

# 機械学習のアルゴリズムを用いたダム湖アオコ発生予測の検討

鹿児島大学学術研究院・理工学域・工学系 安達貴浩

鹿児島大学大学院・理工学研究科 小橋乃子

## 1. 本研究の目的

高温と富栄養さらには安定した水温成層の環境において優占するアオコは、夏季に出現しやすいが、大鶴湖では、本来アオコが発生しにくい秋・冬季であっても、度々アオコが大増殖するといった特徴的な現象が確認されている。本研究では、近年頻繁に発生している大鶴湖のアオコの特徴を明らかにするとともに、アオコが発生に対して適切な対策を講じるため、機械学習アルゴリズムの一つであるニューラルネットワークの有効活用の可能性について検討した。なお、大鶴湖では、1980年代以降、アオコが発生に関連して各種水質データが取得されているが、取得間隔が疎なデータに対して、機械学習のアルゴリズムを活用することが可能であるかどうかを確かめることが研究推進における重要な要素であるため、本研究では、決定論的な数値モデルの結果を学習データとして機械学習のアルゴリズムの有効活用について検討した。同時に、機械学習の高精度化には学習データの充実化が不可欠であるため、本研究期間中にも現地モニタリングを継続的に実施した。

## 2. 調査の概要

2014年6月以降、夏季から秋季を中心に、月1回程度の頻度で現地観測を実施している。本年度は図-1に示すStn.1～3において、水温、DO、濁度等の鉛直分布を計測し、更に有機物（溶存態、懸濁態）、栄養塩（三態窒素、リン酸、シリカ、TN、TP、DON、DOP）、Chl-*a*の分析を行った。また、2015年5月末からは連続データを取得するためにクロロフィル濁度計をStn.1近傍の水面下1m地点に設置した。さらに、Stn.1近傍に設置されている自動昇降装置を用いた多項目水質計による高頻度観測データ（鶴田ダム管理所所有）を活用した。また、独自に入手したデータに加え、水文水質データベース<sup>1)</sup>から得た基準点3のデータを活用した。なお、基準点3は図-1のStn.1と同一の地点である。



図-1 観測地点の概要

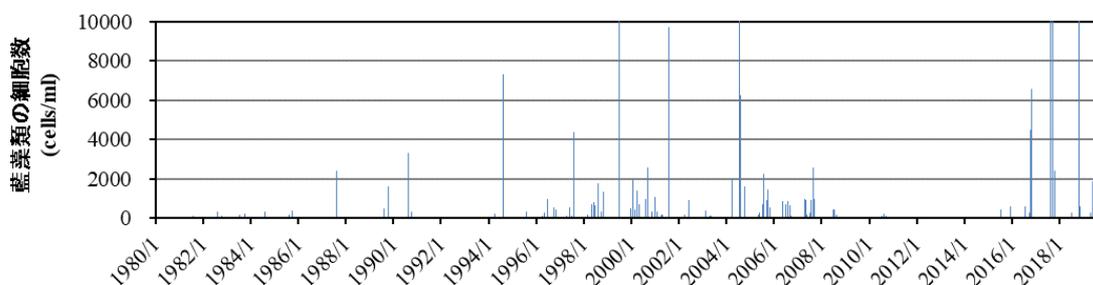


図-2 大鶴湖における藍藻類（アオコ）の発生状況

### 3. 大鶴湖におけるアオコ発生状況

図-2に藍藻類の細胞密度の時系列を示す。大鶴湖では1980年代から藍藻が発生し始め、2000年初頭には頻繁にアオコ化している様子が見られる。その後、2008年から2015年まで藍藻の細胞密度は低レベルに留まっていたが、2016年の秋以降、再び高濃度のアオコが発生していることがわかる。また、図-3に2017年から2019年の大鶴湖における植物プランクトン組成と曝気循環装置の稼働状況を示す。この結果から分かるように、近年は曝気循環装置の稼働により、夏季のアオコ発生は抑制されているものの、10月から11月にかけて毎年アオコが発生している様子が見て取れる。

### 4. 大鶴湖を対象とした物理環境モデルならびに低次生態系モデルの構築

本研究では、機械学習のアルゴリズムを用いてアオコの発生を予測することを目的としているが、アオコ発生時の観測データは限られていること、また種々の要因によってアオコ発生条件が

