

## 敵対的生成ネットワーク (GAN) を用いた流体现象データの超解像化

日大生産工 ○仙田 誠 日大生産工 佐々木 真

### 1. 研究背景

近年、AI 技術が急速に普及し、様々な分野で活用されるようになってきている。これは、AI のアルゴリズムや計算性能の進化が著しく、画像処理や自然言語処理などの多岐にわたる分野で高い性能を発揮しているからである。昨今、科学研究の分野では、様々な分野で AI の活用が始まっている。例えば、流体分野では海流や気候変動の予測などで成果を上げている。特に気象で天気や台風の進路予測などに成功している [1]。

核融合プラズマは非常に高温なため、測定器を直接プラズマ内に導入することが出来ない。そのため、空間的に詳細な観測は困難である。そこで、AI 技術の導入が重要となる。AI による測定困難量の推定に関する研究も始まっており [Ishikawa 論文、Jajima 論文を引用]、AI の有効性が注目されている。本研究では、生成系 AI を用いプラズマ画像の超解像度化 (空間解像度を超えた推定) を行い、その性能を評価することで適用範囲を明らかにすることを目指す。

### 2. 敵対的生成ネットワーク (GAN)

AI の画像処理の研究で敵対的生成ネットワーク (GAN) を用いる。GAN の構造を Fig.1 に示す。

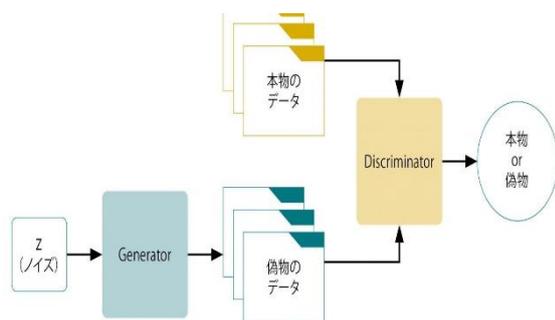


Fig. 1 GAN の構造

GAN は、Generative Adversarial Network と呼ばれる Deep learning の進化形である。GAN は、生成モデル (Generator) と識別モデル (Discriminator) の 2 つの Neural

Network から構成されている。生成モデルとは、本物に近いデータを生成し、識別モデルは実際のデータなのか生成モデルが作成したデータかを判別する役割を担っている。GAN では、この 2 つのモデルを互いに競い合わせながら学習を進め、画像の精度を高めていく。他の AI 手法と比較して、GAN の優れている点は、特に「データ生成能力」にある。従来の AI は既存データの分類や予測を主とするが、GAN は限られたデータから新しい高品質なデータを生成できる特徴がある。そこで、GAN を用いて流体现象データの高精度予測を行う。

### 3. 精度評価手法の開発

本研究では、GAN を用いた画像の高解像度化を行う。最初に顔画像を用いて精度評価手法の開発を行った。StarGAN と呼ばれる多ドメイン画像変換 (髪の色、表情、年齢) を行うためのモデルで、解像度の低い画像を生成した。そして、StarGAN で生成した画像を元画像とし SRGAN で超解像度化している。SRGAN (Generative Adversarial Network for Super-Resolution) は、低解像度の画像を高解像度に変換するタスクに特化して設計されている。従来の超解像化手法と比較して、より鮮明で高品質な画像を生成することができる。実際に StarGAN と SRGAN で生成した画像を Fig.2 に示す。



Fig.2 左 : StarGAN 画像、右 : SRGAN 画像

次に、StarGAN と SRGAN で類似度を調べるためにフーリエ変換を行い、クロススペクトルで相関をとった。StarGAN の画像、SRGAN の画像をフーリエ変換し、クロススペクトルで見た周波数成分を Fig. 3 に示す。

Super-Resolution of Fluid Phenomenon Data Using Generative Adversarial Networks (GAN)

