

# AI 流入量予測を活用したダム管理

河川部 河川管理課 佐原 大理  
河川部 河川管理課 河川保全専門官 松田 康裕  
河川部 河川管理課 ダム管理係長 山田 耕大

ダム管理の現場では、限られた職員で情報収集、流入量予測、予測結果に対する判断とそれにとともなう予警報やダム操作等の業務を長時間継続して行っており職員への負担が大きくなっている。このような状況の中、AI技術を導入することにより将来的にデータ分析や予測精度を向上させることでダムの適切な操作を確保し、業務を効率化し、職員への負担を軽減する取り組みの状況、今後の展望について紹介する。

キーワード AI流入量予測, 統合型ダム管理システム, ダム管理, クラウド

## 1. はじめに

2018年に発生した西日本豪雨など、近年の気候変動にともない豪雨被害が頻発していることから、既存のダム容量を活用して下流被害を軽減する事前放流や特別防災操作などの高度な操作が求められている。また、渇水頻度の増加も懸念されており、限られた水資源をより効率的に利用することが求められている。ダム管理の現場においては、限られた職員で高度な操作を継続して実施していくことが課題となっている。

こうした中、国土交通省は「インフラ分野のDXアクションプラン(令和4年3月)」を策定し、その中では取り組みの柱として「行政手続のデジタル化」、「情報の高度化とその活用」、「現場作業の遠隔化・自動化・自律化」を挙げている。ダム管理分野においてもAIやクラウド等の新技術の活用が推進されている。

本論文では、四国内における国土交通省および水資源機構が管理する12ダムを対象とした、ダム操作支援を目的とするAI技術導入に向けた現時点での取り組みの状況、今後の展望について紹介する。具体的には、AI技術を用いることで予測情報の信頼性向上を図るとともに、対象12ダムを一元的に表示・操作できる統合管理システムを構築した。

## 2. 全国におけるAI技術の導入状況

ダム操作に対するAI技術活用については、これまで主にダム流入量予測への適用が検討されてきた。これは、予測対象とするダム流入量と、予測に必要な雨量の関係性を、実績データをもとにAIに学習させることで、新たな雨量の入力に対して予測されるダム流入量をAIに算定させるものである。

上記のAIダム流入量予測モデル(以下、「AIモデル」という。)については、これまでに個別に導入可能性の検討が進められ、一定の精度で予測可能であることがわかっている。令和3年度以降は、他水系に展開するための汎用化や、技術的課題・留意事項等の抽出が行われ、有識者の意見等もふまえ、AI導入のガイドラインを策定しているところである。今後はダムの放流量予測(操作判断)に資する支援ツールの開発を目指している。

## 3. 四国管内におけるAIモデルの検討状況

### (1) 検討概要

四国管内では、高水時の操作支援と低水管理を目的としてAIモデルの構築を段階的に進めている。

高水時のAIモデルについては、これまでに、野村ダム、鹿野川ダム、長安ロダム、大渡ダム、中筋川ダム、横瀬川ダムの6ダムで構築しており、従来からダム流入量予測に用いられている物理モデルとの精度比較を行ったうえで、今後のAIモデルの活用方法を検討した。残るダムについても順次AIモデルを構築予定である。

低水時のAIモデルについては、石手川ダム、長安ロダムを対象として、各ダムの特性をふまえて、降雨後の補給タイミングを予測するモデルと渇水時の長期的な流入量を予測するモデルを試行的に構築した。



図-1 四国管内ダム位置図

## (2) 高水時AIモデル

### a) 物理モデルとの比較

地形や土地利用等の流域特性に関する条件の設定や、複数のパラメータの調整等の作業が必要な貯留関数や分布型流出モデル等の物理モデルと異なり、AIモデルは比較的簡単にモデルを構築することができるメリットがあるが、予測雨量等を入力データとしてダム流入量を予測する入出力の構造自体は物理モデルと同様である。このため、既存の物理モデルと今回構築したAIモデルの予測精度を比較して、AIモデルのメリット・デメリットを明らかにしたうえで、今後のAIモデルの活用方法を検討した。物理モデルについては、全国の一級水系において運用されている水害リスクラインに使用されるなど、リアルタイムの流量予測に広く適用されている新土研分布型流出モデルを比較対象として選定した。

