

ダム流入量予測モデル運用時の予測精度低下の一要因

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, 安野 貴人, 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

治水ダムは下流の河川水位を下げ堤防の決壊リスクを低下させたり、水位ピークの発生時刻を遅らせ流域住民の避難時間を確保したり、治水対策の最上流地点として機能している。しかし、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異常洪水時防災操作に移行したダムも多くあった。気候変動の影響で激甚化する豪雨に対応するためダムのより効果的な運用が必要であり、ダム流入量予測の精度向上が求められている。

流入量予測は事前放流を適切に実施する2~3日先を対象とした長時間予測と、十分な予備放流実施や住民の避難時間確保のための正確な異常洪水時防災操作開始タイミング把握等の数時間を対象とした短時間予測先がある。また近年、人工知能の用いた統計的なアプローチによる流入量予測に関する研究も多く見受けられるが、予測時間における雨量を完全予測できたと仮定して検討を行っている実例が多い。実運用では予測雨量を利用することから、統計的なアプローチに限らずモデル構築時と実運用時で前提条件が異なることが流入量予測精度を悪くする一要因になっていると推定する。そこで本稿では、6時間先迄の短時間流入量予測を対象とし、完全予測雨量で構築した深層学習モデルに予測雨量を用いて流入量予測を行い、予測結果への影響を確認する。

2. ダム流入量予測の検証方法

2. 1. 対象流域と洪水データ

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、ダム流域内には水位計が1箇所、地上雨量観測所が5箇所設置されている(図-1)。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た(図-2)。

ダム流入量はダム管理日報、実測水位は水文水質データベースから取得した。地上雨量計の観測値の欠測が多いため、気象庁提供の解析雨量より地上雨量計を含む1kmメッシュの解析雨量を実測雨量とした。また解析雨

量の1kmメッシュ提供は2006年以降であることを踏まえ、2006年以降にダム洪水量100m³/sを越えた51洪水から、水位観測所の欠測データを含む洪水を除いた39洪水を抽出した。なお各洪水は洪水量超過期間の前後12時間を1洪水期間とし、各洪水の抽出時間を均一にするため不足時間は0(ゼロ)で埋めた。

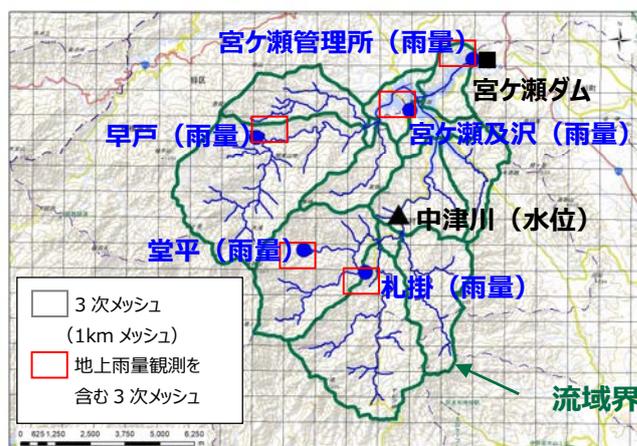


図-1 宮ヶ瀬ダム流域図

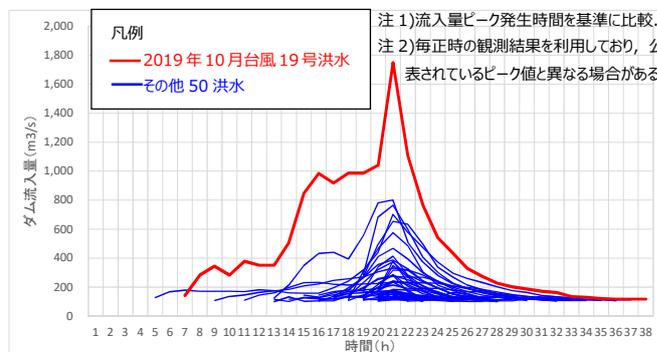


図-2 洪水量を超過した洪水比較(2006年~2019年)

2. 2. 予測雨量

現時刻(毎正時)から6時間先までの1時間毎の予測雨量は、気象庁提供の1kmメッシュの降水短時間予報を使用する。抽出洪水について各雨量観測所を含む1kmメッシュの解析雨量と洪水短時間予報の時間雨量の相関係数を表-1に示す。各雨量観測所とも予測時間が長くなるほど相関係数が低くなる傾向を示している。

2. 3. 深層学習モデルの構築

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, 洪水予測, 深層学習, LSTM, 解析雨量, 短時間降水予報

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

表-1 解析雨量と短時間降水予測の相関係数

予測時間	宮ヶ瀬管理所	宮ヶ瀬沢	早戸	堂平	札掛
1時間先	0.819	0.801	0.820	0.797	0.802
2時間先	0.655	0.682	0.728	0.685	0.678
3時間先	0.646	0.679	0.716	0.685	0.674
4時間先	0.644	0.660	0.721	0.673	0.654
5時間先	0.645	0.697	0.719	0.671	0.652
6時間先	0.632	0.651	0.713	0.656	0.652

