

AI 技術を活用したダム管理の高度化検討について

○黒岩 真理¹・斎藤 光悦²

^{1,2}関東地方整備局 利根川ダム統管理事務所 (〒371-0846 群馬県前橋市元総社町593-1)

利根川ダム統管理事務所ではダム等の統管理を行っており、高水・低水分野において複数ダムを効率的に連携させて運用を行う必要がある。そこで、AI（人工知能）技術により、過去の事例を学習して予測したり、強化学習により最適操作を提案したりする、ダム管理支援システムを検討・構築した。現在、高水・低水分野における96時間先までの予測システムおよび最適なダム操作を提案する支援システムの試行運用を行っている。

キーワード AI, 洪水予測, 流況予測, ダム管理支援

1. はじめに

(1) 背景

当事務所では9つのダムの統管理を行っており、高水分野（治水）、低水分野（利水）において連携の取れたダムの統運用が求められている。（図-1）ダム運用には多数の情報をもとにした総合的判断能力や、熟練した経験・知識による判断力が必要である。しかし近年における職員の減少や働き方の多様化、業務分野の多様化の中で専門的にダム運用に関わる職員が減少する。その一方で、ダム管理者として、気象変動に伴い激甚化する洪水被害や渇水リスクに対応することが求められている。そのような状況の中でダム管理の負担を軽減しつつ効率的・効果的な運用を行うために、従来よりも高度なダム管理支援システムが必要となった。

そこで、近年急速に発達しているAI（人工知能）技術によりダム管理を支援するシステムを開発し、「より高度なダムの運用」および「ダム管理の効率化」を図ることとした。AI技術では、近年のデータ処理技術および計算速度の向上により、大量のデータを高速に取り扱えるようになった。それにより、過去の膨大なデータを学ぶことで、予測雨量等の少量の入力値から答えを導くことができるようになった。この技術を活用し、今後の状況を予測するとともに、複数ダムが連携した最適なダム操作を提案するシステムを構築し、試験運用を行っている。

(2) AI予測システムの概要

本システムの基本は、予測雨量やダム諸元等からなる入力層、AIが思考する複数層からなる中間層、ダム流入量や下流流量予測を行う出力層からなる深層学習を用いて構築した。AIは、前述のとおり膨大な情報を学習（経験）することで、経験的に答えを導く技術で、従来の計

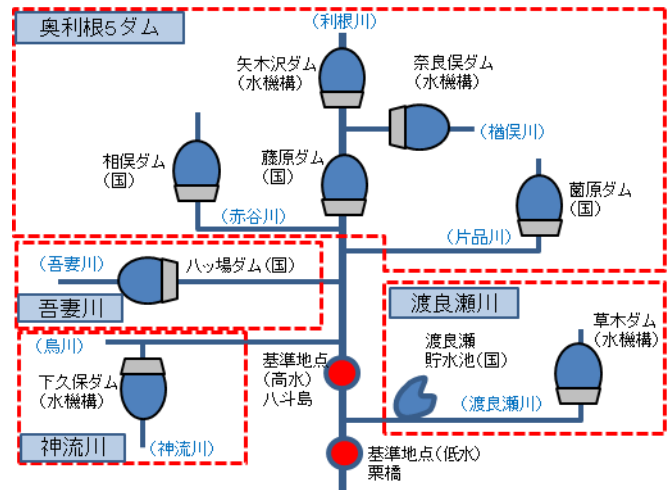


図-1 利根川の統管理 位置図

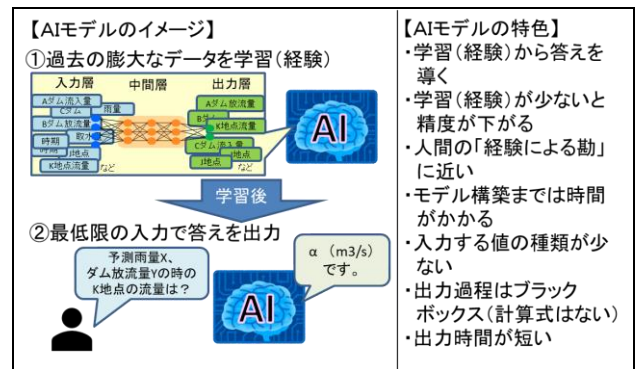


図-2 AIモデルの学習イメージと特色

算式を用いる予測システムと比較し、学習する情報量（経験）が少ない事象では精度が下がる、出力過程が計算式のないブラックボックスである、答えを出力するまでの時間が短い等の特色がある。（図-2）

