

豪雨制御の意思決定支援に向けたサロゲートモデル：渦構造の再現に着目した FNO による 3D 乱流予測

A Surrogate Model for Decision Support in Heavy Rainfall Control: 3D Turbulence Prediction Using Fourier Neural Operators with Focus on Vortex Structure Simulation

○李 榮茂・西嶋 一欽

○Rongmao LI, Kazuyoshi NISHIJIMA

Fourier neural operators (FNOs) have attracted increasing interest as surrogate models for large-eddy simulation (LES) in meteorological and urban microclimate fields. FNOs benefit from predicting global large-scale turbulence by focusing on low-frequency Fourier modal learning and truncating high-frequency Fourier modes. However, their performance is limited by the loss of high-frequency modal features, which leads to insufficient representation of vortex structure details. To mitigate this problem, we investigate two alternative models based on FNOs: a convolutional output-layer-enhanced FNO (FNO1) and a ResNet-based FNO (FNO2). The future 50 time steps of three-dimensional unsteady wind speed are set as the prediction target, using the past 5 time steps as input. The results show that FNO2 more effectively preserves coherent vortex structures and shows closer agreement with LES results than the original FNO, FNO1, and ResNet in terms of vorticity prediction error evaluations.

1. はじめに

ゲリラ豪雨および線状対流系豪雨の制御には、短時間で適切な意思決定を行うことが求められる。しかし、豪雨の時間変化を予測する Large-Eddy Simulation (LES) は計算時間の制約が大きく、将来の降雨進展や制御効果を迅速に評価することが難しい。近年、LES の解を高速に近似するサロゲートモデルとして Fourier Neural Operator (FNO)¹⁾が注目されている。FNO は低周波のフーリエモードを主な学習対象とすることで、全空間における大スケール乱流の予測に優れる一方、高周波モードの情報が弱まり、渦構造の詳細な再現には課題がある²⁾。本研究では、この問題を緩和するため、FNO を改善することで渦度構造を高精度に予測する手法の提案および比較を目的とする。

2. ケーススタディー・研究方法

本研究では、単体建物周辺の三次元風速場を対象とし、5 時刻ステップのベクトル風速および座標を入力として、将来 50 時刻ステップの風速を予測するサロゲートモデルを試作した。具体的には試作したサロゲートモデルとして、乱流の局所の特徴（小規模渦形）の予測精度向上を目的に、(1)FNO 出力層に kernel size=3 の Convolutional Output Layer を組み込んだ FNO-COL (以降、FNO1)、および(2)畳み込みに基づく ResNet³⁾に代表される skip connection による残差経路を追加し、入

力情報の一部がフーリエ層を経由せずに後段へ直接伝達されるよう設計することで、高周波モードの損失を抑制した ResNet 構造に基づく FNO (以降、FNO2) を比較した。

3. 結果・まとめ

図 1 に示すように、いずれの領域においても、予測時刻の進行に伴い誤差は増加する傾向を示すが、FNO2 は他のモデルと比較して一貫して小さい Mean Absolute Error (MAE) を示した。特に建物の影響が生じやすい屋上部および側面部では、FNO や FNO1 に比べて誤差の増大が抑えられており、予測精度が向上していることが確認された。図 2(b) には、図 2(a) に示す側面せん断層領域における循環の量 Γ の予測結果を示す。FNO2 は左右両側面において最小の MAE を示し、循環の時間変動を高精度に再現している。以上より、本研究で用いた FNO2 は、FNO、FNO1 および ResNet よりも、渦構造および循環の予測精度を改善できる可能性が示された。謝辞

本研究は、JST ムーンショット型研究開発事業 JPMJMS2283-07 の支援を受けたものです。ここに記して謝意を表します。

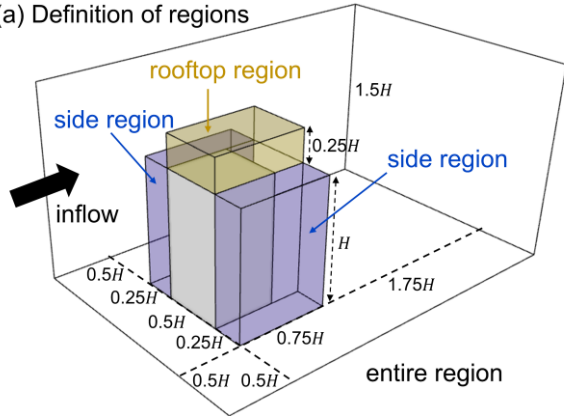
参考文献

- 1) Z. Li et al., Fourier neural operator for parametric partial differential equations, 2020, arXiv preprint arXiv:2010.08895.

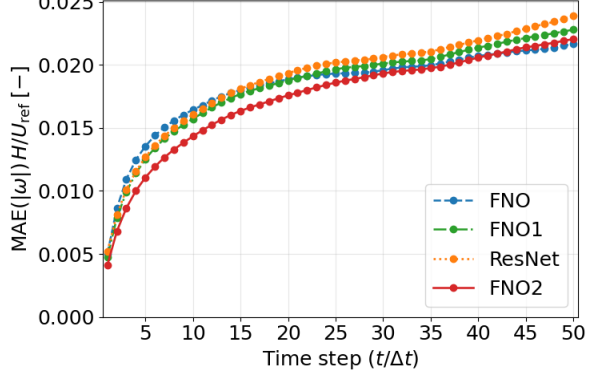
2) V. Shankar et al., Differentiable turbulence: Closure as a partial differential equation constrained optimization, 2025, Phys. Rev. Fluids, 10, 024605.

