

丸山ダムにおけるAIを活用した ダム流入量予測について

1. 川部ら

¹木曽川水系ダム統合管理事務所 丸山ダム管理支所（〒505-0301 岐阜県加茂郡八百津町八百津1276-2）

丸山ダムは洪水に満たない出水に対する貯水位維持のゲート放流を頻繁に要する。また、ダムの洪水調節能力を強化させる事前放流の実施により、ダム下流河川の被害の防止・軽減を目指しているところである。

従来の流入量予測では貯留関数法により算出をしているが、ゲート放流の実施要否に関わる小規模出水の精度が低い。また、事前放流の放流量を決定するために重要な流入量の長時間予測が困難である。

本報告は、予測精度向上を目指してAIを活用したダムの流入量予測の検討を行ったものである。

キーワード：ダム流入量，AI予測

1. 背景と目的

(1) 丸山ダムの概要と特徴

丸山ダムは木曽川本川の河口から上流約90kmの中流部に位置する図1.1 洪水調節及び発電を目的とする特定多目的ダムで、洪水調節は $4,800\text{m}^3/\text{s}$ 一定量放流方式、発電は、年間発生電力量約78万MWhとなっている。

丸山ダムの洪水調節はS31年に管理を開始して以降、6回で、既往最大流量はS58年9月の $8,217\text{m}^3/\text{s}$ となっている。生起頻度は低く、大きな出水の標本が少ない。

また、丸山ダム上流域の集水面積は $2,409\text{km}^2$ 図1.2 と広大で降雨の流況への応答が均されやすく、上流に貯留を行う発電・利水ダムや特定施設が複数あるため、流入量予測の精度確保が難しい条件にある。

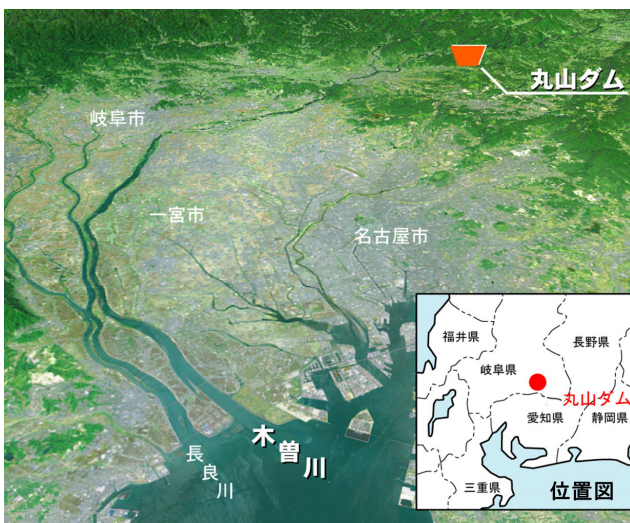


図1.1 丸山ダム位置



図1.2 流域面積

(2) 丸山ダムのゲート放流

丸山ダムの平常時の貯水池運用は、概ね1日分の流入量を7～12時間かけて発電放流している。

流入量が発電使用水量（最大約 $286\text{m}^3/\text{s}$ ）を上回る状況が続く出水に対しては、洪水調節に備え貯水位を維持するためのゲート放流を行っている。

(3) 丸山ダム流入量予測の課題とAI利用の目的

丸山ダムのゲート放流業務は、河川法上の兼用工作物（関西電力(株)と国との共同管理）だったR2年度までは流入量 $2,500\text{m}^3/\text{s}$ 未満が関西電力(株)・ $2,500\text{m}^3/\text{s}$ 以上を国が担い、特定多目的ダムとなったR3年度からは一切を国が行っている。

このため、流入量が発電使用水量を上回る出水に対しては、貯水位維持を目的としたゲート放流の実施要否を判断するため、最大流入量 $1,000\text{m}^3/\text{s}$ 程度の小規模出水の予測精度が重要となる。

また、事前放流操作で貯水容量を確保するためには丸山ダム上流域の予測雨量及び目標貯水位の決定が必要となるが、従来の貯留関数法による流入量予測は現時刻補正に依拠しており長時間予測の精度確保には不向きとなっている。

