

AI技術を用いたダムの低水管理に関する検討

Study on low-flow management for existing dam using AI technology

八千代エンジニアリング株式会社 専門課長 鈴木 伴 征
八千代エンジニアリング株式会社 アソシエイト 山内 裕 人
研究第一部 上席主任研究員(現(株)建設技術研究所) 鈴木 正 規
研究第一部 上席主任研究員 安田 智 史

管理ダムにおける平常時の流水管理は、ダム下流基準点での不足量の把握が困難であること、また渇水調整では河川管理者からの情報提供により、他の利水ダムや下流利水者との複雑な調整・判断が必要となるが、これらは経験豊かな現場技術者の知識や経験に依存している場合が多い。今後、人口減少や高齢化によって熟練の現場技術者が減少すると、従来の低水管理に支障を来す可能性がある。そこで本研究では、熟練技術者のような知識・経験がなくても適切な低水管理を実現するための管理システムの構築について検討した。具体的には、鳴子ダムを検討対象とし、AI技術(深層学習)によって最近10ヵ年分の利水補給量について日変化を精度良く再現できることを確認した。よって、AIによる補給量決定モデルと下流基準点の流況変化を予測する追跡モデルを組み合わせた低水管理システムが実管理に有効と考えられる。一方、渇水調整に関しては、AIがブラックボックスであるため、過去の統計データに基づく説明性の高いシナリオ型低水管理を採用し、平常時から渇水調整に至る一連の低水管理を、目標貯水量曲線と強化学習型AIによって「積極的な河川環境の改善」「渇水時の無効放流の低減」等为目标とした高度な低水管理システムへ展開することが望まれる。

キーワード：低水管理、AI技術、無効放流、渇水調整、河川環境

Normal streamflow management at existing dams requires decisions based on complex coordination with water-utilizing dams and downstream water users, due to the difficulty of ascertaining shortages at reference points downstream of dams and information provided by river managers for drought adjustments, which often rely on the knowledge and experience of experienced on-site engineers. In this study, we examined the establishment of a management system to achieve appropriate low water management without the knowledge and experience of skilled engineers. Specifically, we confirmed that the AI technology (deep learning) can accurately reproduce daily changes in water supply for the last 10 years for the Naruko Dam. On the other hand, for drought adjustment, it is desirable to adopt a scenario-based low water management system with high explanatory power based on past statistical data, and to develop an advanced low water management system that aims to actively improve the river environment and reduce invalid water discharge by using a target water storage curve and AI with reinforcement learning.

Key words : Low-flow management, AI technology, Ineffective outflow, Drought adjustment, River environment

1. はじめに

従来、ダムの低水管理はダムが枯渇しないように計画の安全度を保つように実施されている。一般的には10年計画確率に相当する確保水位と平常時最高貯水位の間に貯水位がくるように運用される。

しかし、従来の低水管理手法は確保水位を下回らない限り計画通り運用することを基本としているため、運用が硬直的となり無効放流を発生しやすい。また、少雨傾向が続くとダムからの補給が増えて確保水位を下回るため渇水調整を行うことになるが、経験的な判

断に依拠することがある。

上記の背景から、水源地環境センターでは上記課題を改善するため、渡邊・虫明¹⁾の提案するシンプルかつ透明性の高い「シナリオ型低水管理手法」を実際の管理ダムの渇水時に適用し、同手法の実用性を確認している²⁾。

また、低水管理は一般に客観的運用基準が乏しいため、経験者による判断が主体となっており、今後、人口減少や高齢化の進展に伴い現場技術者も減少すると低水管理に支障を来すことが懸念され、知識や経験に依存しなくても適切な低水管理が実現可能となる手段

を確保する必要がある。

そこで本検討では、従来の経験と知識に依拠してきた低水管理に人工知能（AI）を導入することの実現性・有効性について検証考察し、ダムの実管理に有用な低水管理システムの構成について検討した。次に、渇水調整において透明性の高い「シナリオ型低水管理手法」とAIを組み合わせ、日々の貯水量と目標貯水量曲線の関係から河川環境の改善や無効放流の低減に配慮した高度な低水管理システムの枠組みを提案する。

