

AI と物理モデルによる ダム流入量予測の精度向上

○^{うすいえいすけ}臼井栄佑¹・^{たきぐちひろき}滝口大樹¹・^{ひだよしひさ}樋田祥久¹・^{あべまさみ}阿部真己²

¹いであ（株） 社会基盤本部 国土保全事業部 流域減災部（〒158-0094 東京都世田谷区玉川 3-14-5）

²いであ（株） イノベーション戦略本部 AI 総合推進室（〒224-0025 神奈川県横浜市都筑区早渕 2-2-2）

本業務は、北上川上流の直轄 5 ダムにおける現行の予測モデル（貯留関数モデルや分布型モデル等を組み合わせたモデル）を対象に、AI の活用によるダム流入量の予測精度向上を目的とした。AI は、時系列予測に適したディープラーニングである RNN（Recurrent Neural Network）型の一種の LSTM（Long Short-Term Memory）を採用した。AI モデルについては、予測時間ごとに実績との流量誤差を算出し、予測精度が良好に保たれる条件を検討した。物理モデルと AI モデルを組み合わせたハイブリッド予測モデルを構築することで、予測精度向上を図った。

Key Words: 洪水予測システム, AI, RNN, LSTM

1. はじめに

近年の水災害の激化・頻発化を踏まえ、「ダム再生ビジョン」「既存ダムの洪水調節機能の強化に向けた基本方針」が策定され、今後はダム機能を最大限に活用した高度な操作が求められる。洪水時におけるダム運用を的確に実施するには、ダム操作の判断材料の一つであるダム流入量予測の精度向上が重要である。そこで、時系列予測に適したディープラーニングである RNN（Recurrent Neural Network）型の一種の LSTM（Long Short-Term Memory）¹⁾を活用し、ダム流入量予測の精度を向上させることを目的とした。

本旨では、LSTM の洪水予測への適用性について検討した結果を記述した。

2. 対象流域

対象流域は北上川上流の直轄 5 ダム（四十四田ダム、御所ダム、田瀬ダム、湯田ダム、胆沢ダム）とした（図-1）。流域面積は各ダムで差があり、最大で四十四田ダム流域の 1,196km²である（表-1）。

なお、検証に用いる雨量データは、各ダム上流域に点在する地上雨量観測所からティーセン法によって算出した流域平均雨量とした。



図-1 北上川流域

表-1 北上川上流の直轄 5 ダムの諸元表

河川名	四十四田ダム	御所ダム	田瀬ダム	湯田ダム	胆沢ダム
形式	重力式コンクリート・フィルダム	コンクリート・ロックフィルダム	重力式コンクリート	アーチ・重力式	ロックフィルダム
堤高[m]	50.0	52.5	81.5	89.5	127.0
堤頂長[m]	480.0	327.0	320.0	264.9	723.0
着工/竣工	S37/S42	S42/S56	S16/S29	S28/S39	S63/H25
流域面積[km ²]	1,196.0	635.0	740.0	683.0	185.0
総貯水容量[m ³]	47,100,000	65,000,000	146,500,000	114,160,000	143,000,000
洪水調節容量[m ³]	33,900,000	40,000,000	84,500,000	77,810,000	51,000,000
計画洪水流量[m ³ /s]	1,350	2,450	2,700	2,200	2,250
放流方式	一定率一定量	一定率一定量	一定量	一定量	自然調節

3. 現行の洪水予測モデル

北上川上流の直轄 5 ダムにおける現行の洪水予測モデルは、貯留関数モデルと分布型モデルを組み合わせたモデルを採用している。貯留関数モデルと分布型モデルは、直接流出に寄与する降雨を適切に表現するため、有効雨量モデルが適用されている。この有効雨量モデルは、流域の飽和状況が異なると、流入波形の立ち上り部の予測が安定しない要因となる（図-2）。

ダム管理者にとって、流入波形の立ち上り部は、今後のダム操作を実施するうえで重要な判断材料となるため、予測精度の向上が必要である。

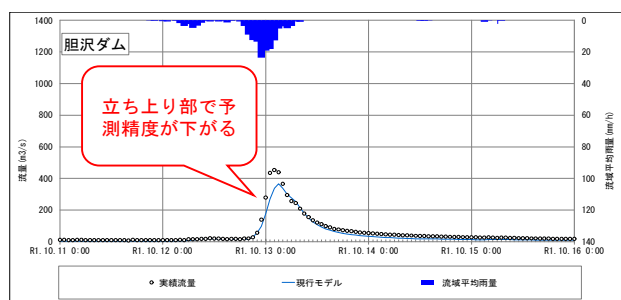


図-2 現行モデルの予測結果【R1.10.13洪水】

4. LSTM による洪水予測モデル

現行モデルの課題を踏まえ、LSTM による予測精度向上を図った。LSTM は、時系列データを学習できるニューラルネットワークの RNN の一種である。RNN と LSTM の概要は(1)~(2)に示す。