基本システムの発展として、最適ダム操作を導く方法として強化学習Deep-Q-Network（以下DQN）を検討した。DQN強化学習とは、AIが良い操作・悪い操作を導いた際に、報酬の加点減点を行うことで、AIが報酬を得よう

と自ら学習を行い、「良い操作」を提案することができるようになる手法である。これらの技術を用いた検討を2021年度に開始し、2022年4月より試行運用を行っている。高水分野、低水分野では水運用の特性が異なるため、それぞれ別のシステムとして構築した。2022年度には、事前放流を組み込んだ検討や、試行運用の結果発見された問題点の改善や、実際の流況での精度検証を行った。

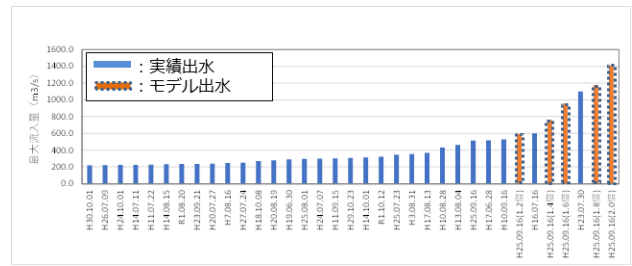


図-3 学習対象出水

2. 高水予測システムの検討

(1) 概要

高水分野では、渡良瀬貯水池を除く8ダムと6地点の河川水位を予測する検討を行った。直近30年間の40出水から、異常値等を除いた30出水を学習し、ダム流入量予測モデルを基本として構築した。

対象出水を選定したところ、地域特性から大規模出水の事例が少なく、中小規模出水が多い結果となった。AIは理論式に比べて経験したことのない事例への対応が不得意である。そのような理由から、対象出水の学習をした後の交差検証（検証したい事例を排除した状態での再現性の検証）では大規模出水の再現性が悪い傾向にあった。そこで、既存の分布型予測システムを用いて、既往最大出水を基本としたモデル出水を作りだし学習させた。その結果、中小規模出水の精度を低下させず、大規模出水の精度を向上させることができた。（図-3）（図-4）この手法により、様々な規模の出水に対応できる洪水予測システムを構築した。

