

深層学習を用いたリアルタイム河川水位予測 システムに関する基礎的検討

福丸大智*・赤松良久*・新谷哲也**

*山口大学大学院創成科学研究科, **東京都立大学都市基盤環境学科

1. はじめに

気候変動に起因した集中豪雨の激甚化に伴い、全国各地で毎年のように洪水氾濫被害が発生している。災害時に逃げ遅れによる人的被害を軽減するためにも、流域一貫の河川水位を即時的かつ高精度に予測し、リアルタイムで表示するシステムが求められている。本研究で用いた深層学習手法は、多種多様なパラメータの同定なしに、瞬時の水位予測が可能^{1,2)}であり、従来用いられる物理モデルのように地形や河道断面などの複雑なデータを必要としない。そのため、雨量や水位などの基本的な諸量のみに基づいて瞬時の水位予測が可能である。我が国においても、深層学習モデルの適用は進んでいるものの、実運用を前提としたシステム化やその有用性に関する検討は不足している。

そこで、本研究では流域一貫の高精度な水位予測情報をリアルタイムで瞬時に提示可能とすることを目的に、深層学習を用いてリアルタイム河川水位予測システムを開発し、システムの有用性に関する基礎的検討を実施した。

2. 方法

2.1 対象河川

対象河川は、厚東川流域とした(図-1)。本川の厚東川は山口県美祢市秋芳町を源に発し、厚東川ダムにおいて支川の大田川と合流した後に宇部市の市街地に流下する流域面積約 405km²、幹川路延長 59.9km の二級河川である。流域内には雨量観測所が 7 地点、水位観測所が 7 地点位置ある。なお、潮位変動の影響を受け、なおかつ後述の検討期間中に水防団待機水位を超過するような増水が見られなかった中川水位観測所は精度検証の対象から除く。

2.2 リアルタイム河川水位予測システムの開発

本研究で開発したリアルタイム河川水位予測システムの概念図を図-2 に示す。このシステムは、リアルタイムの観測データの自動取得から予測水位のグラフ表示までを一体的に可能とする。まず、山口県土木防災情報システム³⁾から 10 分間隔の水位、雨量データを逐一取得する。そして、取得したデータを基に、学習済みの深層学習モデルにより流域内全地点における 3 時間先の水位を 10 分間隔で予測する。さらに、流域内全地点における視認性の高い水位ハイドログラフが自動出力される。これにより、将来的な水位変化に加え、水防団待機水位、氾濫注意水位、避難判断水位および氾濫注意水位の基準水位との関係をユーザー自身で確認可能とした。

システムに実装している深層学習モデルには、時系列データの学習・推論の能力が高く、長期の時系列情報の保持が可能な Long Short Terms Memory (以降、LSTM と表記)⁴⁾を使用した。LSTM は、再帰型ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network : RNN) の一種である。従来型の RNN は学習計算時に誤差関数の勾配が 0 となる勾配損失や発散する勾配爆発に起因する短期記憶問題が生じ得る。それに対して、LSTM は①過去の記憶を保持する記憶セル、②入力データの制御をする入力ゲート

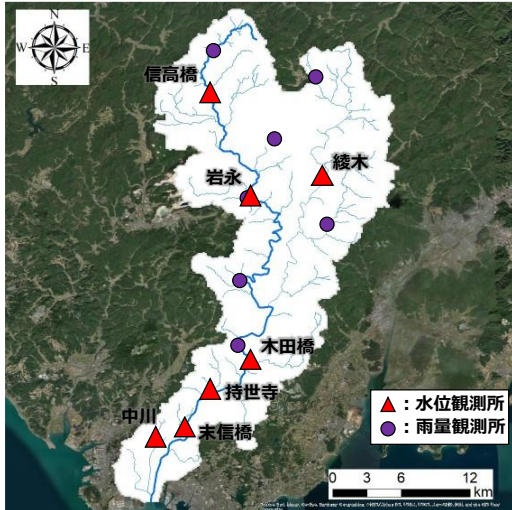


図-1 厚東川流域

ト、③不要な情報を忘却する忘却ゲート，④出力データの制御をする出力ゲートを通して不要な情報は忘却しつつ時系列情報の保持が可能なので短期記憶問題は改善される。深層学習モデルは、過去 72 時間前から現在までの流域内全地点における 1 時間毎の雨量，水位変化を入力に与え，3 時間先の流域内全地点における水位変化を 1 時間間隔で同時予測する構造とした。なお，深層学習モデル自体，1 時間間隔で水位予測をするものであるが，リアルタイム水位予測システムではこの予測を 10 分毎に行うことで，10 分間隔の予測結果表示を実現している。