その結果、未経験規模洪水に対しては、AIモデルは基本的には予測不可であり(図-2)、物理現象を表現するため水収支等が異常な出力は発生しない物理モデルが有利であると考えられる。しかし、AIモデルは立ち上がりや低減部等で物理モデルよりも高い精度が得られやすい結果が得られた(表-1、図-3)。物理モデルでは、土壌中の水分量の与え方による誤差の影響を受けやすいのに対し、AIモデルは現時刻までのダム流入量の変化から、土壌中の水分量に相当する状況まで学習できると考えられる。

### b) 実管理への適用方法について

上記のように、AIモデルは物理モデルと比較しても精度面でメリットが大きいですが、実管理への適用に向けては、未経験洪水への対応を検討する必要がある。

未経験規模洪水への対応としては「①物理モデルと併用」、「②外挿可能なAIモデルの使用」、「③仮想洪水を学習したAIモデルの使用」が考えられる。四国管内のダムでは既に物理モデルを構築済みであることからコスト面の不利がなく、「①物理モデルと併用」が未経験規模に対する精度・リスクの面で最も有利である(表-2)。

表-1 物理モデルとAIモデルの精度比較

項目	物理モデル※	AI技術活用モデル
立ち上がり	△ ・ AI技術活用モデルより精度が劣る ・ 土壌中の水分量の表現が難しく、全洪水に対して良好な再現性を得るのは難しい	○ ・ 物理モデルより再現性が良好
ピーク	○ ・ 良好に再現できる	○ ・ 物理モデルと同様、良好に再現できる
低減部	△ ・ AI技術活用モデルより精度が劣る	○ ・ 物理モデルより再現性が良好
多峰性洪水	△ ・ 単峰性より再現精度が劣る ・ AI技術活用モデルと比べやや良好	△ ・ 学習データが少ないため、二山目以降の再現精度が劣る(一山目の再現性は良好) ・ 物理モデルよりも精度が劣る場合がある
未経験規模洪水	△ ・ 水収支の整合がとれる結果の出力が可能 ・ 再現性の検証は不可	× ・ 基本的には予測不可 ・ 予測可能な手法(ReAI)もあるが異常値を出力するリスクがある
評価	・ AI技術活用モデルと比較してやや精度が劣る部分があるが、未経験規模洪水に対しては水収支の整合がとれる結果の出力が可能	・ 立ち上がりや低減部等で物理モデルよりも高い精度が得られやすい ・ 未経験規模洪水に対しては何かの対応が必要

※物理モデルの評価は今回使用した「新土研分布型流出モデル」の計算結果に現時刻スライドのみを適用(データ同化なし)した場合の評価結果

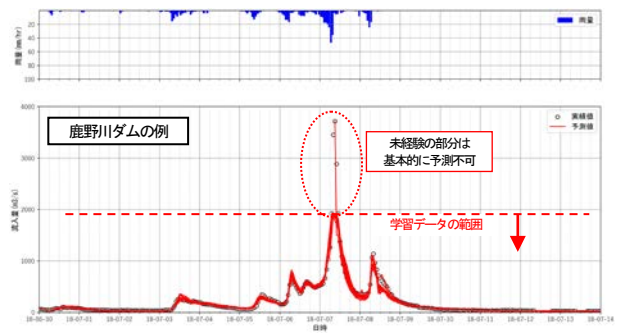


図-2 未経験規模洪水に対するAIモデルの再現性確認の例

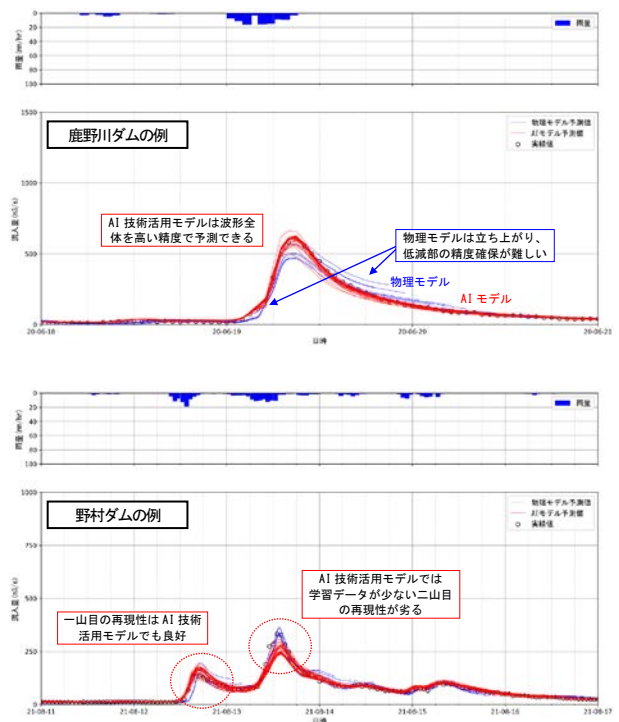


図-3 物理モデルとAIモデルの精度比較の例

表-2 AIモデルの実管理への適用方法(未経験洪水の対応方法)

