

深層学習による降雨情報に基づいた河川水位予測手法の検討

～山口県二級水系島田川・阿武川流域を対象に～

山口大学大学院創成科学研究科 学生会員 ○福丸大智

山口大学大学院創成科学研究科 教授 正会員 赤松良久

東京都立大学 都市環境科学研究科 准教授 正会員 新谷哲也

山口大学大学院創成科学研究科 学術研究員 非会員 藤井晴香

1. はじめに

近年の我が国において、気候変動に伴う豪雨災害やそれに起因した中小河川における洪水災害も増大している。そのような中小河川では短時間で急激な水位変動が起こりえるため、避難時の逃げ遅れのリスクは増大する。逃げ遅れによる人的被害をなくすためのソフト的対策の1つとして、即時的かつ高精度な河川水位予測が必要不可欠である。本研究で用いた深層学習による河川水位予測手法は、従来広く用いられている物理型モデル¹⁾のように多様な入力データや複雑なキャリブレーションを有していないのが特徴であり、国内河川への適用事例もいくつか報告されている²⁾³⁾。しかしながら、そのほとんどは流域面積が大きく、水文観測データが充実している一級河川への適用事例である。また、予測時の入力において観測水位を必要とする場合が多いため、ただでさえ観測網が貧弱な中小河川で水位計の故障などによりリアルタイムの水位観測が断たれた場合、水位予測は難しい。したがって、予測時の入力に降雨情報のみの入力により、即時的に河川水位を予測する手法があれば、中小河川における逃げ遅れのリスク軽減につながる事が考えられる。

そこで、本研究ではリアルタイムの降雨情報に基づいて、流域内多地点で河川水位を即時的かつ高精度で予測することを目的として、近年大きな注目を集めている深層学習を用いて、実測降雨のみの入力将来水位を出力するモデルを構築し、山口県二級水系の多地点水位観測所における適用性について検討した。

2. 水位予測モデルの概要

本研究では、時系列の関連性の学習能力が高い深層ニューラルネットワークの1つである再帰型ニューラルネットワーク(Recurrent Neural Network: RNN)を用

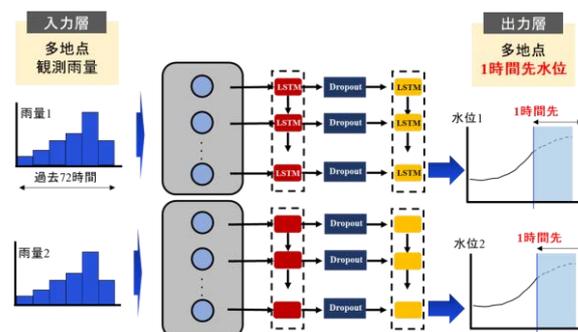


図-1 水位予測モデルの概念図

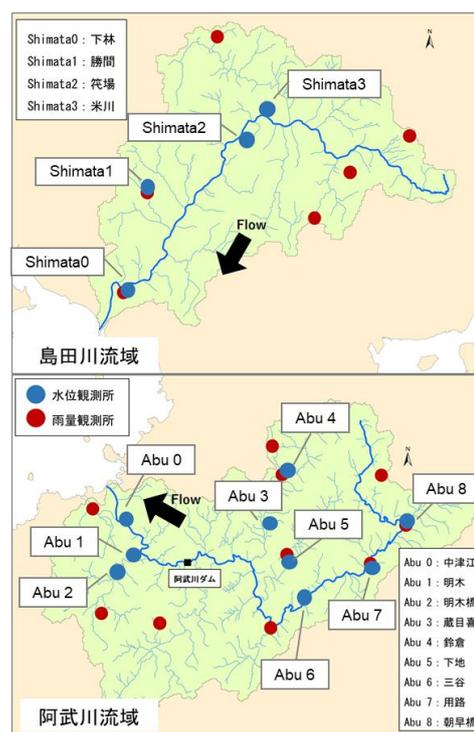


図-2 阿武川流域および島田川流域

いた。RNNを用いることで、時系列データである降雨と水位の関係性をより高度に学習することが期待される。ネットワークの構成は、入力層・2層の中間層・出力層から構成されるが、通常のRNNを用いた場合に学習時に誤差関数の勾配が損失する勾配損失問題や、

キーワード 河川水位予測, 深層学習, 中小河川

連絡先 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1 山口大学工学部社会建設工学科 TEL0836-85-9339