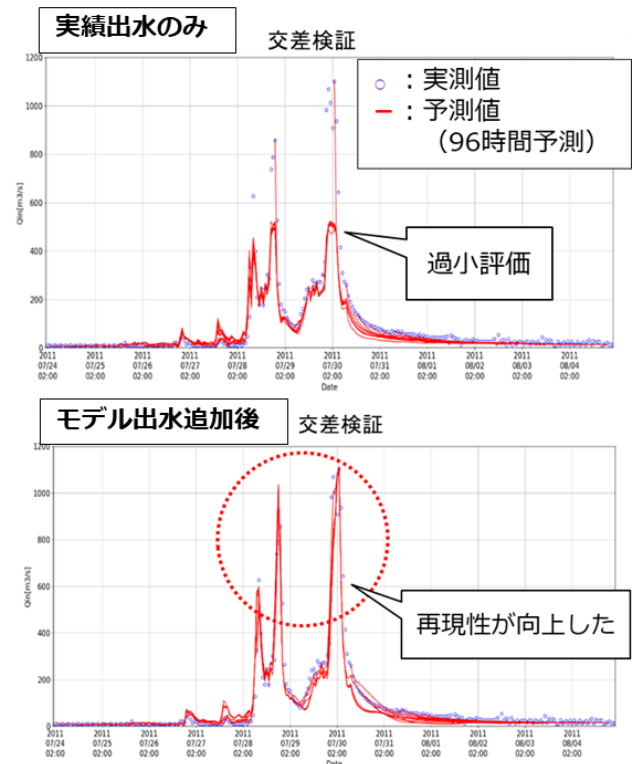


図-4 モデル出水の追加による精度向上

(2) 報酬を設定した強化学習（高水）

高水分野では、複数のダム群の統合運用により、極力異常洪水時防災操作を避け、八斗島地点の水位を低下させる操作を目標として下記の設定を行った。

【設定した報酬】

- ① ダム地点において異常洪水時防災操作（ただし書き操作）に入ったら減点
報酬＝－100点
- ② 八斗島地点の流量を低減できたら加点点
報酬＝最大＋100点・流量低減量に応じて配点

この報酬設定下において、エピソード（AIが放流パターンを選択してから報酬を獲得するまでの一連の流れ）を繰り返したところ、学習を重ねると高い報酬を得られるようになった。その結果、AIが学習により、より良いダム操作を安定的に選択できるようになったという成果を得ることができた。

3. 低水予測システムの検討

(1) 概要

低水分野では、栗橋地点の流量を予測する検討を行った。低水時および渇水時の流況に対応するため、学習対象は28年間分の栗橋流量 $200\text{m}^3/\text{s}$ 以下の流況とし、予測雨量と各ダム諸量から栗橋地点流量を予測する予測モデルを構築した。精度検証では、過去の渇水3カ年（1994、1996、2016）を抽出して交差検証を行った。

その結果、夏季の再現性が悪い結果となったため、学習内容に下流流量地点の追加、大口取水の日平均取水量、実測降水量を入力変数に加えることにより、時期や天候による影響を反映できるようになり、再現性が向上した。

(2) 報酬を設定した強化学習（低水）

より良い放流パターンを導く検討を行う際、低水分野

では9ダムを組み合わせた放流パターンは無数に作り出せるため、学習パターンが膨大となる課題があった。そのため、利根川上流ダム群を流域別にグループ化させ、4つのダム群からの補給として検討する工夫を行った。

(図-1) 4つの流域によるダムからの補給を個別ダムに落とし込む際は、各ダムの流域特性を考慮し配分した。

報酬設定は、各ダムの貯水量を最大限保ちつつ、栗橋の必要流量を満足させる目的で下記に設定した。

【設定した報酬】

- ①栗橋地点で不足が生じたら減点
報酬 = $-10 \times \text{不足量}(\text{m}^3/\text{s})$
- ②無効放流が生じたら減点
報酬 = $- \text{無効放流量}(\text{m}^3/\text{s}) / 10$
- ③①も②もない場合に加点
報酬 = $+ \text{全ダム貯水率} \times 100$

上記設定において、渇水年を含む4年間（1991～1994）の強化学習を行った結果、学習回数を重ねるごとに右肩上がりに高い報酬を得られる操作を行うようになった。

4. ダム管理支援システムの構築

(1) 高水システム

高水システムの基本情報は、96時間先までの予測雨量と現時刻流量を入力値とし、96時間先までの流入量予測および下流地点の流量を予測する。また、9ダムを連携させて下流の水位を下げる放流パターンの提案を行うと共に、事前放流の実施や異常洪水時防災操作への移行予測などの操作支援情報の表示を行う。放流操作は、操作規則・細則や事前放流実施要領に準拠した各ダム4パターンを設定し操作を提案することとした。(図-5)

(2) 低水システム

96時間先までの予測雨量と各ダム放流量、現時刻の栗橋流量を入力値として、96時間先までの下流流量を予測する。また、9ダム全体でダム貯水量を温存しながら流量不足回避するための最適ダム放流操作の提案を行う。(図-5)

(3) クラウドによる運用

運用はクラウド型システムで行っており、インターネットに接続していればどの端末でもシステムを閲覧することができる。これにより、休日夜間での自宅や外出先、災害現場、移動中でも予測を確認することができる。システム使用時には、IDおよびパスワードの設定によるセキュリティ対策を行っている。