項目	実管理への適用方法(未経験洪水への対応方法)		
	①物理モデルを併用	②外挿可能なAIモデルの使用	③仮想洪水を学習したAIモデルの使用
物理モデルの構築	必要※ ※構築済み	不要	必要※ ※仮想洪水を作成するために物理モデルが必要、構築済み
物理モデルのシステム化	必要※ ※データ同化処理等が必要で一般的にコストが大きい	—	—
未経験規模の精度(異常値出力リスク)	水収支の整合がとれる結果の出力が可能	水収支の整合がとれない異常値を出力するリスクが潜在的に存在する	物理モデルの出力結果を学習させるため、物理モデルより精度が劣る
その他	物理モデルとAIモデルの予測結果が合わせて出力されるため、判断が必要	—	—
評価	コストを十分にかける場合は、未経験規模に対する精度・リスクの面で最も有利	未経験規模洪水に対する精度・リスクに留意する必要があるが、最も安価にシステム化が可能	物理モデルより未経験規模洪水の精度が劣るが、システム化のコストを抑えられる。
	⇒精度重視の場合に適用することが想定される。	⇒流入量予測システム未導入のダムなど、安価にシステム化したい場合に適用することが想定される。	

※：留意事項・デメリット

### (3) 低水時AIモデル

低水時においては、各ダム管理上の特性により、必要になる予測が異なる。石手川ダムについては、降雨後の補給タイミングを予測するモデルと渇水時の長期的な流入量を予測する3つのAIモデルとし、長安口ダムについては、渇水時の長期的な流入量を予測する1つのAIモデルを構築した(表-3)。

これまで、低水時のダム流入量予測は、実績データをもとに設定した低減カーブにより予測することが一般的であり、降雨の状況によっては予測精度が十分に得られなかったり、小降雨による流入量の増加が予測できない等の問題があった。これに対しAIモデルを用いることで、ダム流入量の低減状況を降雨の影響も含めて精度よく予測することができる(図4)。

また、AIモデルでは実績データがない未経験の状況は予測できない特性があり、無降雨が実績で経験した以上に継続する場合に異常な値を出力することが想定された。これに対しては、低減カーブを用いて長期無降雨の仮想データを作成し、これを学習させることで対応した。これにより、未経験の状況に対しても低減カーブに準じた異常値のない出力を得られることができた。

表-3 低水時AIモデルの概要

ダム	モデル	基本事項	予測対象
石手川ダム	①	1時間ピッチ	ダム流入量
	②	72時間予測 <sup>※1</sup>	下流基準地点流量
	③	1日ピッチ	ダム流入量
長安口ダム	①	365日間予測 <sup>※2</sup>	ダム自然流入量 (上流小見野々ダムと一体で予測)

目的：※1 降雨後の補給タイミングを予測、※2 渇水時の長期予測

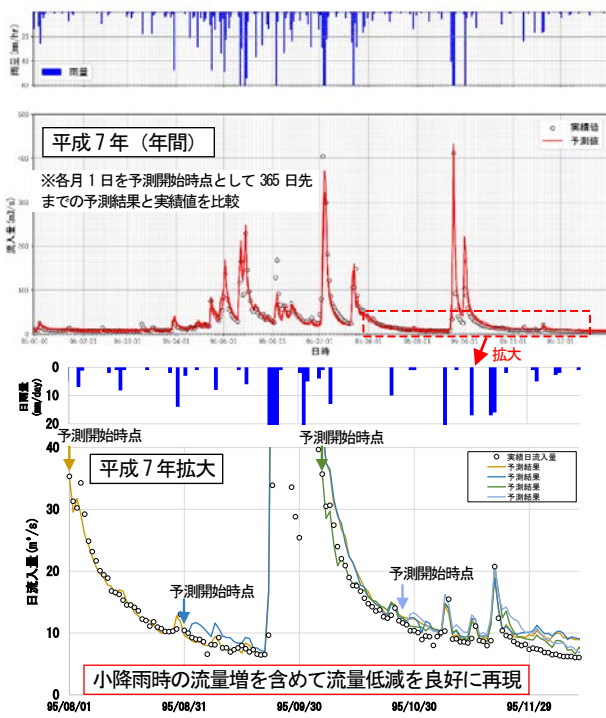


図-4 低水時AIモデルの再現結果(長安口ダムの例)

