

LSTM を用いた動的インフラデータプラットフォームによる河川水位の時系列予測

松江工業高等専門学校 専攻科 学生会員 ○安部 雄貴
 松江工業高等専門学校 正会員 大屋 誠, 広瀬 望, 浅田 純作

1. はじめに

インフラ構造物は、長期的に供用されるため建設前の影響を検討する必要がある。構造物の重大な事故リスク、維持修繕費の高騰、建設業界での人材不足といった課題を解決するため、測量・調査から設計、施工、維持管理に至る建設生産プロセス全体を 3 次元データで繋ぎ、民間、官公庁の保有する時間変動を伴うデータを位置情報で紐付けるインフラデータプラットフォームの構築が進められている¹⁾。このデータプラットフォームを利用し、効率化や維持管理の軽減が可能となる。本研究では、河川情報の静的データで構築したインフラデータプラットフォームに動的データである気象データ、水位データを合成する動的インフラデータプラットフォームを利用する(図1)。利用方法の一例として、深層学習による降雨時の水位変動に対する特徴量の抽出を試み、河川管理の高度化、維持管理の効率化への適用可能性を検討した。

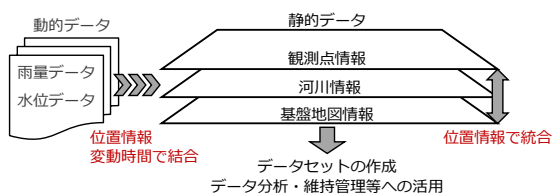


図1 動的インフラデータプラットフォーム

2. 動的インフラデータプラットフォーム

動的インフラデータプラットフォームは、水位、流域、雨量を位置情報で結合しテキスト形式で時刻毎に格納したものである。流域データは、国土地理院基盤情報ダウンロードサービス²⁾の 10m メッシュの数値標高モデルをベースとし、GRASS GIS の流域解析ツールの出力データを使用した。雨量データは XRAIN リアルタイム雨量情報システム³⁾、水位データは島根県の管理する水位オープンデータ⁴⁾を使用した。

3. システム概要

本研究では、ニューラルネットワークの中でも時系列データの関連性について学習能力が高い、再帰型ニューラルネットワークを使用した。再帰型ニューラルネットワーク (RNN : Recurrent Neural Network) を用い過去の間層を取り入れることで、時系列データの各観測地点での水位データの関連性を高度に学習することができる⁵⁾。しかし通常の RNN には、長期の時間依存性は勾配が消失してしまう勾配消失問題や、長時間の時系列データの損失による短期記憶問題が挙げられる。そこで、長期の時間依存も短期の時間依存も学習することが可能である長短期記憶 (LSTM : Long Short-Term Memory) ブロックを中間層に適用した。LSTM の基本構造は、入力ゲート、忘却ゲート、出力ゲートの3つのゲートで構成される。ここで、入力・出力ゲートは、必要になったタイミングで依存性のある信号を伝播し、それ以外では信号を遮断する。このゲートにより、過去の情報を保持する。また、過去の記憶保持に対し、不必要なタイミングで情報を忘れ去る機能を忘却ゲートで果たしている。モデルの設定は、入力層に過去 30 分から現在までの実測水位、出力層には、1 時間後の将来水位を出力する設定とした。

4. 対象河川

対象河川は、島根県の一級河川の高津川流域とした。高津川は、その源を島根県鹿足郡吉賀町田野原に発し、高尻川、福川川を合わせて北流、津和野町日原において津和野川、益田市において匹見川、白上川を合わせ、益田平野を流下する。流域面積は 1090 [km²]、幹川流路延長 81 [km]、形状は南北 44 [km]、東西 40 [km] の羽状をなす河川である。また、支流を含めてダムが一切無く、規模の大きい河川ながら上中流域に大きな人口密集地がない特徴がある。

キーワード 河川水位予測, LSTM, インフラデータプラットフォーム

連絡先 〒690-8518 島根県松江市西生馬町 14-4 松江工業高等専門学校 環境・建設工学科 TEL 0852-36-5268

5. 学習

本研究では、動的インフラデータプラットフォームから深層学習への適用例として、時系列データである観測地点と水位データのみを焦点を当て、LSTMによる特徴量抽出の可能性を検討した。学習には、高津川流域に設置された8個の水位観測所のうち、中流域に設置された旭橋、町田、相生橋、塔尾橋で観測された水位データを使用した(図2)。学習データ期間は2020年とし、水位データは10分ごとの観測水位[m]を使用した。データ内の欠測・未収集・保守の項目は、周辺の時系列水位データから補完を行った。また、島根県が公開する水位オープンデータにはマイナス水位が存在するが、これを水位0[m]のデータとして使用した。また、入力層に町田、相生橋、塔尾橋の実測水位、出力層には、旭橋の将来水位を出力する設定とした。



