

## 再帰型ニューラルネットワークを活用した河川の水位予測

日本大学 学生会員 ○山本 晃翼 日本大学 正会員 長谷部 寛

### 1. はじめに

近年、気候変動の影響により豪雨災害の激甚化が進んでいる。それに伴い、河川の水位上昇による外水氾濫がしばしば発生し、防災・減災のための災害予測の高精度化が必要となっている。本研究では、このような氾濫対策に機械学習を用いて河川の水位予測を行うことを目的とする。

水位予測を行うにあたり、雨量と水位のデータを説明変数に用いた。これらのデータは時系列データであることから、時系列データの分析に適しているとされる再帰型ニューラルネットワークを用いる。代表的な再帰型ニューラルネットワークとして、Recurrent Neural Network(RNN)と Long Short Term Memory(LSTM)がある<sup>1)</sup>。そこで本研究では、RNN と LSTM でそれぞれ水位予測を行い、適用性を比較・検討する。

また、これまでに行われた水位予測の研究では実測値のみを用いて予測するものが多い<sup>2)</sup>。そこで、本研究ではある未来を予測した後、その予測値を使ってさらに先の未来の予測を行った。それにより、長期間の予測や直前の時間のデータを入力できることから精度向上を図った。

### 2. RNN および LSTM

再帰型ニューラルネットワークは、入力層・中間層・出力層の 3 つの層を有し、中間層がループする構造をしている。まず入力層に説明変数を入力し、次にそれを中間層で分析し、最後に出力層で予測結果を出力する仕組みである。

図 1 に RNN と LSTM の概略図を示す。矢印はデータの流れを示し、中間層での出力は次の層での入力だけでなく、次の予測での中間層での入力にもなる。このようにある時点での分析結果が次の予測の分析でも使われるような構造になっており、それにより過去の情報を考慮した分析を行うことができる。

RNN には長期間の予測が困難となる問題点があり、LSTM はその問題を解決した手法である。LSTM には中

間層にゲートがあり、ゲートは前の層や時刻からどの程度の情報を次の層や時刻に送るかを調節する。RNN ではすべての情報を次の層や時刻へ送るため、LSTM ではこの柔軟性により RNN より長期間の予測を可能にする。

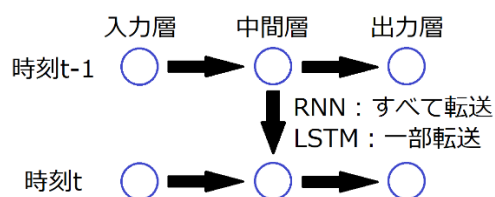


図1 RNN と LSTM の概要図

### 3. 提案する予測方法

まず、10 時間分のデータから 1 時間後を予測するモデルを作成し、そのモデルを用いて 1 時間後を予測する。次に、1 時間後の予測結果を入力データに加えて 2 時間後を予測する。そして、また同じようにして 2 時間後の予測結果を入力データに加えて 3 時間後を予測する。このように前の時間の予測結果を次の時間を予測するための入力データとして用いることで 1 時間ずつ先を予測していく。

### 4. 河川の水位予測

#### (1) RNN と LSTM の比較

予測地点は利根川の取手観測所、時間は 10 時間後、用いるデータは取手での水位と雨量のデータ、学習データは 2018~2020 年、テストデータは 2021 年のデータとした<sup>3)</sup>。ただし、9、10 月のみのデータを用いた。

図 2 に RNN と LSTM の予測結果を示す。LSTM では比較的精度よく予測できたが、RNN では過小評価された。

#### (2) 予測対象時間による比較

予測対象時間を長くした際の精度を検討した。(1)の結果から精度の優れていた LSTM を用いて 1 時間後、5 時間後、10 時間後の予測結果の比較を行った。結果を図 3 に示す。予測対象時間が長くなるほど、時間遅れが生じた。

キーワード 外水氾濫, 水位予測, 再帰型ニューラルネットワーク, RNN, LSTM

連絡先 〒101-8308 東京都千代田区神田駿河台 1-8-14 日本大学理工学部土木工学科

### (3) 時間遅れ解消の検討

データ数が少ないことが時間遅れの原因ではないかと考えた。そこで学習データ数を3年分から7年分に増やした。また、観測地点数に関しても水位と雨量ともに1地点ずつから4地点ずつ、計8地点に増やした。結果を図4に示す。データ数を増やしたことによって時間遅れが解消された。

