

機械学習による高知県永瀬ダムへの流量予測システムの構築

高知工業高等専門学校 学生会員 ○井ノ上青虎 学生会員 池田圭吾

正会員 岡田将治

1 はじめに

近年、気候変動の影響により台風やゲリラ豪雨による局所的な大雨が増加している。ダムにおいては、下流部での洪水被害を低減するため、洪水調節が実施されている。洪水調節は、洪水発生前に予備放流を実施して、洪水調節容量を確保しておく必要がある。この予備放流は、ダムへの流入量予測に基づいて行われている。そのため、洪水時に効果的なダム運用を行うには、ダムへの流入量予測が重要であると考えられる。ダムへの流入量予測は、近年、機械学習による流入量予測モデルが検討されるようになった。既往の研究では^{[1][2]}、機械学習モデルにおいて一般的なDNN(Deep Neural Network)を用いたダムへの流入量予測モデルにより、短時間先までの流入量予測を高精度に行うことができたとされている。しかし、DNNモデルは入力が入次元であり、データ間の時系列関係が十分に考慮できていない可能性があると考えられる。また、ダムへの流入量がある一定を超える場合には予測精度が低くなるという問題が生じる。河川水位予測の既往の研究^[3]では、水位変化を学習したモデルが大規模洪水に対して高精度に予測を行うことができたとされている。

そこで本研究では、ダムへの流入量予測モデルの改良を目的に入力データ同士の関連性をより考慮できるとされているCNN(Convolutional Neural Network)を用いた機械学習モデルを高知県香美市の永瀬ダムと栃木県那須塩原市の塩原ダムを対象に構築を行った。また、流域観測所の降雨量(以下、地点雨量)および地点雨量を1時間差分に変換したデータを用いたダムへの流入量予測モデルを構築し、適応性を検討した。

2 研究方法

機械学習モデルの構築には、ダムへの流入量および地点雨量ならびにダムへの地点雨量を1時間の差分に変換したデータを用いる。なお、永瀬ダムは5地点で雨量を観測しているが舞川観測所はダムへの流入量と雨量の相関が小さく、2021年より欠損値が多いため舞川観測所の雨量は削除した。永瀬ダムは、永瀬ダム管理事務所より、塩原ダムは、塩原ダム管理事務所、大田原土木事務所、株式会社安田測量よりデータを提供いただいた。図-1に永瀬ダム流域における雨量観測所の位置、図-2に塩原ダム流域における雨量観測所の位置を示す。

流入量および地点雨量は、欠損値を含んでおり、永瀬ダムにおいては紙媒体のダム管理日報から手作業での補填を行った。永瀬ダムおよび塩原ダムの残る欠損値については、1か所でも欠損値が残る時間に関しては削除した。

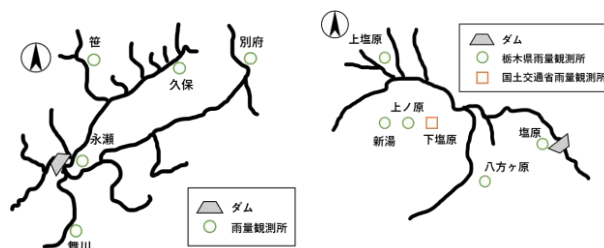


図-1 永瀬ダム

図-2 塩原ダム

表-1 統一した学習条件

構築モデル	活性化関数 (畳み込み層)	プーリング層	活性化関数 (中間層)	活性化関数 (出力層)	損失関数	最適化手法	
永瀬ダム Case1-1 Case1-2	CNN	ReLU関数	Maxプーリング	ReLU関数	MSE (二乗平均誤差)	Adam	
塩原ダム Case2-1 Case2-2							恒等関数

1時間差分への変換は、ダムへの流入量および地点雨量を前進差分によって変換を行った。しかし、欠損値の削除により、1時間以上の差分となるデータがある。これについては、ダムへの流入量の差分を確認し、明らかに大きな値もしくは小さな値は外れ値として削除した。

