

管理ダムにおける AI を活用した 流入予測システムに関する取り組み

小林 和馬¹

¹岐阜県 県土整備部 河川課 (〒500-8570 岐阜県岐阜市藪田南 2-1-1)

県管理ダムでは、限られた人員で事前放流、洪水警戒体制、警報活動等に対応しており、流入予測システムの導入により洪水警戒体制への移行や放流量の増加による急激な水位上昇に伴う警報活動の基準を設定し、業務の効率化・高度化を実施している。しかし、流入予測値のバラつきが課題であり、AI を活用することで予測精度の向上に取り組んでいる。ダム流入予測システムにおける AI 活用事例について報告する。

キーワード 流入予測システム AI ダム管理 維持管理

1. はじめに

岐阜県は全面積の約 8 割を森林が占めており、海拔 0 m の平野部から 3,000 m 以上の山間地まで変化に富んだ地形を有している。岐阜県が管理する河川管理施設のダムは山間部に位置し、木曾川水系に 4 基、神通川水系に 1 基の計 5 基を管理している(図-1.1)。

各管理ダムの型式は重力式コンクリートダム、方式は自然調節型(ゲートレス)である(表-1.1)。

各管理ダムの職員は、近隣土木事務所との兼務であり、限られた人員でダム管理の対応をしている。そのため、事前放流の確保容量、警戒体制への移行、放流警報活動等の実施タイミングを早期に把握し、対応するためダム流入予測システムを導入している。

本稿では、ダム流入予測システムの精度向上のため AI を活用した事例を報告する。

表-1.1 岐阜県管理ダムの諸元一覧表

ダム名	阿多岐ダム	岩村ダム	大ヶ洞ダム
河川	木曾川水系 阿多岐川	木曾川水系 富田川	木曾川水系 大ヶ洞川
目的	FNW	FNW	FNW
完成年度	1988年	1998年	1999年
方式	自然調節	自然調節	自然調節
型式	重力式コンクリート	重力式コンクリート	重力式コンクリート
堤高	71.4m	35.8m	42.5m
堤頂長	200m	144m	238m
流域面積	16km ²	1.7km ²	4.4km ²
総貯水容量	2,550千m ³	180千m ³	450千m ³

ダム名	中野方ダム	丹生川ダム
河川	木曾川水系 中野方川	神通川水系 荒城川
目的	FNW	FNWP
完成年度	2005年	2012年
方式	自然調節	自然調節
型式	重力式コンクリート	重力式コンクリート
堤高	41.7m	69.5m
堤頂長	390m	227m
流域面積	1.6km ²	23km ²
総貯水容量	411千m ³	6,200千m ³



図-1.1 岐阜県管理ダムの位置図

2. 流入予測のシステム導入

岐阜県管理ダムでは、平成 30 年 7 月豪雨を受けての「異常豪雨の頻発化に備えた洪水調節機能と情報の充実に向けて(提言)」を踏まえ、ダム下流の河川水位の急激な上昇を早期に予測するためシステムの構築に着手、貯留閘数法を用いたダム流入予測システムを翌年の令和元年に導入している。導入以前は、ダム管理職員が諸元データ及び下流基準点の水位や雨量予測等を逐次確認し、操作規則・細則に定めている

関係機関への周知や警報活動の実施のタイミングを判断しており、流入量・放流量を予測する手法を有していなかった。

3. ダム流入予測システムの遷移

2019年の貯留関数法を用いたダム流入予測システムの導入以降、2020年にシステムの改良、2021年には、これまでの運用における課題を踏まえ、精度向上のためAIを活用したダム流入予測システムを導入している。

4. ダム流入予測システムの構成

ダム流入予測システムは3時間先まで10分毎のダム流入量、ダム放流量を予測する構成となっている。予測計算に必要な水文・諸元データは県の情報収集サーバより取得している。

雨量データは、1 km メッシュ雨量とし、実況雨量は国土交通省系レーダ雨量データを、予想雨量は、気象庁配信の「降雨短時間予報」、「降水ナウキャスト」を用いている。近隣土木事務所に設置しているダム流入予測システムサーバにて予測し、ダム管理事務所、近隣土木事務所及び県庁での予測閲覧が可能である(図-4.1)。

