

横川ダムにおけるAI技術を活用した洪水予測システムの構築及び運用上の課題について

佐藤 清彦¹・富樫 順¹

¹羽越河川国道事務所 横川ダム管理支所 (〒999-1321 山形県西置賜郡小国町大字綱木箱口736) .

横川ダムでは、上流域における降雨から流出までの時間が短く、防災体制構築のタイミングが難しい場合がある。この課題を解決するため、最新のAI技術を活用したダム流入量予測システムおよび、貯留関数モデルに粒子フィルタを組み合わせた予測モデルを構築した。

本発表では、当該モデルの概要を紹介するとともに、実運用を通じて明らかになった課題について報告する。

キーワード AI(人工知能)、洪水予測、事前放流、ダム管理予測システム

1. はじめに

横川ダムは、山形県西置賜郡小国町(図-1)に位置し、昭和42年8月に発生した「羽越水害」を契機に計画され、平成19年に竣工、平成20年4月より管理に移行し、今年で18年目を迎える。ダムの主な機能は、洪水調節、流水の正常な機能の維持、下流地域への工業用水の供給ならびに発電を目的とした多目的ダムである。



図-1 横川ダム流域図

2. 洪水予測システム構築の経緯

横川ダムは、上流河川の河床勾配が1/1.5~1/85と急峻であることに加え、流域を構成する土壌の大半が砂・シルト分で占められている。このため、流域の保水能力が比較的低く、先行降雨や短時間での集中豪雨が発生した場合に、降雨からダムまでの洪水到達時間が極めて短くなる特性を有している。

このような流域特性により、従来の貯留関数法による

ダム流入量予測ではK(貯留係数)やf(流出係数)などの流域パラメータを固定して計算するため、流域の状態変化を十分に捉えきれず、洪水時におけるダムの防災体制の構築に際し、管理者の経験や暗黙知に依存した運用となるケースが多い。

このため、経験や暗黙知に依存しない客観的な判断指標を提供し、防災対応における意思決定を支援することを目的として、近年、洪水予測に関する技術革新が著しいAI(人工知能)技術を活用した洪水予測システムを構築するものとした。

3. 洪水予測システムの概要

(1) 各種パラメータの設定

洪水予測システム(以下、「AI予測モデル」という。)の構築に際し、以下のとおりパラメータを設定した。

① 学習データ

平成20年から令和5年までの観測実績データ(時間雨量、河川水位等)より、台風および前線性降雨等の降雨要因により発生した洪水を対象として、単峰型(1山波型)および複峰型(2山波型)の洪水を含む流入量の上位約17洪水を選定。

② 入力データ

雨量(予測・実績)、積雪深、ダム流入・放流量、河川水位等から必要なものを抽出し、入力。

③ 出力データ

予測ダム流入量(事前放流の判断にも使用)

④ 予測時間及び間隔

GSM:76時間先、MSM36時間 予測間隔:1時間

(2) AI予測モデルの概要 (MLP、RNN)

AI予測モデルの構築方法として、線形回帰モデルや、ニューラルネットワークモデルなどの機械学習モデル、MLP(多層パーセプトロン)、RNN(再帰型ニューラルネットワーク)モデル等の深層学習モデルがある。

今回は、時系列データも学習可能な、MLPモデル(図2-1)およびRNNモデル(図2-2)を採用するものとし、予測精度ならびに再現性の比較・評価を実施した。

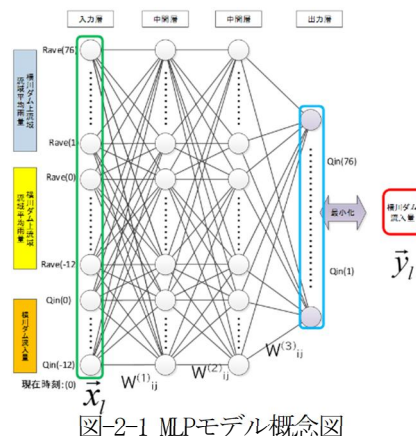


図2-1 MLPモデル概念図

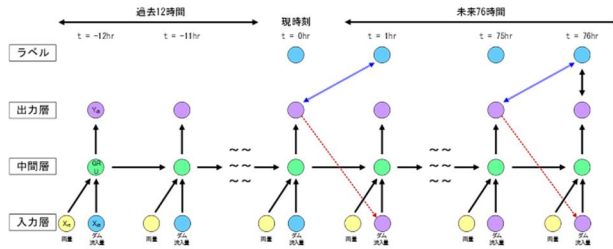


図2-2 RNNモデル概念図

(3) AI予測モデルの検証結果

下記 図-3より、双方モデルを比較した結果、RNNがより高い予測精度(再現性)を示したことからRNNを採用するものとした。

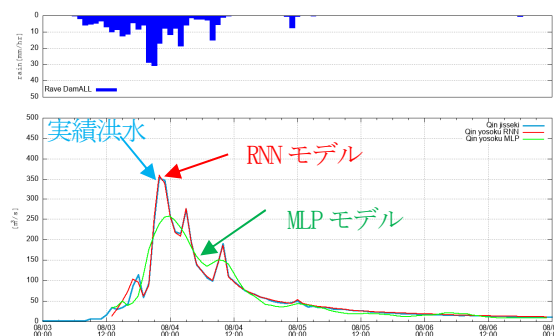


図-3 MLPとRNNの検証結果 (令和4年8月出水)

