

河川流量を用いた機械学習による有明海の水質予測

九州大学 学生会員 中野咲希 正会員 田井明

1. はじめに

近年、有明海ではノリの色落ちや二枚貝類の減少などの問題が発生している．これらは、赤潮や底層の貧酸素化等の水環境悪化が深く関係していると考えられている．このような有明海の水環境悪化の原因を究明するために多くの研究が行われてきた．金ら(2019)により、サポートベクター回帰(以降、SVR と略記)の有明海水質予測への適用例はあるが、成層や溶存酸素濃度(以降、DO 濃度と略記)への適用例はない．そのため本研究では、諫早湾の成層や DO 濃度、筑後川の流量、気温データを用いて機械学習を行い、諫早湾における水質予測モデルを構築し再現を試みた．

2. 検討方法

本研究では諫早湾の中央に位置する九州農政局観測櫓の B3 地点(図 1)の水質環境の変化に着目し、SVR よりモデルを構築した．期間は、2002 年から 2018 年の夏季成層期を対象とした．DO 濃度、塩分、水温は B3 地点の毎時データを用いた．河川流量データとしては、有明海に注ぐ 8 つの 1 級河川の中で、筑後川の流量のみを考慮することとし、国土交通省の水文水質ベースの瀬ノ下流量観測所の毎時データを使用した．気温データは、諫早湾に最も近い島原アメダスの毎時データを用いた．

機械学習アルゴリズムの 1 つであるサポートベクターマシンは、クラス間の分離する超平面を用いて分類器を定義するものである．超平面とは、2 次元の線や 3 次元の平面を N 次元に拡張したもので、 N 次元空間を 2 つに分ける働きをする．サポートベクター回帰は、サポートベクターマシンによりデータを分類する直線を求め、データが直線付近に集まる時にその関係を求めデータの予測を行うことができる．SVR の採用理由は、はずれ値に強くロバストな回帰結果が出やすいからである．平均二乗誤差(MSE)の値が小さければ小さいほど良いモデル、分散説明率(EVS)が 1 に近いほど良いモデルとして判断される．