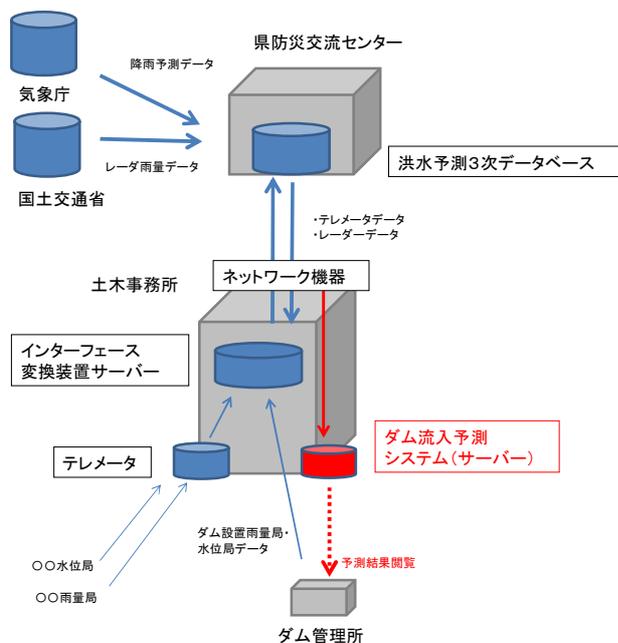


図-4.1 システム構成

5. AI を活用した予測精度の比較検証

(1) 貯留関数法を用いた流入予測の課題

当初導入した貯留関数法を用いたダム流入予測システムにて阿多岐ダム（岐阜県郡上市白鳥町）における2021年8月17日洪水時の予測流量と実績流量とを比較した(図-5.1)。

予測流量は、実績流量の傾向を概ね捉えていたが、予測の更新毎に予測値がバラつき、3時間先の予測値においては大きく乖離しており、更に流量のピークを捉えることができていなかった。このことから、予測精度の向上が必要となった。

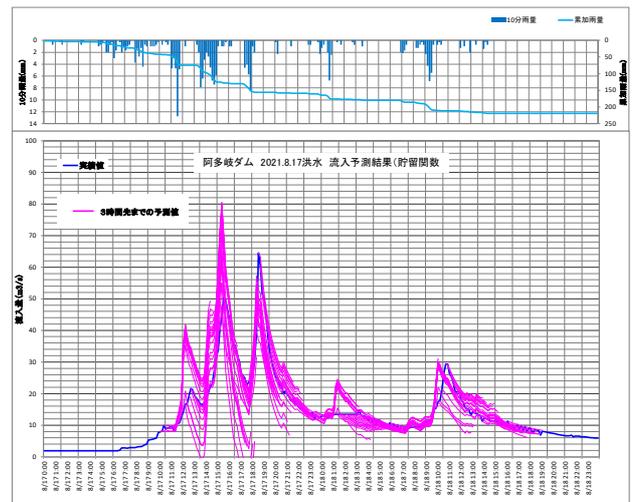


図-5.1 貯留関数法による予測結果

(2) AI を活用した流入予測

AI 予測モデルを構築するため、各ダムにおいて過去10年間で洪水量を超過した全既往洪水を対象とし、概ね誤差が収束する学習回数である100回の学習を実施した。

(1)と同洪水である阿多岐ダムにおける2021年8月17日洪水時のAIを活用した予測流量と実績流量とを比較した(図-5.2)。

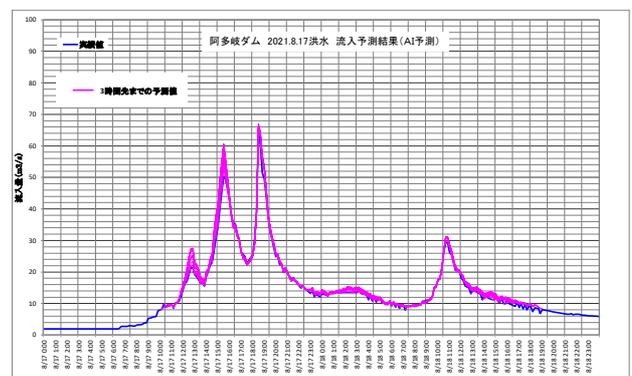


図-5.2 AI を活用した予測結果(学習洪水)

(3) 貯留関数法と AI 予測の比較

貯留関数法の予測流量(図-5.1)とAIを活用した予測流量(図-5.2)とを比較すると、AIを活用した予測では、貯留関数法で見られた予測値のバラつきが小さく、学習した既往洪水の予測に関しては、実績流量と概ね同様の流量となった。

(4) AI 学習洪水と未学習洪水の比較

AIが学習した既往洪水の予測に関しては、実績流量と概ね同様の流量となったが、ダム管理における実業務では、学習した既往洪水と同様の傾向は少なく、ほとんどの場合は、未学習の洪水(あるいは学習データの少ない洪水)の発生が想定される。そのため、未学習の洪水についてAI予測流量の結果と実績流量の比較を実施した。

