

AI を用いたダム流入量予測システムの導入による新たな洪水調節操作の取り組み

茨城県土木部 会 員 大久保 克紀
会 員 伊 藤 高

1 はじめに

平成30年7月豪雨では、西日本を中心に広い範囲で記録的な大雨となり、四国地方では異常洪水時防災操作へ移行したダムの下流で、人的被害を含む甚大な被害が発生したことを契機として、洪水時のダムのゲート操作が以前から課題となっていた。

令和元年東日本台風においても、東日本を中心に記録的な大雨となり、本県も花園観測所（北茨城市）において観測史上最大の464mm/2日を記録した。

全国146ダムで下流河川への洪水被害を防止するため、洪水を一時的にダムに貯留する洪水調節を行った。そのうち6ダムでは、洪水を貯留する貯水池内に許容範囲を超える量の水が流入し、設計以上の貯水位となることを見込まれたことから、ダムへの流入量と同程度の水量を放流する異常洪水時防災操作を行った。本県においては、水沼ダム及び竜神ダムでこの操作を行うこととなった。令和元年東日本台風により異常洪水時防災操作を県内2つのダムを含む全国6ダムで実施したことから、人為的操作により洪水調節を行うダムの操作について全国的に注目を浴びることになった。



写真1：水沼ダムの放流状況

2 治水協定と事前放流

これらの災害を踏まえ、国はダムの治水機能を最大限に活用するため、治水目的以外の貯水容量を活用する方針の策定や事前放流ガイドラインの改訂が行われた。それに伴い、県内7つのダムで大雨が予想された場合、あらかじめダムの水位を低下させ、洪水を貯留する容量を確保する「事前放流」を行うこととし、国、ダム管理者及び市町等の水道事業者と治水協定を締結した。

これにより洪水調節に利用できる容量は平均で約2割増加することとなった。

水系	ダム名	目的	流域面積 (km ²)	洪水調節容量 (万m ³)	治水協定締結後の洪水調節容量 (万m ³)	増加量 (万m ³)
那珂川水系	藤井川ダム	FNAW	70	375	419	44(12%)
	飯田ダム	FNW	14	113	148	35(31%)
久慈川水系	竜神ダム	FNWI	14	185	275	90(49%)
大北川水系	水沼ダム	FNWI	37	136	166	30(22%)
	小山ダム	FNWI	80	1,370	1,500	130(9%)
花巻川水系	花巻ダム	FNWI	44	175	200	25(14%)
十王川水系	十王ダム	FNWI	38	178	210	32(18%)
合計			296	2,532	2,918	386(15%)

表1：ダムの諸元及び事前放流による貯留量の増加量

3 AI 流入量予測システム

(1) AI 流入量予測システムの必要性

本県のダムは、過去の実績による総雨量とダムへの総流入量の相関という単一の指標のみで全体の流入量を予測することしかできなかった。そのため、雨の降り方によっては、確保した洪水調節容量に大きな過不足が生じる可能性があった。

事前放流を行うには、予測される降雨量からダムへの流入量を把握しなければならないが、雨量とダムへの流入量の関係は、貯留関数法などの計算手法を用いることも可能だが、本県の各ダムでは、これまでに20回以上の洪水調整を行った実績があることを踏まえ、これらのデータを用い、1時間毎のより正確な流入量の把握を可能とするため、洪水調整

キーワード 異常洪水時防災操作、治水協定、事前放流、ニューラルネットワーク

連絡先 〒310-8555 茨城県水戸市笠原町978番6 茨城県土木部河川課 TEL 029-301-4490

に人為的操作が必要となる県内4つのゲートダム（藤井川ダム、竜神ダム、水沼ダム、花貫ダム）において、AI 流入量予測システムを導入した。

(2) AI 流入量予測システムの概要

対象となるダムへの流入量を算出するため、他県等で実績のある GRU^{*}を用いた多層ニューラルネットワークモデルを採用し、ダム建設時から令和元年までの全ての洪水時の一時間毎の雨量と流入量の関係をシステムに学習させた。（※ニューラルネットワークを高度化した深層学習の一種）