2. 検討対象ダムの概要

本検討ではAIを導入した低水管理システムを検討するため、北上川水系江合川の鳴子ダムをケーススタディとした。以下に鳴子ダムおよび下流河川（江合川）の概要を述べる。

2.1 対象ダム流域の概要

対象ダム流域の概要を図-1に示す。江合川は、その源を荒雄岳に発し、日本有数の穀倉地帯である大崎平野を貫流し旧北上川に合流する流路延長89km、流域面積577km²の一級河川である。流域の水資源施設は、国土交通省が管理する鳴子ダム（昭和32年度完成）及び宮城県が管理する岩堂沢ダム（平成21年度完成）がある。

鳴子ダムは総貯水容量50×10⁶m³、洪水期利水容量16×10⁶m³、非洪水期利水容量33×10⁶m³の多目的ダムである。ダムの流域面積は210.1km²で、約90%を森林面積が占めている。また、ダム下流には日本有数の穀倉地帯である大崎平野を抱えており、10,223haの農地へ灌がい用水を補給している。

岩堂沢ダムは江合川の右支川大谷川に位置し、総貯水容量13.48×10⁶m³、有効貯水容量13×10⁶m³の農業用水専用のダムである。ダムの流域面積は10.1km²であり、鳴子ダムの1/20である。

2.2 鳴子ダムにおける低水管理の現状

鳴子ダムの下流には末沢、荒雄、涌谷の3地点が利水基準点として設定されており、平水時の低水管理として、これら基準地点の正常流量（既得水利権及び維持流量）に対する原始流量（ダムが無い場合の自然流量）の不足分を補給している。

一方、渇水時には岩堂沢ダム等の関係機関と合同で補給量を調整している。江合川では渇水が頻発しており、近年では平成19年及び平成24年に取水制限を含む渇水調整が実施されている。しかし、明確な

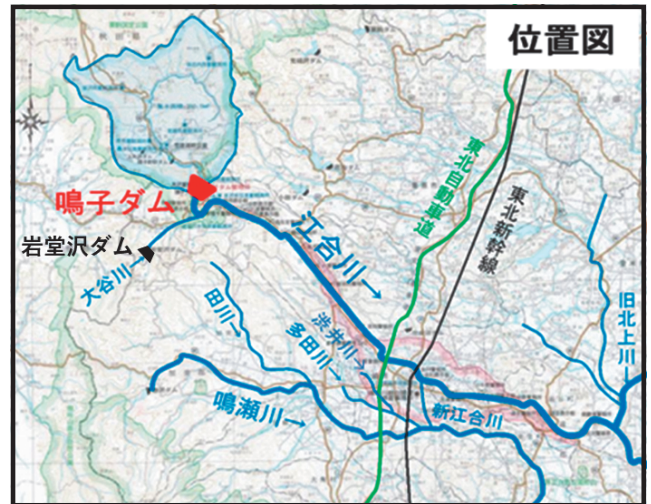


図-1 対象ダム流域の概要

渇水調整ルールはなく、2ダムの貯水状況、水文状況、下流受益者の必要水量・日数等を勘案し、経験をもとに関係機関で調整を行っているのが現状である。

3. AIによる鳴子ダム補給量の再現

まず、ダムの低水管理にAI技術を導入することの有効性を検証するため、同ダムにおける近年の運用実績等をAIに学習させ、平常時の補給量の再現性を検証した。

3.1 検討方法

図-2に検討フローを示す。検討にあたっては、まず機械学習に用いるデータセット（教師データ）の収集整理、各データの正規化を行った。次に、モデル構築では感度分析によってAIモデルのパラメータを最適化し、鳴子ダムの補給量の再現性について精度検証を実施した。以下、各検討事項について述べる。