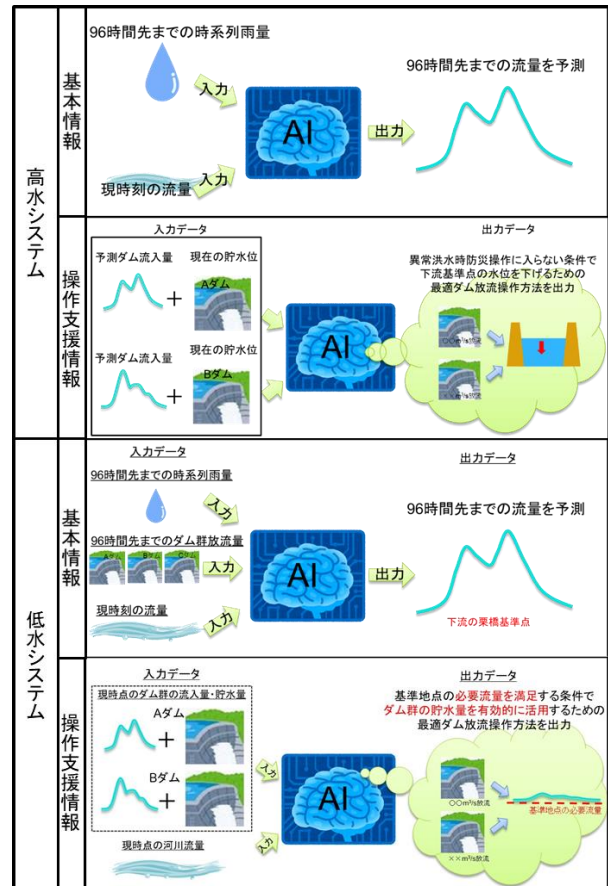


図-5 システムの概要

5. 精度検証

(1) 高水予測システムの検証

a) 過去データによる交差検証

構築したシステムにより12出水において交差検証を行った結果、全てのケースで異常洪水時防災操作に入らず基準点の水位（流量）を低減することができた。このことから、AIが学習した条件どおりに判断を行えるという結果を得られた。

b) 試験運用後の検証

2022年5月27日出水を対象に、実測値と既存の分布型モデル、AIモデルの3者の比較を行った。予測雨量の精度に左右されない条件での比較を行うため、実測雨量を予測雨量として入力した。その結果、ダム地点での流入量予測は、流量および増減のタイミングにおいて、既存の分布型モデルよりも精度が良い結果が得られた。特に流入量ピークのずれが既存システムよりも改善されている点が顕著である。一方で下流流量の予測は、既存システムに比べてAIが過大となる傾向にある。(図-6)

なお、2022年は事前放流および異常洪水時防災操作の対象となる規模の出水は発生しなかった。

(2) 低水システムの検証

a) 過去データによる交差検証

目標として設定した、「栗橋に不足を出さず、無効放流をなるべく少なくしてダム群の貯水量を効率的に運用する操作」を提案することができた。また、流域特性を考慮した運用を提案することが確認された。このことから、AIが学習した条件どおりに判断を行えるという結果を得られた。

b) 試験運用後の検証

2022年7月および8月の、流況悪化により利水補給が続いた期間を対象に、期間中の毎朝8時のAI提案放流量と48時間後までの栗橋流量予測検証を行った。その結果、ピークのずれはあるものの、今後の栗橋流量の増減の傾向をつかみ、必要な放流を提案することができた。(図7)

奥利根ダムからの放流は、複数の支川や発電施設・取水施設を介して栗橋に到達する。また、栗橋上流域全体の気象や時期等の影響を受けるため、低水予測は高水予測と比較して予想が非常に難しい分野である。さらに、実際に職員が行う放流操作はAIが提案した放流パターンとは異なる場合がある事から、予測結果を整合させるには更なる検討が必要な段階である。そのような中で、流量の増減の傾向を捉え、それに応じた放流量増減の判断を行っていることは評価すべき成果である。