Makoto SENDA and Makoto SASAKI

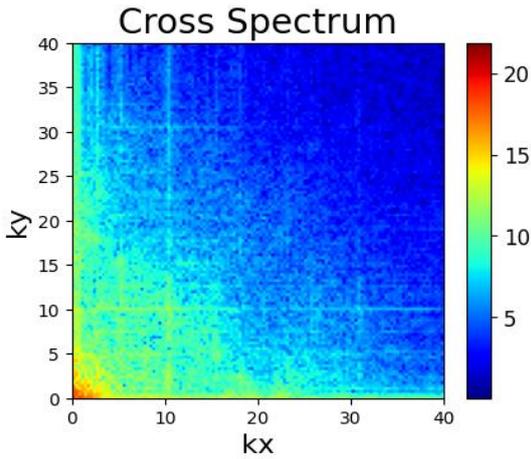


Fig.3 Original 画像と SRGAN で高解像度化した画像のクロススペクトル

軸(kx : 波数, ky : 波数)

Fig. 3 から、フーリエ変換画像を逆フーリエ変換して、顔画像の類似を確認した。結果、顔のおでこや鼻の部分に類似していることが分かり、波数が±10 の部分を範囲指定してフーリエ変換を行うと顔の原型に対応することが確認された。

#### 4. 核融合プラズマへの適用

開発したSRGANを用いて精度評価を行う。長谷川若谷モデル[2]からプラズマの電子密度、静電ポテンシャル、渦度について時空間発展データが得られる。最初にOriginalの渦度画像を作り、その画像をダウンサンプリングする。ダウンサンプリングした画像をSRGANで高解像度化して、Original画像と高解像度化したSuper Resolution画像で相関をとり、SRGANの精度を確かめることを行う。実際に生成したプラズマ画像をFig.4に示す。

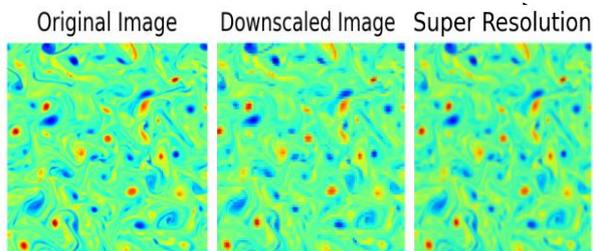


Fig.4 プラズマ渦度画像

左 : Original 画像、真ん中 : ダウンサンプリング画像、右 : 高解像度化画像

次に、フーリエ解析を行い、推定データと元データの相関をとった。相関をとるにあたり、作ったプログラムの初期条件がランダム

ノイズから初めているため、結果が揺らいでしまう。統計的に確かな性能を明らかにするため、初期条件がランダムになるプログラムを開発して平均化することで精度を高めた。実際にOriginal画像とダウンサンプリング画像、Original画像と高解像度化画像の推定データと元データとの相関をとったものをFig.5に示す。Fig.5から相関の平均を確認したところダウンサンプリングとの差分は0.80、高解像度化した差分は0.88と約1割ほどの相関が改善されていることが分かる。

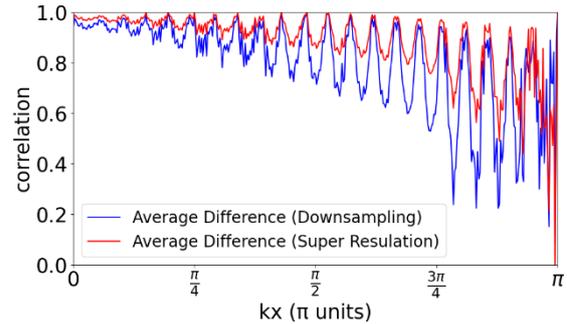


Fig.5 推定データと元データの相関

赤:元データと高解像度化の相関

青:元データとダウンサンプリングの相関

#### 5. まとめ

GANを用いて、空間解像度を越えた情報の推定(超解像化)を試みた。核融合プラズマにおける乱流シミュレーションデータを対象として、ダウンサンプリングした画像の超解像化を行った。得られた画像は、相関値で1割程度の改善が確認された。今後は、学習率などのハイパーパラメータを変えた解析を進め、推定に最適な条件について議論を進める。

#### 参考文献

- [1]Soldatenko S. A. et.al, Russian Meteorology and Hydrology (Russian Meteorology and Hydrology), 49 号,283～298, (2024)
- [2]M. Byunghoon et.al, Journal of the Korean Physical Society (Journal of the Korean Physical Society), 66 号, 1226～1232, (2015)