(1) RNN (Recurrent Neural Network)

RNN は、過去の経緯を引継ぐことが可能であるため、時系列予測に有効である。一方で、RNN の再帰セルは単純なニューロンモデルが使用されるため、現在の入力に有用かどうかのみ判定している。このため、短期的な記憶は学習できるが、長期にわたる学習が上手くできない問題がある（重み衝突）。

(2) LSTM (Long Short-Term Memory)

RNN の問題点を解決するために開発されたのが LSTM である。重み衝突を改善するため、入力層から再帰セルに入力される信号や再帰セルから再帰セルに入力される信号を適切に処理するゲートにより対処している。

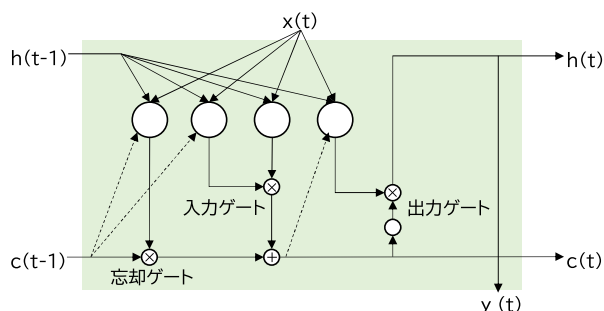


図-3 LSTM における各ゲートの概念図

(3) LSTM の学習データ

LSTM の学習データは、ダム上流の流域平均雨量とダム流入量を使用し、学習データの期間は、2011~2021 年の洪水期とした。四十四田ダムは流域面積が大きく、東西流域で降雨特性や氾濫域が異なる。そのため、ダム上流の流域平均雨量を東西流域で分割して学習させることとした。分割前後での検証結果は図-4 に示す。

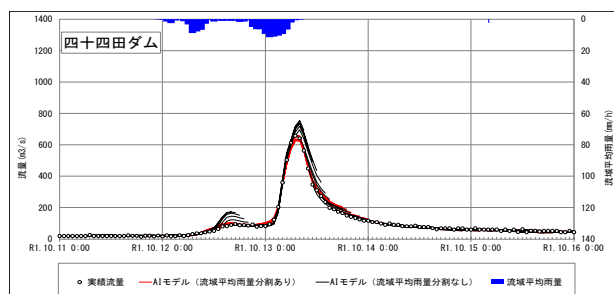


図-4 流域平均雨量分割前後の予測精度比較

LSTM は、ダム流入量、過去 n 時間の実績雨量と将来 72 時間の予測雨量を用いて 72 時間先のダム流入量を予測するモデルとして構築した（図-5）。

過去 n 時間の最適値を推定するため、ピーク流入量と過去 n 時間雨量の相関関係を整理した（図-6）。

相関係数 0.7 以上である過去 n 時間を各ダムで整理し（表-2）、最適値は感度分析により決定することとした。

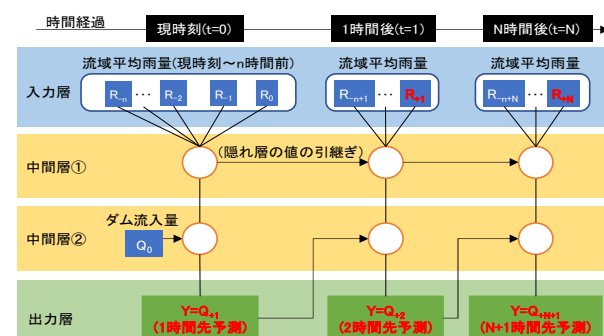


図-5 LSTM (Long Short-Term Memory) の概念図

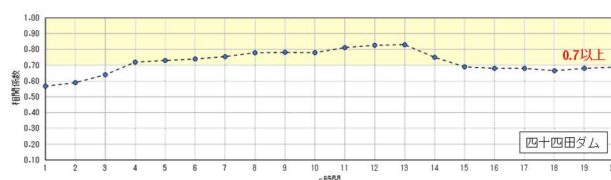


図-6 ピーク流入量と過去 n 時間雨量の相関図

表-2 各ダムにおける相関係数 0.7 以上の n 時間

ダム名	相関係数 0.7 以上の n 時間
四十四田ダム	4 ~ 15
御所ダム	3 ~ 11
田瀬ダム	3 ~ 12
湯田ダム	7 ~ 17
胆沢ダム	2 ~ 13

