分担研究報告書４

気候変動下の藻類異常発生の定量的なリスク評価

研究分担者　　西村　修
研究協力者　　佐野　大輔
研究協力者　　三浦　耀平

厚生労働科学研究費補助金 (健康安全・危機管理対策総合研究事業)
気候変動に伴う水道システムの生物障害等リスク評価とその適応性の強化に向けた研究
分担研究報告書

研究課題：気候変動下の藻類異常発生の定量的なリスク評価

研究分担者　西村　修　　東北大学大学院　工学研究科　教授
研究協力者　佐野　大輔　東北大学大学院　工学研究科　教授
研究協力者　三浦　耀平　東北大学大学院　工学研究科　大学院生

研究要旨
水道水源における藻類異常発生は、浄水場における生物障害を引き起こす場合がある。気候変動に伴い、藻類異常発生は規模・頻度ともに悪化することが予想されている。一方で、気候変動下の藻類異常発生のポテンシャルは未知数であり、将来の藻類異常発生リスクを定量的に評価することが必要である。
本研究では、奈良県の室生湖を対象とし、浮遊性シアノバクテリアである *Microcystis* spp.の濃度の予測モデル構築及び気候予測データを用いた過去と将来の *Microcystis* spp.濃度の推定を行った。2001 年から 2017 年の *Microcystis* spp.濃度を目的変数とし、栄養塩データ、水理データ、気象データを説明変数として、機械学習アルゴリズムにより説明変数の選択及び予測モデルの構築を行った。構築された予測モデルに対して、気候予測データの 2 度及び 4 度上昇実験、過去実験の気象データを入力することで、将来と過去の *Microcystis* spp.濃度の推定を行った。その結果、過去実験の結果と比較した場合に、気温が 4 度上昇するシナリオにおける平均 *Microcystis* spp.濃度が約 1.58 倍になる結果が示された。また機械学習モデルの不確実性を考慮するため、訓練データとテストデータの分割を 100 回繰り返した際の、予測モデルの構築及び *Microcystis* spp.濃度の推定も行った。本研究手法を複数のダム湖に適用することで、将来的な藻類異常発生リスクの定量的な評価及びダム湖間の比較が可能となり、優先的に対処するべき水道水源の特定ができる可能性が示された。

A. 研究目的

ダム湖等の淡水域では藻類が異常増殖する現象（藻類異常発生）が報告されている。藻類異常発生が起きた水源から取水している浄水場では、増殖した藻類により目詰まりや凝集不良が起きることがあり、安定的な水道供給に支障をきたす場合がある。藻類異常発生に対処するために、過去データを用いて藻類異常発生の傾向を理解する研究や [1) 2)]、短期間先の藻類異常発生を予測する研究が数多く実施されてきた [3)]。過去の淡水性藻類異常発生の傾向の把握に関する研究では、過去の藻類異常発生の特徴を理解する上で非常に役立つ知見が得られる。例として、世界の 71 の大規模湖における過去 30 年間の藻類異常発生を地球観測衛星から取得されたデータを用いて解析した研究では、大部分（68%）の湖で夏の藻類異常発生の強度が増加していることが判明した [1)]。また短期先の藻類異常発生予測は、過去の藻類異常発生データおよびその現象に関連性がある要因のデータを組み合わせることで、特定の水域における活動への注意喚起や浄水処理施設へ情報共有に役立てることができる。

しかしながら、今後気候変動が進行した際に、将来の気象は現在や過去の気象と大きく異なることが予想される。IPCC 第 6 次報告書では、温室効果ガスの大気中濃度に応じて、複数の共通社会経済経路（SSP）により気温上昇を予測している。従って、過去の藻類異常発生の傾向の把握や短期間先の藻類異常発生の予測の研究は、将来の必要な施設や政策へ十分な情報を供給することができない。気候変動が進んだ際に、藻類異常発生の規模の拡大及び頻度の増加が推定されている [4) 5)] が、水源における藻類異常発生の定量的なリスク評価に関する研究は実施されていない。

