

深層学習による画像解析を用いた BOD 観測手法の開発

長岡工業高等専門学校 非会員 ○新部陽向
非会員 藤田祐樹, 正会員 川上周司

1. はじめに

河川環境の保全において河川の水質管理は重要であるが、その測定プロセスには時間を伴う。中でも生物学的酸素要求量 (以下、BOD とする) は、採取した河川水に生息する微生物の有機物代謝による酸素消費量を計測することで求めるものであり、その作業には5日間を要する。近年、深層学習を用いて大腸菌数 (MPN)、浮遊物質 (SS) などの水質指標から BOD や COD を予測するといった事例¹⁾が報告されているが、画像解析による BOD 予測については未だ報告がされていない。我々は深層学習による画像解析の技術を BOD 予測に応用することで、より短時間で効率的に測定値を予測する技術が開発できるのではないかと考えた。本研究では、河川の定点観測により得られる画像データと測定 BOD 値を紐付けることで教師データを作成し、画像から BOD 値を予測するモデルを開発することを目的とした。

2. 方法

2.1 データセットの作成

対象とした河川は、徳島県阿南市を流れる打樋川とし、2020年10月7日から2021年7月19日までの間に1週間に一度の頻度で現地を訪れ、画像の取得と採水を行った。画像の取得と採水は午前10時ごろに統一し、雨天時は行わなかった。画像は市販のデジタルカメラを用い、画素数は1200万画素を最低画素数とし、フラッシュは用いなかった。また採水は実験室に持ち帰り、JIS規格に準拠して BOD を測定した。河川の画像データとそれに対応した BOD 値をまとめたものをデータセットとして作成し教師データとした。使用した画像データは224×224にリサイズし、教師データ7,834枚のうち、訓練データを6,268枚、検証データを783枚、テストデータを783枚とした。それぞれに垂直反転と水平反転の水増し加工を施した。BOD値は1.0mg/Lごとに区切り、9分類とした。

2.2 深層学習モデルの作成

本研究では、深層学習モデルとして Convolutional

Neural Network (CNN) を採用し、また自作の予測モデルと転移学習のモデルの2つのパターンについて検討した。自作の予測モデルは入力層、4層の畳み込み層、プーリング層、全結合層、dropout層、出力層で構成され、分類問題のアルゴリズムを適用した。転移学習のモデルでは、ImageNet データセットで予め学習されている AlexNet²⁾モデルを使用した。このモデルを特定のタスクに特化させるために、最終層のファインチューニングを施し、新規データセットにおける分類性能を評価した。

2.3 深層学習モデルの性能評価

深層学習モデルの学習が終わった後、未知データを用いて、正解率による予測精度の評価を行った。また、深層学習モデルが入力データのどこを評価し、BODの予測を行っているかを把握するため、Grad-CAM という手法を使用した。この結果をもとにデータセットの改善を行い、BODの値を予測する正解率の精度を求めることで水質予測システムを評価した。

3. 結果および考察

3.1 自作の予測モデルによる解析

まず自作の予測モデルで学習を行い、その正答率を検討した。自作の予測モデルの学習曲線を図1に示す。学習回数が増加することに検証データの正答率は上昇し、学習が進んでいたことが観察された。しかしながら、学習回数が進むにつれて訓練データと検証データの正答率に開きがみられた。これは過学習の兆候であり、予測モデルが用いた教師データに合致し過ぎている可能性を示唆するものであった。それでもテストデータに対する正解率を算出したところ98.4%と高い値が得られ、予測モデルとしての利用可能性が示された。

次に自作予測モデルが画像のどの部分から重点的に情報を抽出しているかを Grad-CAM を用いて調査した (図2)。図2から、自作の予測モデルは画像の水面だけではなく、岸辺などの風景からも情報を抽出しており予測の評価に用いていることが分かった。岸辺には植生が観察され季節によってその様子が変

化することが考えられた。従って自作の予測モデルが水質を予測する際に植生の繁茂や枯れ具合といった時間情報を利用している可能性を排除することを目的に、画像から風景を切り取った水面のみの画像でデータセットを作成し、同様に自作の予測モデルにて学習を行った。結果、テストデータに対する正解率は 93.6%を示し、風景を入れた際と比較して正答率は低下したがそれでも以前高い正答率を維持した。これら結果から水面画像データからでも BOD は予測できると判断した。