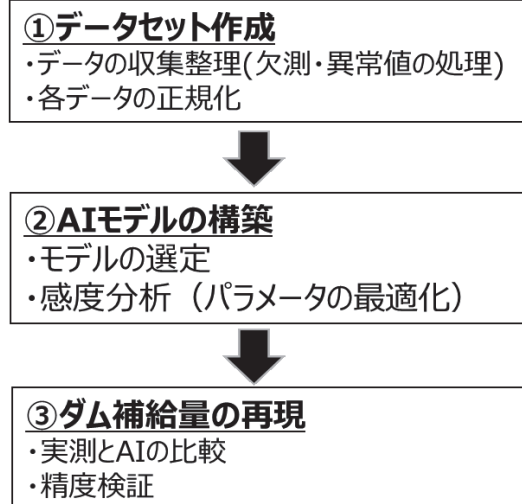


図-2 AIモデルの検討フロー

3.2 データセットの作成

ダム補給量予測を行うにあたって整理した教師データの諸元を表-1に示す。教師データとして、鳴子ダムの利水補給に影響を及ぼしていると考えられる鳴子ダムの運用記録、下流利水基準点(末沢・荒雄・涌谷)の観測水位、岩堂沢ダムの運用記録、各ダムの観測雨量、及び季節(月)を整理した。データ収集期間は岩堂沢ダムの供用を開始した平成21年以降から令和2年までの期間で収集された10ヵ年分とした。なお、本検討では日単位のデータで整理を行った。

表-1 学習に使用したデータセット

No	検討に使用する項目	使用年度	収集資料
1	鳴子貯水位	2009~2013, 2016~2020	月報・日報
2	鳴子流入量		月報・日報
3	鳴子降水量		年報
4	鳴子発電水量		月報・日報
5	涌谷水位		日報
6	荒雄水位		日報
7	末沢水位		日報
8	岩堂沢貯水位		日報
9	岩堂沢流入量		日報
10	岩堂沢放流量		日報
11	岩堂沢日雨量		日報
12	季節変数		1~12月を0,1で表現

3.3 補給量決定モデルの構築

(1) 使用モデルの概要

鳴子ダムの補給量を予測するにあたり、階層型のニューラルネットワークモデルとして、全結合型、CNN、RNNを用いた。これらはいずれも代表的な深層学習モデルであるが、プログラムのアルゴリズムが異なるため、各モデルについて感度分析を実施し、利水補給量の再現性を比較検証することとした。ここでは一例として、全結合型の模式図を図-3に示す。

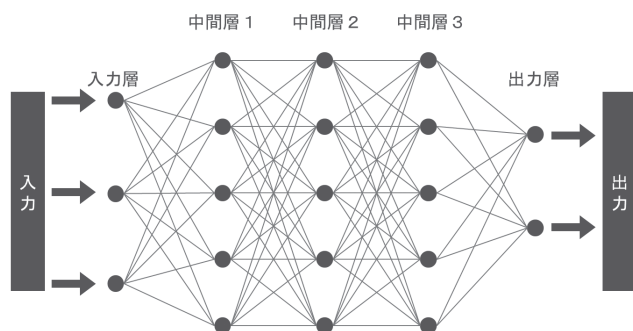


図-3 深層学習(全結合型)のイメージ図

(2) モデルの感度分析

モデルパラメータを最適化するため、モデル毎にパラメータ値を変化させた感度分析を行った。パラメータの設定例を表-2に示す。

表-2 感度分析の設定(例:全結合型)

設定項目	設定値
中間層数	1~20層
ユニット数	8,16,32,64
活性化関数	Relu, gelu, sigmoid, tanh
最適化手法	Adam, Rmsprop
学習率	0.001
学習回数	100~200
バッチサイズ	32~128

(3) モデルの精度検証方法

モデルの精度検証については、回帰分析で一般的な評価指標である平均二乗誤差(RMSE)、相関係数(R)、平均絶対パーセント誤差(MAPE)を用いた。

また再現性の検証を行うにあたり、過学習を防ぎ、汎化性能を向上させるため、本検討では交差検証法を用いた。検証イメージを図-4に示す。交差検証では、学習データとテストデータを入れ替えながら計10回の計算を行い、各評価指標値を平均したものを各ケースの評価結果とした。

	学習データ										→予測→	テストデータ
1回目の計算	H21	H22	H23	H24	H25	H28	H29	H30	R1	→	R2	
2回目の計算	H21	H22	H23	H24	H25	H28	H29	H30	R2	→	R1	
3回目の計算	H21	H22	H23	H24	H25	H28	H29	R1	R2	→	H30	
4回目の計算										→	H29	
5回目の計算										→	H28	
6回目の計算										→	H25	
7回目の計算										→	H24	
8回目の計算										→	H23	
9回目の計算										→	H22	
10回目の計算	H22	H23	H24	H25	H28	H29	H30	R1	R2	→	H21	

10回の計算について、RMSE、R、MAPEを算出し、全10回の平均値を各ケースの評価結果とする

図-4 モデルの精度検証方法(交差検証法)