(3) 予測に用いる雨量の入手方法、予測方法

今年度より国から提供される3日先までの、雨量予測データを AI 流入量予測システムに入力し、流入量を予測する。洪水調節に要する容量が不足する見込みとなった場合には、事前放流を実施する。

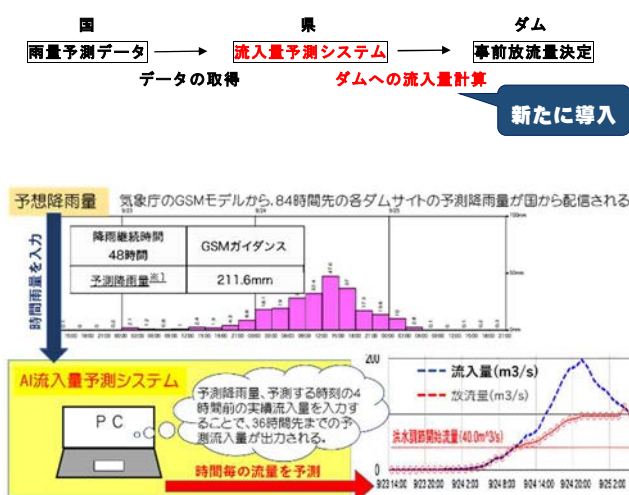


図1：事前放流（イメージ）

4 流入量予測システムの精度検証

流入量予測モデルの精度検証のため、本県で平成11年度に導入した物理モデル（貯留関数法）を用いた流出量を計算する手法と比較した。代表して花貫ダムの検証結果を掲載する。検証の結果、平均乖離率は、貯留関数法による手法では13.4%、AI予測による手法では7.2%となった。誤差が10%未満となる確率は、物理モデルによる手法では26%だが、AI予測による手法では63%となり、AIによる予測精度の高さが検証できた。

実績値との乖離率比較

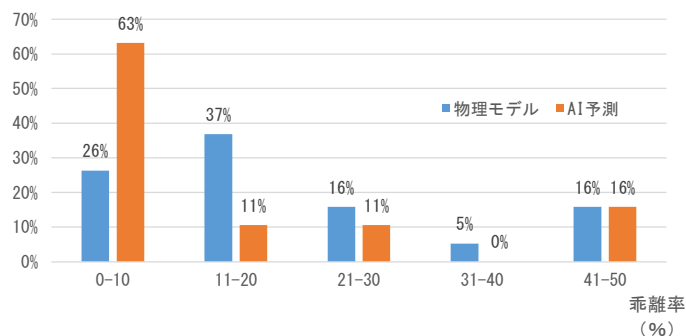


表2：平成11年度物理モデル計算値とAI予測実績値との乖離率比較

5 今後の課題と展開

導入した流入量予測システムの課題として、既往最大の洪水を超過する洪水を適切に予測できない点がある。これは流入量予測システムに用いられている深層学習の特性として、入出力データが学習データの範囲内に含まれていることが想定されており、範囲外のデータについては未学習のため精度が低くなる。

このことを踏まえ、超過洪水が想定された場合のピーク流入量も算出することができるよう、流入量予測システムに既往最大の降雨を超過する降雨量が入力された場合には、各ダムにおける既存の流出モデルで算出される流入量により補正する機能を追加して、既往最大規模を超える洪水にも対応できるものとしている。なお現時点では、運用開始後、幸いにも既往最大規模を超える洪水が発生していないため、当該補正の検証までには至っていない。

6 終わりに

ダムは住民の生命や社会を支える重要なインフラであり、近年頻発化する豪雨に対応した不断の運用の改善が求められている。

本県のダム下流では、浸水被害が発生した事案がある一方で、流域面積の割に、ダムの貯水容量が少ないダムが多いことから、本システムのような新たな知見を取り入れることで、より効率的かつ効果的な運用を図っていく。