3) K. He et al., Deep residual learning for image recognition, 2015, arXiv preprint arXiv:1512.03385.

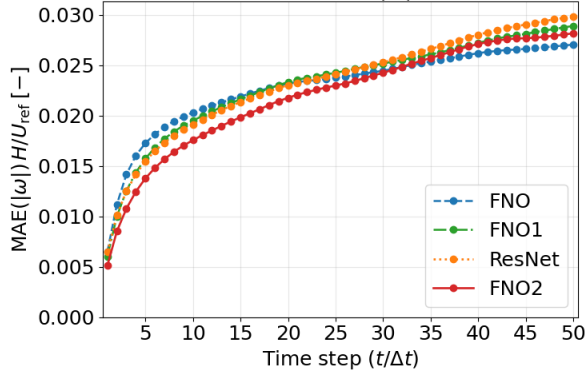
(a) Definition of regions



(b) Per-time-step MAE of $|\omega|$ (rooftop region)



(c) Per-time-step MAE of $|\omega|$ (side regions)



(d) Per-time-step MAE of $|\omega|$ (entire region)

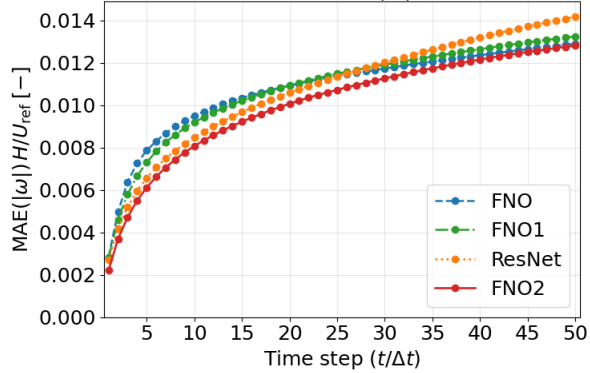


図1 屋上部・側面部・全域における渦度絶対値 $|\omega|$ の予測時刻ステップに対するMAEの変化（MAEは建物高さ H と基準風速 U_{ref} により H/U_{ref} で無次元化。各時刻ステップの誤差は、50ケースの予測結果に基づく平均値を示す。）

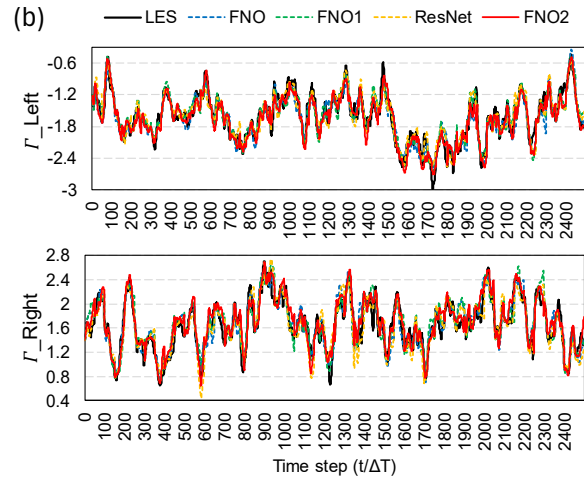
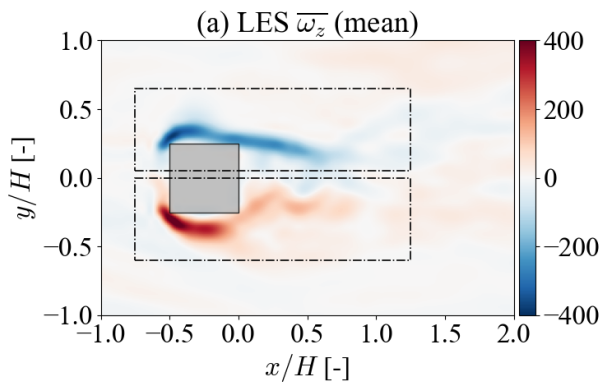


図2 側面せん断層領域における循環の量および予測精度の比較：(a) 高さ $z = 0.5H$ におけるLES平均渦度 $\bar{\omega}_z$ の水平断面分布。図は全50ケース \times 50予測時刻ステップ（計2500のサンプル）を平均した結果である。灰色領域は建物位置を示し、左右の破線枠は、来流方向に対して左右の建物側面に形成される側面せん断層における循環量評価のための統計領域を示す。(b) 図2(a)に示す側面せん断層領域における循環の量 Γ_{Left} および Γ_{Right} の時刻ステップ別比較（全2500サンプル）。循環の量 Γ は、該当統計領域内の渦度 ω_z を面積分することで定義される。LESおよび各モデルの結果を図中に示す。併せて、左側領域ではFNO2が最小MAE（0.109）を示し、右側領域においてもFNO2が最小MAE（0.114）を達成した。