データのスケールに差異があると学習効率が下がるため、モデルごとにデータはMin-Max normalizationによる正規化を行った。

教師あり学習を行うため、永瀬ダムは直近48時間、塩原ダムは直近24時間のダムへの流入量および地点雨量と1時間先のダムへの流入量のデータセットとした。また、ホールドアウト法により前半7割を訓練データ、後半3割をテストデータとした。なお、既往洪水を参考に地点雨量を用いたモデルは、閾値を設定し閾値以下の流入量を含むデータはすべて削除した。閾値は、永瀬ダムは $5.46\text{m}^3/\text{s}$ 、塩原ダムは $1.33\text{m}^3/\text{s}$ とした。1時間差分に変換したデータは、1時間の差分では洪水時でも変化がない場合があるため閾値処理は行わないこととした。そのため、通常時にも使用することができる流入量予測モデルとなる。

開発言語にはPython3.6(Anaconda3)、機械学習ライブラリにはKeras2.3(TensorFlow2.1)を用いた。モデルにはCNNモデルを用いた。なお、永瀬ダムへの流入量および地点雨量を用いた流入量予測モデル(Case1-1)、永瀬ダムへの流入量および地点雨量を1時間差分に変換したデータを用いた流入量予測モデル(Case1-2)、塩原ダムへの流入量および地点雨量を用いた流入量予測モデル(Case2-1)、塩原ダムへの流入量および地点雨量を1時間差分に変換したデータを用いた流入量予測モデル(Case2-2)を構築した。表-1に統一した学習条件を示す。なお、その他の学習条件は、精度が向上するように調節した。

3 研究結果

図-3 の Case1-1 モデルによる 1 時間先の予測値と正解値の関係では、RMSE(二乗平均平方根誤差)は $9.42\text{m}^3/\text{s}$ 、図-4 の Case1-2 モデルによる 1 時間先の予測値と正解値の関係では、RMSE は $8.01\text{m}^3/\text{s}$ となった。両モデルともに既往の研究^[2]によって構築されたモデルよりも RMSE が減少し、予測精度は向上し、Case1-2 モデルが最も予測精度が高い。図-5 の 2021 年 8 月の洪水の予測に対しては、両モデルでピーク付近の予測がずれていて Case1-2 モデルがよりピーク流量に近い値を予測していることが分かる。

図-6 の Case2-1 モデルによる 1 時間先の予測値と正解の関係では、RMSE は $6.10\text{m}^3/\text{s}$ 、図-7 の Case2-2 モデ

ルによる1時間先の予測値と正解値の関係では、RMSE は $3.59\text{m}^3/\text{s}$ となった。永瀬ダムへの流入量予測モデルと同様に 1 時間差分を用いたモデルである Case2-2 モデルが既往の研究^[1]によって構築されたモデルも含め、最も予測精度の高いモデルとなった。図-8 に 2015 年 9 月の洪水の予測に対しては、Case2-2 モデルが実績流入量を概ね正確に予測が行えていると考える。両モデルにダム

への流入量が $800\text{m}^3/\text{s}$ 以上は学習データに含めておらず Case2-1 モデルは、学習以上の洪水に対して予測ができないモデルとなっていることが考えられる。対して Case2-2 モデルは、 $800\text{m}^3/\text{s}$ 以上洪水の規模に影響を受けずに予測することが可能であると考えられる。

