

予測学習と深層学習によるダム流入量予測モデルの検証

八千代エンジニアリング株式会社 正会員 ○石井 明, 天方 匡純, 宮崎 利行
山梨大学 工学部土木環境工学科 正会員 宮本 崇

1. はじめに

2018年7月西日本豪雨や2019年10月令和元年東日本台風等では多数のダムが異常洪水時防災操作を実施した。気候変動の影響もあり、今後も激甚化・頻発化する豪雨に対してダム管理者はこれまで以上に高度なダム操作が要求され、更に負担が大きくなることが予想される。昨今、国土交通省が管理する大規模河川では住民の迅速な避難のため6時間先の水位予測が提供開始された。しかし、洪水到達時間が短い中小河川や小流域では観測値も限られ、リードタイムを十分に確保した精度の高い洪水予測やダム流入量予測は実施できていない。ダム流入量予測はダム管理者の負担を軽減し、適切なダム操作を支援するツールであり、その予測精度向上を目指して人工知能を用いた予測モデルに関する研究も多く報告されている。

天方ら¹⁾は、これら既往研究は事象再現性を追求したモデルであり、モデル構築と運用で利用データが異なるため汎化性確保されていないこと、完全雨量予測が実現されない限り予測精度が向上しないことを指摘し、予測情報の不確実性を考慮したモデル構築により予測誤差を最小にするアプローチである「予測学習」を提案した。これを踏まえ筆者ら²⁾は土壌雨量指数の予測情報を用いて、予測学習により小流域の洪水到達時間が1時間未満の地点を対象に6時間先の水位予測を実用的な精度で予測可能なことを示した。

統計的なアプローチ手法では洪水到達時間内のデータ関係に強い制約条件がある。またダム上流の山間域では必ず水位観測が実施されているとは限らない。そこで本稿では洪水到達時間以上の6時間先のダム流入量予測について実測値を用いない予測学習を適用し、予測精度を確保できるか検証を行うことを目的とした。

2. 対象流域と使用データ

2. 1. 対象流域と水文データ

本稿では、国土交通省関東地方整備局相模川水系広域ダム管理事務所（宮ヶ瀬ダム）を対象に検証を行う。流

域面積（自流域）は101.4km²、最上流端からダム地点までの洪水到達時間は概ね1時間未満である（図-1）。ダム流入量はダム管理日報から整理し、2001年4月から本格運用され、2019年10月台風19号で運用開始以降最大の流入量を観測している。

2. 2. 土壌雨量指数

土壌雨量指数は、気象庁提供の日本国内の陸上を対象に地表面を約5km四方の領域に分割し、それぞれの領域を直列3段タンクで、流出孔の高さ、流出係数、浸透係数の各パラメータは全国一律の値で計算した各タンクの貯留高の合計値である（現在は「高頻度化した土壌雨量指数」として、1km格子で配信間隔を10分で配信されている）。実況値と1～6時間先までの予測値が提供されている。流域内の水位観測所のある5kmメッシュの土壌雨量指数（6時間先予測値）と観測水位との応答状況を図-2に示す。

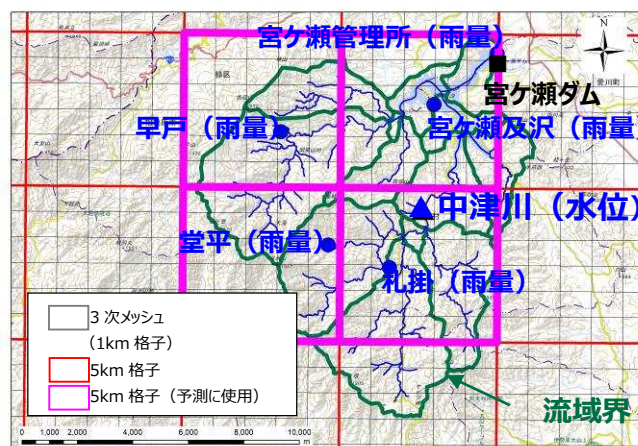


図-1 宮ヶ瀬ダム流域図

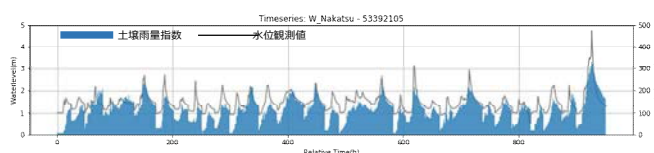


図-2 観測水位と土壌雨量指数(6時間先予測値)の比較

3. 予測モデルの構築

3. 1. 深層学習モデルフレームワーク

予測モデルは、入力データの前後関係を保持して時系

キーワード ダム流入量予測, 深層学習, 予測学習, LSTM, 土壌雨量指数

連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋5-20-8 CSタワー 八千代エンジニアリング株式会社 TEL 03-5822-6844

列処理可能な中間層に再帰構造を持った LSTM モデルを使用した。本稿ではハイパーパラメータとして中間層数を 1~2, ブロック数を 1~20 の中から中間層数とブロック数の組み合わせについて検証データの 2 乗和誤差の損失関数を最小にするように TPE で 80 回検索して調整した。なお中間層のブロック数は同一とする。その他学習に関する各種設定は表-1 に示すとおりとし、TensorFlow と Keras のフレームワークで構築した。