それによって長時間の時系列の情報が損なわれる短期記憶問題が懸念される。そこで、勾配が長期間伝達される経路を作るために自己ループを導入するような長短期記憶(Long Short-Term Memory : LSTM)ブロック⁴⁾を中間層に適用した(図-1)。LSTMブロックの基本構造は記憶素子に加えて、入力データの制御をする入力ゲート、不要な情報を忘却する忘却ゲート、出力データの制御をする出力ゲートの3つのゲートで構成されている。このような構造により、不要な情報は忘却し、重要な情報を持続することで従来のRNNには学習できなかった長期依存を学習可能にする。ここで、水位予測モデルの詳細な設定については、入力層には過去72時間から現在までにおける多地点の実測雨量を配置し、出力層には流域内多地点における1時間先の水位を同時出力する配置とした。

3. 対象河川と検証方法

(1) 対象河川

本研究では山口県二級水系河川である島田川および阿武川を対象河川とした(図-2)。島田川は山口県東部に位置し、流域面積269.5km²である。阿武川は山口県北部に位置し、流域面積694.8km²である。水位予測の再現計算は図-2中の下流から番号を振ったShimata0～Shimata3の4地点、Abu0～Abu8の9地点を対象にして再現計算を実施した。

(2) 検証方法

検討には、島田川は2006～2018年、阿武川は2000～2013年における実測雨量・水位データを使用した。雨量データは1時間雨量[mm/hr]、水位データは1時間ごとの観測水位[cm]を使用した。各データの欠測に関して、雨量は累積値であるため、周辺の最近隣の観測所の同時系列における雨量から空間補間を施した。水位に関しては周辺時系列における水位から時間補間した。また、学習の際に雨量・水位の各データ間で値の大きさに偏りがある場合、そのような値の大きさの偏りが学習に悪影響を及ぼすことが知られている。そこで、雨量・水位の各データを平均値0、標準偏差1となるように標準化処理を施すことで各データにおける値の大きさの偏りを軽減した。

表-1に再現計算の各種設定を示す。本検討は、過去

表-1 再現計算の各種設定

	島田川	阿武川
学習データ期間	2006～2016	2000～2012
検証期間	2018/6/28 0:00～ 2018/7/9 0:00	2013/7/28 0:00～ 2013/7/29 0:00
ドロップアウト率	0.0	0.5
バッチサイズ	512	512
エポック数	150	150
隠れ層の次元数	400	400

の雨量と水位の関係性を学習するための学習期間とそれをもとに推論および精度検討を行う検証期間に分けた。検証期間については異なる大規模出水が起こった期間を設定し、島田川では平成30年7月豪雨に相当する期間、阿武川では平成25年7月28日の山口県と島根県の大雨が起こった期間において精度検証を行った。また、深層学習には学習を行う上でハイパーパラメータを設定する必要がある。ハイパーパラメータのバッチサイズ、エポック数、中間層のノード数は試行錯誤により決定した。また、本検討では学習時にノードを一定確率 p で無効化して強制的に自由度を下げることで過学習を抑制するドロップアウトを適用している。ドロップアウト率 p については、効果を示さない場合もあり得るため、必要に応じて設定した。

4. 結果および考察

検証期間における水位予測モデルの再現計算の再現性を評価するために、(1)式で定義されるようなNash-Sutcliffe係数(以下、Nash係数)を算出した。

$$\text{Nash} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (h_{oi} - h_{ci})^2}{\sum_{i=1}^n (h_{oi} - h_{oave})^2} \quad (1)$$

