

課題名 (和文) Diffusion model を用いた太陽画像のシーイング除去

課題名 (英文) Generating seeing-degraded images of the Sun using diffusion models

代表者氏名 平島敬也

所属 東京大学

1. 研究目的

太陽表面上の小規模な構造 (e.g. 輝点) は表面の磁場構造を反映している。そのため、太陽の高解像度画像は太陽の物理を調べる上で重要な情報源である (e.g. Ishikawa 2007)。しかし、地上望遠鏡から得られる太陽の画像は大気の揺らぎにより像が大きく乱れる事が知られている (シーイング)。シーイングの除去には様々な手法が考案されている (e.g. 補償光学、画像復元) が、精度や速報性において十分な域に達していないというのが現状である。

近年ではこの問題に対し深層学習によるアプローチが試みられている。最新の成果として Fukumitsu (2023) では畳み込みニューラルネット (CNN; LeCun et al. 1995) によって太陽画像のシーイング除去を試みている。CNN は画像内のセルの近傍に注目して、周辺のセルの値の畳み込み演算を行うネットワークである。しかし Fukumitsu (2023) でも述べられている通り、CNN では当初の目的である小規模な構造 (高周波成分) の再現は難しい。この理由として、CNN は正解画像と予測画像の loss をピクセルごとに平等に評価するため、一般に領域内の低周波成分を主に学習してしまいカーネルサイズより高周波成分は学習されないことが挙げられる。loss 関数に weight を付すことで高周波成分の再現の性能向上も可能であるが、weight 関数の形は自明ではなく CNN のみで劇的な改善は困難である。

一方で、深層学習を用いた画像復元においては近年 diffusion モデルの勃興による発展が目覚ましい。diffusion モデルでは画像に付与されたノイズを予測し段階的に除去して行く。画像全体を使って付与されたノイズを予測するため、画像全体に広がった高周波成分のノイズ除去も可能である。一方で、低周波成分まで学習すると構造を大きく変化させてしまう可能性がある。この点に関しては、条件付きで学習・予測することで、元の構造を大きく壊すことなく、計算量が困難・不可能な分布 (e.g. 観測された星の分布を再現するようなダークマター分布; Park et al. 2023) の再現が可能であることがわかっている。しかし計算コストが高いことも相まって、太陽画像に対する diffusion モデルの適用については十分な検証がされていない。

以上を踏まえ、当研究では CNN と diffusion モデルを組み合わせた深層学習による太陽画像のシーイング除去を試みる。まず初めに CNN により低周波成分のシーイング除去を行った後に CNN で再現できなかった高周波成分のシーイングを diffusion モデルで学習することで、元の構造を維持したまま高周波数まで再現できるようなシーイング除去手法の確立を目指す。当研究は最先端の手法によるシーイング除去の検証となるため、理学的にも情報学的にも意義が大きいと考えられる。

当研究では深層生成モデルの一つである diffusion モデルを用いて太陽画像のシーイング除去を試みる。先行研究では、畳み込みニューラルネット (CNN) ベースの UNet (Ronneberger 2015) による学習・予測が行われてきた (Fukumitsu 2023 など)。この結果をベンチマークとし、本研究では UNet では達成できなかった太陽表面の対流の微細構造 (粒状斑) の再現を目指す。実用に耐える明瞭な形状を再現するために、太陽表面にノイズを付したシミュレーション画像を学習データとし、variational diffusion model (Kingma et al. 2021, Park et al. 2023) にノイズの分布を学習させる。これにより、観測画像から明瞭な微細構造の情報の再構築が可能になり、太陽内部の対流と磁場の強度の解明が期待される。

2. 研究成果の内容

Fukumitsu 2023 の手法を参考に実装を試みた。しかし、再実装に想定より時間を要し、学習の開始までには至らなかった。

3. 学際共同利用プログラムが果たした役割と意義

将来の学習における、モデルのパラメータ数やバッチサイズの検討の参考になった。

4. 今後の展望

今後は、これまでの開発を継続しモデルの実装を目指し、学習を開始させる。これにより、CNN では到達が困難で合った微細構造を保ったノイズ除去を目指す。

5. 成果発表

- (1) 学術論文
- (2) 学会発表
- (3) その他

使用計算機	使用計算機に ○	配分リソース*		
		当初配分	移行*	追加配分

筑波大学計算科学研究センター 2024 年度学際共同プログラム利用報告書

Cygnus				
Pegasus	○	20000		
Wisteria/BDEC-01				
	※配分リソースについてはノード時間積をご記入ください。 *バジェット移行を行った場合、「+2000」「-1000」のように記入			