3.4 検討結果

まず、各AIモデルの交差検証による比較結果を図-5に示す。ここではモデル間の精度を比較するため、1日後から最大7日後までの補給量の再現性を検証した。その結果、3つのモデル間における誤差に顕著な差異は確認されなかった。また、1日後の補給量であれば最近10年間の日平均補給量の再現精度はMAPEで15%、Rで0.9となった。

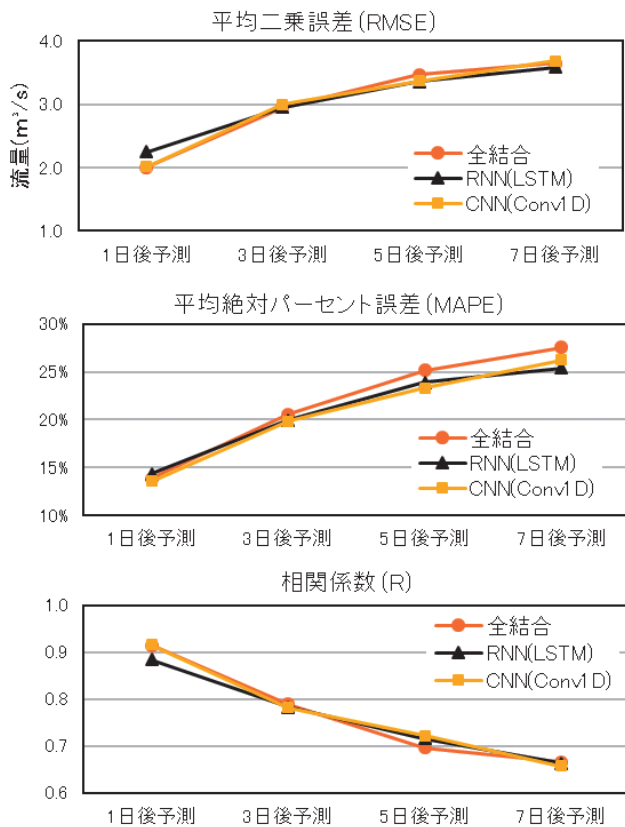


図-5 各モデルの精度検証結果

次に、再現性の比較的高かったCNNによる1日後の予測値と実績値を比較した結果を図-6、図-7に示す。再現計算は10カ年分実施し、いずれの年も平常時の補給量を比較よく再現できたが、ここでは一例として、大きな渇水が発生した平成24年、渇水の発生していない平成29年の再現結果を示す。両年とも、AIによる補給量の予測は全体的に比較的高い再現性が得られた。この結果、現状の利水補給であれば実管理に近い補給量をAIによって提示できる可能性が示された。

ただし、渇水時は平常時の補給と異なり、地域の人々の生活に大きな影響を与える可能性が高く、補給量の決定にあたっては、判断基準や思考プロセスが重要視される。そのため、ブラックボックスモデルであるAIの適用は現実的に困難と考えられる。

そこで次章では、渇水調整における課題解決に加え、平常時の無効放流や河川環境に対して適切な低水管理を実現するための手法について考察した。

4. AIを導入した低水管理システムの提案

4.1 現行運用をベースとした低水管理システム

鳴子ダムにおける現状の利水補給については、AIによって当日のダム諸量、気象、水理、水文情報を基にして翌日以降の補給量を提示できる可能性が示され

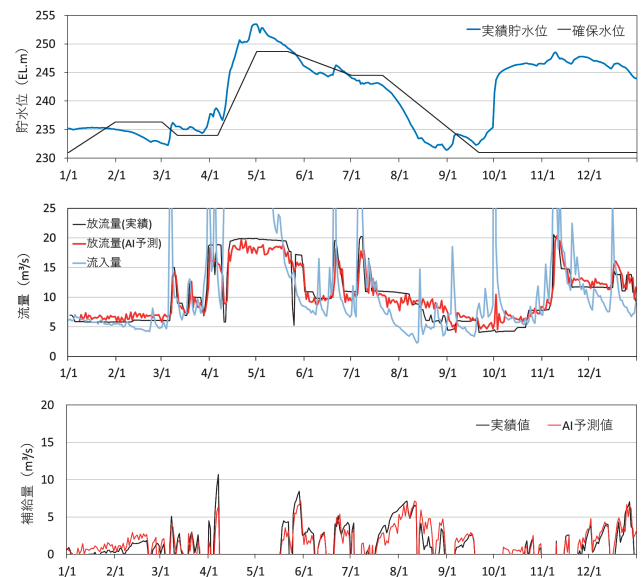


図-6 鳴子ダム補給量の再現結果 (例：平成24年)