本研究では、奈良県の室生湖を対象とし、代表的な浮遊性シアノバクテリアである *Microcystis* spp.の気候変動下における濃度を予測することを目的とした。*Microcystis* spp.の異常発生に関連性の高い説明変数を選別し、機械学習アルゴリズムを用いて *Microcystis* spp.濃度の予測モデルを構築した。構築されたモデルと過去実験及び気候モデルによりシミュレーションされた気象データを用いて、過去と将来の *Microcystis* spp.濃度を算出し、藻類異常発生のリスク評価を行った。気候モデルには不確実性が含まれているため、機械学習モデルの訓練・テストデータの分割を繰り返した他、複数の気候モデルにより推定された気象データを使用することで、機械学習アルゴリズムと気候予測モデルの不確実性を考慮した結果を出力した。

B. 研究方法

本研究は、観測データを用いた *Microcystis* spp.濃度予測モデルの構築、及び気候予測データを用いた過去と将来の *Microcystis* spp.濃度の推定の 2 つに大別される。

・予測モデル構築

2001 年～2017 年に奈良県宇陀市の室生ダム（室生湖）で測定された *Microcystis* spp.濃度を予測モデルの目的変数とした。月 1 回の頻度で測定され

た全窒素濃度及び全リン濃度の過去 1 年間の平均値（TN1y，TP1y）、ダム湖水の流入量及び流出量の過去 7 日間の平均値（Inflow7d，Discharge7d）、最高気温及び風速の過去 7 日間の平均値（MaxTemp7d，Wind7d）、日照時間及び降水量の過去 7 日間の合計値（Sun7d，Rain7d）を説明変数として用いた。

Automatic relevance determination（ARD）により算出された説明変数の回帰係数に基づき *Microcystis* spp.濃度と関連性の高い説明変数の選択を行った。選択された変数及び機械学習アルゴリズムのサポート・ベクター・マシン（SVM）を用いて回帰モデルを構築した。SVM のモデル構築の際には、観測データを 80%の訓練データと 20%のテストデータに分割した。モデルの訓練においては、グリッドサーチ及び交差検証により最適なハイパーパラメータを特定した。モデル評価には、平均二乗誤差（MSE）及び決定係数（R^2）を使用した。

・気候予測データを用いた将来予測

気候予測データとして、地球温暖化対策に資するアンサンブル気候予測データベース（d4PDF）の the model for interdisciplinary research on climate（MIROC）及び meteorological research institute - coupled general circulation model（MRI）の 2 度（2K）及び 4 度（4K）上昇実験、過去実験（HPB）の 5 つのケースのデータを使用した。MIROC は、東京大学、国立環境研究所、海洋研究機構により共同開発された気候モデルである。また MRI は気象研究所により開発された気候モデルである。MIROC 及び MRI の 2K は 2060～2090 年、4K は 2080～2110 年、HPB は 1980～2010 年のそれぞれ 31 年間のデータセットである。これらの複数のデータセットの室生ダムに最も近い地点に関して、最高気温及び風速データを取得し、それぞれ過去 7 日間の平均値（MaxTemp7d，Wind7d）を算出し、構築された予測モデルに投入した。MaxTemp7d 及び Wind7d 以外の説明変数に関しては、将来データが取得できなかったため、観測データの平均値で代用した。機械学習アルゴリズムは、モデルの訓練に使用した観測データの範囲外のデータに対して予測精度が悪いため、MIROC、MRI、HPB のデータに対してフィルタリングをかけた。観測データにおける最高気温および風速の最大値と最小値を閾値として、この範囲内の MIROC、MRI、HPB のデータを用いて、気候変動下及び過去実験の藻類濃度を推定した。

C. 研究結果及び D. 考察

ARD により計算された回帰係数の結果を表 1 に示す。日照時間及び降水量の回帰係数が 0 となり、*Microcystis* spp.の異常発生と関連性が低いことが判明した。これら 2 つの変数をデータセットから除外し、残ったデータセットを用いて、SVM 予測モデルを構築した（図 1）。予測モデルの性能に関して、訓練データに対する MSE は 0.16、R^2 は 0.81、テストデータに対する MSE は 0.45、R^2 は 0.33 であった。