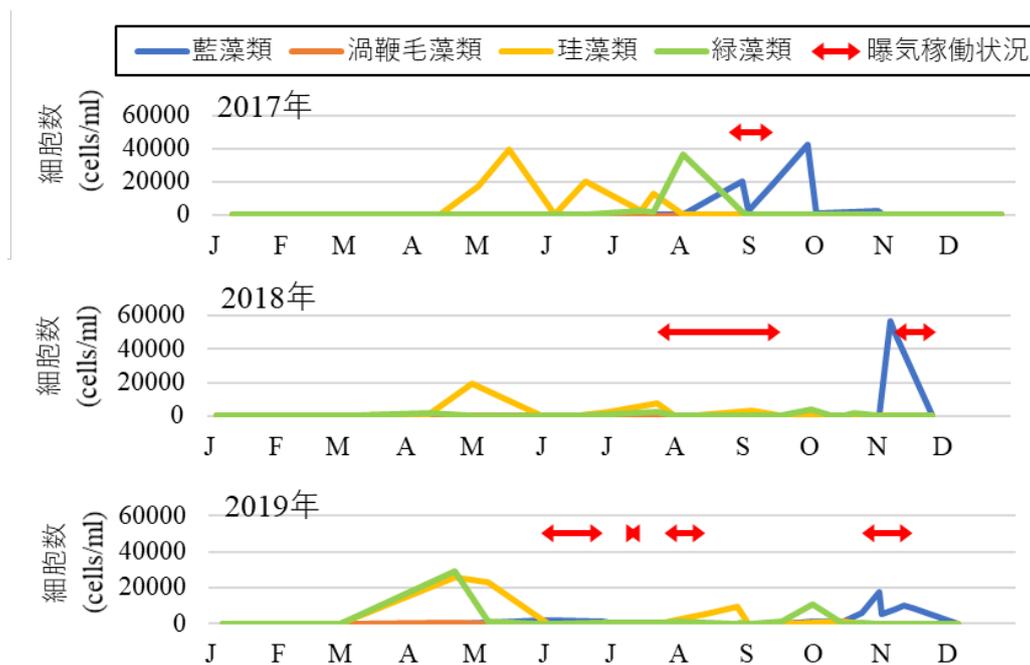


図-3 大鶴湖における植物プランクトン組成と曝気循環装置の稼働状況

成立していることを考慮すると、これまでに得られた観測データに対し、上記のような手法をそのまま用いても、十分な議論はできず、手法の汎用性を確認することも難しいことが事前に予想された。このような問題点を克服するために、水文学の分野では、観測データではなく、水文シミュレーションの入出力に対して、ニューラルネットワーク（以降、ANN）の妥当性を検証するという手法が用いられることも少なくない。本研究でも同様に、大鶴湖を対象とした物理環境モデルならびに低次生態系モデルを新たに構築し、ANNの適用可能性について検討した。

#### 1) 物理環境モデルの構築

物理モデルによって再現された水温場や乱流拡散、移流の場は、アオコの形成に対して決定的な役割を果たすことから、まず、大鶴湖の物理環境を再現する鉛直1次元モデルを作成した（鉛直方向の層数：全水深を200分割）。

モデルそのものは、安達ら(2011)と同様のモデルとしたが、貯水池への河川水の流入、さらには放流口からの放流条件については、Imberger et al.(1990)を参考にしてモデル化を行った。

2011年は、境界条件等の実測データが充実していたため、同年を対象に再現計算を行った。実測の気象条件、流入条件、放流条件を与えて得られた2011年の計算結果（貯水池表層の水温）を、実測値と併せて図-4に示す。この結果より、作成したモデルによって比較的良好に表層水温を再現できることが分かる。また、この結果より、大鶴湖の物理環境は第一近似として鉛直1次元のとして取り扱えるものと判断される。次に、2011年の計算結果のイソプレックスを図-5に示す。こ