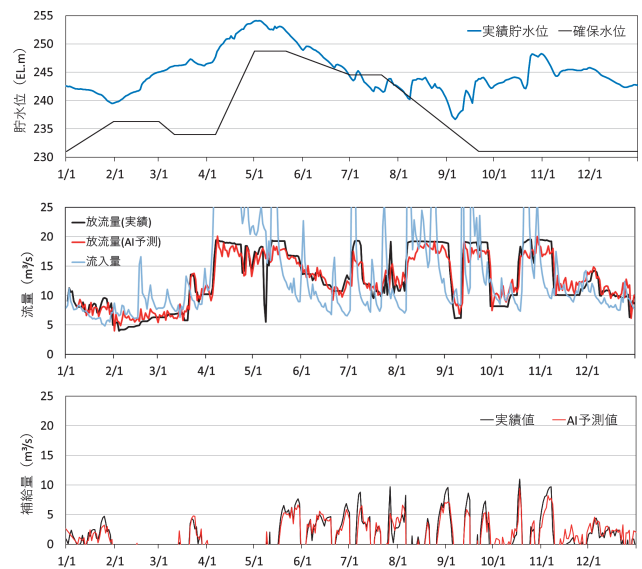


図-7 鳴子ダム補給量の再現結果 (例：平成29年)

た。この結果を踏まえ、実管理での支援ツールとして有効と考えられる低水管理システムのイメージを図-8に示す。低水管理システムは補給量決定モデルと追跡モデルによって構成される。AIによる補給量決定モデルによって当日までの観測データ等から翌日の補給量が提示される。追跡モデルでは提示された補給量によって下流基準点の流況を予測する。下流基準点の確保流量に対して過不足があれば、ダム管理者は補給量を調整し最終的な補給量を決定する。

追跡モデルは鳴子ダムの場合、末沢、荒雄、涌谷の基準点があり、それぞれで流況予測を実施する。流況予測には流出解析モデルを用いるのが一般的であるが、実管理ではAIを使うことも有効と考えられる。特に低水管理の場合、降水量やダム放流量だけでなく、