気候予測データのフィルタリングを実施した結果、冬季（12 月~3 月）には、HPB のデータが削除される数が比較的多く、夏期（7 月~9 月）には MIROC 及び MRI の 4K のデータが比較的多く削除された。構築された SVM モデルに、気候変動下及び過去実験のデータを入力することで、*Microcystis* spp.濃度を計算した。各ケースにおいて予測された *Microcystis* spp.濃度の 31 年間の平均値を表 2 に示す。最も平均濃度が高かったのは、MIROC 4k で 2.85 $\log_{10}$ cells/mL であり、最も低かったのは HPB で 2.65 $\log_{10}$ cells/mL であった。これら 2 つの値の差は 0.2 であることから、MIROC 4K は HPB の約 1.58 倍（$10^{0.2}$ ≒1.58）の *Microcystis* spp.濃度であることが推定された。MIROC と MRI の比較では、2 度上昇実験及び 4 度上昇実験の両方に関して、MIROC のデータを用いた *Microcystis* spp.濃度が高かった。また MIROC と MRI 最高気温の平均値の比較をしたところ、MIROC 2K（16.9℃）は MRI 2K（16.5℃）より高く、MIROC 4K（19.7℃）は MRI 4K（19.1）より高かった。藻類の成長は温度に大きく影響されるため、最高気温の差が表 2 に示された予測結果につながったと考えられる。

図 2 では、MIROC4K と HPB の最初の 365 個のデータの予測濃度を示している。フィルタリングによりデータが一部削除されているため、MIROC4K と HPB では表示される日付の期間が異なる。また予測値が 2.9 付近に集中している様子が見られ、これらの予測値は観測データの中で *Microcystis* spp.濃度の測定結果の報告が少なかった冬季に集中している。機械学習アルゴリズムが、気温が低いデータの学習を十分に行うことができず、予測に失敗したことが原因であると考えられる。フィルタリングでは、HPB の冬季のデータ、MIROC 4K と MRI 4K の夏季のデータが多く削除されていた。*Microcystis* spp.は気温の高い夏季に増殖することを考慮すると、HPB の *Microcystis* spp.濃度を過大評価し、MIROC 4K と MRI 4K の *Microcystis* spp.濃度を過小評価している可能性がある。今回の研究ではフィルタリングにより除外されたデータも含め、適正に濃度予測をすることができれば、HPB と MIROC 4K/MRI 4K の *Microcystis* spp.濃度の差はより開くだろう。

SVM モデルの不確実性を考慮するため、観測データの訓練及びテストデータへの分割を 100 回繰り返し、それぞれについて SVM モデルを構築した。構築された 100 の SVM モデルに対して、MIROC 2K/4K、MRI 2K/4K、HPB のデータを入力し、出力された 31 年間の平均 *Microcystis* spp.濃度の分布を図 3 に示し、平均濃度を表 3 に示した。HPB と比較した際の濃度の差は、最高で 0.17（MIROC 4K）、最低で 0.07（MRI 2K）である。このことから、過去と比較した際に、将来的に *Microcystis* spp.濃度が、1.17（$10^{0.07}$）～1.48（$10^{0.17}$）倍になることが考えられる。本研究手法を複数のダム湖に適用することで、将来的な藻類異常発生リスクの定量的な評価及びダム湖間の比較が可能になるだろう。この比較は優先的に障害生物に対処するべき水道水源の特定に活用できると考えられる。

