

# AI による有明海流域の一級河川における 河川水温評価モデルの改良について

九州大学大学院工学府 学生会員 ○原口菜奈子・Hao Lin

九州大学大学院 フェロー 矢野真一郎

## 1. 目的

近年、気候変動による環境異変が疑われる現象が数多く見られている。例えば、国内の公共用水域の多くで水温の上昇傾向が確認されている<sup>1)</sup>。IPCC 第5次評価報告書でも、平均気温の上昇に加えて海洋での海水温上昇が報告されている。地球温暖化の進行に伴い、気温上昇に加えて河川水温の上昇が懸念される。それに伴い沿岸域の淡水影響域 (Region Of Freshwater Influence: ROFI) に与える河川水温上昇の影響が懸念されるが、これについて着目した研究はほとんどない。

そこで田所ら(2018)<sup>2)</sup>は、我が国を代表する閉鎖的内湾の一つである有明海を対象とし、地球温暖化が進行した場合に想定される気温・河川水温・海水温の上昇が与える水環境への影響評価を疑似温暖化実験により行った。沿岸域の水温構造変化によって密度成層構造の変化が起こり、成層が強化されることに起因する貧酸素水塊の消長に与える影響について着目した影響評価を試みている。

この研究においては、一級河川で一年以上の期間で連続的に測定された河川水温の実測データより得られた河川水温と気温の間の一次相関式により、河川水温は一義的に推定できるとして研究を進めていた。しかしながら、河川水温に影響を与える要因は気温だけではなくことが容易に推測される。例えば河川流量、流域内の降水量、全天日射量、地下水温、ならびに人工的な水利用による熱の排出など、様々な気象・水文的な要素が複雑に関係して河川水温に影響を与えていると考えられる。

そこで本研究では昨年の発表<sup>3)</sup>に引き続き、河川水温に対する気温以外の要素の影響を加えて評価することに焦点を当て、人工知能 AI による河川水温評価モデルの改良を試みた。

## 2. 研究内容

### (1) 対象河川

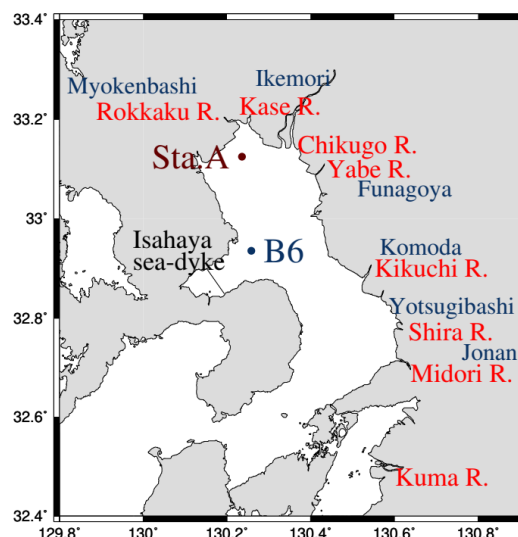


図-1 対象とする河川と水温測定位置

対象とする河川は有明海に流入する一級河川である、筑後川・六角川・嘉瀬川・矢部川・菊池川・白川・緑川である。国交省の連続測定データのある筑後川を除いて、小型ロガー式水温計で連続測定を実施し、測定は毎正時に行った。測定地点は国土交通省管理の流量観測所のうち、感潮域を除き河口に最も近い場所を選定した。図-1 に各河川と測定箇所名を示す。ただし、観測当初に菊池川のみ感潮域内に設定したため、2015年12月以降に上流の菰田地点に変更した。

前稿<sup>3)</sup>と同様に、学習データとして気温、河川流量、降水量、全天日射量の毎正時データを用いた解析を行った。今回、気温・降水量については下流部に位置する地点(河川水温観測地点から最寄りの気象庁アメダス観測点)に、対象河川の上流部と中流部のデータを追加した。また、全天日射量は測定されているアメダス観測点のうち水温測定地点に最寄りの地点を選択した。河川流量については水温観測を行った流量観測所のデータを国交省水文水質データベースより入手した。表-1に筑後川についてのデータを使用した地点名をまとめている。

表-1 筑後川におけるデータ利用地点一覧

|    | 気温・降水量 | 日射量 | 流量  |
|----|--------|-----|-----|
| 上流 | 日田     | 日田  |     |
| 中流 | 久留米    | 久留米 | 久留米 |
| 下流 | 佐賀     | 佐賀  |     |

## (2) 解析方法について

統計解析ソフトR(Ver.3.5.1)のニューラルネットワーク (neuralnetパッケージのneuralnet()関数を利用) を用い、各河川において、河川水温を目的変数とし、気温・河川流量・全天日射量を説明変数として学習させ、河川水温を予測するモデルを作成した。学習データはデータが揃っている2016年1年間のデータを用いた。

