

池田ダム低水管理における AI を用いた流入量予測手法の検討

(独) 水資源機構 正会員 ○金口 嵩明、松本 潤
(株) 建設技術研究所 正会員 三浦 心

1. はじめに

吉野川流域の中流に位置する池田ダムは、都市用水や農業用水として利用されている香川用水や徳島用水を確保し、さらに、流水の正常な機能を維持するために必要な流量が確保流量として定められている。池田ダムの上流には早明浦ダムや発電ダムを含めた複数ダムがあり、流入量が確保流量に満たない場合、その不足分を上流の早明浦ダムから補給することで確保流量を満足させている。しかし、上流ダムからの放流や降雨による出水等、河川からの流入量は時々刻々と変化し、早明浦ダムからの補給量も随時変更させる必要があるため、池田ダムでは 24 時間体制を執る交替勤務による低水管理を行っている。

現在、低水管理における池田ダムの流入量は、過去のデータに基づく経験的な手法により予測している。しかしながら、近年頻発する渇水や局所的な大雨傾向などを踏まえ、流入量予測の更なる高精度化や人的負荷の軽減が求められている。そこで本報告では、近年、ダムの洪水時の流入量予測への適用性が確認されている AI 的手法[1][2]を、池田ダムの流入量予測に適用することで、その予測精度の評価を試みる。

2. 予測手法と精度評価

(1) 池田ダム流入量予測手法

池田ダムの流域面積は 1,904km²であり、吉野川流域全体の 50%を占めている (図 1)。本検討では、池田ダム流域の水文諸量を用いて、流入量を 48 時間後まで予測するディープニューラルネットワーク (Deep Neural Network: DNN) によりモデルを構築する。DNN の概念図と本検討の入力 (学習) データを図 2 に示す。DNN は入力層、中間層、出力層に分かれており、入力層に大量のデータを入力し、中間層で統計処理を行うことで、出力データとして将来の流入量を予測するものである。中間層の各ノードには、学習により最適解を求めるよう学習させたパラメータを用いる [1]。

本検討では、予測結果の検証を考慮して、池田ダム流域を 1 つのモデルとした全体モデル (CASE1) と、山崎ダム流域、伊予川堰流域、三縄ダム流域、残流域の 4 つの小流域に分割した細分化モデル (CASE2) を構築する。また、流域毎に予測結果の検証や確認が容易な特徴を持つ細分化モデルを対象として、立上り時 (降雨による流入量増加) を除いた学習 (CASE3) と立上り時と流入量 100m³/s 以上の期間を除いた学習 (CASE4) を適用する。

学習データは 2006 年から 2016 年の 11 年とし、検証データは 2017 年を使用する。学習データの項目は、流入量と相関の高い入力要素 (図 2 参照) を相関解析より抽出し設定する。なお、降雨予測については、予測誤差が大きいためここでは使用しない。

(2) 精度評価方法

精度評価として、各モデルの予測結果と検証年の実績流入量を比較する。ここでは、池田ダムの低水管理に必要な指標として、24 時間先の平均流入量誤差を①期間別、②流入量規模別に算出し、評価する。