(4) LSTM の計算設定

LSTMは学習を行う上でハイパーパラメータを設定する必要がある。ハイパーパラメータのバッチサイズ²⁾、エポック数、隠れ層のノード数、ドロップアウト率³⁾は、感度分析により設定した。

表-3 LSTM のハイパーパラメータ設定値

ハイパーパラメータ	各値
バッチサイズ	8
エポック数	50
ノード数	32
ドロップアウト率	0.3

(5) 過去 n 時間の設定

感度分析により、6、12、24、48、72 時間予測において、RMSE が最小となる過去 n 時間を設定することとした。感度分析の結果、四十四田ダムにおいては、6 時間以降の予測の誤差が大きくなり、立ち上がり部の精度が下がることが確認された（表-4）。一方、胆沢ダムにおいては、6 時間以降の誤差の変化が小さいことが確認された（表-5）。

胆沢ダムのように小さい流域面積（185.0km²）を対象とした場合、降雨流出特性が単調であるため 72 時間予測が可能になると考えられる。

表-4 過去 n・将来 N 時間の感度分析【四十四田ダム】

RMSE評価	過去n時間	将来N時間				
		6h	12h	24h	48h	72h
	n=4	41.0	47.7	50.6	51.5	35.1
	n=5	39.1	73.7	85.5	87.9	43.7
	n=6	36.6	36.5	37.8	37.9	33.6
	n=7	31.4	38.4	40.3	41.2	38.0
	n=8	33.4	34.9	35.4	35.6	34.5
	n=9	32.4	34.0	36.2	37.2	35.8
	n=10	31.1	39.0	41.9	44.0	41.8
	n=11	31.2	36.5	39.4	40.6	37.9
	n=12	32.0	34.9	38.7	40.6	34.8
	n=13	30.9	33.8	37.2	37.5	34.3
	n=14	34.3	39.2	42.6	43.6	33.9
	n=15	30.9	40.4	44.5	45.7	35.8

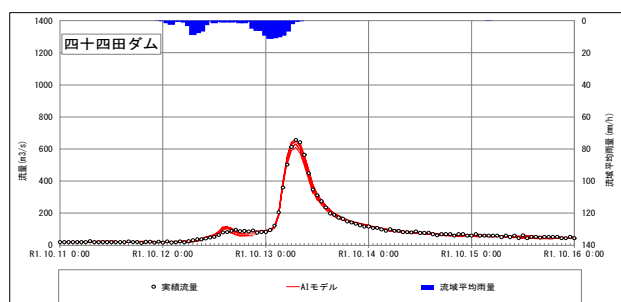


図-7 検証結果（6 時間先予測）【四十四田ダム】

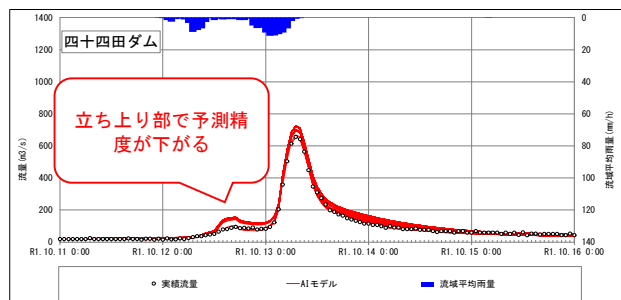


図-8 検証結果（72 時間先予測）【四十四田ダム】

(6) 未経験洪水での予測精度

AI を用いた予測モデルは、未経験洪水時に精度不良となる可能性がある。各ダムの学習データにおける最大流入量を整理した（表-6）。田瀬ダムでは、S56.8.23 洪水のピーク流入量が 1,588m³/s であり、学習データの最大流入量を超過した未経験洪水に該当する。この洪水で検証し、未経験洪水に対する精度を確認した。経験済みの洪水と比較して立ち上がり部やピーク付近で精度が下がるものの、精度は概ね良好であった（図-11）。