これらの課題への対応として、過去の出水を学習させたAIによる流入量予測を導入し、ゲート放流業務の生産性向上を図ることとした。

2. システムの概要

(1) AIモデルの概要

AIモデルの種類は、学習処理の方法でa) データのパターンや傾向の特徴付と判別に適した「機械学習」とb) データを元に試行錯誤して求めたい答えの価値を最大化する「深層学習」とに大別されるとされており、本システムではb) のうち将来の長時間時系列データの取扱と比較的短時間の過去データの反映に適している「再帰型ニューラルネットワーク (RNN)」を使用した。

深層学習モデルの出力項目は実務上必要となる現時刻から84時間先までの丸山ダムの流入量とした。

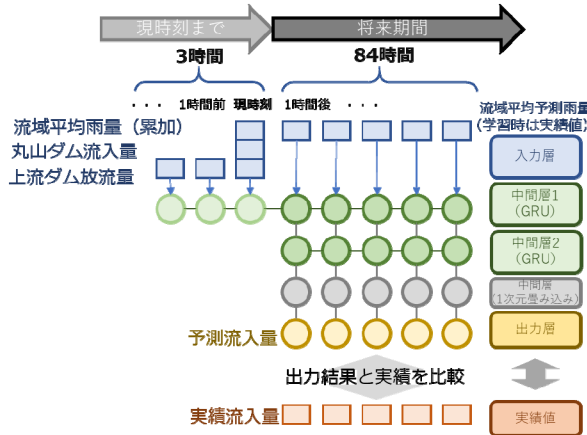


図2.1 AIモデルのイメージ

(2) 流入量予測モデルの整備

流入量予測モデルの整備は、1)入力データの設定、2)学習データの整備、3)ハイパーパラメータの設定、4)実装モデルの整備の手順で行った。

1)入力データの設定

AIモデルを構築するにあたって、丸山ダム流入量への影響が大きい観測データ（全流域・小流域平均雨量、上流ダムの放流量等）を設定し、効果的な学習となるように入力項目を設定した。

丸山ダム上流域の多くは発電ダムであり、図2.2放流

量＝流入量で運用されていることや、流域が大きく出水の流況が均されやすいことから、上流域での降雨流出のほとんどが丸山ダム流入量に影響している。

一方、ダム上流域全域では、小流域単位での局所的な出水が発生した際に、適切に予測できない可能性がある。よって、近年の降雨分布を踏まえ、小流域単位の中で多雨地域であるNo.1~No.11の流域を対象とした。図2.3

