

深層学習を用いた中小河川における河川水位予測手法の高度化に向けた検討

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

東京都立大学准教授 正会員   新谷哲也

山口大学学術研究員 非会員   藤井晴香

1. はじめに

近年, 気候変動の影響に伴う豪雨の激甚化によって, 中小河川における洪水被害が増大している. 中小河川は流域規模の大きな一級河川に比べ, 降雨に対する流出の応答時間が早く, リアルタイムの迅速な水位予測が必要不可欠である. 今日, 人工知能の発展に伴い, 深層学習を用いた河川水位予測手法が大きな注目を集めている. 深層学習を用いた水位予測モデルは複雑なモデルパラメータの調整なしに, 即時的に出力を得ることができるため, 短時間に急激な増水が起こりえる中小河川の水位予測に適している. さらに, 流域内多地点の水位を即時的かつ高精度に同時予測できれば迅速な水防・避難活動が可能である.

そこで, 本研究ではそのような深層学習を用いて流域内多地点の河川水位を同時に予測するモデルを構築し, 今後の深層学習を用いた水位予測モデルの可能性について検討する.

2. 対象流域と検討方法

2.1 対象流域

本研究は, 山口県の厚東川(流域面積: 405km<sup>2</sup>, 二級河川)を対象として検討を行った(図-1). 流域内には雨量観測所が9地点, 水位観測所が7地点設置されている. なお, 再現計算は潮汐の影響, 欠測が多数存在しないことを考慮して信高橋, 綾木, 岩永, 木田橋の4地点とし, 以降, 上流から順に Koto0~Koto3 と記す.

2.2 検討方法

深層学習を用いた水位予測モデルの検証には, 中間層の順方向に2層のLSTMブロックを配置した再帰型ニューラルネットワークを用いた(図-2). また, 過学習を抑制するために中間層に Dropout を実装した. 精度検証について, 本研究では入力データの異なる3ケ

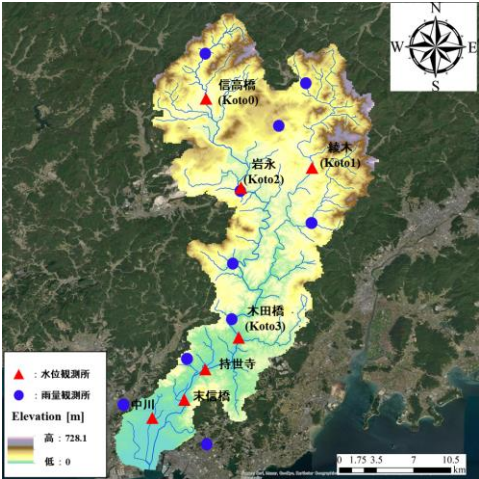


図-1 厚東川流域

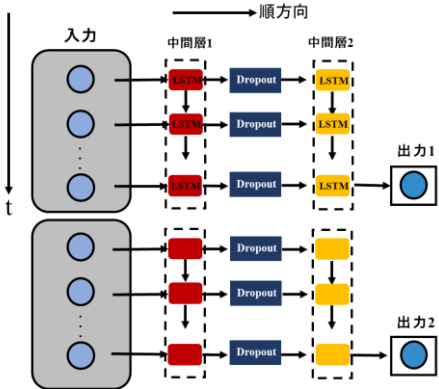


図-2 深層学習モデル概念図

表-1 入出力ケースの概要

|       | 入力層     |         | 出力層        |
|-------|---------|---------|------------|
|       | 種別      | 時間 [hr] |            |
| Case1 | 実測雨量    | -72~0   | 1時間先の多地点水位 |
| Case2 | 実測水位    |         | 3時間先の多地点水位 |
| Case3 | 実測雨量・水位 |         | 3時間先の多地点水位 |

ースのモデルを用いた. 表-1 に各ケースの入出力層の概要を示す. なお, 各ケースの入力について Case1 には実測雨量のみを与え, Case2 は実測水位のみを与えた. また, Case3 については実測雨量・水位の両方を与えた. 深層学習モデルは, 各種入力データと水位との

関係性を学習し、それに基づいて数時間先の流域内多地点の将来水位を同時に予測する. 学習期間は 2006 年～2017 年とし、再現期間は Case1～Case3 いずれも平成 30 年 7 月豪雨に相当する期間 (2018/6/28 0:00～2018/7/14 0:00) を対象に再現計算を実施した.

3. 結果と考察

Case1～Case3 において、モデルの精度検証のために以下の式(1)で定義される Relative Root Mean Square Error (RRMSE) を算出した.