図2 高津川流域

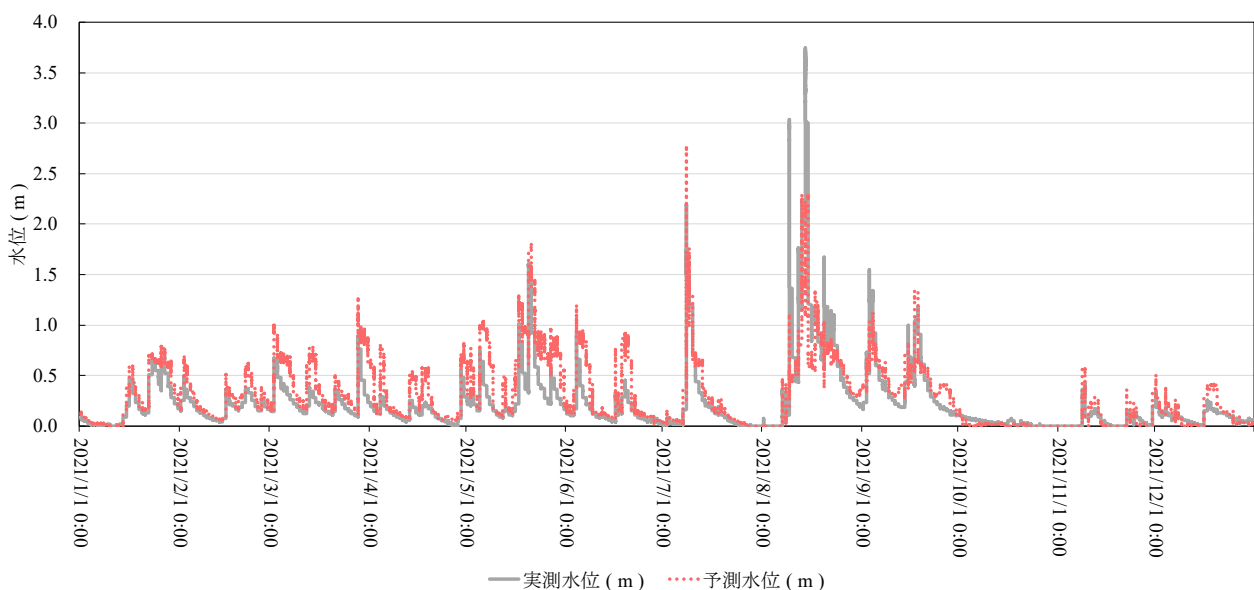


図3 検証データの予測水位

6. 評価

学習データを用いて学習モデルを構築し、検証データを用いてシステムを評価する。評価には検証データとして2021年のデータを用いた(図3)。水位の変動が大きい場合、実測と学習・検証期間の水位の差は大きくなる傾向があり、水位ピーク時の実測値と出力値の差は、学習過程での平水時頻度が高いことが関係していると考えられる。また、出力値の上昇・下降の波形は実測値と同様の水位波形を示しており、水位の変動傾向をおおよそ捉えていることが確認された。

7. おわりに

検証結果より、水位立ち上がりの応答は良好に捉えているが、現在のモデルではピークの水位変動を完全に捉えることは難しい。今後は、予測精度向上のため動的インフラデータプラットフォーム内のデータセット、学習モデルの改善を行う。また、モデル作成の根拠を明示するXAIの適用について研究を進める予定である。

参考文献

- 1) 国土交通省, “国土交通データプラットフォーム整備計画”, 2019-05-30. <https://www.mlit.go.jp/common/001291151.pdf>, (参照 2020-06-19)
- 2) 国土地理院, “基盤地図情報ダウンロードサービス”, <https://fgd.gsi.go.jp/download/menu.php>, (参照 2020-06-19)
- 3) DIAS, “XRRAIN リアルタイム雨量情報システム”, <https://www.diasjp.net/service/xrain/>, (参照 2020-06-19)
- 4) 島根県, “オープンデータカタログサイト”, <https://shimane-opendata.jp>, (参照 2021-11-3)
- 5) 福丸大智ら, 再帰型ニューラルネットワークによる観測雨量を用いた水位予測の検討, 自然災害研究協議会論文集, Vol.7, 2021, pp59-62