3.2 転移学習による解析

次に少ないデータでの高精度な学習を実現するために転移学習を用いた解析も行った。自作の予測モデルの検討で得られた知見を生かし、水面だけの画像から学習を行った。結果、AlexNet を用いた解析はテストデータに対する正解率が 99.8%と高い値を示した。AlexNet を用いた際の学習曲線を図 3 に示す。学習回数の増加に従って訓練データ、検証データの正答率が収束していることから自作の予測モデルと比較しても優れた学習性能が示された。また同様に Grad-CAM 解析も行った (図 4)。AlexNet は水面のみの画像の中でも特に水面の色から情報を抽出していることが示唆された。また光の反射により強い白色がある部分は避けて評価している傾向がみられた。このことは写真の撮影時に太陽の向きなどを気にする必要がなく撮影方法をより柔軟にするものと考えられる。

4. 今後の予定

本研究により深層学習を用いることで河川の画像データから BOD を予測できるモデルが構築できた。しかし、当該モデルは打樋川のみを対象として開発されたため、別の河川の BOD 予測を行う場合、別途教師データを取得し学習を行う必要があると思われる。今後は別の複数の河川での検証を行い、モデルの適用性と内部動作について明らかにしたいと考えている。

5. 参考文献

- 1) Marouki *et al.*, *Modeling Earth Systems and Environment*, Vol. 8 (2) 2793-2801, 2022.
- 2) Krizhevsky *et al.*, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 25. 2012.

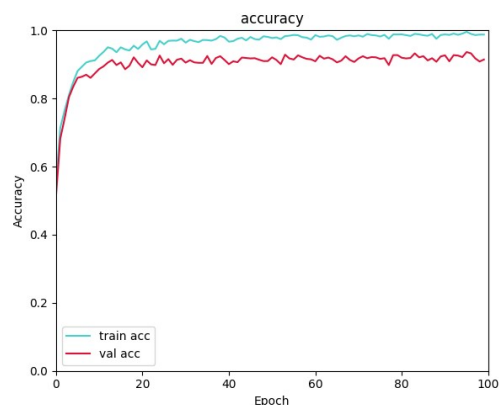


図 1 自作の予測モデルの学習曲線。青色：訓練データの正答率、赤色：検証データの正答率

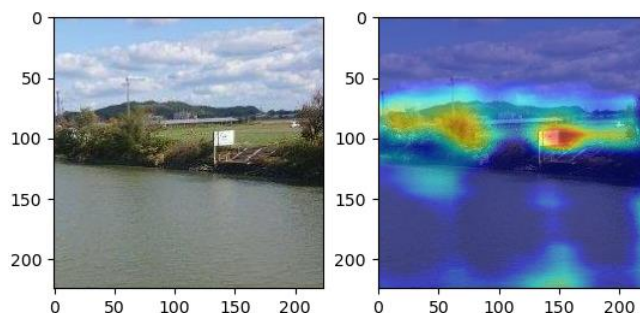


図 2 自作の予測モデルの Grad-CAM 解析の結果。左：用いた教師データ画像、右：ヒートマップ画像。

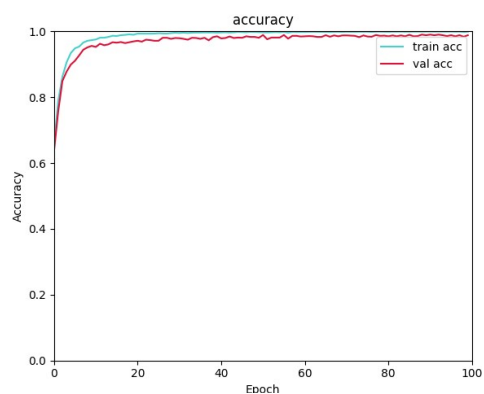


図 3 AlexNet モデルの学習曲線。青色：訓練データの正答率、赤色：検証データの正答率

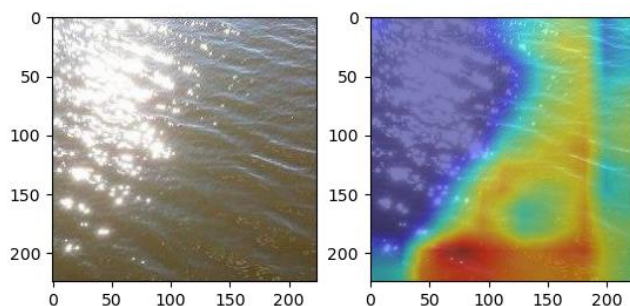


図 4 AlexNet モデルの Grad-CAM 解析の結果。左：用いた教師データ画像、右：ヒートマップ画像。