

UAV 空撮画像の機械学習に基づく Chl-a 濃度推定

○宮崎大学 学生員 山下正文
 宮崎大学 学生員 眞邊雄元
 宮崎大学 正会員 入江光輝

1. はじめに

宮崎県一ツ瀬川水系上流の一ツ瀬ダム湖では、アオコがたびたび発生し、腐敗による悪臭や、生態系への悪影響が生じている。アオコのモニタリングのために UAV や衛星画像の活用が試みられている¹⁾。眞邊ら²⁾は UAV で湖面を空撮し、画像の輝度値、濁度、水温の実測値を説明変数として、Chl-a 濃度を重回帰により表せる可能性を示している。こうした取り組みは浮遊性のアオコ自体の有無や分布の把握を目的とする一方、アオコ大量発生に至る前段の他種の植物プランクトンの消長や空間分布を把握し、栄養供給源や湖内流動といった発生要因を明らかにする事もまたもう一つの目的となる。

そこで本研究では、まず UAV 空撮画像解析から機械学習による分類によって、アオコの有無の判別を試みた。さらに、アオコなしと判断された画像に対して機械学習の回帰により表層付近のクロロフィル濃度の推定を試みた。

2. 調査方法

2-1. 現地調査の内容

本研究では、UAV(DJI 社製 Phantom4 Pro)を用いて一ツ瀬ダム湖(図-1)を空撮した。撮影高度は約 140m に設定し、カメラの F 値を F11, シャッタースピードを 1/100 秒に固定して撮影した。得られた画像の RGB の輝度値は日射量の影響を強く受けるため、別報³⁾で示す日射量の計測値に基づく輝度補正を施した。

同時に図-1 中(a)~(e)の橋梁地点において橋上より水質計(JFE アドバンテック社製 AAQ-RINKO)を昇降した。それで得られた水深 1m のウラニン換算蛍光強度と別途採水して SCOE-UNESCO 法により測定した Chl-a 濃度で検量線を作成し、各地点の水深 0~2m の水質計測値を Chl-a 濃度に変換し、平均値をその地点の Chl-a 代表値とした。

以上の空撮および水質計測は計 8 回 5 地点で実施した。機械学習の学習及びテストを実施するのに十分な数のデータセットとするため、各地点の画像の水質計地点周囲約 3.3m×3.3m の領域から 25 画素を抽出し、その RGB 値をパラメータとした。すなわち、1 つの水質計測値に対し、25 種の RGB データセットが準備されることとなる。輝度値のデータセットにはある程度のばらつきがあることが確認出来ている。

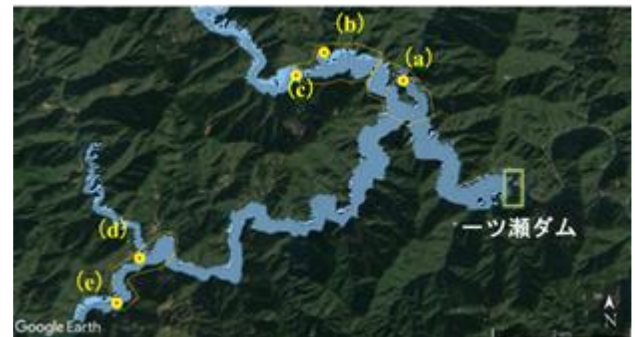


図-1 一ツ瀬ダム湖と水質観測地点

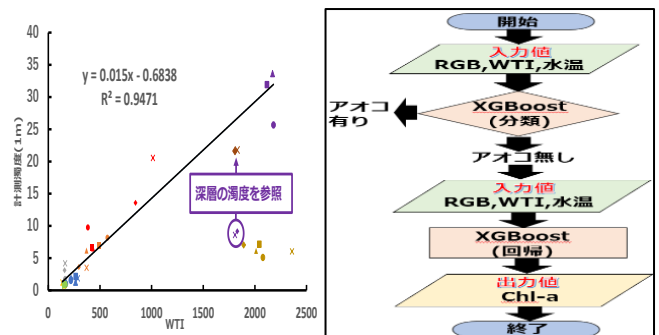


図-2 計測濁度と WTI の相関 図-3 機械学習のフロー

2-2 衛星画像による濁度評価

前報²⁾では Chl-a 濃度以外に画像輝度に影響する因子として濁度を考慮し、特定の 1 地点の濁度計測値をその日の代表値として湖面全域に適用して解析を試みた。しかし、実際には同一日でも濁度の空間分布があるため、説明変数として十分とは言い難い。そこで、本研究では衛星画像からその評価を試みた。UAV 空撮画像に比して衛星画像は空間解像度が低い。また、撮影日の自由度も低いいため、UAV 空撮実施日と必ずしも一致していない。しかし、晴天時の湖内流動の緩やかな同湖では Chl-a に比べて濁度の変化は緩やかであるため、UAV の撮影日とのギャップが 1 週間以内、かつその間に降雨や出水がない衛星画像を使用して WTI(Water Turbidity Index)⁴⁾を求めた。

図-3 に WTI と濁度計測値の相関図を示す。右下に外れ点はいくつかあるが、これはアオコ発生日と、大規模出水 1 か月後の d, e 地点の値である。出水終了後の d, e 地点では流入河川から表層に清水が流入しており、衛星画像および UAV 空撮画像はより深層の濁度が反映されたと考えられる。清水層より下の深層約 14m の濁度と WTI の対応を図中に示しているが、他の結果の相関性に準じていることが分かる。これらを除