### (4) 提案方法の効果

提案した予測値を用いた予測方法と従来の実測値のみを用いた予測方法の比較を行った。テストデータは取手での過去で一番水位が上昇した2001年とした。それぞれの方法で24時間後まで予測した。図5に24時間後の予測結果、図6に予測対象時間とピーク水位誤差 $\Delta H_{max}$ の関係を示す。24時間後の予測結果では従来法では過大評価されたが、提案法では過大評価は解消された。ピーク水位誤差は従来法では時間ごとのばらつきが大きい、提案法ではばらつきが低減した。これは、提案法では各時間を予測するモデルが同一であったため再現性が良くなったと考えられる。また、12時間後までなら比較的精度よく予測できているが、それを超えると誤差は大幅に増加し精度が悪くなった。

## 5. まとめ

水位予測を通して、再帰型ニューラルネットワーク適用性の検討、前の時間の予測値を用いた長期間予測を試みた。その結果、LSTMの有効性の確認ができた。また、提案した予測方法により過大評価が解消され、再現性が向上した。約12時間後までなら比較的精度よく予測できたが、それを超えると誤差が急増した。

今後の課題は、様々な条件で水位予測を行えるように、汎用性を高めることである。

**謝辞：**本研究の一部は日本大学特別研究の助成を受けてしたものである。ここに記して謝意を表す。

### 参考文献

- 1) 我妻幸長：「はじめてのディープラーニング 2」, SBクリエイティブ, 2020
- 2) 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」, 土木学会論文集, Vol.74, pp.1369-1374, 2018
- 3) 水文水質データベース：<http://www1.river.go.jp/>  
(参照 2023年1月13日)

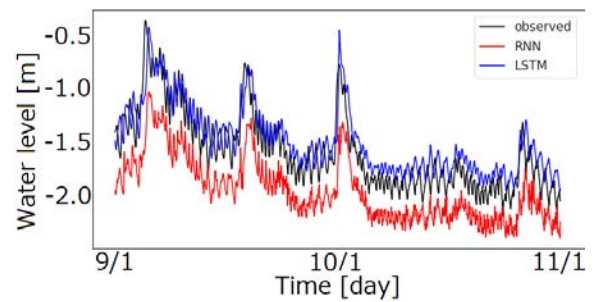


図2 RNNとLSTMの比較

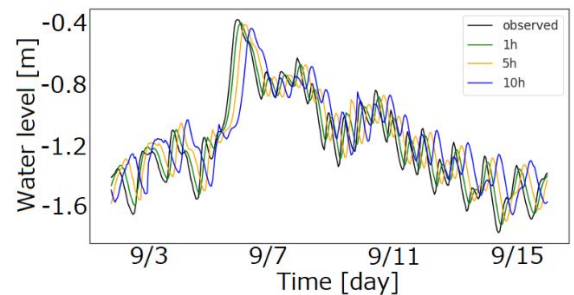


図3 予測対象時間による比較

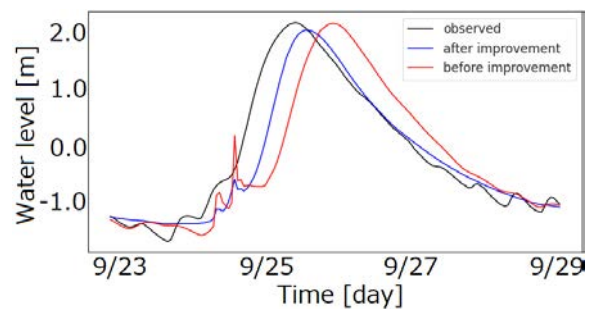


図4 時間遅れの解消

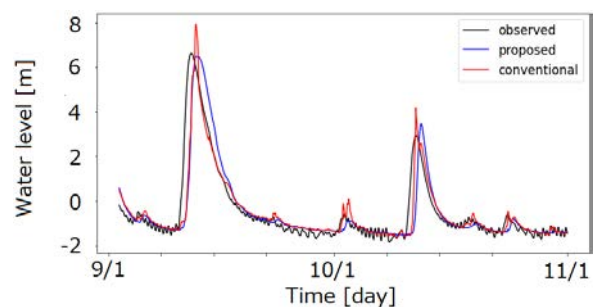


図5 24時間後の予測結果

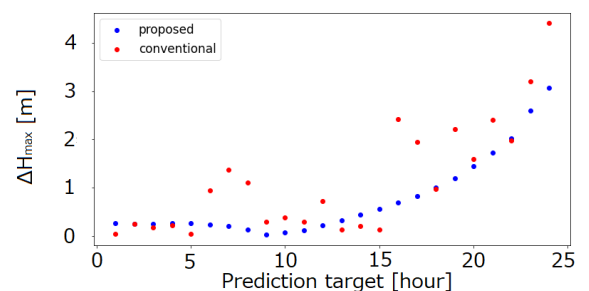


図6 予測対象時間とピーク水位誤差の関係