

ダムにおける AI を用いた低水流入量予測

こたじまたつき¹ みうらしん¹ かみせふみお² かねこひろふみ³ やまわきまさし³
古田島樹¹ 三浦心¹ 神瀬史雄² 金子拓史³ 山脇正嗣³

- 1 (株)建設技術研究所 東京本社水システム部 (〒103-0007 東京都中央区日本橋浜町 3-15-1)
2 (株)建設技術研究所 大阪本社水システム部 (〒541-0045 大阪市中央区道修町 1-6-7)
3 (株)建設技術研究所 本社新技術推進部 AI ソリューション室
(〒103-8430 東京都中央区日本橋浜町 3-21-1)

ダムの担う重要な役割の一つに、水が不足する低水時に都市用水や農業用水を供給する役割がある。しかし、利水容量が小さいダムでは、利水容量のより大きい上流ダムからの放流要請により 24 時間体制で流入量を調整し、必要放流量を確保している。本検討では、より効率的な水運用やダム管理者の負担軽減を目的とし、近年高水への適応事例のある AI 的手法を用いた低水時の流入量予測モデルを構築した。精度向上策として、相関分析による入力データの選定と精度悪化原因の分析と除去を実施し、目標としていた低減・低水期間の 22-24 時間先ボリューム誤差 $3\text{m}^3/\text{s}$ 以下を達成した。

Keywords : ダム流入量予測, AI, 深層学習, ダム管理, 低水管理

1. はじめに

本検討で対象とする A ダム (流域面積: 約 $2,000\text{km}^2$) は、都市用水や農業用水の供給に重要な役割を果たしている。A ダムの上流には多数のダムが存在し、それぞれ発電や水供給など複雑な運用が行われている。また、A ダム流入量が確保流量 (下流河川を適正に利用し流水の正常な機能を維持するために必要な流量) に満たない場合、その不足分を容量の大きい上流の B ダムから必要最小限の水を補給することで下流河川の水需要を満たしている。しかし、上流ダムの放流や降雨流出等により A ダムの流入量は時々刻々と変化し、B ダムからの補給量も随時変更させる必要があるため、A ダムでは 24 時間体制の交替勤務によりシビアな低水管理を行っている。

現在、低水管理に用いる A ダム流入量予測は、B ダムからの補給量以外にも熟練した技術者が雨量や水位など多種多様な情報を判断して実施しているため、人的負担が非常に大きい。また、近年頻発する渇水や局所的な大雨傾向などを踏まえ、流入量予測の更なる高精度化が求められている。

そこで本検討は、流入量予測の高精度化と人的負担の軽減を目的とし、近年ダムの洪水時の流入量予測への適用性が確認されている AI 的手法²⁾を適用した A ダムの低水時の流入量予測モデルを構築した。



図-1 A ダム流域

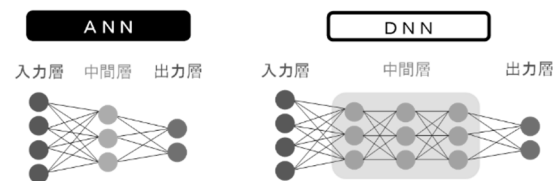


図-2 ANN と DNN の概念図

2. 予測モデルの概要

本検討では、A ダム流域の水文諸量を用いて、流入量を 48 時間後まで予測するディープニューラルネットワーク (Deep Neural Network : DNN) によりモデルを構築する。ANN (Artificial Neural Network) と DNN の概念図を図-2 に示す。前身である ANN は入力層、中間層、出力層の 3 層に分かれており、入力層に大量のデータを入力し、中間層で統計処理を行うことで、出力データとして将来の流入量を予測するものである。DNN は ANN

に対し、中間層を多層化することで複雑な入力データの特徴を認識できる学習法であり、近年の第3次AIブームの主役のひとつである。

DNN等のAI的手法において、一般に学習データを増やすことにより精度の向上や様々な傾向（流量波形等）への対応が可能とされている。高水予測においては、統計期間内に洪水イベントが少ないことや予測雨量が誤差を持つため、現時点では精度向上に課題が多い。一方で、本検討の低水時における流入量予測は、①過去12年分のデータをほぼ全てを学習データとして用いることが可能であり、②降雨による流入量の立上りを予測する必要がないため、予測誤差の影響を受けることなく予測精度の高いモデルを構築できる可能性がある。