## 4. 統合型管理システムの構築状況

### (1) 統合型管理システムの概要

従来のダム操作支援システムについては、ダム流入量予測モデルやシステム構築、サーバ調達、システム運用等はダム管理所毎に実施されていた。また、リアルタイムでシステムを運用するために必要となる観測データや予測雨量データ等についてもシステム毎に取得していた。予測結果を確認するためのシステムインターフェース(表示・操作画面)はシステム毎に異なっており、職員は異動のたびにシステム操作に慣れる必要があった。

今回構築した統合型管理システムは、各ダムの高水・低水の予測演算、ダム操作を総合的に支援するシステムとして、四国地整全体で構築するものである。図-5に示すようにデータ取得機能やデータベース、インターフェース(表示機能)等を共有プラットフォームとして構築している。また、データベースを共通化することにより、機能拡張を容易とする構成としている。

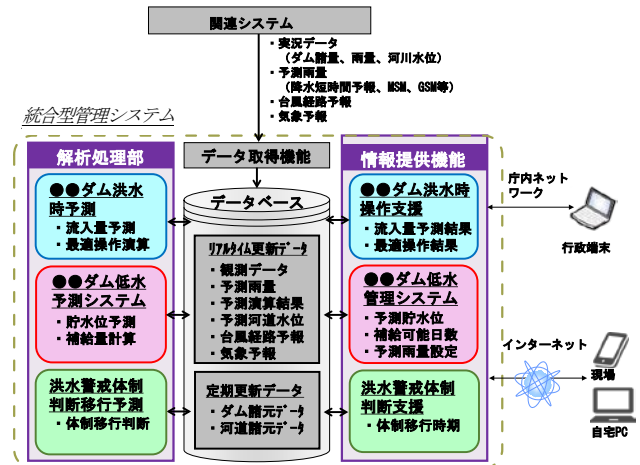


図-5 統合型管理システムのシステム構成

### (2) システムの構築状況

統合型管理システムとしては、四国管内の国管理・水資源機構管理のダムを対象として構築することを目的としている。全ての機能を短期間で構築することは困難であるため、必要とする機能を順次機能を拡張していく予定としている(表4)。

表-4 統合型管理システムの構築状況

機能	対象ダム							
	野村鹿野川	長安口	石手川	大渡	中筋川横瀬川	早瀬浦池田	富郷新宮	柳瀬
72時間高水予測システム	リスクライン結果表示	●	●	●	●	■	■	■
	AI流入量予測	●	●	△	●	■	△	■
	操作支援	●	●	●	●	△	△	■
	AI最適操作予測 手動シミュレーション	●※	●※	△	△	△	△	△
72時間高水予測システム	アンサンブル予測雨量表示	●	●	●	●	△	△	△
	流入量予測	△	△	△	△	△	△	△
	操作支援	△	△	△	△	△	△	△
平水時操作支援システム	△	△	△	△	△	△	△	
スマホ画面対応	△	△	△	△	△	△	△	

●: 構築済み、■: 今年度追加、△: 次年度以降拡張 ※一部機能のみ構築

システム運用にあたっては、以下の2種類のシステムをクラウド環境で今年度試行運用を実施し、今後のシステム本格運用に向けた運用方法やシステム構成等を検討する予定としている。

- ①「72時間予測システム」：高水に関する流入量予測結果を表示し、ダム操作を支援するシステム
- ②「アンサンブル予測システム」：アンサンブル予測雨量を用いた11日先までの予測雨量を表示するシステム

#### a) 72時間予測システム

72時間予測システムについては、本論文で構築したAI予測モデルを用いた自動演算を実施し、水害リスクラインの予測結果を比較して表示する。（水害リスクラインでは、新土研分布型モデルによる流出計算、不定流計算により36時間先までの流入量の予測結果をもとに、操作規則・細則にもとづいた貯水位・放流量の演算を実施）また、水害リスクラインのダム流入量・貯水位・放流量の予測結果をもとに、今後の防災操作時における操作支援情報をWEB画面にリアルタイムで提供する機能を有している（図-6）。

