

時空間統合型表現学習に基づく 乱流部分計測から大域構造の推定

日大生産工(院) ○風見 怜, 日大生産工 佐々木 真

1. 背景

近年、エネルギー問題と環境問題を根本的に解決する手法として核融合発電が注目されている。しかしながら、実用化には様々な困難があり、その一つにプラズマの乱流輸送[1]がある。核融合プラズマの極端な空間不均一性が乱流を駆動し、プラズマが輸送されることで、核融合達成のための高温・高密度状態が阻害される。そのため、乱流の制御や発生機構の理解が重要であり、様々な計測手法が開発されている。

代表的な乱流計測手法としてプローブ測定があるが、プラズマの内部はその高温特性のため中心部まで電極を挿入することができない。そのため、プラズマの中心部における各種物理量の詳細な計測は実現しておらず、低密度側の限られた計測データをもとに、乱流構造を推定する必要がある。

本手法では外部装置からの局所的な計測可能物理量をもとに大域的な乱流構造を再構成する方法として、表現学習を用いた深層生成ネットワークを提案する。

2. 推定対象

長谷川・若谷方程式(HW)[2]によるポテンシャル揺動を推定対象とする。HWモデルは、磁場閉じ込めプラズマにおける密度不均一性に起因する静電的抵抗性ドリフト波乱流を記述する2流体モデルである。ここでは、密度勾配方向をx軸、磁場方向をz軸とし、y軸方向にドリフト波が伝搬するように設定し、シミュレーションを実施する。

HWモデルの制御パラメータは乱流が支配的な条件を選択し[3]、計算された数値乱流場を基に実験での計測可能物理量を模して部分計測信号を生成し、未計測範囲の推定を行う。Fig.1の低密度側に相当する数値乱流場の右端

部を部分計測信号として推論モデルに入力し、推定領域の乱流信号の生成を目標とする。

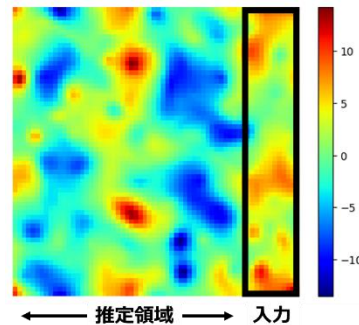


Fig.1 HWによるポテンシャル揺動のスナップショット

3. GANによる大域推定の課題

従来は敵対的生成ネットワーク(GAN)[4]を用いた乱流構造の再構成が試みられてきた。GANは画像を生成するGeneratorと、それが真のデータか生成されたデータかを判定するDiscriminatorの二つのモデルが競い合うように学習することで高精度な画像生成を可能にする手法である。しかし、学習の際に2つのモデルの敵対的な学習均衡を保つ必要があるため、その制御は難しくモード崩壊や勾配消失・爆発といった問題が生じやすい。さらに、識別器の学習が乱流の振幅に基づく再構成に偏ることで、空間的な位相構造が失われる場合がある。そのため、乱流の大域構造を安定的に再現するためには、識別器を依存しない新たな生成原理に基づくアプローチが求められる。

4. 提案手法

本研究では、GANに代わり表現学習を基盤とした新しい推定モデルを提案する。本モデルは「教師モデル」と「予測モデル」の2つのエンコーダを持つ二重構造のアーキテクチャを採用する。モデルの構造の詳細はFig.2に示す。

A Spatiotemporal Representation Learning Framework
for Estimating Global Structures from Local Measurements

Ren KAZAMI, Makoto SASAKI

教師モデルはAutoencoder[5]構造によって乱流の時空間的な挙動を圧縮して得られる潜在表現を学習する。一方、予測モデルは低密度側に相当する部分計測データから潜在表現を抽出し、教師モデルの潜在表現に近づくよう学習する。両者の潜在空間の距離を最小化することで、限られた局所情報からも大域的特徴を再現可能な特徴表現の獲得を目的とする。

潜在空間の最適化のためにSimCLR[6]に基づくコントラスト損失を導入した。これは、対応する時空間データ同士の類似度を高め、異なるデータ間の距離を離すように学習する手法である。これにより、乱流の異なる時間や空間パターンを区別しつつ、局所観測から対応する大域構造を安定的に推定できるようにした。また、学習には再構成誤差(MSE)と表現損失を併用し、再構成精度と潜在表現の一致性を同時に最適化するよう設計した。