また、上流ダムの放流操作を踏まえた予測を行うため、丸山ダム流入量への影響が大きいダム（笠置ダム、大井ダム）の実績放流量（3時間前から現時刻まで）を入力した。

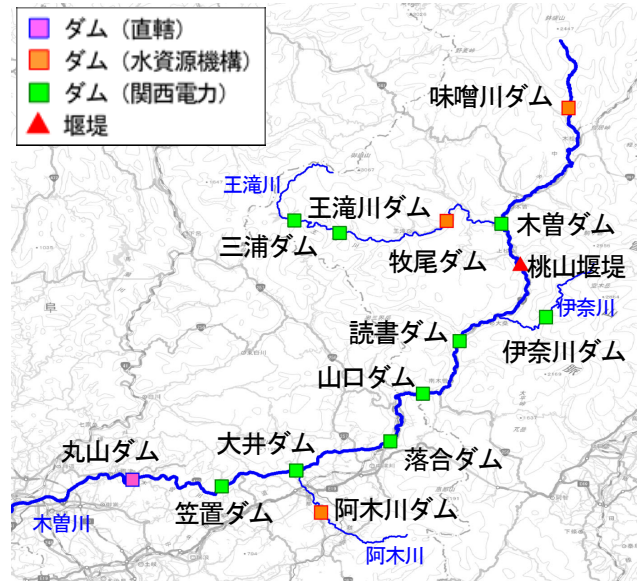


図2.2 丸山ダム上流域のダム位置図

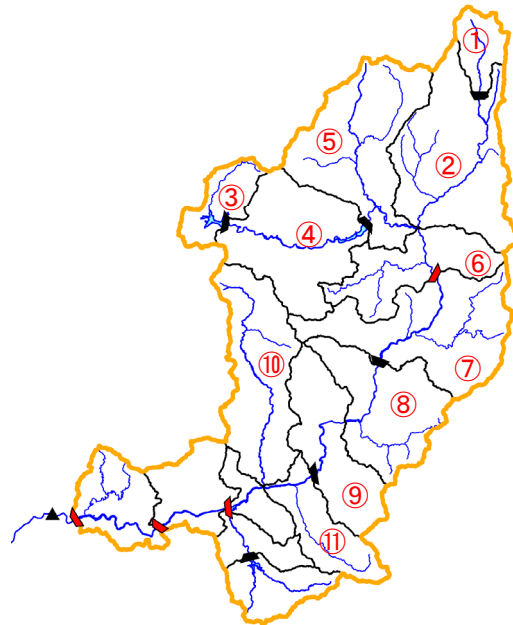


図2.3 丸山ダム上流の小流域No.1~11

以上の観点から、入力項目はダム流入量と相関が高い水文量を表-1に示すとおり選定し、AIモデルへの入力データを設定した。なお、1時間先～84時間先の雨量

データについては、AIモデル検討時は実績値、システム運用時は予測値を入力する。

表-1 選定した入力項目一覧

入力項目	対象地点	入力条件		
		(過去～現時刻まで)		(1時間先～84時間先※)
		参照時間	累加時間	
流域平均雨量	・丸山ダム上流域 ・小流域(No.1～11)	・1時間前	24時間	○
ダム放流量	・笠置ダム ・大井ダム	・同時刻 ・1時間前 ・2時間前 ・3時間前	—	—
ダム流入量	・丸山ダム	・同時刻	—	—

2) 学習データの整備

規模や波形の異なる様々な出水データを用いて、1)で設定した入力項目と丸山ダム流入量との関連性（重み）を学習させた。

学習する出水データは、丸山ダム上流域で観測されたレーダ雨量の観測域が改善しているH28年度以降より数十出水から最大流入量が、a)中規模（ほぼ毎年発生する1,800m³/s程度）以上、b)小規模（500～800m³/s程度）、c)大規模（洪水量4,800m³/s以上）を選定し、大規模出水データには既往最大S58.9出水を加えた。表-2

表-2 深層学習モデルの学習対象出水

No.	ピーク日時	流入量(m ³ /s)	降雨生起要因	検証対象洪水
1	H28.02.14 11:00	1,379	低気圧	
2	H28.04.07 23:00	1,093	前線・低気圧	
3	H28.05.11 17:00	1,211	前線・低気圧	
4	H28.09.20 23:00	2,457	台風16号	○
5	H29.04.18 8:00	1,615	低気圧	
6	H29.08.08 10:00	1,241	台風5号	
7	H29.10.30 0:00	1,239	台風22号	
8	H30.03.05 21:00	1,274	前線・低気圧	
9	H30.04.15 11:00	1,279	前線・低気圧	
10	H30.04.25 11:00	2,501	前線・低気圧	○
11	H30.05.13 20:00	1,262	前線・低気圧	
12	H30.06.28 12:00	1,167	梅雨前線	
13	H30.07.06 5:00	3,653	梅雨前線	○
14	H30.08.16 22:00	1,247	前線・低気圧	
15	H30.09.05 1:00	3,258	台風21号	○
16	H30.10.01 5:00	2,660	台風24号	○
17	R01.06.30 17:00	1,110	梅雨前線	
18	R01.07.18 23:00	1,502	梅雨前線	
19	R01.07.28 2:00	1,062	台風6号	○
20	R01.08.16 14:00	1,691	台風10号	
21	R01.08.23 13:00	1,202	前線・低気圧	
22	R01.08.28 19:00	1,557	前線・低気圧	
23	R01.10.25 20:00	1,080	低気圧	
24	R02.06.15 2:00	2,040	前線・低気圧	
25	R02.07.08 10:00	3,621	梅雨前線	
26	R02.07.29 0:00	1,620	梅雨前線	
27	R03.05.21 11:00	4,203	梅雨前線	○
28	R03.07.03 7:00	1,011	梅雨前線	
29	R03.08.15 2:00	5,374	前線・低気圧	○
30	H29.10.23 4:00	912	台風21号	
31	H28.12.27 12:00	882	前線・低気圧	
32	H29.04.07 13:00	811	前線・低気圧	
33	R02.10.10 17:00	791	台風14号	
34	H29.08.18 10:00	690	低気圧	
35	R01.05.21 14:00	674	寒冷前線	
36	H30.08.25 1:00	580	台風20号	
37	R03.07.24 21:00	567	局地的大雨	
38	R01.10.13 0:00	514	台風19号	
39	R02.04.18 17:00	560	前線・低気圧	○
40	S58.09.28 23:00	7,872	台風10号	○