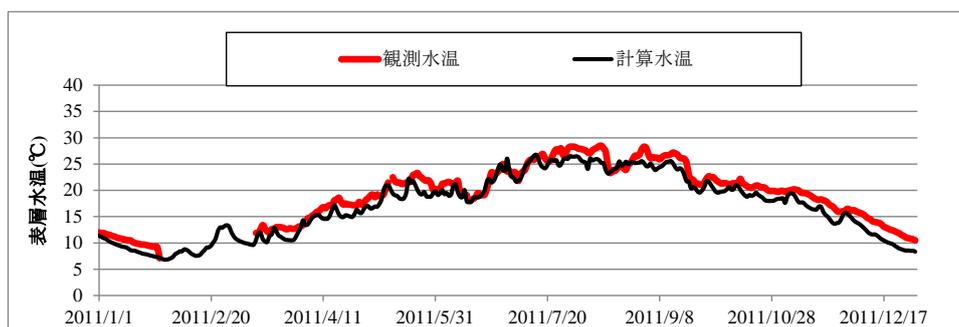


図-4 表層水温の計算結果と実測値の比較

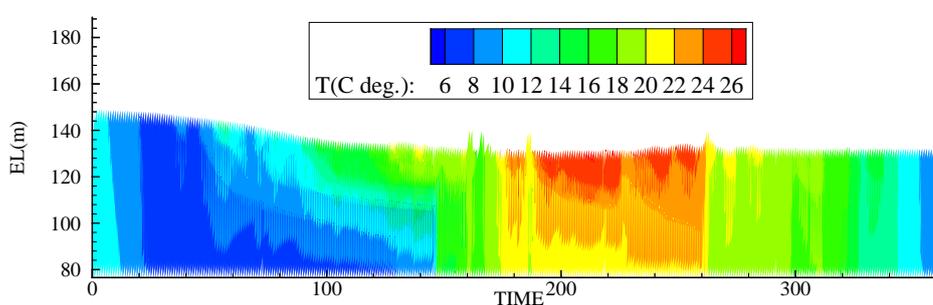


図-5 計算結果のイソプレッソ

(縦軸：単位m、横軸：2011/1/1からの経過日数)

の結果に示されるように、夏季に水温躍層が形成され、冬季になると躍層が鉛直方向に完全に混合する様子が再現できていることが分かる。また、一般的に知られているように、成層期には、放流口と同程度の標高において、強い躍層が形成されることも確認できた。なお、7月において (TIME=230DAYS付近)、成層期であるにもかかわらず、水温躍層が一時的に解消されているが、これは出水の影響によるものである。

## 2) 低次生態系モデルの構築

次に、鉛直1次元低次生態系モデルを作成した。生態系モデルにおいては、流入流量、放流流量、流入水の流動に加え、物理モデルからシミュレートされる時空間に変化する乱流拡散係数、水温場が入力条件として与えられることになる。モデルの枠組と各種パラメータについては、Robson(2004)を参照したが、大鶴湖ではリンが栄養塩の制限要因となっていることが多いことから、DIPと炭素量に換算した植物プランクトン濃度のみをコンパートメントして考慮した。作成したモデルによって再現された貯水池表層の植物プランクトン濃度の計算結果を実測結果と合わせて図-6に示す。一般に、植物プランクトンという生物を対象としたシミュレーションの再現性は、物理過程の再現性に比べて低いことが指摘されているが、この結果を見ると、構築したモ