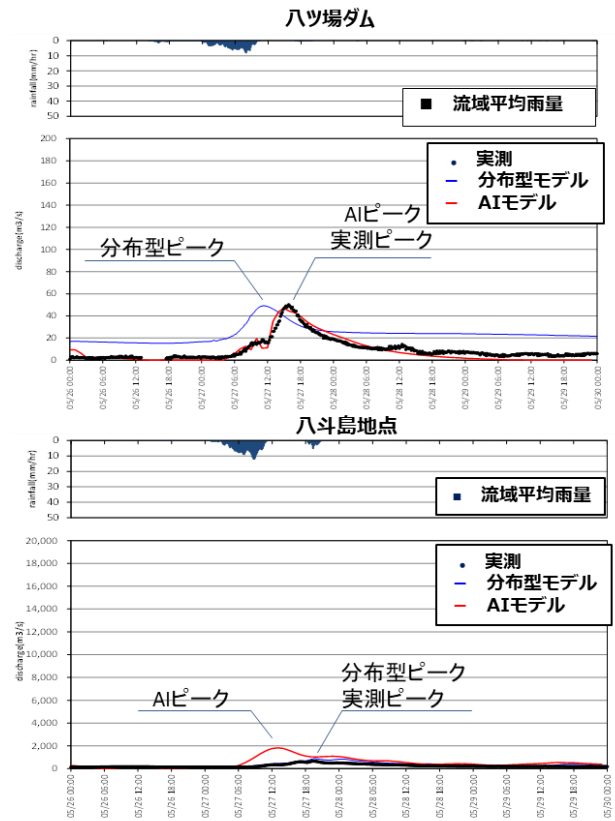


図6 試験運用後の検証結果（高水システム）

6. 今後の展開

(1) 2022年度の改良検討

2022年度は更に発展させた検討を行っている。統合管理のダムだけでなく、その他の代表的なダムの操作規則細則や条件を設定することにより、下流基準点である八斗島の流量予測の精度向上および、特別防災操作の判断を行う検討を行った。また、下流流量の予測地点を増やす事で、より細やかな流況把握が可能となった。

(2) AIシステムの課題と今後に向けて

試験運用を行う中で生じた課題を紹介する。前述したとおり、AIは出力過程がブラックボックスであるため、理論式モデルと比べて職員による異常値の補填修正が困難であるという課題がある。AIによるダム管理システムのモデルが確立するまでは、ある程度の期間の改良保守が必要である。

また、実際の低水管理においては、様々な制約条件の中で放流パターンを決めている。そのためAIの提案と職員の選択する放流パターンが乖離するが多い。今後は、AIが提案する操作と実操作を近づける学習を行う必

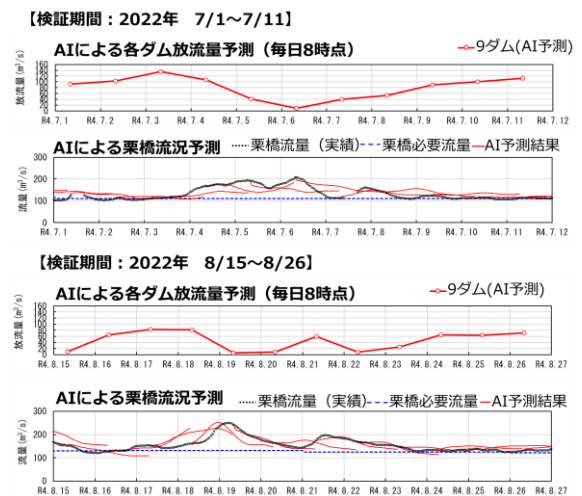


図7 試験運用後の検証結果（低水システム）

要がある。

試行運用により生じた課題については、2022年度の改良業務においても順次解消を行っており、引き続き改良を行う予定である。

今後も既存システムと併用しながら精度検証、学習データや予測地点の追加を行う。より精度良く、より使いやすいシステムへの改良を行いながら実績を積み重ね、運用への信頼を高める事を目指す。