

深層学習を用いた画像解析による石垣島宮良川河口の 水位・塩分の時系列データ再構築

Reconstructing time series of water level and salinity in the Miyara River using deep learning-based image analysis

○水口 芽和*, 中山 朝葉*, 笠原 太一***, 浅田 洋平**, 福田 信二**

○Meiwa MIZUGUCHI*, Tomoyo NAKAYAMA*, Taichi KASAHARA***, Yohei ASADA**, Shinji FUKUDA**

1. はじめに

近年、気候変動や人為的影響による河川環境の変化が問題となっている。石垣島においても気候変動の影響が顕在化しており、今後の河川環境の変化が懸念される。そのため、生態保全や河川管理において、効率的かつ長期的な河川環境モニタリングが重要である。特に、AI・ICT技術の進展により、深層学習や画像認識を用いた非接触かつ低コストな環境モニタリングが注目されている。本研究では、石垣島の宮良川河口付近に設置した定点カメラで撮影した画像に深層学習モデルを適用することにより、水位および塩分を推定し、時系列データを再構築することを目的とする。併せて、部分的オクルージョン画像を用いた注目領域の評価とともに、Grad-CAM^[1]、SHAP^[2]を用いて推定値に寄与した領域を可視化し、モデルの解釈性について検証した。

2. 手法

本研究では、石垣島の宮良川河口付近に設置したタイムラプスカメラで撮影した2024年7月19日から8月21日までの画像（間隔30秒）と同期間に水位・ECセンサーで取得した1時間間隔の水位および電気伝導度データを使用した。電気伝導度データは塩分に変換した。また、気象庁の1時間降水量データも取得し、解析に使用した。まず、1時間間隔の画像および対応する水位・塩分データを用いて学習した2種類のCNNモデルを構築した。モデル①は画像のみを入力とする3層のCNN、モデル②は画像に加えて降水量を全結合層に入力する構成とした。2つのモデルに5分間隔の画像を入力し、水位および塩分の5分間隔の推定値から未計測データの再現を行った。精度評価には、1時間間隔の実測データを線形補間して得られた5分間隔のデータを用い、RMSEおよびMAEにより評価した。

さらに、3つの手法を用いてモデルが注目する領域について分析した。まず、画像の各4分の1領域を遮蔽したオクルージョン画像を作成し、推定精度の低下量の評価から重要な領域の特定を試みた。また、Grad-CAMおよびSHAPを用いて、モデルの注目領域を可視化した。特にSHAPでは、各ピクセルが推定値にどのように寄与したかを定量的に示すことで、モデルの判断根拠をより詳細に把握した。

3. 結果と考察

3-1. 時系列データの再構築

水位の推定精度は、モデル①のRMSEは66.5 mm、MAEは42.2 mm、モデル②のRMSEは66.9 mm、MAEは42.8 mmとなった。塩分の推定精度は、モデル①のRMSEは2.27 PSS、

*東京農工大学大学院先進学際科学府 United Graduate School of Advanced Interdisciplinary Science Tokyo University of Agriculture and Technology, **東京農工大学大学院農学研究科 Institute of Agriculture Tokyo University of Agriculture and Technology, ***東京農工大学大学院連合農学研究科 United Graduate School of Agricultural Science Tokyo University of Agriculture and Technology

キーワード：画像認識、人工知能、環境モニタリング、可視化

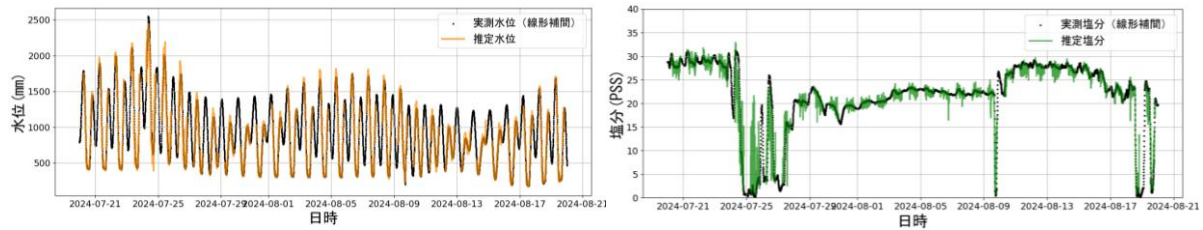


図 1 時系列推定プロット: 水位推定 (左) と塩分推定 (右)
Fig.1 Time series estimation plots: water level (Left) and salinity (Right)

MAE は 1.17 PSS, モデル②の RMSE は 1.96 PSS, MAE は 1.15 PSS となった. 水位と塩分の時系列データは, 高精度のモデルを用いて再構築した (図 1). 結果として, 学習済みモデルによって, 水位および塩分の時間変化が良好に再現されたことが確認できた.

3-2. 注目領域の評価

水位推定におけるオクルージョン解析の結果, 画像上部を遮蔽すると水位の増大に伴って過小評価となり, 下部を遮蔽すると水位の減少に伴って過大評価する傾向が確認された. 干潮時と満潮時の Grad-CAM および SHAP の可視化結果により注目領域の分析を行った. Grad-CAM では, 干潮時は画像全体, 満潮時には右下部以外の領域に注目していることが示された (図 2). 一方, SHAP による結果から, 干潮時には, 推定値が負に影響する特徴が画像下部の水際に集中し (図 3), 満潮時には推定値が正に影響する特徴が画像上部の水際に集中していた (図 4). Grad-CAM と SHAP を組み合わせることにより, 注目領域の特定および各特徴量の貢献度の評価が可能になった.

4. おわりに

本研究では, 定点カメラ画像と深層学習モデルを用いて, 石垣島宮良川の水位および塩分を推定し, 時系列データの再構築とモデルの解釈性の検証を行った. 水位と塩分の時系列変化の再現性から, 画像による河川環境モニタリングの有効性が示唆された. 注目領域の解析では, 複数の可視化手法によりモデルの解釈性が向上することが確認された.

<参考文献>

- [1] Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., and Batra, D. (2017) Grad CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 618-626
- [2] Lundberg, S. M., Lee, S.-I. (2017) A unified approach to interpreting model predictions. Advances in Neural Information Processing Systems 30, pp. 4765-4774

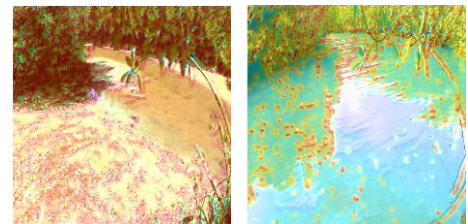


図 2 干潮 (左) および満潮 (右) における Grad-CAM 画像

Fig.2 Grad-CAM visualizations at low tide (Left) and high tide (Right)



図 3 SHAP による可視化 (干潮)
Fig.3 SHAP visualization at low tide



図 4 SHAP による可視化 (満潮)
Fig.4 SHAP visualization at high tide