

# 深層学習を用いた中国地方一級水系における河川水温予測モデルの高度化に関する検討

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。そこで、福丸ら<sup>1)</sup>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。

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、中国地方一級水系を対象に深層学習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、中国地方一級水系である佐波川水系、高津川水系、太田川水系、江の川水系、高梁川水系の5つの水系を対象にした(図-1)。なお、後述の図-3で結果を示す地点は、地点名も記載している。流域では、流域を網羅するような多地点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いる。この全地点の観測水温を利用し、各流域で個々のモデルを構築した。

### (2) 検討方法

開発した深層学習モデルには、時系列データの処理能力に優れた LSTM を用いた(図-2)。このモデルにおいて、入力層が異なる2ケース(表-1)を比較した。両ケースとも、流域内全地点の過去7日分の入力から現時刻の水温を1時間間隔で出力する仕組みである。Case1 は福丸ら<sup>1)</sup>と同様の気温のみを入力に用いるが、Case2 は気温に加えて雨量も入力する。使用データに関して、水温はロガー設置点で観測された水温特別値(°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特別値(°C)を用いた。

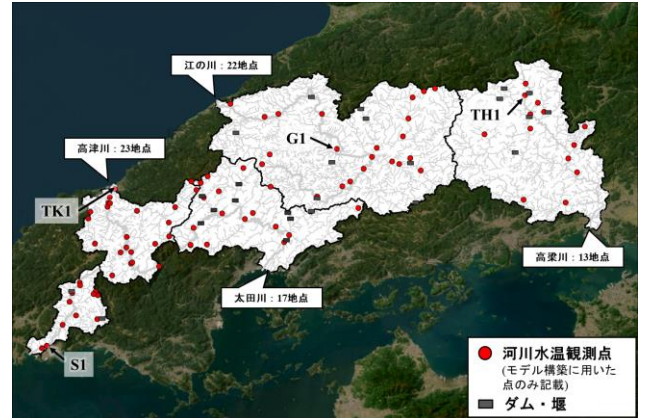


図-1 対象流域および水温観測地点

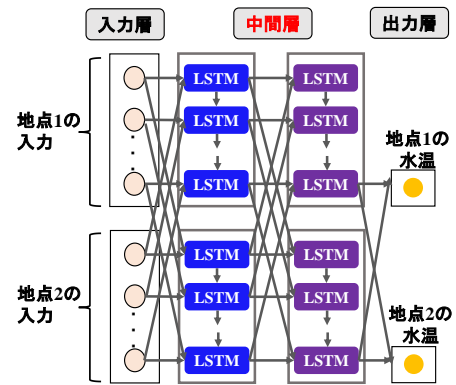


図-2 深層学習モデルの概念図

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		

表-2 学習・検証期間

河川名	学習期間	検証期間
佐波川	2017/5/29~2019/7/15	2021/1/1~12/31
高津川	2017/5/27~2019/5/22	2020/1/1~12/31
太田川	2019/9/20~2020/12/31	2021/1/1~12/31
江の川	2019/10/5~2021/8/31	2021/9/1~2022/9/1
高梁川	2018/10/20~2020/12/31	2021/1/1~12/31

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)を使用した。入力データの学習をするための学習期間および精度検証のための検証期間を表-2に示す。学習期間は2年程度、検証期間は1年とした。

### 3. 結果および考察

各ケースにおける観測水温との比較を図-3 に示す。なお、結果の代表例として5地点のみを示している。まず、年間を通しての予測精度に着目すると S1, TK1 および G1 に関しては、実測水温を良好に捉えていることが分かる。6~8月の夏季において各計算ケースを比較すると、ほとんどの地点で気温しか入力に用いていない Case1 では雨量が 30mm/h を上回るような時期の水温を過大評価しているのに対し、雨量も入力に用いた Case1 では予測精度が向上していることが分かる。これは、雨量も入力に与えることで、降雨流出が河川水温に及ぼす影響を良好に学習したためと考えられる。しかし、TH1 に関しては Case1 と比較して Case2 の精度向上は認められたものの、波形全体の予測精度は他の地点に比べて低くなっていることが分かる。これは、TKH から上流約 2.5km に千屋ダム(貯水容量: 14,200,000m<sup>3</sup>)が存在しており、気温と雨量の入力ではダムの洪水調節による影響を考慮できなかったためと考えられる。