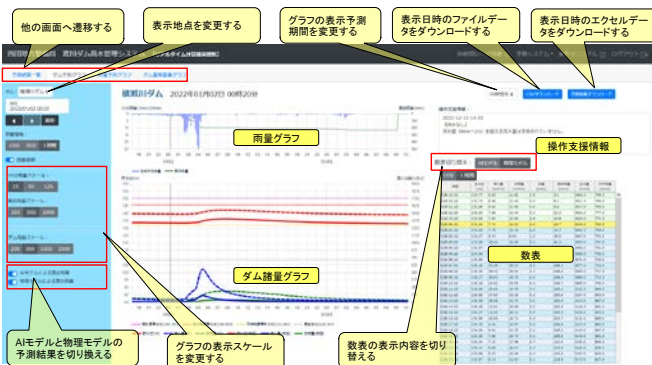


図-6 72時間予測システムの画面例

#### b) アンサンブル予測システム

72時間予測システムでは、気象庁から発表される確定的な予測雨量（降水ナウキャストや降水短時間予報、MSM、GSMガイダンス）をもとに予測された結果を表示している。

一方、気象庁からは予測雨量の不確実性を考慮した全球アンサンブル予測として、11日先までの51メンバーの予測雨量情報が配信されている。

アンサンブル予測システムでは、表-4に示す7ダムを対象として、51メンバーの流域平均雨量（時間雨量と累加雨量）と、下記基準による上位、中位、下位の予測雨量情報を表示している（図-7）。

- 上位：累加雨量ランクの上位3位
- 中位：累加雨量ランクの21位（平均メンバー）
- 下位：累加雨量ランクの下位5位のメンバー

今後、アンサンブル予測雨量を用いた流出予測を実施することにより、異常洪水時防災操作等のダム操作の実施の必要性、事前放流時における利水容量の確保を確認することができ、予測雨量の誤差を考慮したダム操作支援を想定している。

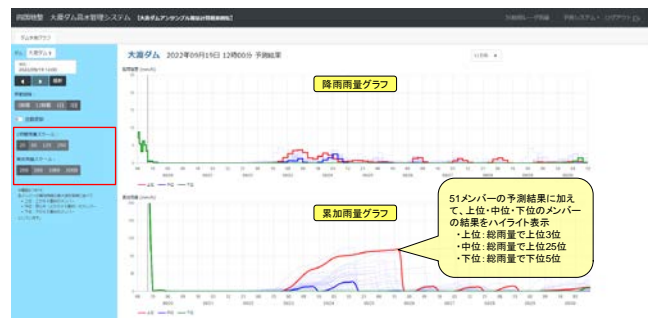


図7 アンサンブル予測システムの画面例

## 5. システム導入におけるダム管理のメリット

### (1) 予測精度の確保

従来の物理モデルでは、より高い精度で予測を行おうとしたときに、土壌水分量などの各種パラメーターを調整する必要があった。AIモデルは、現時刻までの流入量や降雨量の変化から、土壌水分量などの変数的な条件も学習出来ると考えられ、これまで経験している中小規模洪水については、従来の物理モデルよりも立ちあがりや低減部等において、扱う者の習熟度によらず、高い精度が得られることが確認されている。

### (2) 情報の統一化による労力軽減

クラウド上に統合型管理システムを構築することで、いつでもどこでも、予測情報を確認することが可能となる。流出予測システムがダムのクローズ環境に設置されているようなダムでは、防災体制の構築の観点から、事前にダムに詰め、流出予測を確認する必要があった。システムが構築されれば、自宅で状態監視が行えるため、出勤を伴う対応は必要最低限となる。また、関係者も同様の情報を確認出来ることから、ダム管理者と河川管理者等間での情報共有のためのやりとりの手間が不要となり、迅速に状況把握することが可能となる。

### (3) システムの画一化によるコスト縮減

共通プラットフォームとして統合型管理システムを構築しているため、共通すべき改良内容の他ダムへの反映やシステム運用コストの縮減を図ることが可能となる。

## 6. 今後の展開・展望

クラウド環境での試行運用を踏まえて、事務所システムと比較して不足している情報や機能、ダム管理の負担軽減に向けて追加すべき支援情報等の本格導入に向けて必要となる機能を検討する。また、ライフサイクルコストや利便性、保守管理の負担、システムの安定性、等を考慮したシステム導入方法を検討する。

また、AI流入量予測やアンサンブル予測雨量については、導入実績が少ないことから、データを蓄積・検証しながら今後の適用性について、検討を進めていく。