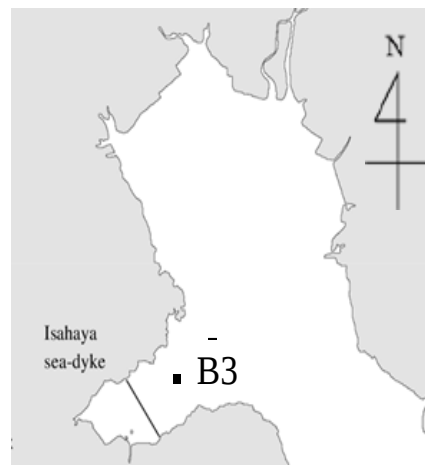


図 1 有明海の概略図と観測地点

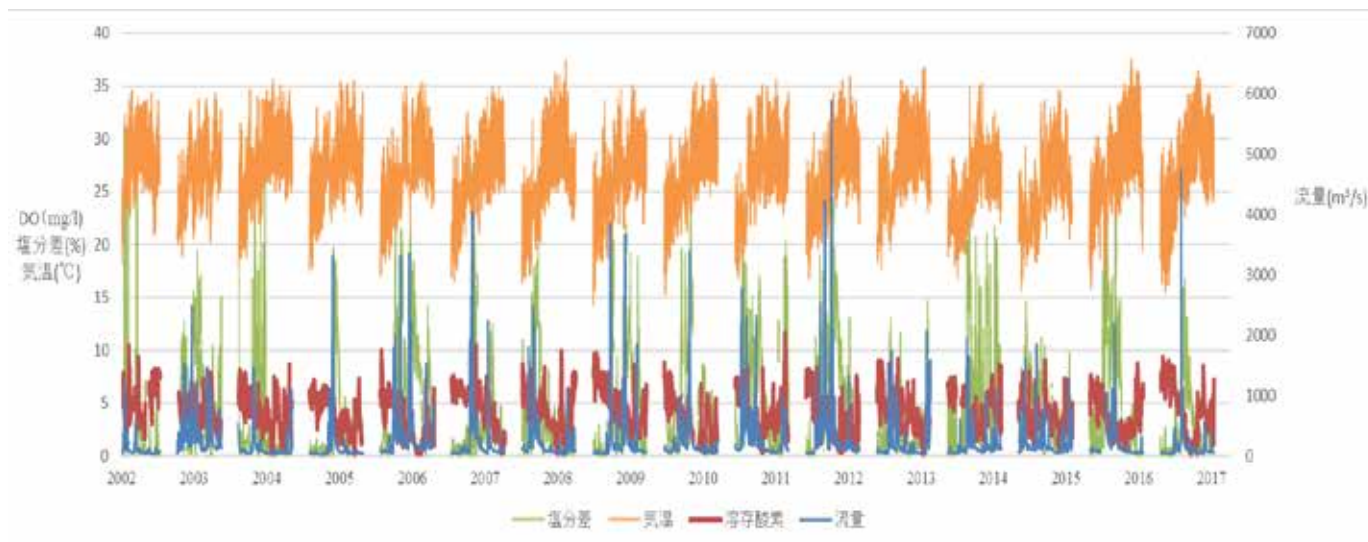


図 2 2002 年から 2017 年の夏季の DO 濃度、塩分差、気温および河川流量の変化

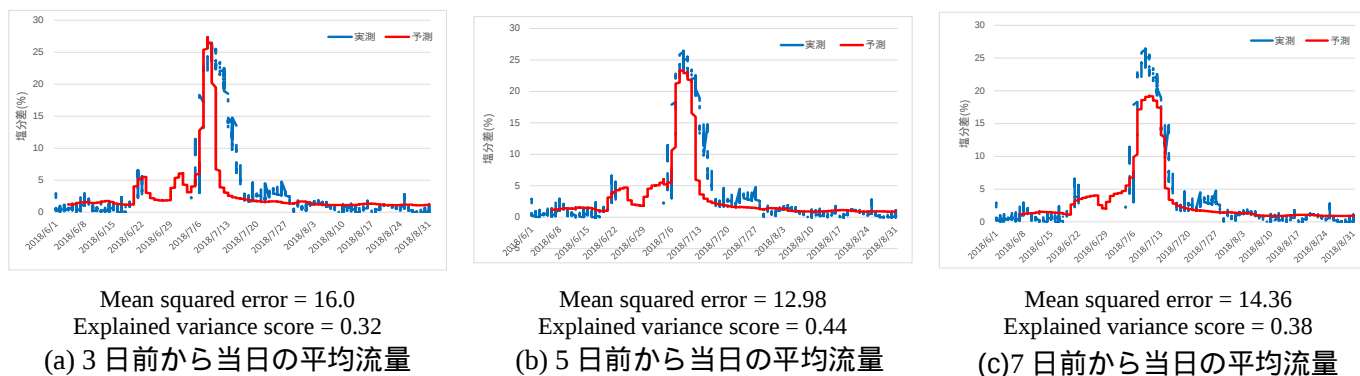


図 3 表層と底層の塩分差の予測結果

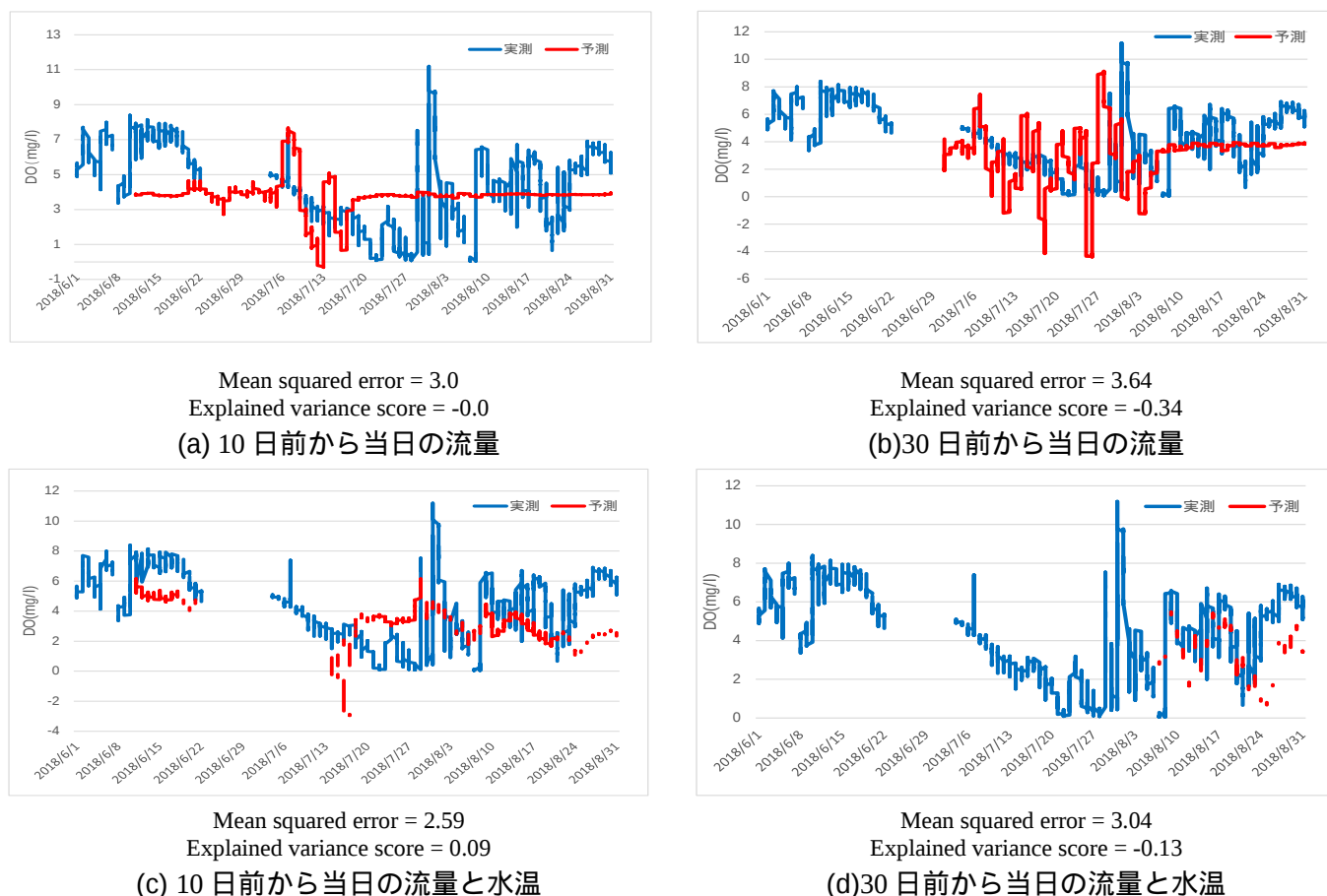


図 4 底層 DO 濃度の予測結果

3. 結果

まず、塩分差を目的変数、河川流量データを説明変数としてモデルを構築した。タイムラグを考慮し、3 日前、5 日前、7 日前まで 24 時間ごとにシフトしたデータの 3 パターンを独立変数として使用した。図 3 にその結果を示す。MSE・EVS の値を比較すると、5 日前から当日までの平均流量を説明変数としたときが良いモデルと推察される。次に、DO 濃度を目的変数として流量のみの場合、流量と水温を用いた場合でタイムラグを考慮し、4 パターンのモデルを構築した。図 4 にその結果を示す。MSE・EVS の値を比較すると、10 日前から当日までの流量と水温を説明変数としたときが良いモデルと推察された。

4. 結論

本研究では、諫早湾を対象に回帰モデルを構築し検討を行った。その結果、塩分差については高精度で予測できることが示された。DO 濃度予測については今後、潮汐データなどの他の要素の追加、またはニューラルネットワークなど他の手法を用いたモデルも作成し予測精度を向上させていきたい。