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

なお、 $h_{si}$ ,  $h_{oi}$  は各地点の  $i$  番目のデータにおける計算および実測水位、 $N$  はデータ数である.  $h_{oave}$  は実測水位の再現期間における時間平均とした. 各水位観測所で比較したものを表-2 に示す. まず、各ケースについて平均 RRMSE を比較すると、実測雨量のみ、実測水位のみを入力に与えた Case1, Case2 に比べて、実測雨量・水位を与えた Case3 は 0.14 と最も低い値を示し、相対的に精度が高いことが分かる. さらに、各水位観測所における RRMSE の値に着目すると、Case3 では Koto0 は 0.21 と若干大きいものの、Koto1, Koto2, Koto3 の値には大きなばらつきは見られず、水位観測所ごとに予測精度の大きなばらつきはないことが示唆された. これらの結果より、入力層には雨量のみ、あるいは水位のみを用いた場合に比べ、実測雨量・水位の両方を用いることが 3 時間先の予測精度の高度化に寄与することが明らかになった. この結果について、Case3 では①降雨パターン、②水位の変動パターンの 2 つと将来水位の相関を学習しており、同じ降雨強度でも降雨の継続時間などのパターンの違いが流出現象に与える影響や、過去の水位の変動から将来水位がどのように変動するかなどの詳細な情報を学習したため、予測精度が向上したことが考えられる. ここで、図-4 に Case3 における実測値と計算値の時系列比較を示す. まず、Koto0 についてピーク水位時の 50[cm] 程度の過小評価傾向がみられた. これは、RRMSE の比較で Koto0 の値が相対的に大きかった要因である. しかし、Koto0 のピーク水位自体は過小評価しているが、立ち上がりと低減時はよく再現できている. さらに、Koto1, Koto2, Koto3 については立ち上がり、ピーク水位時、そして

表-2 各ケースの RRMSE 比較

|       | RRMSE |       |       |       |      |
|-------|-------|-------|-------|-------|------|
|       | Koto0 | Koto1 | Koto2 | Koto3 | 平均   |
| Case1 | 0.26  | 0.23  | 0.19  | 0.32  | 0.25 |
| Case2 | 0.25  | 0.14  | 0.14  | 0.13  | 0.17 |
| Case3 | 0.21  | 0.12  | 0.11  | 0.11  | 0.14 |

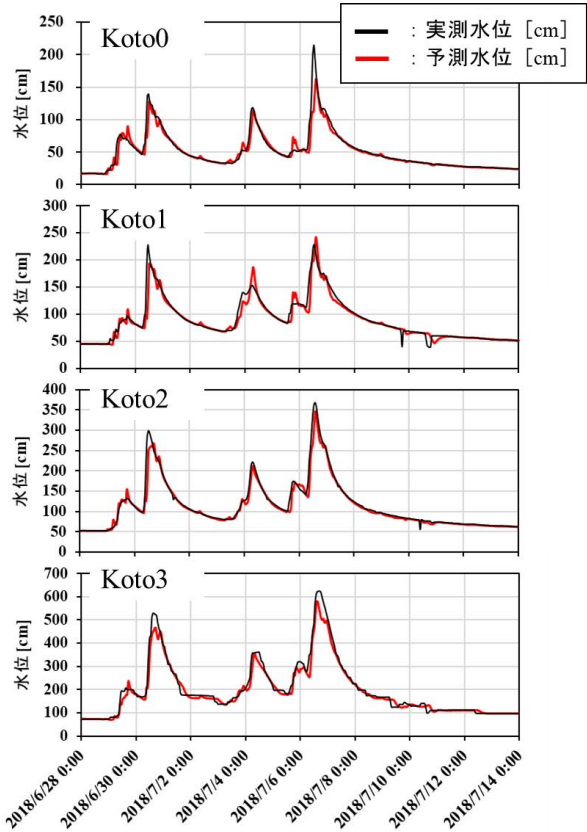


図-4 Case3 における実測値と計算値の時系列比較

低減時いずれの時系列においても実測値を適切に再現できていることが確認された. 本再現計算の結果から、深層学習を用いた水位予測モデルは Koto0 のピーク水位の再現性は課題であったものの流域全体として評価すると 3 時間先の高精度な河川水位予測が可能であることが示された.

4. まとめ

本研究では山口県内の厚東川を対象として、深層学習モデルによる流域内多地点の河川水位予測を実施した. その結果、入力層に実測雨量のみ、実測水位のみを用いた場合に比べて実測雨量・水位の両方を用いることが予測精度の高度化に寄与し、流域全体として評価すると深層学習モデルは流域内多地点における 3 時間先の高精度な河川水位予測が可能であることが示された.