3. 学習データの選定

学習データは以下の手順より選定した。初めに単相関分析よりダムに関する諸データと予測項目との相関を確認した（1次選定）。また、DNNの入力データは過去何時間分を学習させるかにより、予測結果が異なる。そこで、1次選定した諸データについて、1～48時間前まで1時間刻みに相関を確認した（2次選定）。2次選定により、最も影響度の高い時間を選定し、その時間までを学習することとした。なお、予測雨量については、前述

したとおり予測誤差が含まれるためここでは使用しないこととした。

4. 予測モデルの構築

選定した入力データを使用して、Aダム流入量予測モデルを構築した。モデルの入出力データを図-3に示す。ここで、流域を上流3ダム上流域（C流域、D流域、E流域）と下流残流域の4つの小流域に分割している。上流3流域は発電放流が支配的であり、低水時は24時間後までの発電放流計画に則り運用されるため、予測することが比較的容易である。一方で、下流残流域は前期降雨や降雨分布により流出量（=Aダム流入量）の予測が難しく、特に近年では集中豪雨など時空間的な分布が大きくなる傾向にあるため、予測が困難になってきているといわれている。

そのため、上流3ダム流域はそれぞれのダムからの放流量予測を目的として、ダム放流量への相関が高い入力項目を入力データとするモデルを構築した（図-3左側）。これらのダム予測放流量や残流域の雨量、河川水位を入力データとしてAダム流入量を予測することとした（図-3右側）。上流域の入力データは、学習には実績値、検証には上流3ダム流域の予測値を使用した。