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

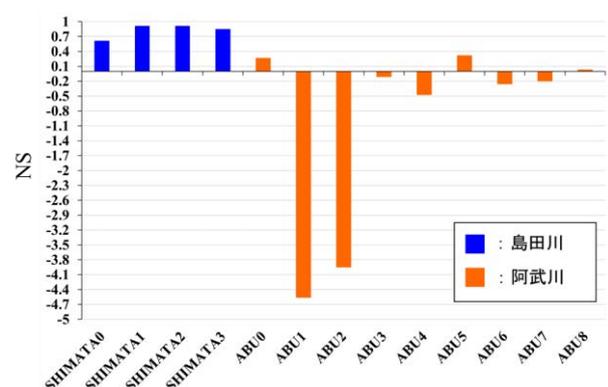


図-3 各水位観測所におけるNash係数の比較

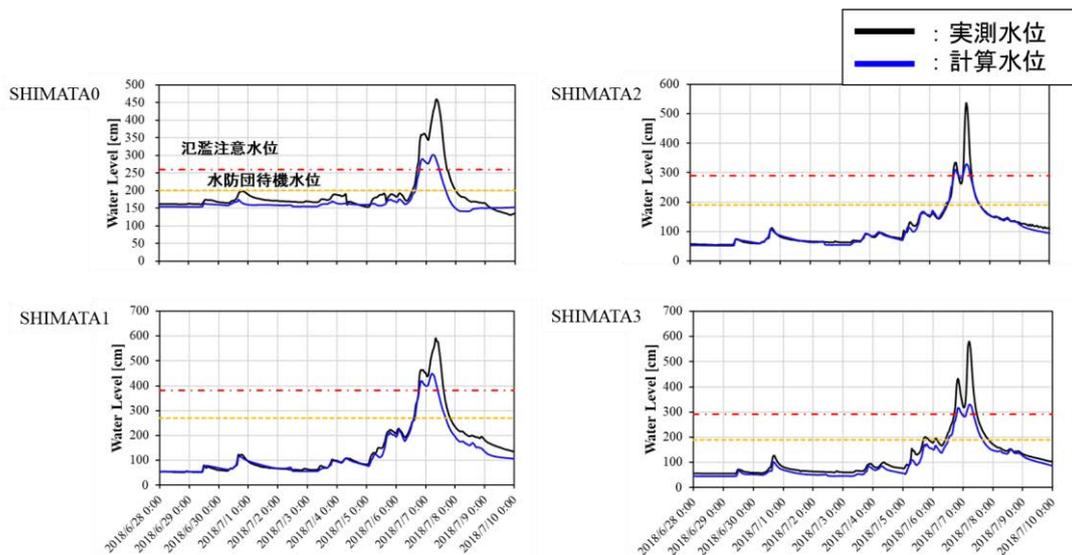


図-4 島田川流域における再現計算の時系列図

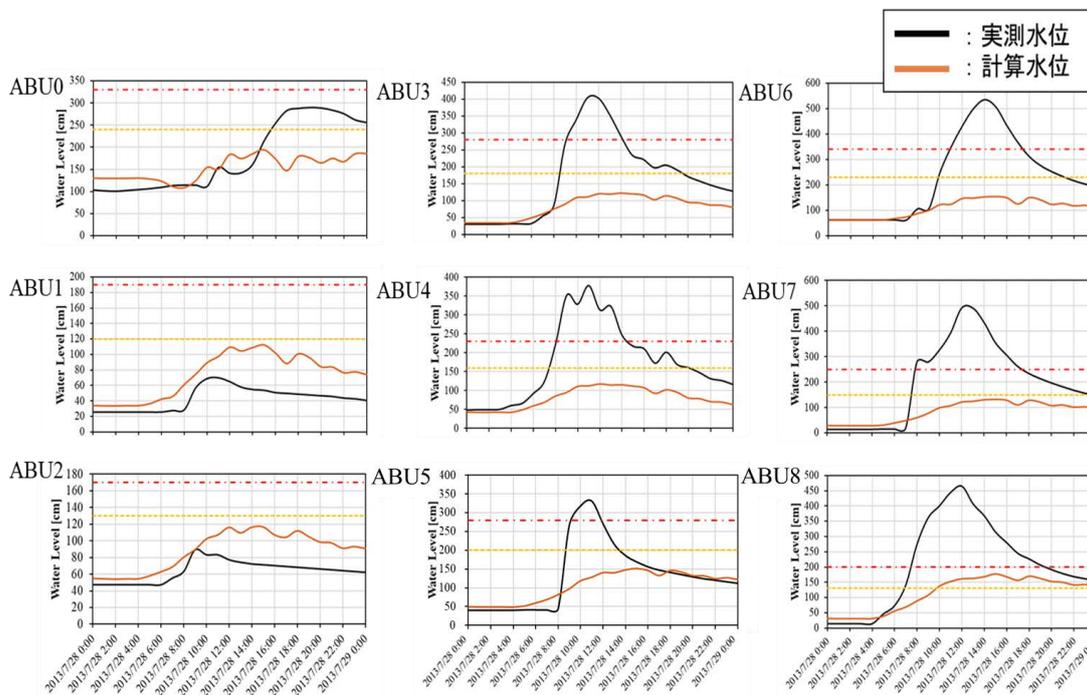


図-5 阿武川流域における再現計算の時系列図

位の再現期間における時間平均とした。Nash 係数は実測値に対する計算値のヒドログラフの適合性を表す指標であり、値が 1.0 に近いほど観測値と計算値の適合度が高いことを示し、一般に 0.7 を上回っていれば再現性が高いと判断される。図-3 に Nash 係数を各流域内の水位観測所で算出したものを示す。まず、島田川の結果については SHIMATA0 を除く水位観測所で 0.7 を上回っており、ヒドログラフの適合性は良好であることが示唆された。しかしながら、阿武川流域内の水位観測所における Nash 係数は ABU0, ABU3, ABU5 以外の水位観測所はすべて負値を取っており、いずれの観測所においても 0.7 を下回る結果となった。