表-1 学習の各種設定

種別	設定内容
重み初期値	平均 $\mu=0$, 標準偏差 $\sigma=0.01$ の正規分布
最適化関数	Adam (学習率 0.01)
活性化関数	ReLU関数
学習回数(Epochs)	200 回
ミニバッチ	使用しない
ドロップアウト	なし

3. 2. 予測学習の洪水データ設定

土壌雨量指数は 2009 年 12 月以降から整備されており、洪水時データは 2010 年~2019 年で宮ヶ瀬ダムの洪水量である 100m³/s を超過した出水を対象に 29 洪水を抽出した。また各洪水は洪水量超過期間の前 12 時間と後 6 時間を加えた期間を 1 洪水として抽出を行い、各洪水の抽出時間を均一にするため不足する期間のデータは 0 (ゼロ) とし、変数毎に全期間を正規化した。

学習データは 2010 年~2018 年の 26 洪水、検証データは 2019 年の 3 洪水とした。検証洪水の 1 洪水は運用開始以降最大の流入量を記録した 2019 年 10 月台風 19 号洪水であり、未経験洪水に対する検証も実施することにした (図-3)。

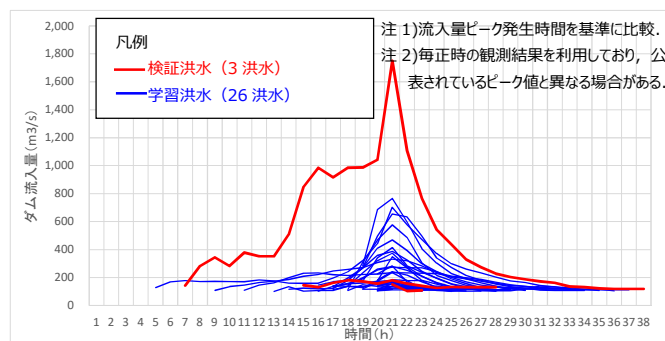


図-3 洪水量を超過した洪水比較 (2010 年~2019 年)

3. 3. 検証内容

本稿では表-2 に示す入力変数と出力変数の組合せにて 6 時間先のダム流入量を予測する。出力変数自体の観測値は時刻および流量の基準合せのため必要としたが、土壌雨量指数は 1~6 時間先の各予測値のみを用い、また予測時間毎のデータの性質を重視して図-3 のように

表-2 入力と出力の変数の組合せ

入力 (現時刻をtとする) 変数	出力変数
<ul style="list-style-type: none"> ダム流入量 (t-5~t) 土壌雨量指数 (t+1~t+6 予測値) (t+1~t+6) 	6 時間後 ダム 流入量

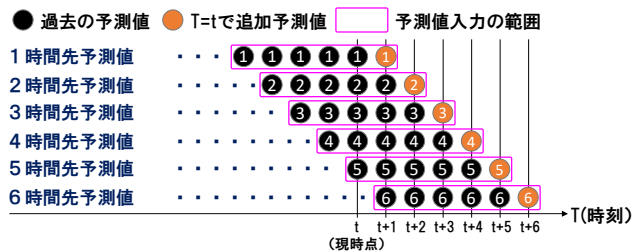


図-4 入力予測値のデータセット方法

入力を行った。

4. 予測計算結果

6 時間先のダム流入量予測結果を図-5 に示す。予測の代表的な精度評価指標である RMSE は 120, NS は 0.916, ピーク流量相対誤差は 0.23, ピーク流量発生時間誤差は -1 時間であり、予測値のみでも 6 時間先予測において実用的な精度で予測が可能である。

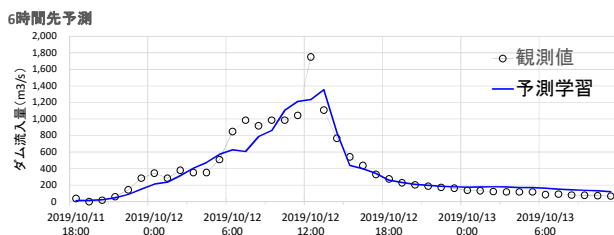


図-5 2019 年 10 月台風 19 号の予測結果 (6 時間先)

5. まとめ

本稿では実運用で予測精度を向上させるには予測情報が持つ不確実性に向き合っていく必要があり、予測値のみを用いた予測学習で 6 時間先のダム流入量を実用に十分な精度で予測できることを示した。予測学習は従来手法とモデル構築アプローチが異なることから、知見を蓄積して今後も検証していく予定である。

謝辞

国土交通省関東地方整備局相模川水系広域ダム管理事務所の皆様には、データ提供等の協力を賜りました。深く感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 天方匡純他：ダム流入量予測の精度向上を実現する予測学習, AI・データサイエンス論文集, vol2 J2, pp.128-139, 2021.
- 2) 石井明他：土壌雨量指数の予測学習を活用した洪水予測, 土木学会論文集 B1(水工学), vol.77 No.2, I_277-I_282, 2021.