

メソ数値予報モデルとニューラルネットワークを用いたダム流入量予測

土木大学 正会員 ○宮崎 利行
土木大学 正会員 石井 明
土木大学 正会員 天方 匡純

1. 目的

著者らは気象庁の降水短時間予報をニューラルネットワークと組み合わせることにより、最大 6 時間先のダム流入量の予測技術を開発し、精度評価を行ってきた(文献 1)。しかし(文献 2)ではダムの事前放流の実施判断は 3 日前から行うことを基本とし、予測降水量としては気象庁の全球モデル(GSM, 84 時間先までの予測)とメソモデル(MSM, 39 時間先までの予測)による数値予報の時間累積雨量を併せて判断基準とするよう指定されている。従ってニューラルネットワークをはじめとする AI によるダム流入量の予測も、短時間降水予報だけでなく、GSM あるいは MSM を入力として開発・精度検証を行うことが望ましい。そこで本研究では予測時間が比較的短く、予測精度が比較的高い MSM を対象とし、ニューラルネットワークによるダム流入量予測モデルを開発し、精度検証を行った。

2. 入力データ

本研究では(文献 1)と同じく、宮ヶ瀬ダムを対象とし、ダム流入量は国土交通省の公表している 1 時間ごとの観測データを用いた。また降水量は学習、検証ともにガイダンスではない通常の数値予報モデル(MSM)の降水量予測値を用いた。降水量は(文献 1)同様、約 100 km²の流域平均値を用いた。

MSM データは 2013 年 6 月以降の期間を使用した。数か月分の抜けを除き、2019 年までの期間のデータを用いた。降水量の最大値が 2019 年の期間中に含まれたため、2017 年以前のデータを学習用とし 2018 年分を評価に用いるパターンと、2018 年以前のデータを学習用、2019 年分を評価に用いるパターンの 2 通りの検討を行った。

MSM データの配信間隔は 3 時間ごとなので 3 時間ごとに予測を行うことを想定し、ダム流入量は 3 時間平均値(予測対象時刻が 12 時間後の場合は 10

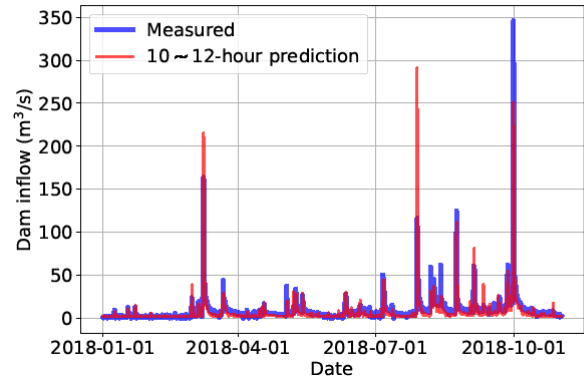


図 1 ニューラルネットワークによる 10~12 時間後のダム流入量予測値と真値の比較。青線が真値で赤線が予測値。横軸は予測日時で縦軸はダム流入量(m³/s)。2018 年の値を予測している。

時間後~12 時間後の平均値)を予測することとした。入力には 1 時間後から予測対象時刻(例えば 12 時間後)までの 1 時間刻みの降水量予測値と現時点でのダム流入量(1 時間平均値)を用いた。また(文献 1)とは異なり、学習データにダム流入量値による制限は加えなかった。降水量、およびダム流入量は学習データの最大値が 1 になるように正規化した。予測対象としては 12 時間後と 36 時間後を検討した。

3. モデル

本研究ではニューラルネットワークとして、(文献 1)と同じく scikit-learn の多層パーセプトロン回帰モデル(Multi Layer Perceptrom Regressor; MLPR)を使用した。またモデルのハイパーパラメーターは optuna を用いてチューニングした。チューニングの際の指標としては Max error を用い、予測期間内の予測値と真値の差の絶対値の最大値を最小化した。

4. 結果

図 1 に 2017 年までのデータで学習して 2018 年の予測を行った場合の 10~12 時間後のダム流入量の平均値を予測した結果を示す。青線が真値、赤線が予測