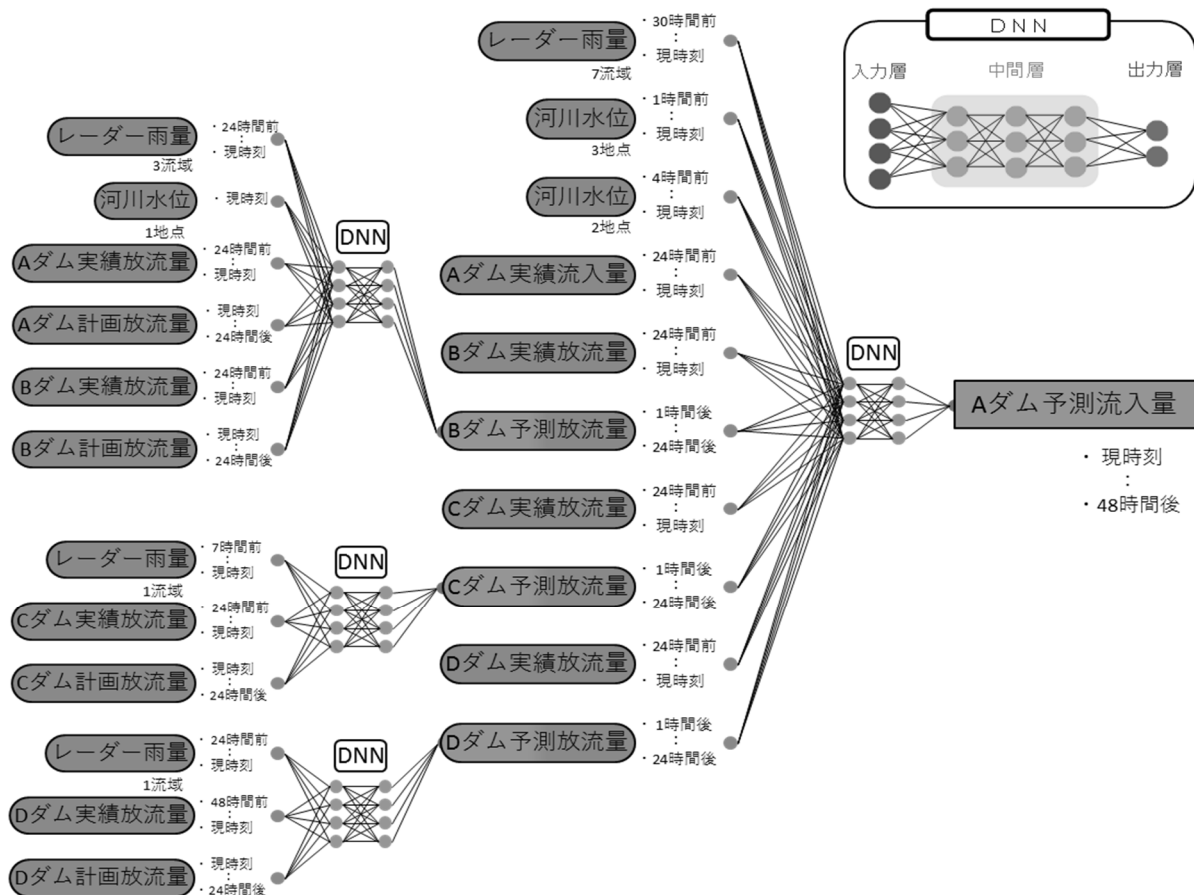


図-3 モデル入出力

5. 精度検証

(1) 精度検証方法

学習データは2006年～2016年の11年とし、検証データは2017年のデータを使用した。DNNの構築条件（ハイパーパラメータ；ユーザーが設定する定数）は、一庫ダムにおける洪水流出モデル¹⁾の最適値を初期値として使用し、学習データの選定後に調整を実施した。

(2) 評価指標

精度検証の評価指標は、以下とした。

流量規模：低水時（75m³/s以下）
 流況：低減時
 評価指標：22-24時間先ボリューム誤差
 目標：ボリューム誤差3m³/s以内

流量規模は、Bダムからの補給の供給を要請する可能性のある流量75m³/s以下を対象とした。流況は立上り、低減時、平常時の3つの区分を設定した。立上りは降り始めからピーク流量発生時刻までの区間、低減時はピーク流量発生時刻から24時間勾配または48時間勾配が3m³/s/dayを下回るまでの区間、平常時はそれ以外の区間とした。ボリューム誤差は22-24時間先の流量誤差を期間で除して単位を流量（m³/s）としたものである。目標はAダムの実管理上、許容できる範囲として3m³/sと設定した。

(3) 精度向上策

各精度向上策の予測結果の一例を図-4に示す。

a) 立上りを学習データから棄却

4.で構築した予測モデルに、対象全期間のデータを学習データとして与えた場合の予測精度を表-1（CASE1）に示す。流況別にみると、立上りの範囲で精度が著しく悪い。これは、入力データとして将来雨量を使用していないため、将来における流量の増加が再現できないことが原因と考えられる。本検討では低水・低減時の予測が最も重要であり、立上りでの精度向上は重要ではない。そこで、精度の悪い立上りの範囲を学習から除くことを試みた（CASE2）。

b) 流量増加時を学習データから棄却

低減時において流量規模別に比較すると、100m³/s以上の比較的流量の大きい場合に誤差が大きくなる傾向がみられた。降雨後の流出は表面流量が支配的で、降雨の時空間分布によって様々な誤差が含まれるためと考えられる。本検討では低水時（流入量75m³/s以下）を対象としているため、余裕をもって流入量100m³/s以上を学習データから棄却した（CASE3）。

c) ハイパーパラメータの調整

a)b)の改良を実施したモデルについて、ハイパーパラメータの調整を実施した。各ハイパーパラメータをひとつずつ変更した計算を実施し、各流域において最も精度が高いハイパーパラメータを採用した（CASE4）。最終的に採用したハイパーパラメータを表-2に示す。