E. 結論

奈良県の室生ダムを対象として、過去の現場データを用いて藻類異常発生を予測する機械学習モデルを構築した。その後、2 度及び 4 度上昇実験、過去実験の気象データを予測モデルに入力することで、将来と過去の *Microcystis* spp.濃度を推定し、平均濃度を比較した。その結果、過去と比較した場合に、4 度上昇時に藻類濃度が約 1.58 倍になることが示された。また機械学習モデルの不確実性を考慮した解析では、*Microcystis* spp.濃度の平均値が過去と比較して、1.17~1.48 倍になることが推定された。本研究では、気候予測データのフィルタリングを行ったことから将来の *Microcystis* spp.濃度を過小評価した可能性が高く、より正確な藻類濃度の評価のために、データの扱い方の工夫や予測モデルの改良が求められる。

F. 健康危険情報

該当なし

G. 研究発表

1. 論文発表

Miura Y, Imamoto H, Asada Y, Sagehashi M, Akiba M, Nishimura O, Sano D. Prediction of algal bloom using a combination of sparse modeling and a machine learning algorithm: Automatic relevance determination and support vector machine. Ecological Informatics 2023;78:102337(Article number).

2.学会発表

該当なし

H. 知的財産権の出願・登録状況 (予定も含む。)

1.特許取得

該当なし

2.実用新案登録

該当なし

3.その他

該当なし

I. 参考文献

1) Ho JC, Michalak AM, Pahlevan N; Widespread global increase in intense lake phytoplankton blooms since the 1980s, Nature, 574, 667-670, 2019.

2) Hou X, Feng L, Dai Y, Hu C, Gibson L, Tang J, Lee Z, Wang Y, Cai X, Liu J, Zheng Y, Zheng C.; Global mapping reveals increase in lacustrine algal blooms over the past decade, Nature Geoscience, 15, 130-134, 2022.

3) Rousso BZ, Bertone E, Stewart R, Hamilton DP,: A systematic literature review of forecasting and predictive models for cyanobacteria blooms in freshwater lakes, Water Research, 182, 115959, 2020.

4) Huisman J, Codd GA, Paerl HW, Ibelings BW, Verspagen JMH, Visser PM.; Cyanobacterial blooms, 16, 471-483, 2018.

5) Chapra SC, Boehlert B, Fant C, Bierman Jr. VJ, Henderson J, Mills D, Mas DML, Rennels L, Jantarasami L, Martinich J, Strzepek KM, Paerl HW.; Climate change impacts on harmful algal blooms in U.S. freshwaters: A screening-level assessment, 51, 16, 8933-8943, 2017.

J. 謝辞

本研究を進めるに当たり，水資源機構及び京都大学防災研究所水資源環境研究センター峠嘉哉特定准教授の協力を得ました。記して謝意を表します。

表 1　各説明変数の ARD の回帰係数

説明変数	回帰係数（ARD）
TN1y	0.21
TP1y	0.07
Inflow7d	0.26
Discharge7d	-0.43
MaxTemp7d	0.36
Sun7d	0
Wind7d	-0.17
Rain7d	0

表 2　各ケースにおける予測された *Microcystis* spp.濃度の 31 年間の平均値

ケース	予測されたMicrocystis spp.濃度の31年間の平均値 (log_{10} cells/ml)
MIROC 2K	2.77
MIROC 4K	2.85
MRI 2K	2.73
MRI 4K	2.82
HPB	2.65

表 3　各ケースにおいて 100 回繰り返し予測された *Microcystis* spp.濃度の 31 年間の平均値

ケース	100回繰り返し予測された*Microcystis* spp.濃度の31年間の平均値 (log_{10} cells/ml)
MIROC 2K	2.78
MIROC 4K	2.87
MRI 2K	2.77
MRI 4K	2.85
HPB	2.70