予測精度を定量評価するために、夏季の 6~8 月の予測値を基に以下の式(1)で定義される Relative Root Mean Square Error (RRMSE) を算出した。

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{h_{si} - h_{oi}}{\sigma} \right)^2} \quad (1)$$

なお、 $T_{si}$ ,  $T_{oi}$  は各地点の  $i$  番目のデータにおける計算および実測水温、 $N$  はデータ数である。 $\sigma$  は実測水温の再現期間における標準偏差とした。RRMSE が 0 日会ほど高精度であり、1 を上回る場合は精度が低いことを意味する。各地点における RRMSE をケース別で比較したものを図-4 に示す。まず、江の川を除く全河川流域において、Case1 に比べて Case2 の RRMSE は小さく、特に下流域の予測精度が向上していることが分かる。このことより、特に集水域面積が大きく降雨流出の影響が強い下流域で、入力に雨量を与えることが有効であることが示された。一方で、江の川については Case2 と Case1 で精度の変化はほぼなく、精度が低くなる地点も存在した。この原因として、本研究でモデルの学習に用いた地点では、本川に放射状に接続する支流からの流入の影響を考慮できなかった可能性がある。したがって、学習に用いた地点数が精度に及ぼす影響は今後検討が必要である。

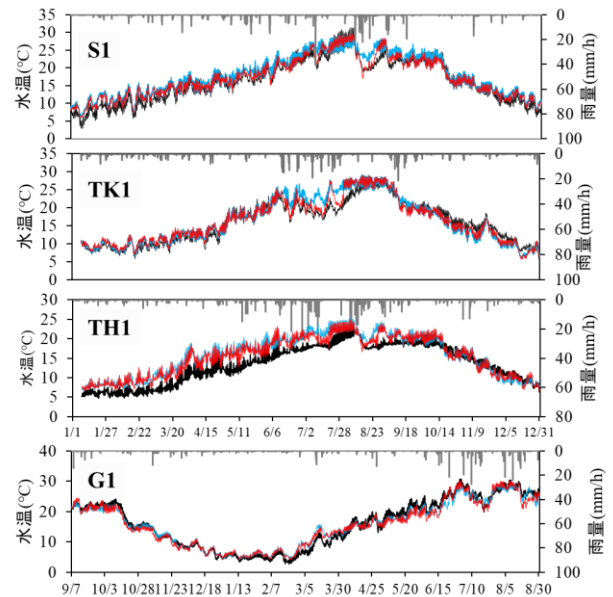


図-3 実測水温との比較

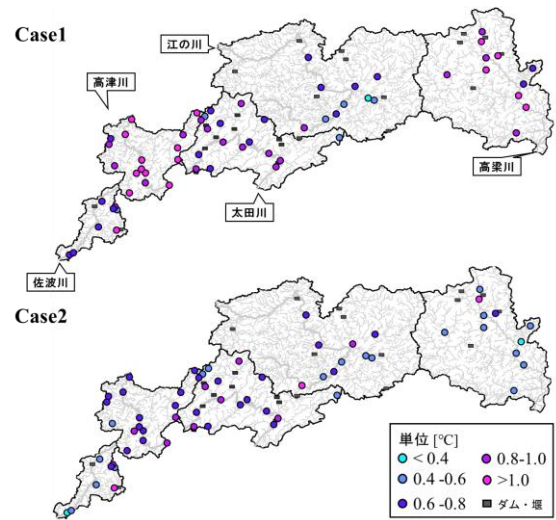


図-4 各ケースにおける RRMSE の比較

### 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、入力層に気温のみ、気温および雨量を用いる場合の2ケースを中国地方の一級水系全体で比較した。その結果、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。

#### 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.