図 1：池田ダム流域

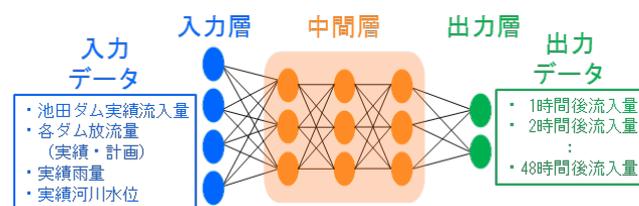


図 2：DNN 概念図

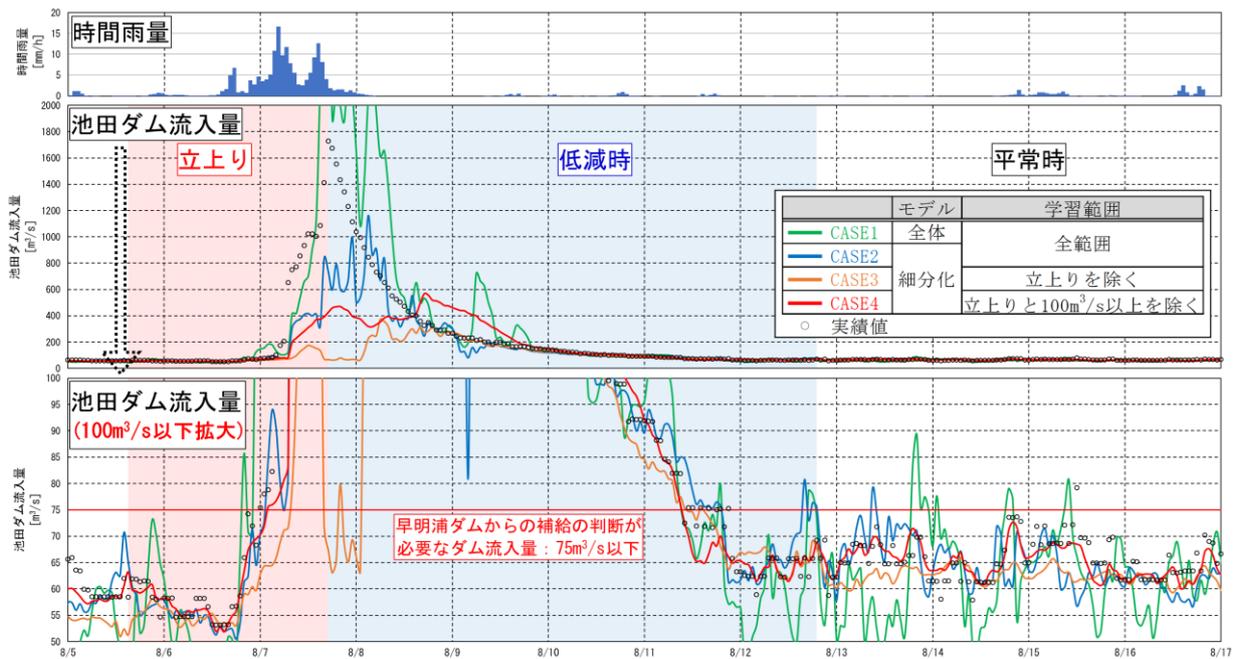


図3：池田ダム流入量の比較

3. 予測結果と考察

図3中の表に各ケースのモデルと学習範囲を示す。また、予測結果の一例として2017年8月出水時の各ケースの24時間後の予測結果を示した。

表1に、検証年と比較した期間別の各モデルの比較結果を期間別の誤差で示す。立上り時を比較すると、いずれも流入量誤差は大きく、精度は低い。これは、予測には将来の雨量を考慮していないことが要因と考えられる。また、特にCASE1の精度が低い要因としては、流域全体を一括して扱うため、入力データが多く、データの相互干渉（過学習）が生じたことが考えられる。低減時、平常時、全期間においては、立上り時を学習範囲から除外しているCASE3、CASE4の精度が高いことがわかる。次に表2に、流入量規模別の低減時の比較結果を示す。ここでも同様に、CASE3、CASE4の精度が高いことがわかる。また、池田ダムの低水管理で重要とする早明浦ダムからの補給量の判断が必要となる75m³/s以下の流入量誤差は、CASE4では3.4 m³/sまで小さくなり、学習範囲の対象を低水時にすることで、低水管理に必要な予測精度が向上することが示された。

表1：期間別の比較結果

	24時間先の流入量誤差 (m³/s)			
	期間別			全期間
	立上り	低減時	平常時	
CASE1	290.0	105.3	9.4	73.1
CASE2	185.6	88.5	6.6	51.8
CASE3	214.2	25.9	4.9	41.6
CASE4	204.5	36.3	2.6	40.9

表2：低減時の比較結果

	24時間先の流入量誤差 (m³/s)			
	流入量規模別			全期間 (低減時)
	~75	75~100	100~	
CASE1	9.8	61.1	242.3	105.3
CASE2	5.6	10.1	220.4	88.5
CASE3	4.2	7.3	59.7	25.9
CASE4	3.4	6.1	88.3	36.3

4. まとめ

本報告では、DNNモデルを用いた池田ダムにおける低水時の流入量予測モデルを構築し、適用性の確認を行った。その結果、学習データに応じて予測精度が向上するとともに、降雨後の低減時や平常時においてはその再現性が高く、今後の活用に向けた有効性が示唆された。引き続き更なる精度向上に向けて、誤差要因の推定や無降雨状態を反映した学習条件の考慮等を実施する。

引用文献

- [1] 田村ら (2018)：ダム流入量長時間予測への深層学習の適用ーダム放流操作の効率化を目指してー
 [2] 房前ら (2018)：AIを活用した洪水予測技術の開発について