

# 深層学習を用いた河川水温予測モデルの高度化に関する基礎的検討

山口大学 学生会員 ○福丸大智  
山口大学教授 正会員 赤松良久

## 1. はじめに

気候変動に伴う河川水温の上昇は、水質や生態系に大きな影響を及ぼすと考えられている。気候変動が生態系に及ぼす影響を評価するためにも、d4PDFに代表される将来気候シミュレーションから得られる諸量に基づく流域一貫の高精度な水温予測が必要である。こうした背景から、福丸らは深層学習を用いて気温に基づく水温予測モデルを開発したが、特に夏季の出水期間の水温を過大評価するといった課題があった。

そこで、本研究では流域一貫の高精度な河川水温予測の実現を目的に、深層学習を用いた河川水温予測モデルの高度化に向けた基礎的検討を実施した。

## 2. 方法

### (1) 対象流域

本研究では島根県の高津川流域(流域面積: 1,090km<sup>2</sup>, 一級水系)を対象にした(図-1)。高津川流域では、流域を網羅するように13地点(St.1~13)で水温ロガーを設置し、15分間隔で河川水温の連続観測を実施しており、水温予測はこの13地点を対象とした。

### (2) 検討方法

深層学習を用いた水温予測モデルの中間層には、時系列データの処理能力に優れるLSTMを用いた(図-2)。入出力層に関して、本研究では入力データの種類が異なる2ケースを比較した(表-1)。いずれも、流域内全地点における過去7日分のデータを入力し、流域内全地点における現時刻の水温を1時間間隔で出力する仕組みであるが、Case1は気温のみを入力するのに対し、Case2は気温および雨量を入力する。使用データに関して、水温はロガー設置点(St.1~13)で観測された水温時別値(°C)を用いた。気温は、農研機構メッシュデータの水温ロガー設置点に対応する気温時別値(°C)を用いた。雨量は、気象庁のレーダー・アメダス解析雨量のロガー設置点に対応する時間雨量(mm/h)を使用

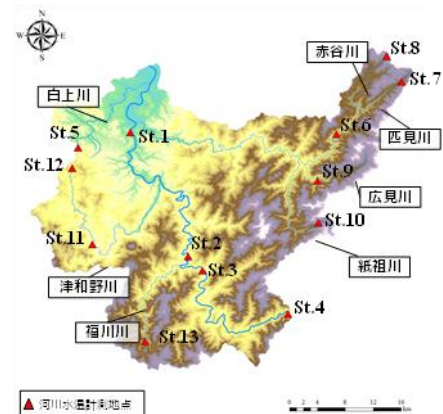


図-1 高津川流域と水温観測地点

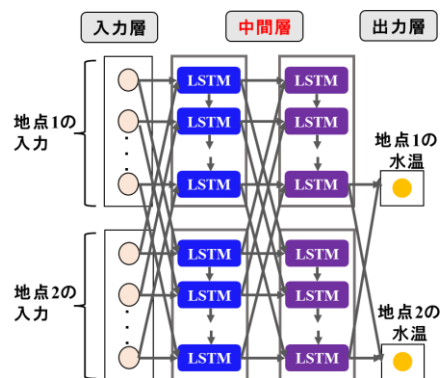


図-2 深層学習モデルの概念図

表-1 モデルの入出力条件

Case	入力層		出力層
	種類	時間 [day]	
1	1時間間隔の気温	-7~0	流域内全地点の水温
2	1時間間隔の気温・雨量		

した。入出力データ間の関係性を学習するための学習には2016年12月3日~2019年12月31日のデータを使用した。モデルの精度評価期間は2020/1/1~2020/12/31とし、年間を通しての精度を検討した。

## 3. 結果および考察

各種計算ケースにより算出された2020年1月1日~2020年12月31日までの予測水温と実測水温との比較を図-3に示す。なお、ここでは代表的な傾向が確認された地点(St.1, St.2, St.4, St.6, St.12)を選定して示

す。また、各地点におけるハイトグラフも示している。まず、1～5月および11～12月の冬季から春季にかけての期間は、流域内全地点において各種計算ケース間の予測精度にほとんど差は見られなかった。これは、図-3中の雨量からも明らかなように、冬季および春季で実測水温が大きく低下するような降雨イベントが発生していないためである。その一方で、6～10月の出水時期に関してはCase1では降雨に伴う実測水温の低下をほとんど捉えきれず、過大評価しているのに対し、Case2は過大評価傾向を軽減していることがわかる。特に、本川最下流のSt.1および中流のSt.2に関しては、その傾向が顕著であった。これは、本川の中下流域のように相対的に集水域面積が大きい地点では、降雨流出の影響を強く受けるため、降雨の反映が予測精度向上に与える効果が大きかったと考えられる。津和野川のほぼ源流に位置するSt.12は両ケースで8～11月にかけて水温の日変動を過小評価した。これに関して、St.12は拓けた農耕地に位置していることに加え、河川流量が小さい源流域であるため、水温は日射の影響を強く受けるが、気温および雨量の入力ではこの傾向を学習しきれなかったと考えられる。日射量も入力に与えた場合の検討は、今後必要である。