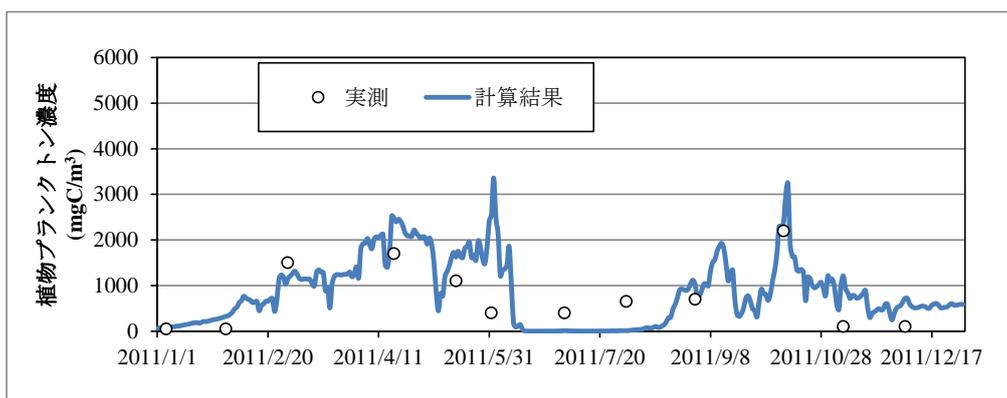


図-6 低次生態系モデルの結果と実測値の比較

デルにより、1年間にわたる植物プランクトンの動態を比較的良好に再現できることが確認された。

#### 5. 機械学習アルゴリズムを用いた植物プランクトンの推定

本研究では、機械学習のアルゴリズムであるANNを用いて、アオコの発生を予測することを目的としている。既往の研究（朴ら, 2002）によって、そのような手法が植物プランクトンの予測に有効であることが既に明らかになっているが、その研究では、高頻度に植物プランクトンの観測データが取得され学習データとして活用されている。一方、大鶴湖を含めた一般のダム湖ではアオコの存在量等の水質の調査は月に1回程度であり、このような観測頻度が機械学習の適用においてネックとなる可能性が考えられた。このため、上記の低次生態系シミュレーションの結果を用いて、観測頻度がANNによる植物プランクトン予測に及ぼす影響を調べた。

2011-2014年を計算期間とし、4章で適用したモデル計算から、ANNの検討に用いるデータセットを作成した。なお、境界条件が不足する一部の期間については、過去の時系列データで代用した。日別の時系列データ（直近の表層植物プランクトン濃度、流入流量、放流流量、表層水温、平均風速）をANNの入力データとし、日別の植物プランクトン濃度の予測の適用可能性について検討した。ちなみに植物プランクトン濃度を規定する栄養塩濃度が入力条件に含まれていないが、栄養塩フラックスは、流入流量によって変化するため、流入流量を入力条件とすることで、栄養塩フラックスの影響が間接的に組み込まれることになる。また、直近の植物プランクトン濃度を考慮することで過去の栄養塩履歴が間接的に考慮されることになる。

2011-2012年を学習期間として3層のANNを適用し、2014年の結果を対象に学習の妥当性を検証した。なお、中間層のニューロンの数については、最適な結果が得られるように試行錯誤的に決定した。

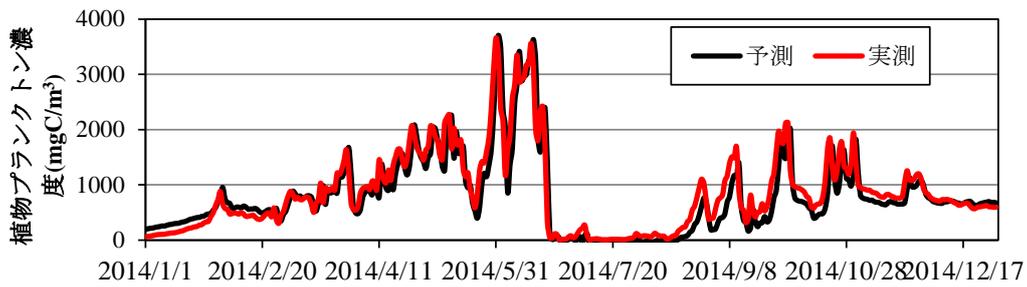


図-7 ANNによる植物プランクトン濃度の予測結果  
(1日前の植物プランクトン濃度を入力値として使用)

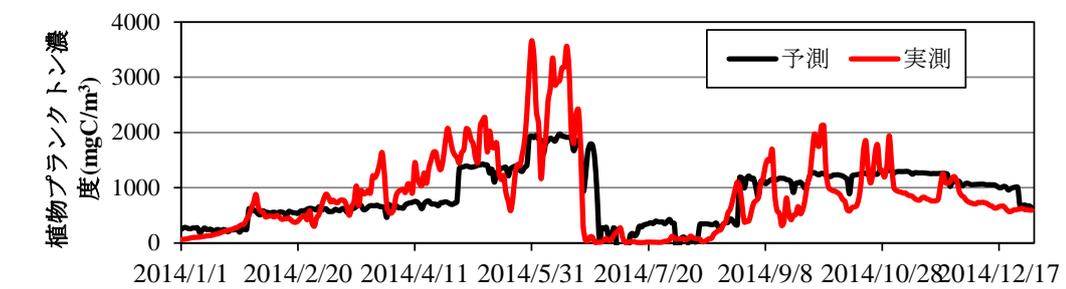


図-8 ANNによる植物プランクトン濃度の予測結果  
(30日前の植物プランクトン濃度を入力値として使用)