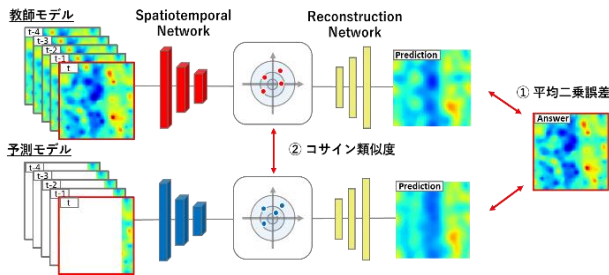


Fig 2 本手法のモデル構造

4. 結果

本手法による推定結果をFig.3に示す。

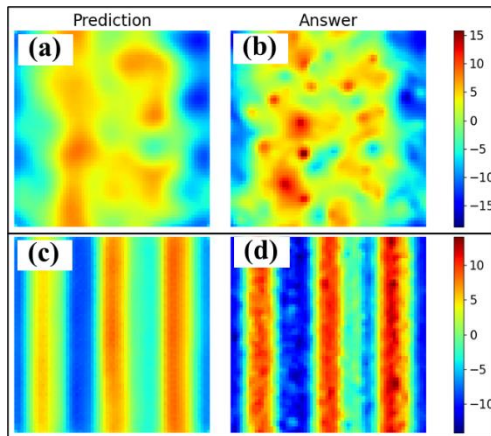


Fig 3 予測結果とシミュレーション結果の比較。
(a), (c) は予測結果、(b), (d) は対応するシミュレーションデータ（正解）を示す。
(a), (b) は乱流が支配的な条件 ($\alpha = 0.1$) での $T = 27000$ のスナップショット、
(c), (d) は帯状流が支配的な条件 ($\alpha = 1.0$) での $T = 27000$ のスナップショット。

HWモデルの制御パラメータ $\alpha = 0.1$ の乱流状態が支配的なケースにおいてFig.3(a),(b)では、推定結果はシミュレーションと大域的な構造がよく一致している。同様に、空間構造が規則的なケースFig.3(c),(d)でも推定結果が類似していることが確認できる。

Fig.4に本手法による時系列相関の結果を示す。データセットの学習範囲内（内挿領域） $T=0\sim 25,000$ では、すべての条件で高い相関が維持されており、本手法が学習データに対して高い再現性をもつことが分かる。一方、未学習領域（外挿領域） $T=25,000\sim 30,000$ では、HWの制御パラメータ $\alpha = 0.1$ では時間発展に伴い不安定な挙動を示すものの約0.5程度相関係数を示すことが確認できた。また、 $\alpha = 1.0$ では、全領域にわたり高い相関が維持されており、本手法が規則的な空間構造を持つ状態に対して高い外挿性を有することが確認された。

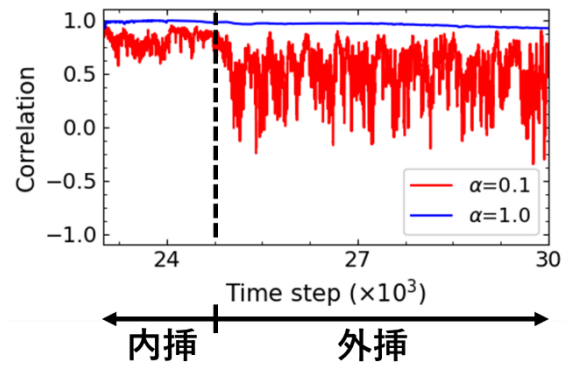


Fig 4 外挿性能の評価

5. まとめ

本研究では、局所観測から大域的な乱流構造を再構成するため、表現学習に基づく二重エンコーダ型推定モデルを提案した。HWモデルによる検証では、制御パラメータ $\alpha = 0.1$ ではスケール構造により精度が変動し、 $\alpha = 1.0$ では高い外挿性を確認できた。

参考文献

- 1) P. H. Diamond, *et al.*, *Plasma Phys. Control. Fusion* **47**, R35 (1995)
- 2) A. Hasegawa and M. Wakatani, *Phys. Rev. Lett.* **59**, 14 (1987)
- 3) R. Numata, *et al.*, *Phys. Plasmas* **14**, 102312 (2007)
- 4) I. J. Goodfellow, *et al.*, *arXiv:1406.2661v1* (2014)
- 5) G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, *Science* **313**, 504 (2006)
- 6) T. Chen, G. Hinton, *et al.*, *arXiv:2002.05709v3* (2020)