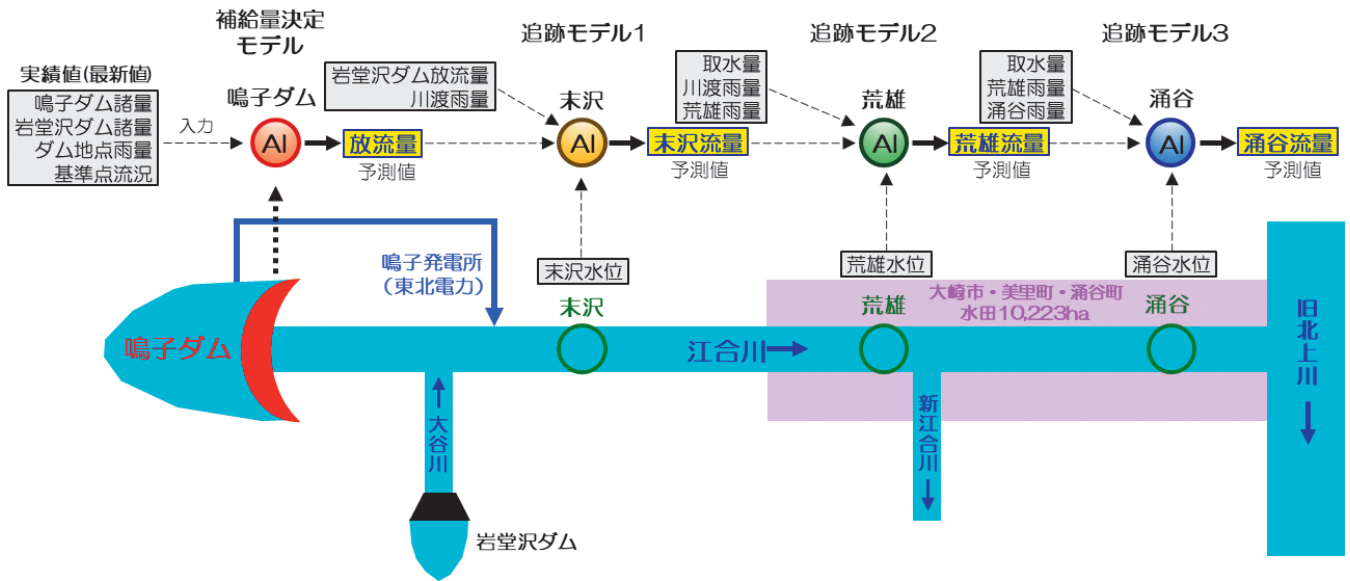


図-8 AIによる低水管理システムのイメージ

施設操作を伴う灌漑取水、融雪や伏没還元といった複雑な物理機構が流況に影響する場合があります。適切な教師データを選ぶことで、これらの影響因子をAIに考慮できる可能性がある。

4.2 シナリオ型低水管理手法とAIのハイブリッド

前述のように、AIはブラックボックスであるため、人の生活に大きな影響を及ぼす渇水調整においては導入が困難と考えられる。そこで渇水時には、客観性、透明性の点で優れた渇水調整手法である「シナリオ型低水管理手法」を採用することとした。これによって平常時はAI、渇水時はシナリオ型低水管理手法によって補給量を決定する。

次に、これら手法のハイブリッドによる管理手法の考え方について述べる。

(1) シナリオ型低水管理手法の概要²⁾

シナリオ型低水管理手法は、過去の水量から統計的に時点時点(時系列)の必要貯水量を推計した目標貯水量曲線を運用パターン毎に作成し、これとの対比により、現状の貯水量がどのパターンに近いかを判断し、ダムからの放流量を決定する方法である。

現時点の貯水量を知ることにより、現時点でのダムの運用(放流量)が計画通りでよいのか、計画より多く放流してよいのか、それとも、計画より絞った放流にしなければならないか、などを目標貯水量曲線のチャート紙(図-9)から自動的に判断できる。

(2) 目標貯水量曲線による放流判断

前述のシナリオ型管理手法では、目標貯水量曲線を設定し、現在貯水量と確保容量の関係から渇水調整の

- ①現在の貯水量をプロット
- ②直近下位のシナリオを選択
(例:取水制限率20%で運用)

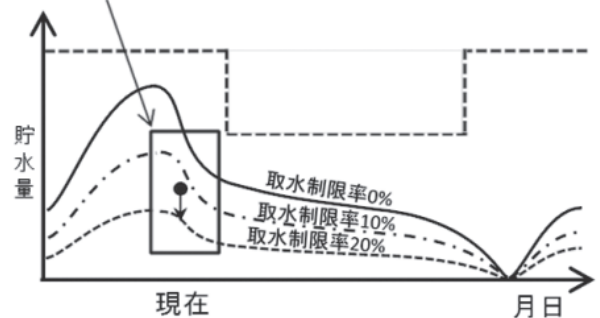


図-9 シナリオ型低水管理手法の概要²⁾

開始時期および渇水調整時の補給方法を決定するのが特徴である。特に、取水制限率0% (つまり、補給率100%) のラインは渇水調整開始の判断に深く関係する。よって、貯水量が補給率100%ライン以下となった時はシナリオ型によって補給量を決定し、貯水量が補給率100%ラインを超えている時は平常時のAI低水管理に移行する(図-10)。

4.3 無効放流や河川環境にも配慮した高度な低水管理システムの提案

前述のハイブリッド化によって平常時の低水管理をAIに担わせた後、次の展開として、従来からの低水管理の課題を改善することが考えられる。

従来の低水管理上の課題として、貯水位が確保水位以上にあるときは、貯水量に余裕があっても下流基準点での必要量の範囲でしか放流しないことが多い。弾力運用などの河川環境改善の取り組みは全国的に多数

