

深層学習による乱流場の物理量診断  
 -太陽プラズマ・実験室プラズマ汎用 CNN モデルの開発-  
 Physical parameter estimation in a turbulent field with CNN

石川遼太郎<sup>[1][2]</sup>, 仲田資季<sup>[3]</sup>, 勝川行雄<sup>[2][1]</sup>, 政田洋平<sup>[4]</sup>  
 Ryohtaroh T. Ishikawa, Motoki Nakata, Yukio Katsukawa, Yohei Masada

[1]総研大天文, [2]国立天文台, [3]核融合研, [4]愛知教育大  
 [1]SOKENDAI, [2]NAOJ, [3]NIFS, [4]Aichi Univ. of Education

太陽光球面は粒状斑と呼ばれる対流セルで埋め尽くされており、対流運動と磁場の相互作用が非常に重要である。特に水平流と鉛直磁場の相互作用は、局所ダイナモにより磁場の発達に寄与している可能性が提唱されている。またアルフベン波の起源にもなり、上層大気へのエネルギー伝達に貢献していると考えられている。これらの相互作用を観測によって定量的な評価を行うためには水平速度場を求めることが不可欠であるものの、光学観測で水平速度を求めることは難しい。従来は局所相関追跡 (LCT) と呼ばれる手法が多く使用されてきた。これは明るさの時間変化から対流セルの移動を検出し水平速度を推定する手法である。空間スケールの大きい速度場の推定には有効であるものの、対流セルと同程度以下の空間スケールの水平速度場の導出には限界があった。

米国では史上最大となる口径 4 メートルの太陽望遠鏡 (DKIST) による観測が始まる。超高空間分解の観測が実現されることで、乱流が発達しやすいとされる粒状斑境界や粒状斑消滅領域[1]を詳細に空間分解した観測が可能になり、局所ダイナモの観測的実証などが期待されている。このように太陽表面乱流の物理に注目が集まっており、複数のスケールに跨って水平速度を精度良く導出する新たな手法の開発が待たれている。磁場閉じ込めプラズマにおいても、乱流を理解することが重要となるが、乱流場の時空間構造の計測には多くの制限を伴う。このように、複数の時空間スケールを伴うプラズマの乱流場を 3 次元的に観測的・実験的に計測することは困難であるが、本研究では輻射強度や視線方向速度などの観測が容易な物理量の分布情報と深層学習を組み合わせることで、観測困難な物理量の空間構造を高速で高精度に推定する手法を開発している。

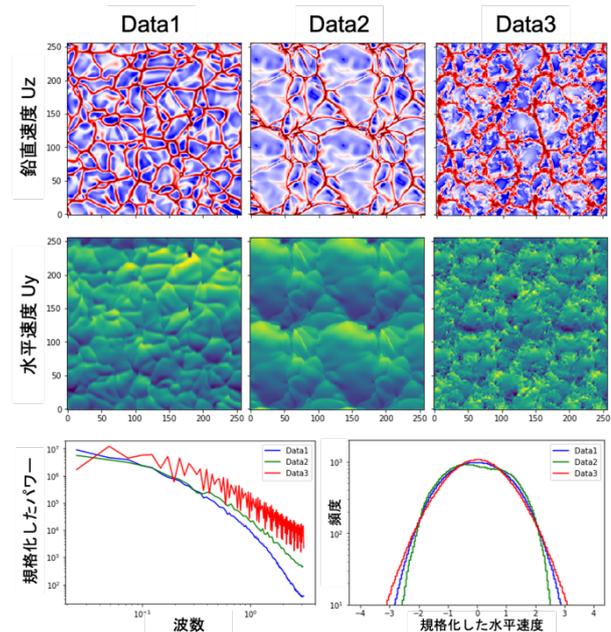


図 1 学習に使用した 3 つの対流シミュレーションデータにおける鉛直速度分布 (上段)、水平速度分布 (中段)。下段は水平速度場のパワースペクトル (左) と水平速度のヒストグラム (右)。本研究で開発するモデルは上段の分布から中段の分布を予測するように学習する。

水平速度を推定する新たな手法として、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) に着目した。CNN は入力画像に畳み込むカーネルを学習することで、入力画像に含まれる構造を検出することに長けた統計的手法である。水平速度場の推定においては、明るさの分布や鉛直速度などの観測可能量から観測困難な水平速度を推定する回帰問題である。先行研究では対流セルよりもサイズの小さいカーネルを使用するモデルが開発された[2]。このモデルは LCT と同様に局所的な明るさの時間変化から水平速度場を推定するという考え方に基づいている。

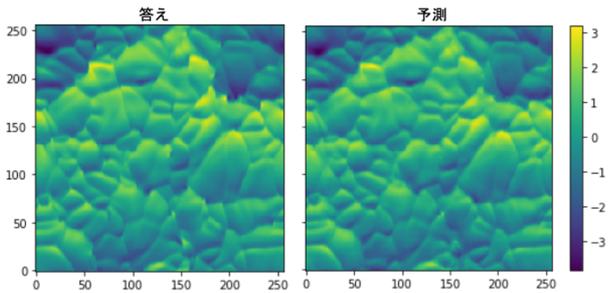


図 2 Data1 に対して学習したモデルの水平速度場予測 (右) と答え (左)