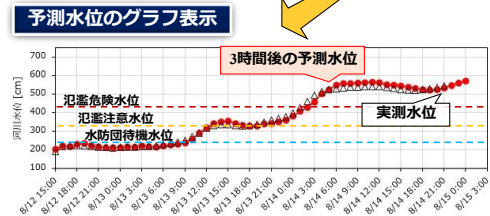


図-2 リアルタイム河川水位予測システム

表-1 ハイパーパラメータの設定値

	各値
バッチサイズ	512
エポック数	150
中間層のノード数	400

2.3 検討条件

本研究では，2000 年 9 月～2020 年 12 月で観測された 1 時間間隔の雨量 (mm/h)，水位 (cm) を使用し，深層学習モデルに入出力データ間の関係性を学習させた。また，学習時に使用する雨量と水位のスケール間で大きな偏りがある場合，学習に悪影響を及ぼすことが考えられる。そこで，本研究では福丸ら²⁾の手法に従い，各種データの平均値が 0，標準偏差が 1 となるような標準化を施した。学習時に設定が必要なハイパーパラメータのバッチサイズ，エポック数，中間層のノード数に関しては，試行錯誤的に決定し，表-1 に示す値とした。この学習済みのモデルをリアルタイム河川水位予測システムに実装し，厚東川流域で増水が見られた令和 4 年台風第 14 号の増水を含む期間 (2022/9/18 0:00～2022/9/21 0:00) を対象に，実際にリアルタイムの河川水位予測を実施した。

3. 結果

システムにより出力された水位ハイドログラフを図-1 に示す。まず，実測水位が氾濫注意水位以下となる平水時に関して，予測水位は実測水位をよく再現している。ハイドログラフの立ち上がり時に関して，下流域の末信橋，持世寺水位観測所および木田橋水位観測所は実測水位を非常に良好に再現し，避難時に重要となる基準水位を超過するタイミングまで高精度に捉えた。一方，上流域に位置する岩永，綾木，信高橋水位観測所に関しては，立ち上がりが大きく遅れ，その後の時系列も実測水位を過小評価し続ける結果となった。これは，集水域面積の小さい上流地点では，降雨発生後にハイドログラフが立ち上がるまでの時間が短く，短時間当たりの水位変化量も大きいことから，モデルがその傾向を予測しきれなかったためと考えられる。ピーク水位付近の時系列に関して，下流域の末信橋，

