルに基づく TGLF や QuaLiKiz などの簡約輸送モデルは精緻に乱流輸送を表現し、実験観測結果を良く再現できるが、精緻化による計算資源の増大により、統合コードの計算速度を低下させる一因となっていた。そこで、NN モデルを導入することで、 10^3 から 10^5 程度高速に乱流流束を予測する輸送モデルが実用化されている。NN モデルの活用により、並列計算でも数時間から数日を要していた密度や温度の分布予測が、シングルコアで数時間以内で実行可能となった。

多くの NN 乱流輸送モデルは既存の簡約化モデルの入出力の関係を学習しているが [3-5]、本研究で開発を進めている DeKANIS [6] はジャイロ運動論コードによる計算結果と JT-60U の実験データを学習している。さらに、DeKANIS は次のよう電子の粒子・熱流束を表現しており: $\bar{\Gamma}_e = \bar{D}(R/L_{n_e} + C_T R/L_{T_e} + C_P)$, $\bar{Q}_e = \bar{\chi}_e(C_N R/L_{n_e} + R/L_{T_e} + C_{HP})$ 、流束を拡散・非拡散過程に起因するものに分けて予測する。ここで、

\bar{D} , $\bar{\chi}_e$, R/L_{n_e} , R/L_{T_e} は電子の粒子・熱拡散係数と密度・温度勾配であり、 $C_{T,P,N,HP}$ は非拡散項の大きさを決定する係数である。 $\bar{\Gamma}_e$ と \bar{Q}_e に加えて、イオンと電子の実効熱拡散係数の比 $\bar{\chi}_{i,eff}/\bar{\chi}_{e,eff}$ からイオンの熱流束も予測する。これらの流束を求めるための NN モデルの構造を図 1 に示す。出力変数のうち $C_{T,P,N,HP}$ 及び $\bar{\chi}_{e,eff}/\bar{\chi}_{i,eff}$ の学習データはジャイロ運動論コードによる線形計算から、 \bar{D} の学習データは JT-60U プラズマの粒子束の実験値から求めた。 $\bar{\chi}_e$ は NN モデルの出力としておらず、 $\bar{\Gamma}_e$ と \bar{Q}_e の Onsager 対称性を崩さないよう、他の係数から求めている。したがって、各流束の大きさは粒子束の実験値に基づくが、流束間の比は準線形理論に従う。

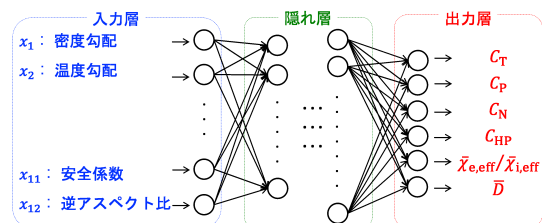


図 1: DeKANIS が用いる NN モデルの構造。

NN モデルのハイパーパラメータはベイズ最適化により決定し、出力層の活性化関数には Softsign という出力の上・下限値が設けられる関数を利用している。このように正確かつ過度な外挿を避けた安定したシミュレーションが行えるよう工夫した結果、統合コード TOPICS において、学習データに含まれない JT-60U のプラズマに対して密度と温度の分布計算が実現した (図 2)。しかしながら、既述の手法では、流束の大きさは JT-60U の実験値に基づいており、モデルの構築に用いた実験データが及ぶ変数領域内では精度の高い予測が期待できる一方、他装置のプラズマなどモデルにとって未知の変数領域への適用は保証できなかった。汎用性の向上のため、混合長理論に基づいて流束の大きさを決定する手法を導入した結果、JET のプラズマに対し、流束の予測誤差を低減できた。

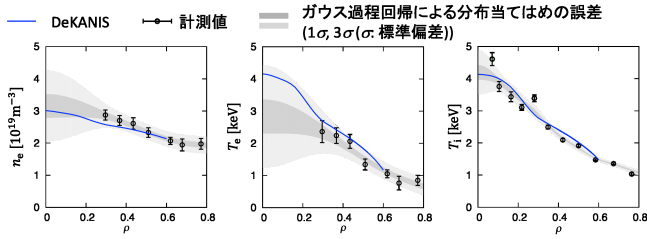


図 2: 電子密度及び電子・イオン温度の DeKANIS による予測値と計測値。

3 CNN モデルを用いた乱流揺動の解析

前節で紹介した DeKANIS の構築にも用いたジャイロ運動論コードは、核融合プラズマにおける乱流流束の定量予測や乱流輸送物理の理解に不可欠である。ジャイロ運動論コードは 5 次元空間で速度分布関数の揺動成分 f の時間発展を解くため、膨大な計算資源を必要とし、スーパーコンピュータを用いた高並列計算でも、流束の定量評価に必要な非線形計算には一ケースあたり数日を要する。非線形計算では、乱流揺動が線形・非線形に成長した後、揺動レベルが概ね一定となる飽和段階に至る。流束は飽和段階において評価されるため、飽和開始時刻が早い計算条件が望ましいが、その時刻を計算前若しくは計算の初期段階で得られる情報から推定する方法は知られていなかった。