まず、直近の植物プランクトンデータとして、1日前の植物プランクトン濃度を与えた時の予測結果を図-7に示す。このような予測は、リアルタイムモニタリングにより、全植物プランクトンの濃度（クロロフィルa）あるいは対象とする特定の植物プランクトンの濃度を取得できる場合に相当するが、通常、アオコのような特定の植物プランクトンの濃度を取得することはできない。得られた結果を見ると、密なデータを入力に用いることにより、学習が適切に実行され、植物プランクトン量を良好に予測できることが分かる。

次に、直近の植物プランクトンデータとして数日以上前のデータしか使用できない場合について検討を行った。1ヵ月毎にしか植物プランクトンのデータが取得できなかった場合の予測結果を図-8に示す。このような予測は、月1回程度の頻度でしか植物プランクトンの観測データが取得できない状況に相当し、一般的な貯水池でのアオコの発生に対しても適用可能である。しかしながら、得られた結果を見ると予測精度が大きく低下しており、短期的な変動にスムージングをかけたような予測結果が得られていることが分かる。大鶴湖では、アオコの発生は、1週間～1ヵ月の期間であり、その期間、植物プランクトンの量の変動が大きいことから、疎な観測データを用いた際の短期変動の予測精度の低下はアオコの予測の精度を大きく低減させることが予測

される。

## 6. まとめ

本研究では、機械学習の手法の一つであるANNを用いたアオコ予測の可能性について検討した。因果関係が明確なデータセットを用いた方が精度の高い議論が可能であることから、本研究では、鉛直1次元物理・低次生態系カップリングモデルの結果を用いた検討を行った。この結果、月1回程度の頻度でしか植物プランクトンの観測データが取得できない場合、データ取得間隔が疎であり、学習には不適であるという結果が得られた。大鶴湖では、1980年代より、植物プランクトン組成のデータが取得されているが、データの取得間隔は1ヵ月程度であり、しかもアオコ発生時のデータは限られている。さらに、曝気装置稼働やダム再開発の影響も混在していることから、過去の大鶴湖のアオコを対象に現状の枠組みで学習を行っても、学習データが少なく、精度の高い結果は得にくいと判断される。このような結果から、過去のアオコの評価・再現が必要な場合は、4章で示したような決定論モデルとデータ同化を有効活用するのが最も現実的な選択肢であると判断される。

一方、植物プランクトンの観測データが高頻度に取得される場合には、ANNにより精度の高い結果が得られることも分かった。本助成事業による申請者の昨年度の取組により、多波長励起蛍光光度計によるアオコの計測の可能性が既に示されていることから、このような新たな計測技術とANNを連携することにより、アオコを高精度に予測できる可能性は十分考えられる。

なお、ANNによる解析に直接活用されなかったため、具体的な成果の紹介は割愛したが、本年度、大鶴湖では秋アオコに加え、水草の異常増殖が発生した。本助成事業の下に実施した現地観測によって、水草が異常増殖した環境下でのアオコの増殖過程、さらに曝気装置稼働時の短期的なアオコの増殖過程に関し、貴重なデータを取得することができた。取得されたデータは、ANNのさらなる高精度化に活用可能であることは言うまでもない。

## 謝 辞

本研究を遂行するにあたり、研究助成をしていただいた一般社団法人九州地方計画協会に深甚なる謝意を表します。また、本研究の現地調査を遂行するにあたり、国土交通省九州地方整備局・鶴田ダム管理所の皆様、および鹿児島大学工学部の学生諸氏に、多大なるご協力をいただきました。また、分析に際しては、技能補佐員の仮屋崎潮氏に多大なるご尽力をいただきました。ここに深甚なる謝意を表します。

## 参考文献

- 1) 国土交通省水文データベース <http://www1.rier.jp/>
- 2) 安達貴浩, 小橋乃子 (2011): 鹿児島湾北部海域における貧酸素水塊の形成メカニズム, 水工学論文集, Vol.55巻.
- 3) J. Imberger et al.(1990): Physical limnology, Advances in Applied Mechanics, vol.27.
- 4) B.J.Robson et al.(2004): Three-dimensional modelling of a Mycrocystis bloom event in the Swan River estuary, Western Australia, Ecological Modelling, 174, pp.203-222.
- 5) 朴 容佑, 山下 隆男(2002): 沿岸域環境テレメトリーを用いたニューラルネットワークによる植物プランクトン群集密度変動のリアルタイム予測の試み、海岸工学論文集、49 巻 p. 986-990.