このことから、阿武川流域における再現計算ではヒドログラフの適合性は十分でない。このように、両河川を比較すると、阿武川と島田川でヒドログラフの適合性に大きな差が生じたことが明らかとなった。さらに詳細に再現性を検討するために、図-4 に島田川流域の平成 30 年 7 月豪雨に相当する期間(2018/6/28~2018/7/9)における実測と計算値の時系列比較を、図-5 に平成 25 年 7 月 28 日の山口県と島根県の大雨に相当する期間(2013/7/28~2018/7/29)における実測値と計算値の時系列比較を示す。なお、図中には水防団待機水位および氾濫注意水位も示している。まず、図-4 の島田川流域の計算結果について、実測水位が水防団待機水

位以下を記録するような平水時を見ると、計算値は実測値をよくとらえている。一方、ピーク水位に着目すると、計算値は大幅な過小評価傾向を示していることがわかる。さらに詳細な値を見ていくと、そのような過小評価傾向は氾濫注意水位を上回るような急激な水位上昇を伴うような場合に見られることが明らかになった。逡減時については、SHIMATA0やSHIMATA1のように過小評価を示している観測所もあれば、SHIMATA2のように良好な再現性を示している観測所も確認された。島田川の結果について、図-3の結果と図-4の結果を踏まえると Nash 係数の値から、島田川の水位観測所におけるハイドログラフの適合性が良好であることは示唆されたが、それは平水時や立ち上がりの再現性が良好であったためであり、ピーク水位時の再現性には課題があるということが明らかになった。次に、図-4の阿武川流域の水位観測所における計算結果について、とくにピーク水位時の再現性は極めて低くなっている。実測水位の波形は水位が立ち上がっているにもかかわらず、予測値は多少水位が増加するものそれ以上は立ち上がらないというような傾向となっている水位観測所がほとんどである。また、ABU1やABU2のように他の水位観測所に比べて急激な水位変化を伴わないような観測所においては計算値が実測値を大きく上回っており、図-3においてABU1とABU2の Nash 係数が極端に低いのはこのためだと推察される。このように、図-3の Nash 係数の結果と、図-4および図-5の計算結果の時系列図について検討することで、島田川と阿武川の予測精度には差があったが、両河川流域においてもピーク水位の再現性が課題であることが示唆された。各河川で予測精度が異なる理由の一つとして、本水位予測モデルでは過去72時間に観測された降雨から1時間先の多地点水位を予測しており、平成30年7月豪雨と平成25年7月28日の山口県と島根県の大雨では降雨特性や継続時間が異なることが起因したと考えられる。また、両河川ともにピーク時の再現性が低かったことに関して、過去に観測された降雨のみを入力層に配置して将来水位との関係性を学習しているような本モデルにおいて、降雨情報のみでは流域内多地点における急激な水位変化を学習しきれなかったことが要因の一つであることが考えられる。

5. まとめ

本研究では、深層学習の中でも時系列データの学習能力が高い再起型ニューラルネットワークを用いて観測降雨の情報のみから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、山口県二級河川の島田川、阿武川において精度検証を行った。その結果、ハイドログラフの適合性の観点から島田川では、良好であったものの、阿武川においては適合性が低く、島田川と阿武川の予測精度には差があることが明らかとなった。洪水時の実測値と計算値の時系列図を比較した結果、最も大きな課題として両河川流域においてもピーク水位の再現性が不十分であることがわかった。これらのことを踏まえると、降雨情報のみでは流域内多地点の水位の急激な変化を学習しきれなかった可能性が示された。しかしながら、島田川の結果から降雨情報のみでハイドログラフの立ち上がりを捉える可能性が示されたので、今後の深層学習を用いた水位予測モデルの高度化について議論する上で重要な知見であると考えられる。今後は、本研究で得られた知見を基に降雨以外の入力データや学習方法の見直しなどを検証することにより、さらなるモデルの精度向上を目指すことが重要である。

謝辞：本研究を行うにあたり、総務省・戦略的情報通信研究開発推進事業(SCOPE)「高精度河川水位予測を実現するクラウド型車載雨量計ネットワークシステムの開発」(研究代表者：赤松良久)の助成を受けた。記して敬意を表す。

参考文献

- 1) 中村要介,池内幸司,阿部紫織,小池俊雄,江頭進治: 中山間地域における洪水予測と予測水位誤差-平成29年7月九州北部豪雨を例として-,土木学会論文集 B1(水工学)Vol.74,No.4,I-1177_1182,2018
- 2) 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,No.4,I_187-I_192,2016
- 3) 山田恒輝,小林洋介,中津川誠,岸上順一: リカレントニューラルネットワークを用いた2016年の常呂川洪水事例の水位予測,土木学会論文 B1(水工学),Vol.74, No.5,I_1369-I_1374, 2018
- 4) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, Vol.9, No.8, pp. 1735-1780, 1997