表-1 精度検証結果

	流況（立上り・低減時）	22-24時間先ボリューム誤差 [m ³ /s]									
		立上り（図-4 赤網掛け）				低減時（図-4 青網掛け）				ALL	
		流量規模 [m ³ /s]	～75（低水時）	75～100	100～	ALL	～75（低水時）	75～100	100～		ALL
CASE1	全データ学習		85.77	77.69	511.17	185.55	5.59	10.14	220.40	88.46	51.81
CASE2	立上りを除いた学習		110.97	92.14	554.75	214.21	4.24	7.26	59.74	25.88	41.62
CASE3	立上りと100m ³ /s以上を除いた学習		95.65	83.60	561.00	204.54	3.36	6.14	88.31	36.25	40.93
CASE4	ハイパーパラメータの調整後		109.86	92.74	560.99	214.97	2.95	6.09	62.61	26.20	40.26
CASE5	将来雨量の追加（全データ学習）		35.91	46.56	224.79	81.39	5.18	7.50	113.39	46.93	25.85
CASE6	将来雨量の追加（立上りと100m ³ /s以上を除いた学習）		95.88	83.12	540.25	199.76	2.55	5.86	57.33	23.95	37.27

※流量規模は予測開始時刻のAダム実績流入量で判定

評価指標

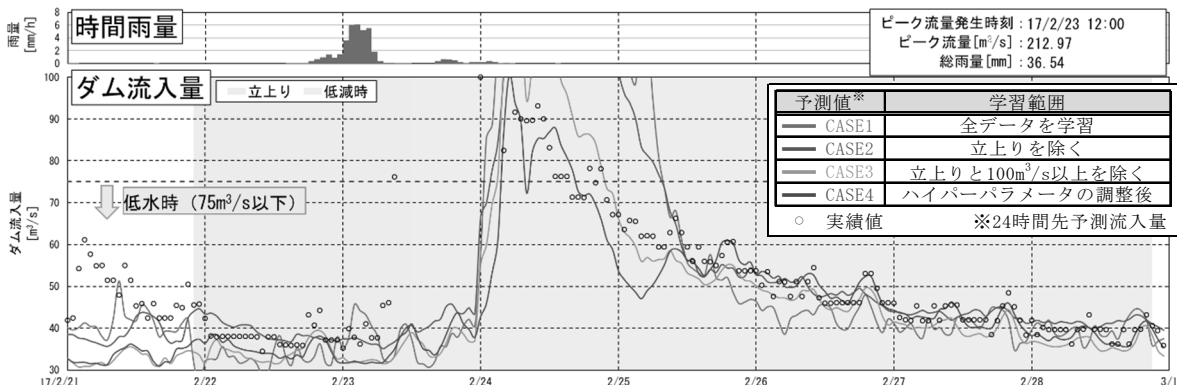


図-4 DNNによる予測結果

表-2 ハイパーパラメータの調整結果

予測地点	重み初期値	層数	中間層			パラメータの更新方法			その他				
			ノード数			活性化関数	最適化関数	最適化関数の学習係数	ミニバッチサイズ	学習回数(エポック数)	データ正規化		ドロップアウト率
			中間層1	中間層2	中間層3						入力層	中間層	
(初期値)	Heの初期値	2層	500	500	-	Relu関数	Adam関数	0.001	1000	100	標準化	Batch Normalization	0.3
Cダム	Xavierの初期値	3層	2500	2500	2500	Sigmoid関数	Adam関数	0.001	100	100	標準化	Batch Normalization	0.3
Dダム	Heの初期値	3層	2500	2500	2500	Sigmoid関数	Adam関数	0.001	100	100	標準化	Batch Normalization	0.3
Eダム	Xavierの初期値	2層	2500	2500	-	Relu関数	Adam関数	0.001	100	100	標準化	Batch Normalization	0.3
Aダム	Heの初期値	2層	500	500	-	Relu関数	Adam関数	0.001	300	100	標準化	Batch Normalization	0.3