本研究ではLCTの考え方から離れ、CNNが本来得意とする対流セルの様子の学習を主軸に据える。サイズの異なる複数のカーネルを併用することで、様々な大きさの対流セルに対応したモデルの開発を行った。学習および検証は3種類のMHDシミュレーションデータに対して行った(図1)。水平速度場予測のための入力データとしては、観測可能量である鉛直速度場を使用した。3種類のデータは異なる対流のモデルに基づくものであり、それらの構造の違いがパワースペクトルの違いとして顕れている。Data1およびData2は太陽対流層をモデル化したシミュレーションである。Data1は上層の一部領域のみが対流不安定な非局所モデルであるのに対して、Data2は対流層全域において対流不安定な局所モデルである。局所モデルでは深さごとに異なる大きさの対流セルが形成されるため、様々なスケールの構造が発現する。Data3は太陽光球の詳細な構造を精度よく再現する計算であり、対流層は限られた領域しか計算に含まれていない。輻射輸送の物理が含まれており、熱対流は光球での輻射冷却が駆動する。これらのデータを用いることで、小スケールの構造の重要性が異なるデータに対してモデルの評価を行うことができる。

本研究では複数の異なるサイズのカーネルを並列に含んだモデルを開発し、3種類のデータに適用した。最もパワースペクトルの傾きが急峻で小スケールの構造が少ないData1で学習した結果が図2である。Data1に対しては相関係数が0.95の精度を達成した。一方で同じモデルをData3で学習した結果が図3である。このデータではパワースペクトルの傾きが緩やかであり、Data1よりも小スケールのパワーが大きい。このData3に対しては相関係数が0.7程度の性能を示した。また速度場の振幅が全体的に過小評価されていた。

より詳細に検証するため、各スケールでの予測精度を調べた。この解析では相関係数を空間スケールごとに計算するために、フーリエ空間で特定の波数成分だけを抽出した後で、答えと予測の相関

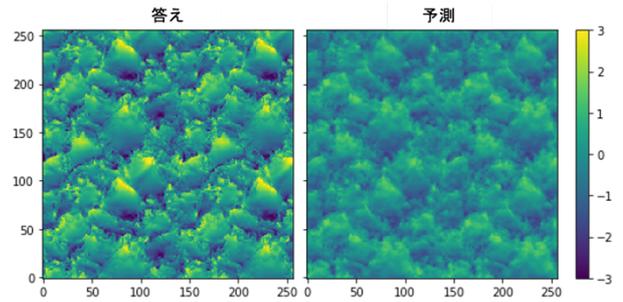


図 3 Data3 に対して学習したモデルの水平速度場予測 (右) と答え (左)

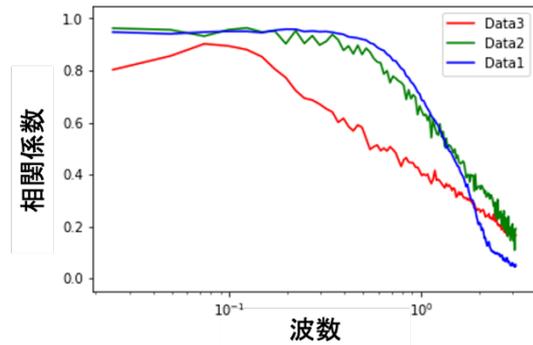


図 2 各スケールにおけるモデルの予測と答えの相関係数

係数を計算した。その結果が図4である。小スケールの構造のパワーが小さいData1および2では幅広い空間スケールにおいて相関係数が0.9を超える高い精度を示した。一方で非常に小さいスケールでは相関係数が低かった。Data3に対しては限られたスケールでのみ高い相関係数が実現された。

本研究で開発したモデルは、Data1 および Data2 のようにパワースペクトルが比較的急峻なデータに対しては有効であった。対流の様相が異なるデータに対しても、同じモデルで対応可能でありある程度の汎用性が見られた。Data3 のように小スケールの構造が多くのパワーを持つデータに対しては特に小スケールにおいて予測精度が限定的であるものの、大きなスケールの予測は高い精度で可能であることが分かった。

サイズの異なる複数のカーネルを組み合わせたこのモデルは対流以外の物理現象にも応用可能であると考えられ、磁場閉じ込めプラズマ実験における BES (Beam Emission Spectroscopy) を用いた乱流場イメージング計測[3]への応用などが可能である。

#### 参考文献

- [1] R.T. Ishikawa et al., 2020, ApJ, 890, 138
- [2] A. Asensio Ramos et al., 2017, A&A, 604, A11
- [3] T. Kobayashi et al., 2020, PPCF, 62, 125011