表-6 各ダムの学習データにおける最大流入量

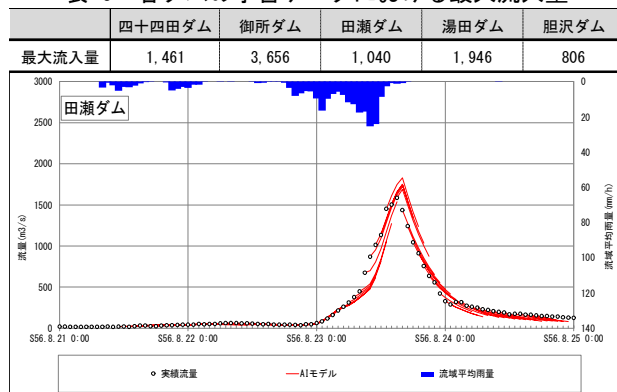


図-11 未経験洪水での検証結果【田瀬ダム】

表-5 過去 n・将来 N 時間の感度分析【胆沢ダム】

RMSE評価	過去n時間	将来N時間				
		6h	12h	24h	48h	72h
	n=2	18.7	19.4	18.7	18.5	17.3
	n=3	19.0	20.6	20.0	19.8	18.2
	n=4	15.2	19.4	18.7	18.5	14.2
	n=5	16.9	20.6	20.0	19.8	15.5
	n=6	13.8	14.2	14.3	14.2	14.2
	n=7	15.1	15.8	14.9	14.4	14.3
	n=8	16.6	16.0	15.9	15.8	15.5
	n=9	15.9	16.3	16.6	16.7	16.5
	n=10	15.0	17.4	17.8	17.9	15.7
	n=11	16.2	17.2	17.7	17.9	17.7
	n=12	14.6	17.8	19.1	19.3	16.6
	n=13	15.3	14.9	14.6	14.4	14.0

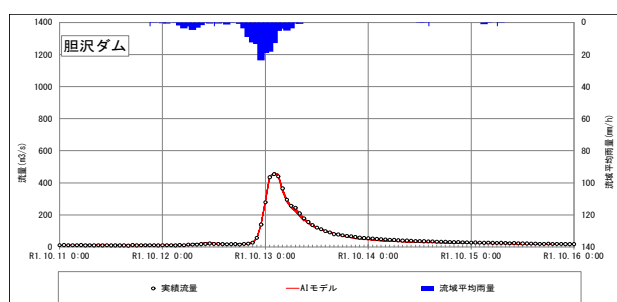


図-9 検証結果（6 時間先予測）【胆沢ダム】

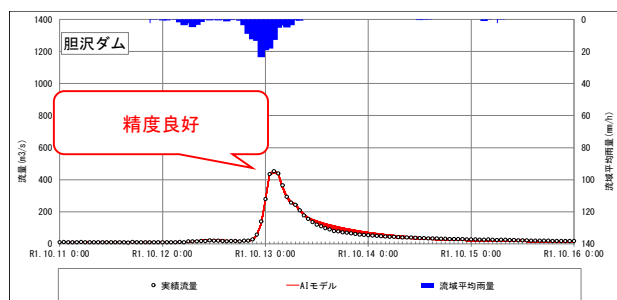


図-10 検証結果（72 時間先予測）【胆沢ダム】

5. ハイブリッド予測モデル

上記までの検討結果から AI モデルは 6 時間先までの予測精度が比較的良好であることが確認できた。一方、ダム放流にはより長期間のダム流入量予測が求められる。このため、予測時において、AI モデルと物理モデル（貯留関数モデル、分布型モデル）の適合度を、現時刻から 2 時間前までの実績ダム流入量と各モデルの予測結果の平均二乗誤差により算定し、より適合度が高い予測結果を出力する、ハイブリッド予測モデルを構築した（図-12）。