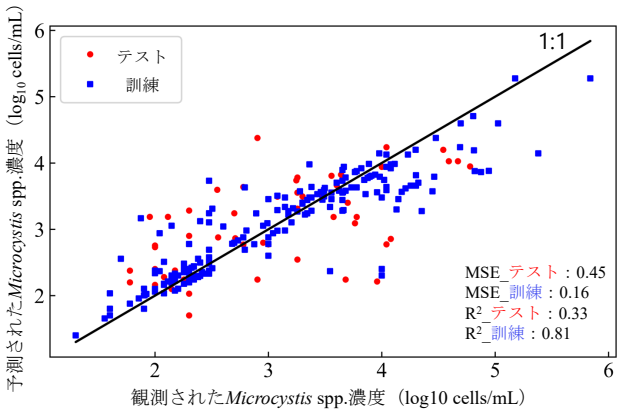

図 1　SVM による *Microcystis* spp.濃度予測結果

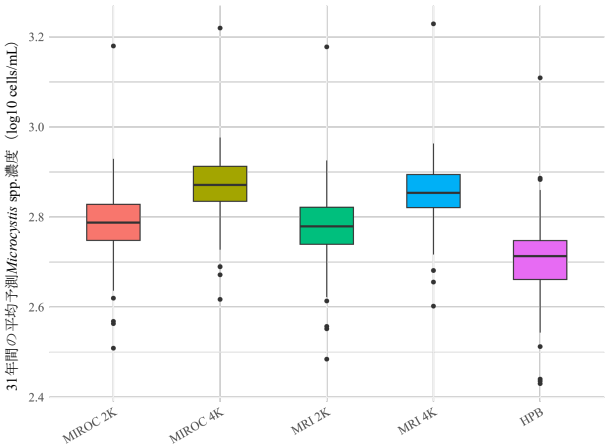

図 3　100 回繰り返し予測された 31 年間の平均 *Microcystis* spp.濃度の箱ひげ図

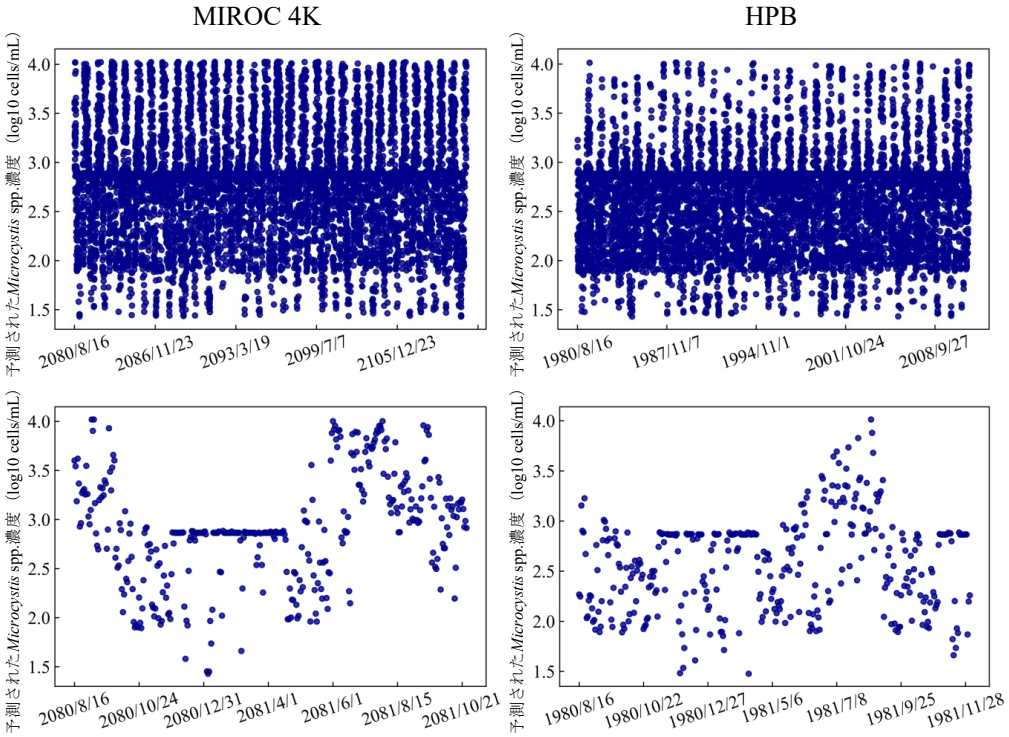

図 2　MIROC 4K 及び HPB において予測された *Microcystis* spp.濃度の散布図