(4) 融雪期モデルの構築

横川ダム上流域は、積雪深が3~4mを超える豪雪地帯であり、融雪出水により大きな流入量に達する場合があります。このため、洪水期の洪水予測モデルとは別に、融雪

期に特化した洪水予測モデルを構築することとした。

① 学習データの作成

学習データには、気象庁による降雪短時間予報の運用が開始された令和元年から令和5年までの観測データを用いた。また、学習に用いる説明変数の違いによる予測精度への影響を検証するため、学習要素の異なる2種類のモデル（モデルA、モデルB）を構築し、比較検討を行った。モデルAは、雨量、積雪深、降雪量、気温データを含めることで融雪過程を詳細に考慮したモデルであり、モデルBは取得が容易な雨量と気温データのみを用いた簡易なモデルとして構築した。

② 検証結果

図-4-1, 4-2より、モデルAがモデルBより6時間予測の再現性が高い結果となったが、76時間先まで予測できるメリットからモデルBを採用するものとした。

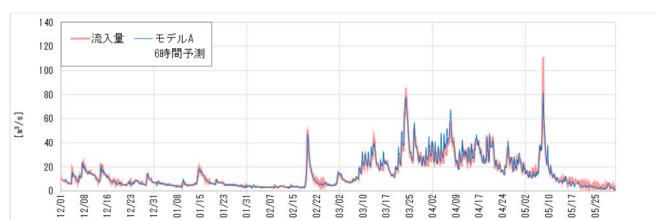


図-4-1 モデルA予測結果 (令和4年~令和5年)

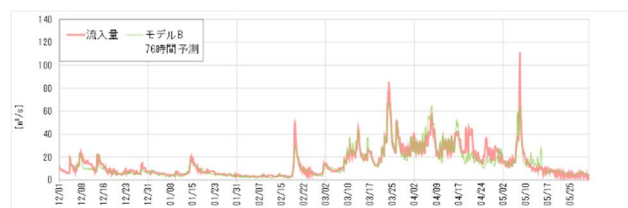


図-4-2 モデルB予測結果 (令和4年~令和5年)

(5) オートエンコードモデル(信頼度)の構築

① 信頼度の算出方法

AI予測は、学習データとは異なる規模やパターンの降雨が発生した場合、予測精度が低下する傾向がある。そこで、対象降雨が過去の学習データに含まれる降雨特性をどの程度有しているかを評価するため、オートエンコードモデルを洪水期1パターン、融雪期4パターンをそれぞれ構築した。

各モデルから出力された値について中央値を算出し、その出力頻度に基づいて、信頼度(図-5)を評価した。

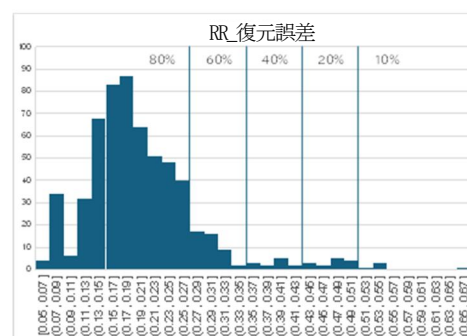


図-5 洪水期モデルの検証洪水のRMSEと発生回数

(6) 物理モデルの構築

AI予測モデルは、学習データに類似した洪水に対しては高い予測精度を示す一方で、突発的な洪水や学習事例が少ない $Q=250\text{m}^3/\text{s}$ 以上の洪水に対しては予測精度が低下する傾向がある。このため、学習データに含まれない未経験の洪水や事例数の少ない洪水に対しても一定の信頼性を確保することを目的として、集中型降雨流出モデル(図-6)を構築した。さらに、降雨流出現象に基づく物理モデルを併用することで、洪水の種類によらず安定した流入量予測が可能なモデルの構築を行った。

AI予測モデルが過去の洪水データの学習に基づいて流入量を予測するのに対し、物理モデルは貯留関数モデルに異なるパラメータを持つ多数の計算を同時に実施し、各時刻で最も確からしい粒子を選択し、降雨や流域の状態変化を反映させることで、精度向上が期待できる粒子フィルタを活用した。