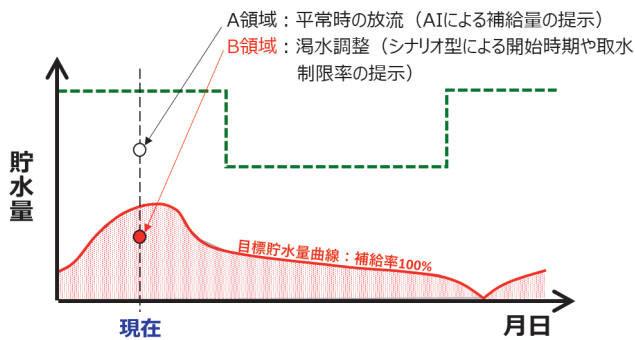


図-10 目標貯水量曲線による放流判断のイメージ

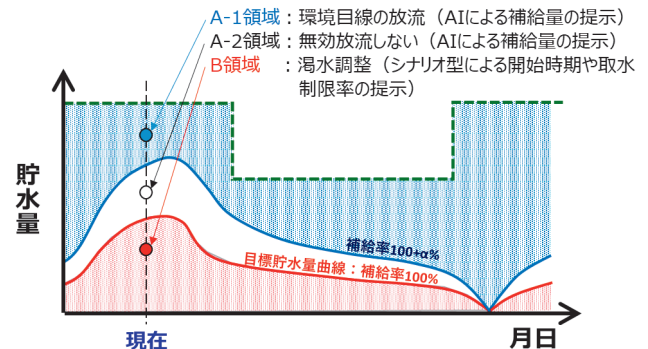


図-11 高度な低水管理における放流判断のイメージ

実施されているものの、日々の低水管理において河川環境改善に積極的なダムは限定的と考えられる。

また、貯水位が管理水位付近まで回復した場合、下流の水使用量に関わらず放流を行うなど、無効放流が発生しやすいことも低水管理の課題と言える。

以上のような課題を改善するため、河川環境の改善や無効放流の低減等を目標として、AIが最適な放流量を決定する高度な低水管理システムへ発展させることが望まれる。図-11に高度な低水管理における放流判断のイメージを示す。この場合、平常時の目的をA-1領域の「河川環境改善」、A-2領域の「無効放流ゼロ」とし、各目的に最適化されたAIモデルを構築する。渇水調整も含めると3つの目的が存在するため、渇水調整の判断に用いる補給率100%ラインに新たな目標貯水量曲線を追加して貯水量を3領域に区分する。なお、A-1、A-2領域の境界線は「補給率100 + α%」としているが、αの値については対象とするダムの利水の重要性和下流環境の課題の程度を踏まえて設定する必要がある。また、強化学習型のAI³⁾を用いることによって、目的別にAIモデルを最適化することが可能になると考えられる。

5. おわりに

本研究は（一財）水源地環境センターと八千代エンジニアリング㈱が共同研究として実施したものである。

本論文では、ダム管理の経験や知識に依存してきた低水管理の現状を踏まえ、AIの利水補給への適用性について検討し、実管理に有効と考えられる低水管理システムの枠組みを提案した。今後、本システムの実現に向けて、AIによるダム放流量の予測を基に下流の流況を予測する追跡モデルの構築を進めていく。また、本管理システムを実装するにあたっては、AIモデルのパラメータの最適化、実管理を踏まえた学習

データの作り方（時間遅れの考慮、時間平均の取り方等）に検討の余地がある。

また、本システムでは利水容量内での低水管理を前提としたが、近年は洪水調節容量内に活用容量を設ける弾力的管理も多くのダムで実施されている。今後、利水容量だけでなく活用容量も低水管理システムに取り込み、「渇水時の無効放流の抑制」や「発電機能の強化」等も将来的に低水管理の目標とすることが考えられる。

今後、本システムが実管理に導入されることで、現状の低水管理を維持するだけに止まらず、貯水量に余裕がある場合は環境改善にも積極的に寄与できる高次元の低水管理へ発展することが望まれる。

謝辞

本研究にあたり国土交通省東北地方整備局鳴子ダム管理所より多くのデータ提供を賜った。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 渡邊浩, 虫明功臣: シナリオ型低水管理法の提案と異常水時への適用, 水利科学第55巻第3号, pp.22-39, 2011
- 2) 富岡浩, 小澤和也, 高橋定雄: 新たな低水管理手法の研究開発, 平成26年度水源地環境技術研究所所報, 平成27年11月
- 3) 一言正之, 澤谷拓海, 植西清: 深層強化学習を用いたダム操作モデルの予測流入量誤差に対する影響評価, AI・データサイエンス論文集, 1 (1), pp.459-464, 2020.11