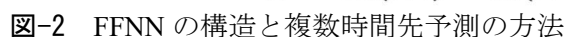
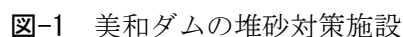


This study develops a machine learning–based model to predict turbidity inflow into a dam reservoir using real operational data from the Miwa Dam. A FFNN model was developed with observed hydrological and turbidity data, accounting for multiple input variables and different lead times. The model outperformed conventional rating-curve methods. Ensemble rainfall forecasts were integrated to generate probabilistic discharge and turbidity predictions. Results demonstrate the model’s capability to support the operation of a sediment bypass tunnel. The proposed framework enhances adaptive and reliable reservoir sediment management (86 words).

研究対象には、天竜川水系三峰川に位置する美和ダム流域を選定した（流域面積は311 km²）．中央構造線の影響により土砂生産量が多く、2005年からSBTが、2021年からはストックヤード（SY：浚渫した土砂を溜めておき、出水時にSBTから流下させるための施設）が運用されている（図-1）．

JWA アンサンブル降雨予測は、全 51 メンバーに加え、最大 24 時間累積雨量に基づいた 3 グループ（上位：1~5 位，中位：6~15 位，下位：47~51 位）を用意し、RRI モデルに入力して流出解析を行った。また、雨量と流量の予測値を FFNN に入力することで、アンサンブル濁度予測を行った。



3. FFNN モデルによる濁度予測

表-1 に、試行した入力変数の組み合わせとその結果を2通り示す。また、図-3、図-4に入力変数②の結果を示す。複数時刻先の予測では精度は減衰するものの、ピーク値などの観点から Rating Curve よりも高い精度が確認された。

SHAP による感度分析の結果、1時刻前の濁度

($Tur(t)$) が出力結果に対して正の方向に最も大きな影響を持つことが確認された。また、1時刻前の流量 ($Q(t)$) は負の方向に影響を示したことから、流量の上昇・下降によってモデルの応答が変化し、濁度の履歴効果が表現された可能性が示唆された。

表-1 FFNN による濁度 $Tur(t+1)$ の予測結果

	入力変数		学習	検証	テスト
①	$Tur(t)$ $Tur(t-1)$ $Q(t+1)$ $Q(t)$	RMSE [ppm]	439	317	405
		NSE	0.93	0.96	0.93
②	$Tur(t)$ $Tur(t-1)$ $Q(t+2)$ $Q(t+1)$ $Q(t)$	RMSE [ppm]	449	323	380
		NSE	0.93	0.95	0.94

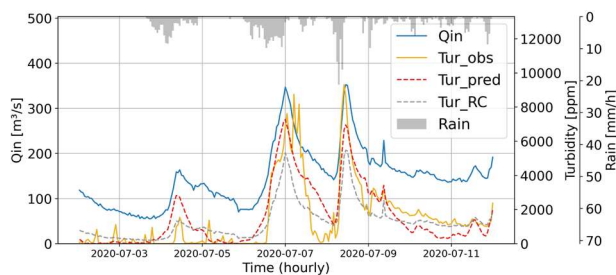


図-3 学習出水に対する複数時刻先予測の結果

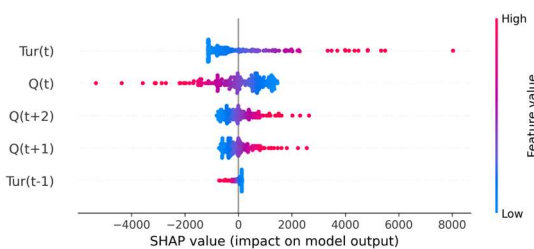


図-4 SHAP による FFNN 感度分析の結果

4. アンサンブル流量・濁度予測

2023 年 6 月 2 日の出水を対象に、RRI モデル、及び入力変数②の FFNN による予測を行った (図-5)。約 3 日前 (5 月 30 日 21 時) の予測では、上位予測が実測流量に近い値を示した。濁度の予測では、ピーク値は過小評価であるものの、流入濁質量の総量では上位予測により実測に近い結果が得られた。また、流量と濁度を時系列につないだヒステリシスループでは、時計回りのループが確認され、FFNN により流量と濁度の履歴効果を表現できている可能性が確認できた (図-6)。

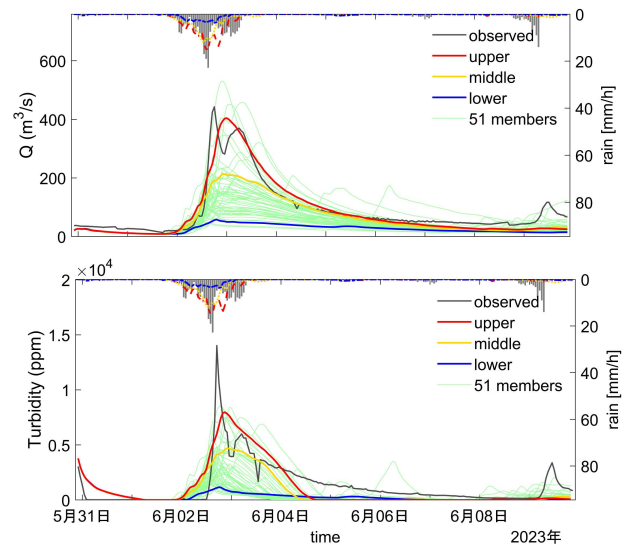


図-5 アンサンブル Q (上)・濁度 (下) 予測

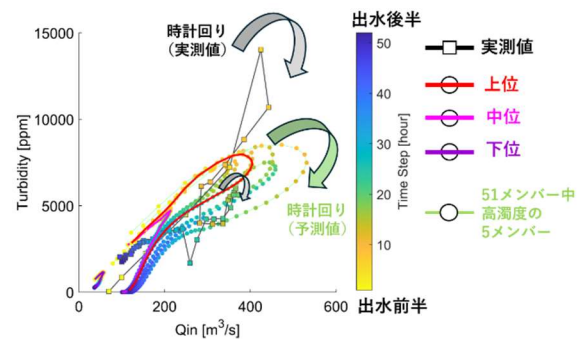


図-6 予測の Q-Tur ヒステリシスループ

5. 結論

入力変数を選定した FFNN モデルにより、Rating Curve よりも高い精度での濁度予測が可能になった。アンサンブル降雨予測により、流量や流入濁質量の予測が可能になった。履歴効果の再現も確認できたことから、SBT 等の運用タイミングの判断にも活用が期待される。今後、異なる機械学習モデルの適用などにより、モデルの精度向上の可能性も期待される。