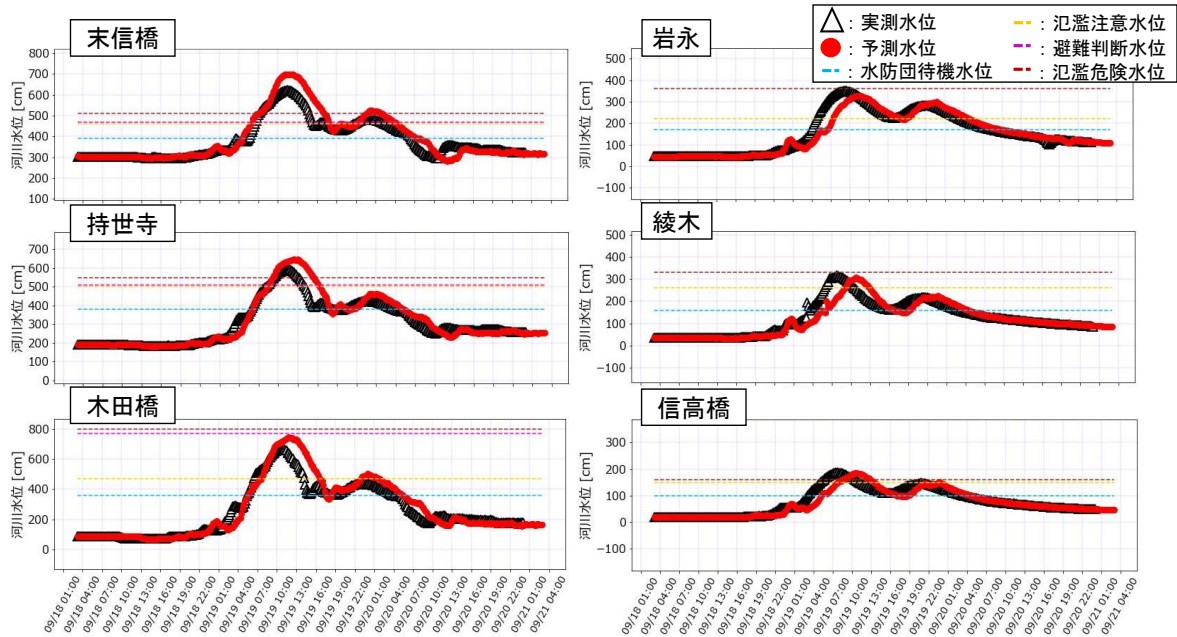


図-3 水位観測所別のリアルタイム河川水位予測システムによる予測結果

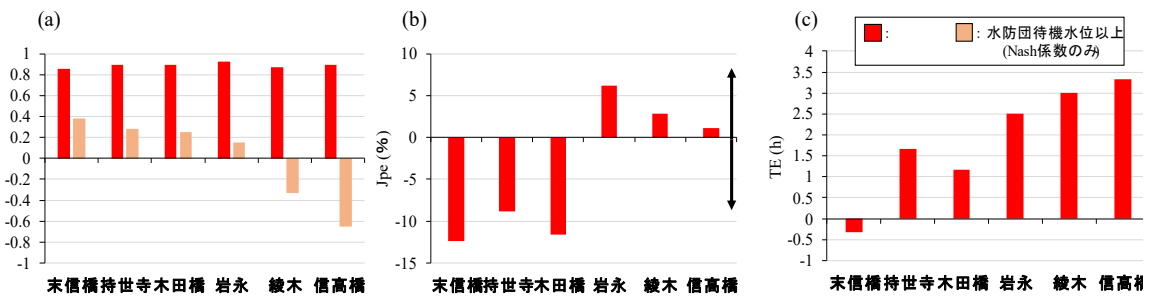


図-4 水位観測所別の(a)Nash係数, (b)J_{pe}, (c)TEの比較

持世寺水位観測所および木田橋水位観測所は過大評価傾向が見られたものの、安全側の予測であることも踏まえると、概ね良好に予測していることが分かる。しかしながら、いずれの地点も逡減時は過大評価傾向を示した。これは、ピーク水位を過大評価したことに伴い、逡減時の水位も過大評価したものと考えられる。

精度を定量的に評価するために、①ハイドログラフの時系列全体の再現性を表す Nash-Sutcliffe 係数 (以下、Nash 係数と表記)⁶⁾、②ピーク水位の誤差率 J_{pe}(%)、③ピーク水位発生の遅れ時間(TE)の3種類の指標を用いた。それぞれの指標の定義を式(1)~(3)に示す。

$$\text{Nash} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_{si} - H_{oi})^2}{\sum_{i=1}^N (H_{oi} - H_{oave})^2} \quad (1)$$

$$J_{pe} = \frac{H_o^{Max} - H_s^{Max}}{H_o^{Max}} \times 100 \quad (2)$$

$$\text{TE} = T_s^{Max} - T_o^{Max} \quad (3)$$

なお、 H_{oi} 、 H_{si} は*i*番目のデータにおける実測水位および予測水位、 H_{oave} は実測水位の時間平均(cm)、 H_o^{Max} 、 H_s^{Max} はそれぞれ実測、計算のピーク水位であり、 T_o^{Max} 、 T_s^{Max} それぞれ実測、計算ピーク水位の発生時刻である。また、Nash 係数は1.0の場合に完全予測を表し、0.7以上でハイドログラフの再現性が良好と判断される⁵⁾。さらに、Nash 係数は平水時だけではなく、予測上重要な高水位時全体の再現性も評価するために、実測水位が水防団待機水位を上回った時系列においても算出した。図-4に、各種指標を算出した結果を示す。まず、計算期間全体で算出した Nash 係数について、流域内全地点にお