外して考えると、空間分解能が低くなることも含め、上記のように晴天中の直近の衛星画像を使用することで WTI を説明変数とできる可能性が示された。

2-3 機械学習の手順

機械学習のフローを図-3 に示す。ここでは日射量に基づき補正された RGB 輝度値、衛星画像から得た WTI 値、水温(観測日の 1 地点の観測値)とする。まず初めにこれらのパラメータを使用してアオコの有無の判別を試みる。分類には、XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)⁵⁾を使用した。アオコなしと判別された画像について、再度同パラメータを説明変数として Chl-a 濃度を XGBoost の回帰モデルによって学習・再現する事を試みた。

3. 結果と考察

3-1. XGBoost(分類)によるアオコの判別結果

図-4 にアオコの分類結果を示す。正解率は 82%，再現率は 64%，適合率は 100%であった。偽陰性率が高いが、これは WTI をパラメータにしているためと推測される。WTI の上昇因子は、濁度だけではなく、前述したようにアオコによっても上がる。そのため、アオコ発生時と、発生していないが濁度が高い場合の分類が出来ず偽陰性が多くなったと考えられる。そこで WTI を除き、入力値を RGB, 水温として判別を試みた。その結果を図-5 に示す。WTI を除く事で、正解率は 100%になり、高い精度でアオコの有無の判別をする事が出来た。

3-2. XGBoost(回帰)による Chl-a 濃度推定の結果

次にアオコが発生していない日のデータを用いて XGBoost で回帰を行い、Chl-a 濃度を推定した。ここでは、RGB, WTI, 水温の値を正規化し、データセットを作成した。正規化はデータを最小値「0」～最大値「1」にスケーリングする手法であり、今回は Min-Max 法を用いて正規化を行った。

$$x'_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (i = 1 \dots n)$$

機械学習ではテストデータと訓練データの振り分けが重要である。特に今回のように全データ数が限られている場合にその精度評価結果を左右する。ここで

		予測	
		発生	発生なし
真の値	アオコ発生(陽性)	真陽性 32	偽陰性 18
	発生なし(陰性)	偽陰性 0	真陰性 50

図-4 アオコの分類結果

		予測	
		発生	発生なし
真の値	アオコ発生(陽性)	真陽性 50	偽陰性 0
	発生なし(陰性)	偽陰性 0	真陰性 50

図-5 アオコの分類結果

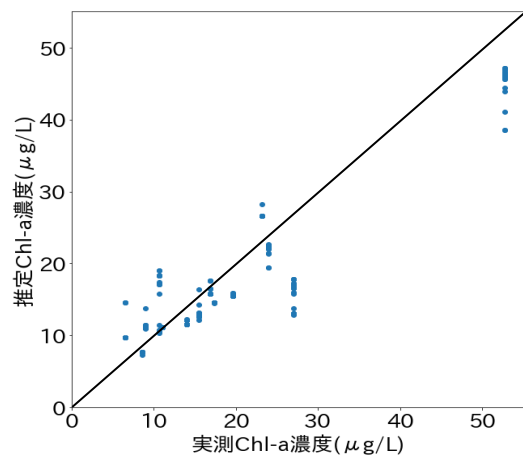


図-6 実測値と予測値の Chl-a 濃度の相関

は、5 回の試行をしたが、テストデータの推定値と実測値の決定係数は、0.62～0.84 となり、いずれも信頼性のある推定精度を得ることが出来た。図-6 に最も決定係数が高かった場合の実測値と計測値の Chl-a 濃度の相関を示す。低濃度から高濃度まで広いレンジで推定できており、空撮画像および衛星画像からアオコ発生前段のクロロフィル濃度評価が可能である事を示唆している。

4. 終わりに

本研究では初めに、日射量に基づき補正された RGB, 水温を用いてアオコの有無の判別を行った。そして、アオコなしと判別された場合には再度同パラメータを説明変数として機械学習による回帰を試み、その実用可能性を示す事が出来た。実測値と予測値の Chl-a 濃度の相関を見たところ、ある程度の相関が見られた。

参考文献

- 1) 作野裕司, 松永恒雄, 中山大介, 六川修一, 高安克己, 國井秀伸, 中村幹雄, 山室真澄: SPOT/HRV データによるアオコ発生時の宍道湖表層クロロフィル a 濃度分布推定, 日本リモートセンシング学会誌, 19 巻, 2 号, pp.20-36, 1999
- 2) 眞邊雄元: UAV 空撮画像による貯水池表層クロロフィル分布評価, 2021
- 3) 眞邊雄元: クロロフィル-a 濃度推定に用いる UAV 空撮画像の日射強度に基づく輝度値補正, 令和 4 年, 西部支部
- 4) Yamagata Y, Wiegand C, Akiyama T, Shibayama M (1988) Water turbidity and perpendicular vegetation indices for paddy rice flood damage analyses. Remote Sens Environ 26:241-251
- 5) 天方匡純, 藤井純太郎, 梁田信河: Gradient Boosting の適用によるダム流入量予測の精度向上, ダム工学, 30(1), pp.19-20, 2000