本研究では、ジャイロ運動論コードから出力される線形・非線形成長段階における波数空間 (k_x, k_y) 上の f の強度分布からシミュレーション時刻を予測する畳み込みニューラルネットワーク (CNN) モデルを構築した。ここでは、近年開発された、比較的小さなモデルながらも画像認識能力に優れた EfficientNet [7] を用いている。EfficientNet の転移学習及びファインチューニングを行い、波数空間上の f の強度分布画像を読み込み、その特徴を捉えることで、画像に対応するシミュレーション時刻を予測する CNN モデルを得た。画像データは JT-60U のプラズマパラメータに対する非線形計算から生成しており、支配的な不安定性はイオン温度勾配 (ITG)/捕捉電子モード (TEM) である [8]。CNN モデルの訓練に用いていない画像を入力し、対応するシミュレーション時刻を高い精度で予測できることを確認している (図 3)。決定係数は $R^2 = 0.9949$ である。予測するシミュレーション時刻は飽和開始時刻で規格化されているため、CNN モデルによる予測から飽和開始時刻を推定できる。

次に、汎用なシミュレーション時刻の予測器を得るため、標準的なジャイロ運動論コードの計算に広く用いられている Cyclone base case (CBC) のプラズマパ

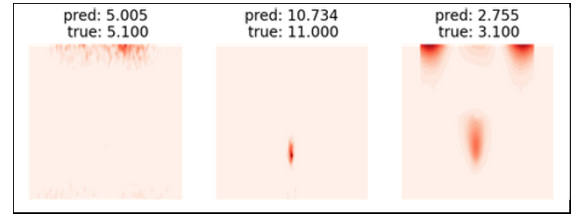


図 3: 波数空間 (k_x, k_y) における速度分布関数の揺動成分 f の強度分布に対応するシミュレーション時刻 (true) と強度分布から予測した時刻 (pred)。

ラメータを用いた非線形計算から出力される f の強度分布で訓練した CNN モデルを構築した。CBC では ITG/TEM が支配的であり、CBC ベースの CNN モデルによって、既述の JT-60U のケースのシミュレーション時刻を比較的高い精度 ($R^2 = 0.7634$) で予測できた。しかし、TEM が見られず、ITG モードが支配的な別の JT-60U のケースに対しては、良い精度は得られなかった (図 4(a))。線形・非線形成長段階における f の強度分布の特徴は支配的な不安定性によって異なるため、それぞれの特徴に対応できるよう、CBC を基に温度勾配などを変更し、ITG モード及び TEM が支配的なケースで訓練した CNN モデルをそれぞれ準備した。ITG 用の CNN モデルを ITG モードが支配的な JT-60U のケースに適用した結果、予測精度を大幅に改善することができた (図 4(b))。支配的な不安定性を少ない計算資源で実行可能な線形計算で調べておくことで、適切なモデルを選択することができる。

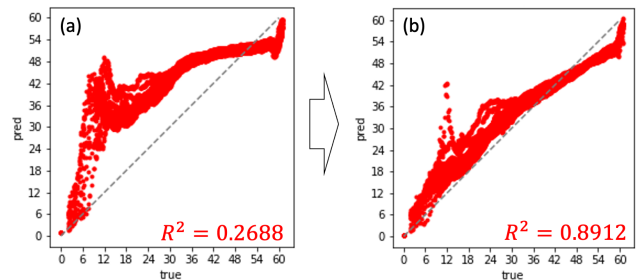


図 4: ITG モードが支配的な不安定性であるケースに対し、(a)ITG/TEM 用と (b)ITG 用の CNN モデルを適用したときのシミュレーション時刻の真値と予測値の比較。

- [1] 浜口智志 他: プラズマ・核融合学会誌 **95**, 535 (2019).
- [2] 今寺賢志 他: プラズマ・核融合学会誌 **97**, 64 (2021).
- [3] M. Honda and E. Narita et al., Phys. Plasmas **26**, 102307 (2019).
- [4] K.L. van de Plassche et al., Phys. Plasmas **27**, 022310 (2020).
- [5] O. Meneghini et al., Nucl. Fusion **61**, 026006 (2021).
- [6] E. Narita et al., Nucl. Fusion **61**, 116041 (2021).
- [7] M. Tan and Q.V. Le, arXiv: 1905.11946 (2019).
- [8] M. Nakata et al., Nucl. Fusion **56**, 086010 (2016).