4 おわりに

本研究の結論としては、既往の研究によって構築された DNN モデルよりも CNN モデルが予測精度の高いモデルを構築することができた。使用データは、ダムへの流入量と地点雨量を用いたモデルよりダムへの流入量と地点雨量を 1 時間差分に変換したデータを用いたモデルが予測精度が高いことを確認した。また、1 時間差分に変換したデータを用いたモデルは、洪水の規模に影響を受けず、学習以上の洪水に対しても予測が可能となった。今後の展望としては、本研究で構築したモデルは、2 時間先の予測を行う場合 1 時間先の予測結果を使用する必要があり、2 時間先以降は予測のずれが発生する可能性がある。そのため、RNN(Recurrent Neural Network)モデルなどを用いた長時間先まで予測するモデルを構築し、予測精度を確認する必要があると考える。また、塩原ダムについては、使用データが少なく学習が不安定であった。そのため、使用データを追加し、学習曲線および予測精度について確認する必要があると考える。塩原ダムは通常時に本来ダムへの流入量となる流量が東京電力の発電用水となりダムへの流入量が管理されている状態である。そのため、閾値処理を行うと約 7 割が削除されている。また、閾値処理を行わない場合、通常時から利用することのできるモデルとなるため、塩原ダムへの流入量予測モデルを構築する場合には、閾値処理を行っていないモデルの予測精度の確認を行う必要があると考える。

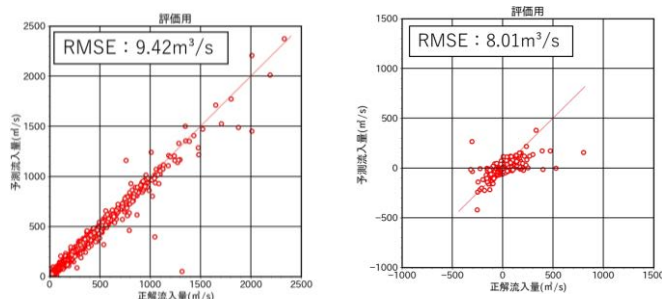


図-3 予測・正解の関係(Case1-1) 図-4 予測・正解の関係(Case1-2)

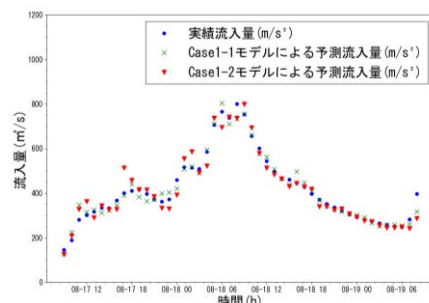


図-5 2021年8月洪水の予測(Case1-1, Case1-2)

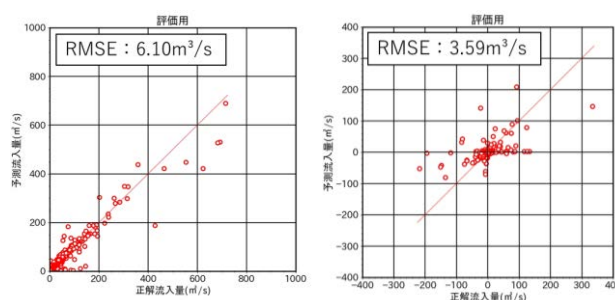


図-6 予測・正解の関係(Case2-1) 図-7 予測・正解の関係(Case2-2)

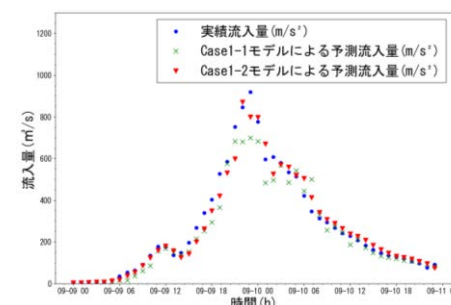


図-8 2015年9月洪水の予測(Case2-1, Case2-2)

参考文献

- [1] 斎藤治秀, 出井章裕, 安田晃昭, 今井裕也, 岡田将治: 機械学習による流域降雨量を用いた栃木 県塩原ダムへの流入量予測モデルの構築と今後の活用に関する検討, 河川技術論文集, 第 26 巻, pp.277-282, 2020.6
- [2] 池田圭吾: 機械学習による永瀬ダムへの流入量予測モデルの構築および有用性の検討, 高知高専 卒業論文, 2021.1
- [3] 荒木健, 箱石健太, 一言正之, 島本卓三, 房前和朋: 畳み込みニューラルネットワークによるレーダ雨量を用いた河川水位予測, 河川技術論文集, 第 25 巻, pp.297-302, 2019.6