キーワード ダム流入量予測, ニューラルネットワーク, メソ数値予報モデル

連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー TEL : 03-5822-6562

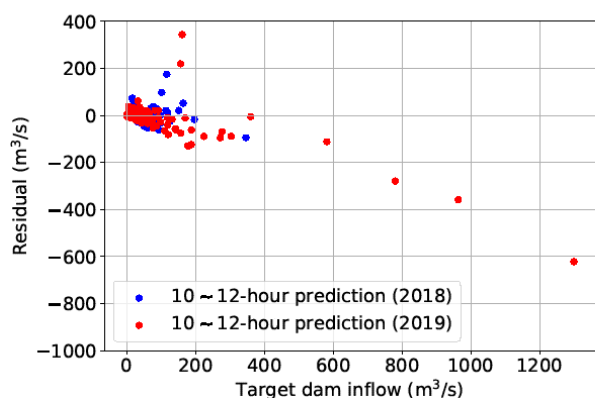


図 2 10~12 時間後のダム流入量予測値と真値との残差。横軸がダム流入量の真値を、縦軸が予測値の真値からの残差を表す。青は 2018 年の予測で赤が 2019 年の予測。

値を示す。横軸は予測日時で縦軸はダム流入量(m^3/s)を示す。

また図 1 の結果、および 2018 年までのデータで学習して 2019 年の予測を行った場合の 10~12 時間後のダム流入量の予測結果の真値からの残差を図 2 に示す。図の横軸はダム流入量の真値を、縦軸が予測値の真値からの残差を表し、青は 2018 年の予測で赤が 2019 年の予測である。学習データではダム流入量の 3 時間平均の最大値は $683 \text{ m}^3/\text{s}$ で、2018 年の最大値はそれよりも小さかったが、2019 年は台風 19 号による大雨で最大値は学習データの約 2 倍だった。これが 2019 年のダム流入量が $400 \text{ m}^3/\text{s}$ 以上の領域で予測値の残差が大きくなった原因であると考えられる。本研究では 3 時間平均値を評価対象としているので単純には比較できないが、(文献 1) の 6 時間予測のケースと比較すると 2019 年の残差の最大値は同程度であり、降水短時間予報を用いた 6 時間予測の場合よりも大きく劣っているとは言えない。

本研究では 10~12 時間後以外の予測についても検討を行った。図 3 は 2019 年について、10~12 時間後の予測と 34~36 時間後の予測の真値からの残差を比較したものである。図の横軸はダム流入量の真値を、縦軸は予測値の真値からの残差を表す。赤は 10~12 時間後の予測値を、緑が 34~36 時間後の予測値を示している。図より、特にダム流入量が多い領域で 34~36 時間後の予測値が 10~12 時間後よりも

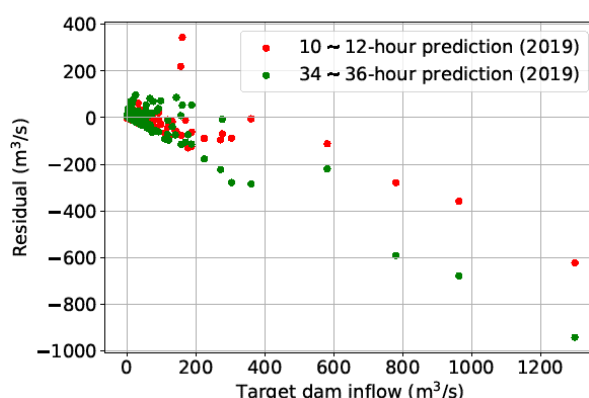


図 3 2019 年のデータを対象としたダム流入量予測値と真値との残差。横軸がダム流入量の真値を、縦軸が予測値の真値からの残差を表す。赤は 10~12 時間後の予測値を、緑が 34~36 時間後の予測値を示す。

残差が大きく、予測器の性能が悪化していることがわかる。

5. まとめ

気象庁のメソ数値予報モデル (MSM) の降水量予測値を用いて、長時間 (最大で 36 時間) 先のダム流入量の予測をニューラルネットワークモデルで試行した。降水短時間予報を用いた短時間 (最大 6 時間) の場合同様、実際のダム流入量が多い場合に予測値が小さくなる傾向が見られた。また予測時間が長くなると予測精度が悪化する傾向も短時間予測の場合と同様である。今後は学習時の最大値を超える未経験洪水への対応力を高めるための検討を行うとともに、MSM ガイダンスや全球モデル (GSM) への適用も検討したい。

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. 宮崎利行, 石井明, 宮本崇, 天方匡純: 単流域型タンク・モデルとニューラルネットワークの比較, AI・データサイエンス論文集, 2 巻, J2 号, pp.172-181, 2021.
2. 国土交通省 水管理・国土保全局: 事前放流ガイドライン, 2020.