列処理可能な中間層に再帰構造を持った LSTM モデルを選択した。LSTM モデルの構造は天方ら¹⁾の検討を参考に、中間層1層の LSTM7 ブロックを採用し、重み初期値は He、活性化関数は Relu、最適化関数は Adam として TensorFlow と Keras のフレームワークで構築した。

3. ダム流入量予測計算の実施

3. 1. 検討ケース

2006 年～2018 年までの 36 洪水を学習データ、2019 年の 3 洪水を検証データとした。また目的変数は T 時間後のダム流入量とし、説明変数は表-2 に示す組合せとした。なお説明変数のダム流入量、解析雨量、水位は現時刻を t とし t-5～t の時間値 6 個、完全予測雨量、降水短時間予報は t+T-5～t+T の時間値 6 個とした。

表-2 検討ケース

ケース番号	説明変数 (入力データ)	
	学習データ	検証データ
Case1-1	ダム流入量, 解析雨量	ダム流入量, 解析雨量
Case1-2	ダム流入量, 解析雨量, 水位	ダム流入量, 解析雨量, 水位
Case2-1	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量
Case2-2	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量, 水位	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量, 水位
Case3-1	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量	ダム流入量, 解析雨量, 降水短時間予報
Case3-2	ダム流入量, 解析雨量, 完全予測雨量, 水位	ダム流入量, 解析雨量, 降水短時間予報, 水位

注)完全予測雨量：予測時間の雨量を解析雨量から作成

3. 2. 予測計算結果

入力データは正規化を行い、学習エポック数は 200 回、ランダムシードは固定、計算と教師の誤差は平均二乗誤差で評価し、表-2 の各ケースにおける 1 時間先、3 時間先、6 時間先のダム流入量予測を実施した。

図-3 に Case1-1 の 1 時間先予測の学習誤差収束状況、図-4 に 2019 年 10 月台風 19 号の予測結果を示す。2019 年 10 月台風 19 号は未経験洪水で、どの予測時

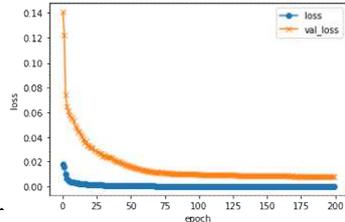
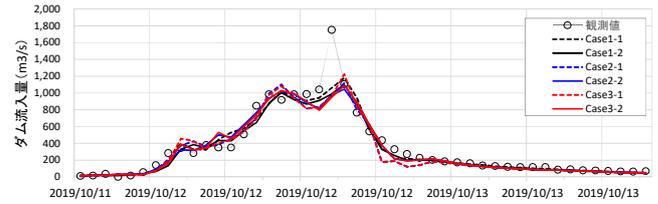


図-3 学習誤差過程の一例間もピーク再現性は低い。また Case1 の現時刻迄のデータだけでは、予測時間が長いほど再現性が低くなる。

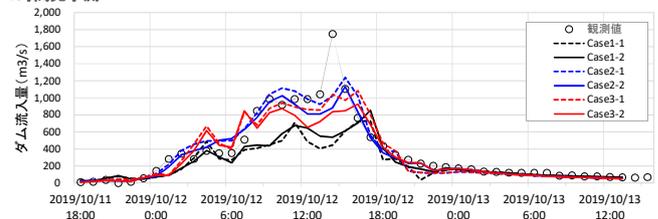
Case2-1, 2-2 がモデル構築時、Case3-1, 3-2 が実運用時の予測結果にあたり、Case3 (赤色) の方が Case2 (青

色) に比べて流量が過小評価されていることが確認できた。また説明変数に水位を追加すると、ピーク精度向上することが確認できた。これは雨量と流出機構の非線形性が複雑になることを水位が補った結果と推定される。なお 1 時間先予測ではダム流域最上流からダムまでの洪水到達時間が 1 時間程度であり、水位の特徴が効かなかったと考えられる。予測時間毎の再現性の違いは予測雨量精度に起因していると考えられ、この点については今後更なる検証が必要である。

1時間先予測



3時間先予測



6時間先予測

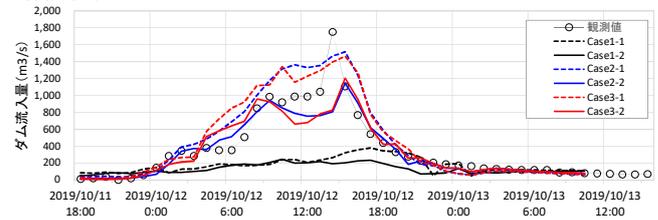


図-4 2019 年 10 月台風 19 号の予測結果

4. まとめ

本稿では完全雨量予測で構築した深層学習の予測モデルで、予測雨量を適用した場合の予測結果の再現性低下を示した。また洪水到達時間以上の予測時間の予測には予測情報が必要であること、降雨だけでなく水位を説明変数に加えると再現性が向上することを示した。今後は予測情報の不確実性を考慮し、実運用での予測精度向上に資するモデル構築技術について検討を進めていく。

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：IoT を想定したダム流入量予測精度向上に関わる研究、水文・水資源学会誌, vol.32 No.6, pp.287-300, 2019.