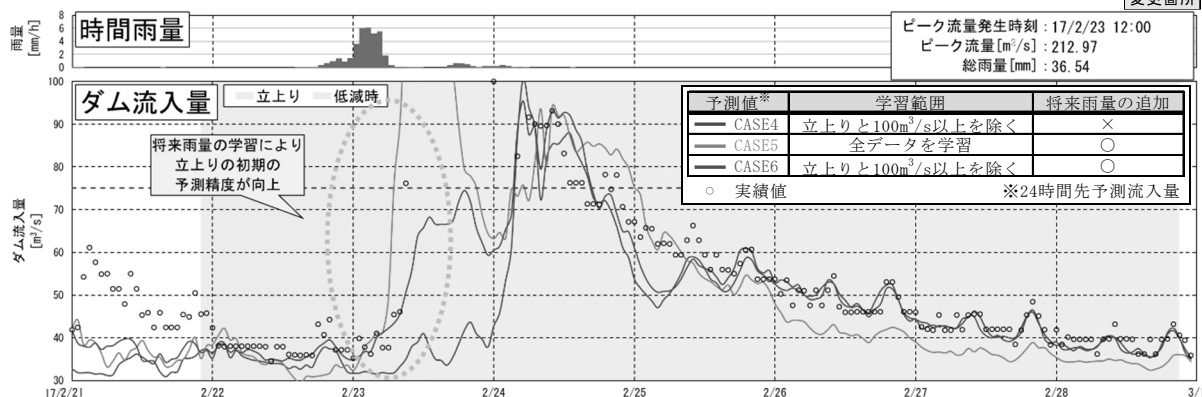


図-5 将来雨量を追加した場合の予測結果

(4) 精度向上策適用結果

精度向上策の検討結果を表-1 (CASE2~4) に示す。立上りを学習から除いた CASE2 では、低減時全体での精度向上が確認された。流量規模 100m³/s 以上を学習から除いた CASE3 では、評価指標である流量規模 75m³/s 未満の範囲の精度向上が確認された。また、CASE4 ではハイパーパラメータの調整により評価指標である低水・低減時に 1 割程度の精度向上が確認された。

(5) 今後の精度向上策

(a) 予測雨量の考慮

本検討では、実管理上の使用を想定しているため、将来降雨がない場合 (低減時) の予測精度向上を目標とした。そのため、将来降雨がある場合には予測精度が悪化する。そこで、このような将来降雨による流入量の増加を予測するため、将来雨量を学習した場合の精度検証を実施した。将来雨量による流入量予測精度への影響を確認するため、本検討では、CASE4 をベースに将来雨量予測が正確である前提で実績雨量を予測雨量として検証を実施した。

精度検証結果を表-1 (CASE5・6) に、予測結果の一例を図-5 に示す。立上りを含む全ての範囲を学習した結果 (CASE5)、将来雨量を学習しない CASE1 と比較して、全体的に精度が向上した。但し、低減時の精度は CASE4 の方が高い。そこで、立上りと流量規模 100m³/s 以上を除いた学習を実施した結果 (CASE6)、低減時全体で精度が向上し、また評価指標である低水・低減時にも高い予測精度が確認された。

(b) 交差検証による精度低下要因の確認と改良

2006~2017 年がそれぞれ検証データとなるように 12 回繰り返し計算 (交差検証) を実施し、その結果、検証年による精度のばらつきがないことを確認した。また、2006~2017 年の全洪水毎に精度を検証した結果、以下の要因により精度悪化している可能性がある。今後は、これらの要因についてもモデルに考慮し、精度向上を図っていく。

- A ダム実績流入量のばらつきにより精度が悪化している可能性がある。データの平滑化等で解消できる可能性がある。
- 3-4 月に精度が悪化する傾向がある。融雪の影響が原因として考えられる。

6. まとめ

本報告では、DNN モデルを用いた A ダムにおける低水時の流入量予測モデルを構築し、精度悪化要因を分析しながら精度向上を試みた。その結果、流入量予測は高い精度を示しており、今後の活用に向けた有効性が示唆された。引き続き誤差要因の推定や無降雨状態を反映した学習条件の考慮等を実施することで、更なる精度向上が期待できる。

参考文献

- 1) 田村和則ら：ダム流入量長時間予測への深層学習の適用—ダム放流操作の効率化を目指して—, 2018 年 11 月土木学会論文集 B1(水工学) Vol. 74, No. 5, I_1327-I_1332, 2018.
- 2) 房前和朋, 島本卓三：AI を活用した洪水予測技術の開発について, 平成 30 年度九州国土交通研究会, 2018.