組み合わせるモデルの特徴を表-7 に示す。

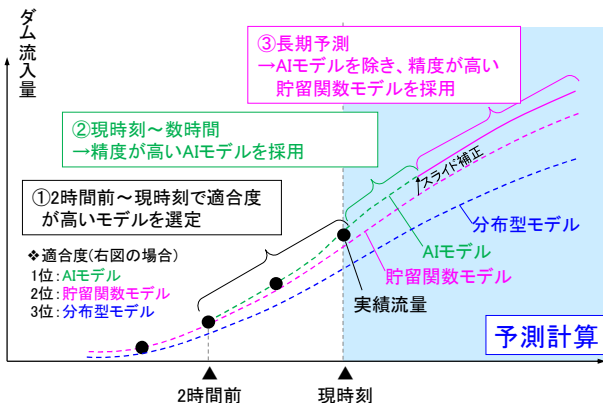


図-12 ハイブリッド予測モデルのイメージ図

表-7 各モデルの特徴

各モデル	特徴
貯留関数モデル	演算時間が短く、パラメータ設定の知見が豊富で設定が容易なモデル。
分布型モデル	流域をメッシュ分割し、レーダ雨量分布から直接流量を算出でき、局所的豪雨の反映が可能なモデル。
LSTMモデル	過去洪水と類似した降雨で予測精度が良好となる一方、未経験洪水で予測精度の低下が懸念されるモデル。

物理モデルにおけるリアルタイムの洪水予測では、計算値と実績値に乖離が生じるため、適切にデータ同化（フィードバック）する必要がある。貯留関数モデルや分布型モデルの流出率は、前期雨量や累加雨量の状況によって時間的に変化が生じ、洪水時において不確実性が高いと想定されることから、粒子フィルタ法を適用して予測精度の向上を図った。

構築した予測モデルの精度は 2017~2021 年に発生した洪水（ダム流入量が洪水量以上）を対象として、実績雨量を用いた 72 時間先までのダム流入量について検証した。ここでは、四十四田ダムと胆沢ダムの検証結果を示す。令和元年 10 月洪水における流量ハイドログラフによると、ピーク時の再現精度が現行モデルより向上している（図-13）。また、全洪水における予測時間毎の平均流量誤差は、

現行モデルと比較して概ね半減する結果となり、予測精度の向上が確認できた（図-14）。

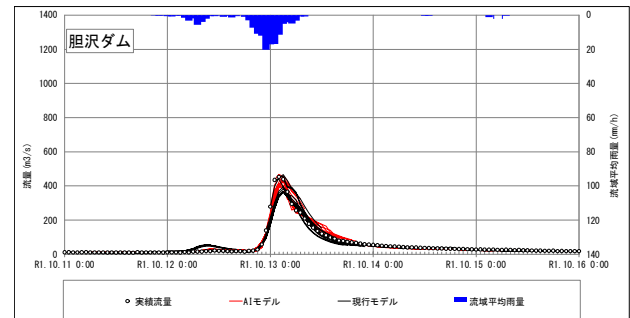
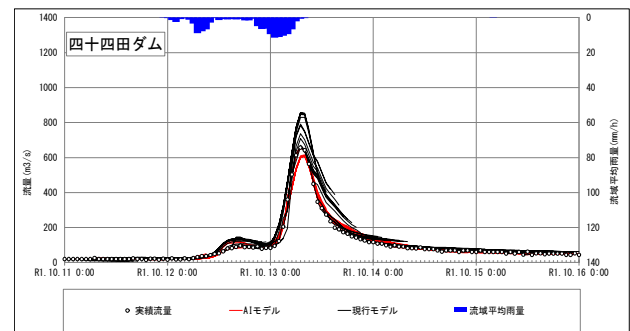


図-13 流量ハイドログラフ（令和元年 10 月洪水）

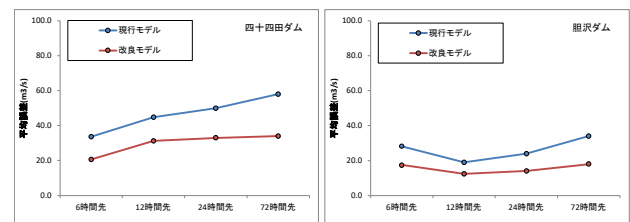


図-14 予測時間毎の平均誤差（全対象洪水）

6. おわりに

本業務で構築したハイブリッド予測モデルは、北上川ダム統管理事務所の洪水予測システムに導入している。

今後は、上流の水位データや残流域からの流出量等を学習して水位を予測する等、河川水位の洪水予測においても幅広い適用を検討していきたい。

7. 参考文献

- 1) Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. : Long Short-Term Memory, Neural Computation, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997
- 2) Srivastava, N., Hinton, G. E., Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Salakhutdinov, R.: Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting, Journal of machine learning research, Vol.15, pp.1929-1958, 2014
- 3) 一言正之, 櫻庭雅明, 清雄一 : 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集 B1 (水工学) Vol.72, No.4, 187-192, 2016