対象洪水は、(1)及び(2)と同様に、阿多岐ダムにおける2021年8月17日の洪水とし、AI未学習の状態にて予測した(図-5.3)。阿多岐ダムにおけるAIが学習した既往洪水データの分布をピーク流量と総雨量の関係を示す(図-5.4)。

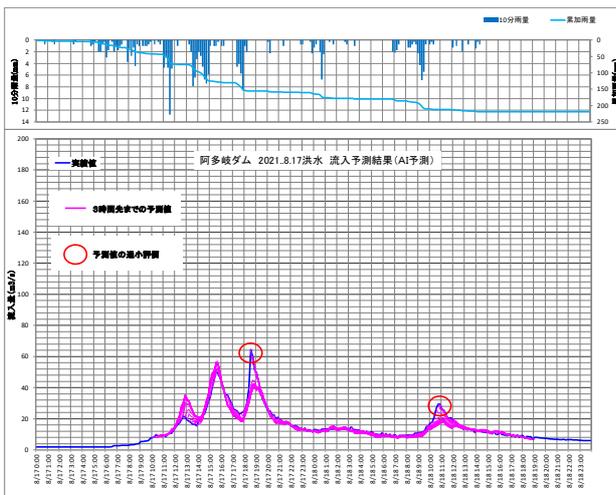


図-5.3 AIを活用した予測結果(未学習洪水)

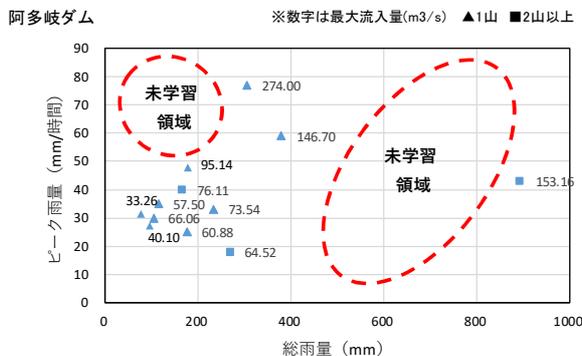


図-5.4 既往洪水による学習領域の分布

AI未学習の洪水における予測(図-5.3)であっても、既存貯留関数法の予測(図-5.1)に比べ、ばらつきが小さく予測精度が高いことが判明した。しかし、実績流量に比べ一部の予測流入量が小さく、危険側(過小評価)となる予測が確認された。

このことから、既往洪水の学習領域(図-5.4)に示す未学習領域内の予測では、図-5.3と同様に、予測流入量が小さく、危険側(過小評価)となると考えられる。

6. 課題と今後の取り組み

AIを活用したダム流入予測システムの課題について、AI未学習領域の洪水の場合は、誤差が大きくなる可能性が高く、洪水データの蓄積が必要となる。しかし、2024年現在、県管理ダムにおいては、大規模な既往洪水の実績が不足しているため、図-5.4の未学習領域の学習をさせることが困難である。このことから、今後も洪水データの蓄積・学習を実施し、AI予測の精度が保持されない未学習領域の洪水に対応するため、既存の貯留関数法を用いた予測と併用することが必要となる。

岐阜県では緊急放流(非常用洪水吐からの越流)の1時間前に関係機関への周知及び警報活動を実施することとしている。ダム流入予測システムの精度が向上し、予測期間の拡大が可能であれば、より早期のタイミングで周知が可能であると考えられる。

しかし、予測精度は、既存貯留関数法のダム流入予測システムも含め、流入を予測するモデル式の精度以外に共通する課題がある。取得する予測雨量データである。県が管理するダムは流域面積が小さく、最大23km²、最少は1.6km²(表-1.1)である。予測雨量の1kmメッシュデータを取得し、各ダムの流入予測システムにて予測流入量を算出しているため、流域内の予測雨量に予測流入量が左右される。このため、流域が小さい県管理ダムでは、予測雨量のメッシュのズレが精度に大きく影響する。取得する予測雨量の精度向上によって、ダム流入予測システムも精度向上に繋がるため、今後の動向に注視しなければならない。

県管理ダムにおいてダム流入予測システムにAIを活用し、約3年が経過した。運用に伴い課題も明確になり、今後も引き続きデータの蓄積・学習を実施し、精度の検証が必要であると考えられる。

本稿が、管理ダムにおけるダム流入予測システムの導入に役立つことを期待している。