貯留関数モデルのパラメータである K 、 TL および f について組合せ検証(図-7)を実施し、最終的に予測流量のばらつきが最も小さく、安定した予測結果が得られた TL 変動モデル(図-8)を採用した。

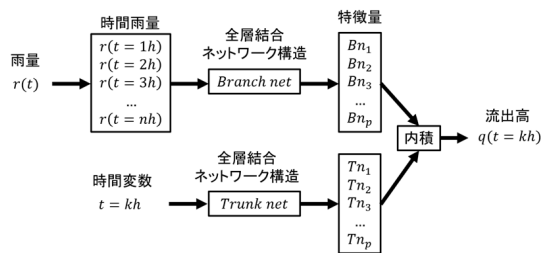


図-6 集中型降雨流出モデル(Operator Learning) 概念図

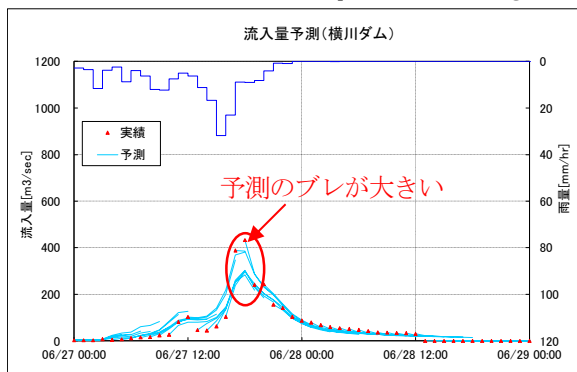


図-7 K, TL, f 変動モデル

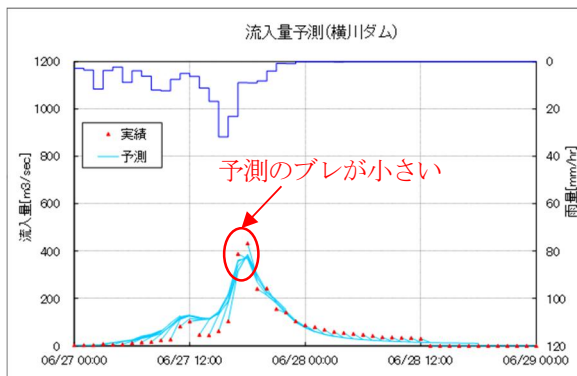


図-8 TL 変動モデル

(7) 洪水予測システムの構築

(1)～(6)の検討結果をもとに、横川ダム流入量予測システムPC版、スマートフォン版を構築した。(図-9、図-10)。システムの運用は、クラウド環境を用いることで、サーバ費用等のコスト削減を行った。

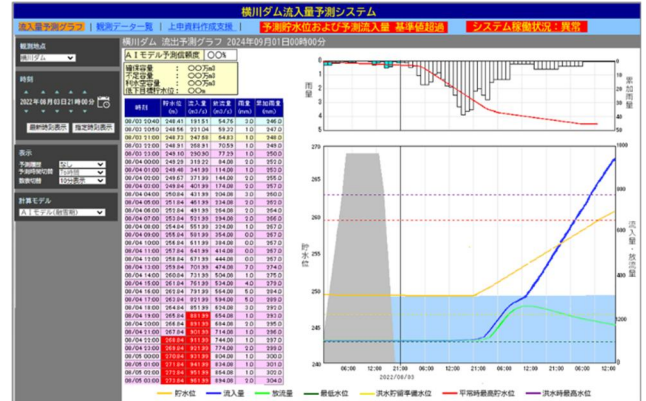


図-9 横川ダム洪水予測システム PC画面

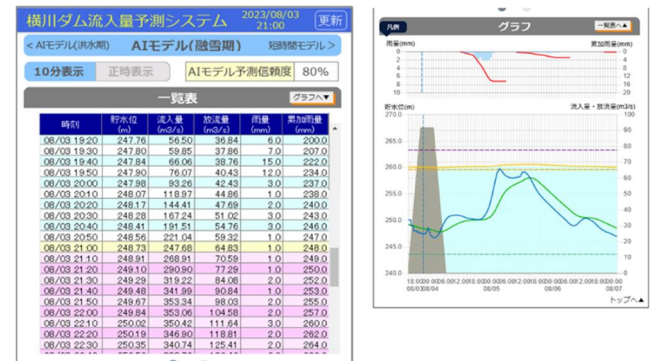


図-10 横川ダム洪水予測システム スマートフォン版

付属機能として、予測貯水位が 263.3m (洪水時最高水位)または予測流入量が $Q=880\text{m}^3/\text{s}$ (計画高水流量)に到達すると予測された場合に、アラームを発報する機能を追加した。