いて 0.8 を上回り、数値上はハイドログラフ全体における再現性が良好と判断された。一方で、水防団待機水位以上の時系列で算出した Nash 係数は全地点で 0.7 を下回った。この結果に関して、本システムは平水位時の再現性は高いものの、特に上流域では高水位時に課題があることを示している。また、下流から上流にかけて値が低くなる傾向が確認され、綾木および信高橋水位観測所では負値であった。これは、図-3 で示したように、上流域はハイドログラフの立ち上がりが大幅に遅れたためである。下流域の末信橋、持世寺および木田橋水位観測所における Nash 係数が低かったのは、逓減時を全体として過大評価したためと考えられる。次に、 J_{pe} を全地点で評価すると、最大で 10% 程度の誤差であり、ピーク水位の再現性は概ね良好である。各地点で比較すると、下流域の木田橋、持世寺、末信橋水位観測所の J_{pe} は過大評価傾向であり、10% 程度と上流に比較して若干大きかった。この結果に関して、図-1 から厚東川流域の雨量観測所の位置を見ると、下流域の雨量観測所の散布はほとんどない。そのため、モデルが下流域の降雨発生後からピーク水位までの過程を完全に表現できず、このような結果になった可能性が考えられる。今後、このような雨量観測所の空間分布が精度に及ぼす影響を検討する必要がある。また、木田橋水位観測所の上流約 1.5km に厚東川ダムが存在している。本来、モデルが入出力間の関係性を学習する過程でダムの洪水調節による影響を受けた水位変化も学習すると考えられるが、このような影響を直接的に学習させた場合に比べては精度が劣ったと推察される。最後に、TE は下流から上流に向かって大きくなっていることが分かる。さらに、信高橋および綾木水位観測所に関しては、TE が 3h 以上と非常に大きい。これは、ハイドログラフの立ち上がりが遅れたため、それに付随してピーク水位の発生も遅れたためである。一方、下流域の木田橋、持世寺水位観測所についても最大で 1.5h 程度の遅れが生じた。これは、図-3 から明らかなように、立ち上がりの再現性は良好であったが、ピーク水位の過大評価に伴って逓減時が良好に再現されなかったためである。

4. まとめ

本研究では、深層学習を用いて観測データの自動取得から予測水位のグラフ表示までが一体的に可能なリアルタイム河川水位予測システムを開発し、山口県厚東川流域において令和 4 年台風第 14 号時の増水期間を対象に精度評価を実施した。その結果、下流域の多地点では避難時に重要となる基準水位を超過する時刻の水位やピーク水位を良好に捉えた。一方で、下流域においても逓減時の再現性が低かったほか、上流域はハイドログラフの立ち上がりからピーク水位時にかけて大幅な遅れが確認され、ピーク水位発生時刻の遅れは 3h 以上と大きかった。以上より、下流域に位置する水位観測所では基準水位超過時の水位変化や、その後のピーク水位を概ね良好に予測したものの、流域一貫した高精度な予測の実現という観点からは実用上課題がある。今後は、他流域への適用を通じた知見の蓄積に加え、雨量観測所の空間分布が予測精度に与える影響分析等を通して現状のシステムの課題解決に向けた検討が必要である。

5. 参考文献

- 1) 一言正之, 櫻庭雅明, 清雄一: 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.72, No4, I_187-I_192, 2016
- 2) 福丸大智, 赤松良久, 新谷哲也, 藤井晴香: 深層学習を用いた流域内多地点における河川水位・流量予測モデルの開発, 土木学会論文集 B1(水工学) Vol.77, No2, I_1231-I_1236, 2021.
- 3) 山口県土木建築部河川課・砂防課・港湾課: 山口県土木防災情報システム, http://y-bousai.pref.yamaguchi.lg.jp/kco_top.aspx.
- 4) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997.
- 5) Nash J. E. and Sutcliffe J. V.: River flow forecasting through conceptual models part I-A discussion of principles, Journal of Hydrology, Vol.10, pp.282-290, 1970.