## (3) 解析結果について

図-2 から図-4 は5月を除く 11 ヶ月分のデータを学習させたモデルによる5月の予測値と実測値（学習データ）の時系列図を示している。本稿では紙幅の関係で、筑後川についてのみ結果を示す。説明変数の組み合わせを変えた評価も行っているが、ここでは気温、河川流量、降水量、全天日射量をすべて使用した場合についての結果を示す。

図-2 は下流域のみの気温、降水量、河川流量、全天日射量を変数として用いたものである。1 ヶ月間での平均的な値はある程度正確に再現できているが日変動が非常に大きい( $R=0.538$ , RMSE 値: 2.837)。次に、日変動を押さえるためにいくつかの説明変数を加えた。図-3 は時間的、空間的要素を加えたものである。学習に用いるデータを下流域だけでなく上流域、中流域に拡大し、それぞれの要素の+1h, +2h のデータを変数として加えることで日変動の減少を試みた。日変動は小さくなったものの  $R=0.759$ , RMSE 値は 4.170 となった。さらに図-4 は時刻を変数として追加したものである。時刻を加えることで日変動はより小さくなっているが  $R=0.524$ , RMSE 値は 5.746 となった。図-3, 図-4 とともに日変動は小さくなったものの誤差が大きくなり、再現性が低くなってしまった。

## 3. 結論

AI の一種であるニューラルネットワークを用いて、気象条件データなどから河川水温を推定するモデルの開発を行った。これまでの問題点であった日変動を抑えるためにいくつかの説明変数を追加したところ

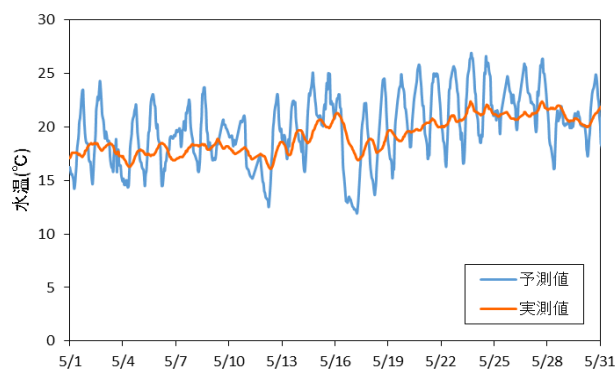


図-2 5月の予測値・実測値の時系列

(変数: 気温, 降水量, 河川流量, 全天日射量)

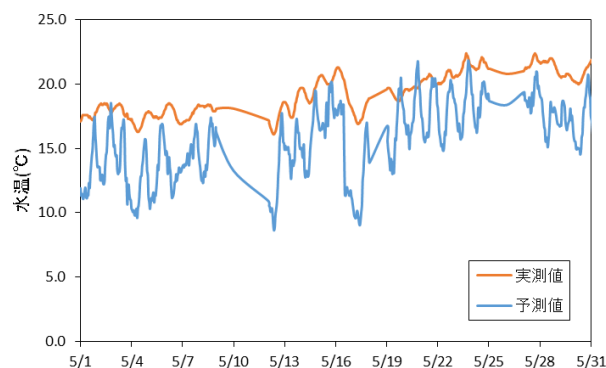


図-3 5月の実測値と予測値の時系列

(上流, 中流, 下流域を変数含む)

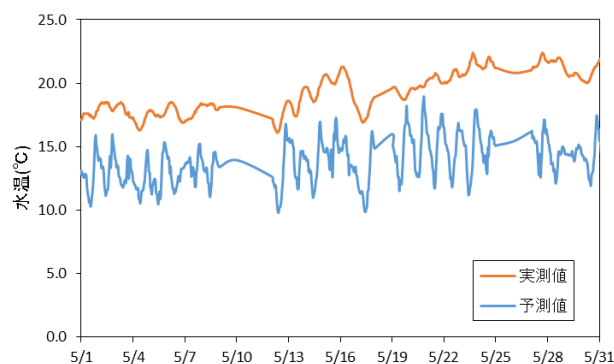


図-4 予測値・実測値の時系列 (時刻を変数に加えた)

日変動は小さくなったが予測精度は悪くなってしまった。今後は、説明変数の調整を引き続き行くとともに、時系列データに強いニューラルネットワークを利用することなどで精度を高め、気候変動予測プロダクトを用いた河川水温予測値を算出し、疑似温暖化実験への利用を試みる予定である。

【参考文献】1)環境省(2013): 気候変動による水質等への影響解明調査報告, 2)田所ら(2018): 土論 B2, 74(2), I\_1147-I\_1152., 3)原口ら(2019): 年講, 74, II-19.