また、事前放流の実施基準である累加雨量 270mm 以上の降雨が予測された場合には、予測降雨量に基づく確保容量、不足容量、利水容量の空き容量、および目標低下水位を表示する機能を実装した。

さらに、洪水予警報システムの停止時において、円滑な情報提供が行えるよう、関係機関へダム流入量等の情報を提供する際の作成支援機能(図-11)を追加した。

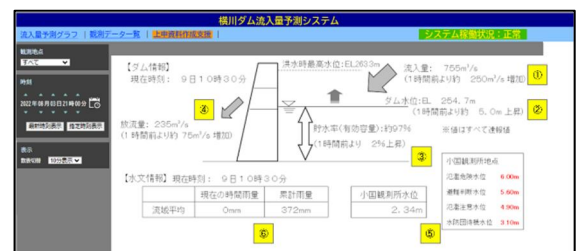


図-11 関係機関情報提供資料作成支援システム画像

5. 実運用状況

本システムは、令和7年4月より試験的に運用を行い、各種システムの改修後、同年8月1日より本格運用を行っている。

令和7年4月～令和8年7月までにおいて、洪水量 $Q=150\text{m}^3/\text{s}$ 以上に達する洪水は発生していないが、最大流入量 $Q=122.38\text{m}^3/\text{s}$ を記録した令和7年8月27日の事例を紹介する。

(1)令和7年 8月27日(水)

①AI予測 12時00分現在

予測信頼度：10% 予測累計雨量：42.4mm

最大流入量：18.91 m^3/s 18時00分

②AI予測 13時00分時点

予測信頼度：10% 予測累計雨量：66.2mm

最大流入量 $Q=106.34\text{m}^3/\text{s}$ 17時00分

③AI予測 15時00分現在)

予測信頼度：10% 予測累計雨量：66.2mm

最大流入量 $Q=118.03\text{m}^3/\text{s}$ 17時00分

④実績

累計雨量：69.2mm

最大流入量：122.38 m^3/s 16時10分

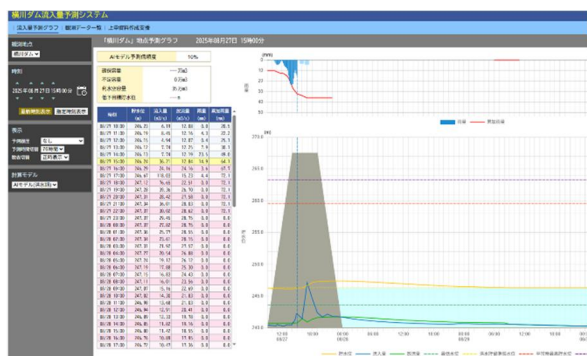


図-12 令和7年8月27日15時時点の予測結果

令和7年8月27日洪水において、12時00分時点では出水の予測が困難であった。しかし、MSMデータ更新後の13時00分時点では、17時00分にピーク流量106.34 m^3/s が到達するとの予測結果が得られ、15時00分時点においてもほぼ同様の結果となった。実際のピーク時刻は予測より約50分早かったものの、洪水のピーク時刻および最大流入量を概ね予測することができた。(図-12)

このことから、AIを活用した洪水予測は、防災体制の構築において、定量的な判断の一助になることが確認された。

一方で、システム運用にあたり、以下の課題が残されている。

①収集データの精度向上

AIモデルの学習データの取得に際し、過去のダム諸量情報や各種水文観測データを必要としたが、点検による

保守設定、機器の故障、流木・土砂移動等の自然災害による異常値の検出により、整合性及び正確性の確認できないデータがあった。AI学習を行う上でデータ量は重要であり、データ量及び観測精度の向上が必要である。

②実運用時の予測信頼度

直近の洪水では、過去の降雨パターンに適合しないパターンが多く、予測信頼度が10%～20%しか確保できない事例が度々確認された。また、洪水予測システム導入後に洪水が発生していないことから、洪水時のさらなる検証が必要である。

③局地的な豪雨への対応

局地的な豪雨が発生した場合において、洪水予測システムが反応しないまま、約2時間で流入量が $Q=3\text{m}^3/\text{s}$ 程度から $Q=60\text{m}^3/\text{s}$ に急上昇したケースがあった。

6. 今後の検討について

横川ダムは、管理開始後18年と比較的短期間であり、AI学習に用いるデータが少ないこと、また近年の気候変動による降雨パターンの変化がAI予測精度に間接的に影響していることが考えられる。

今後の検討として観測データのAI予測への定期的なフィードバックと、AI学習期間を直近10年に制限するなど周辺環境及び気候変動の傾向に則したAI予測システムの構築・改良の可能性について検討していきたい。

謝辞：令和6年度より、洪水予測システムの構築にご尽力いただいた関係者のみなさまに感謝申し上げます。