各水温観測地点(St.1～13)におけるNash-Sutcliffe係数(以下、Nash係数と表記)を全地点で算出した結果を図-4に示す。なお、Nash係数は1.0で予測値と実測値の完全一致を表し、値が1.0に近いほど波形全体の再現性が高いことを表す。また、出水時期における再現性の違いも示すために、計算期間全体に加えて2020年6～10月の出水時期におけるNash係数も算出した。まず、計算期間全体でのNash係数を比較すると、全地点でCase2のほうが高いが、Case1においても0.9以上と高精度である。その一方で、出水時期のNash係数はほとんどの地点でCase1とCase2の差が明瞭であり、その中でも本川最下流のSt.1および中流のSt.2、St.3ではCase2はCase1を大きく上回っていることがわかる。以上より、雨量を入力層に反映することで特に集水域面積が大きい地点においては、出水時期の予測精度が向上することが分かった。

#### 4. まとめ

本研究では、深層学習を用いた河川水温予測モデルの高度化に向けた基礎的検討として、入力層に気温の

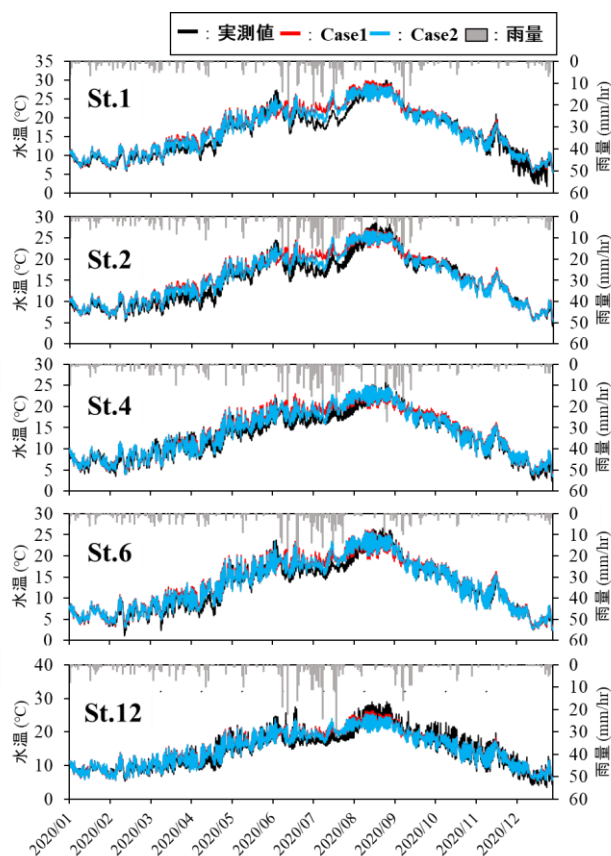


図-3 各種計算ケースにおける実測水温との比較

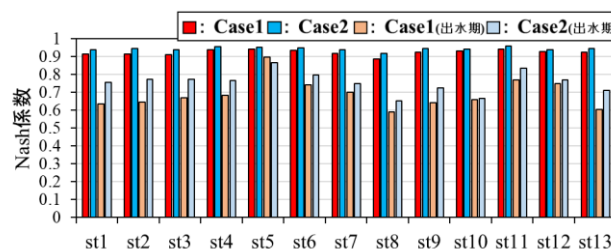


図-4 各種計算ケースにおけるNash係数の比較

み、気温および雨量を用いる場合の2ケースを比較した。その結果、流域内のほとんどの地点で出水時期の予測精度が向上し、その中でも集水域面積が大きく、降雨流出の影響を強く受ける本川下流、中流の地点で精度の差が顕著であった。今後は、日射量等の他の気象要素も入力に反映することによる精度向上の可能性について検討が必要である。

#### 参考文献

- 1) 福丸大智, 赤松良久, 滝山路人, 渡部哲史, 宮平秀明, 宮園誠二: 深層学習を用いた気候変動が流域スケールの河川水温に及ぼす影響に関する検討, 土木学会論文集 B1(水工学)Vol.78, No.2, I\_925-I\_930, 2022.