3) ハイパーパラメータの設定

AIモデルの予測精度を向上させるためには、入力項目

の設定以外に、ハイパーパラメータの調整が重要である。ハイパーパラメータとは、人為的に中間層の数等のモデル構造や学習回数等の最適化過程を既定するもので、2)のうち10出水を使用し予測精度を確認し設定した。

学習対象とする40出水から検証対象10出水のうち1出水をテストデータ、残りの39出水を学習データとした組み合わせを設定してAIモデルの学習を行い、テストデータに対する予測結果を誤差指標で評価することによりハイパーパラメータの妥当性を定量的に把握した。図2.3

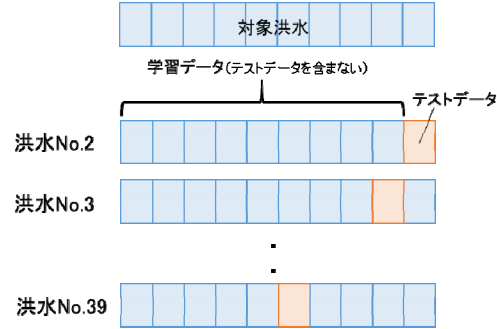


図2.3 精度確認のイメージ

4) 実装モデルの整備

実績流量とモデルによる再現流量との誤差が最小となるよう、3)の既定を基に2)のデータを学習させることで実装モデルを整備した。

なお、生起頻度が低く実績データが少ない二山や三山の洪水は、同じ洪水のデータを重複して学習させる手法（重複学習）により、学習効果の向上を図った。

3. 予測精度の確認

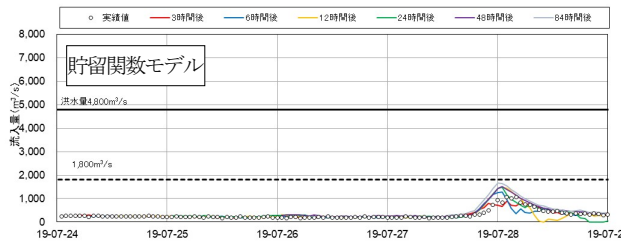
(1) 両モデルによる精度比較

従来の貯留関数モデルとAIモデルによる流入量予測の精度を出水の規模毎に比較し、両モデルの特性を分析した。

a) 小規模出水の予測精度

学習させた波形のうち、最大流入量が1,000m³/s程度の小規模出水（R1.7.28）を対象に、予測波形を比較した。図3.1

その結果、貯留関数モデルよりAIモデルの方が実績値に対する洪水波形及び最大流入量の誤差が小さく、予測精度が比較的良好となった。



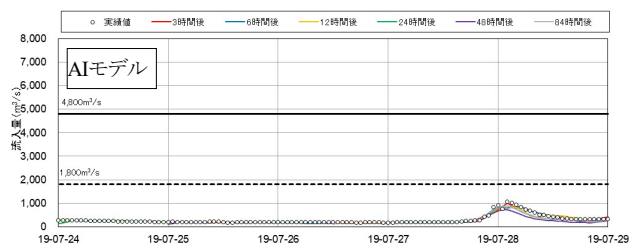


図3.1 貯留関数モデルとAIモデルの精度比較
(R1.7.28洪水)

b) 中規模出水の予測精度

学習させた波形のうち、最大流入量が洪水に達しない $3,600\text{m}^3/\text{s}$ （生起頻度約1回/3～4年）程度の2出水（H30.7.6, R2.7.8）を対象に予測波形を比較した。

その結果、何れの波形の予測先行時間についても、貯留関数モデルよりAIモデルの方が実績値に対する洪水波形及び最大流入量の誤差が小さく、予測精度が比較的良好となった。図3.2、図3.3

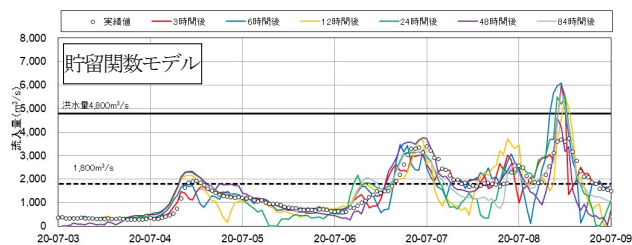


図3.2 貯留関数モデルとAIモデルの精度比較
(H30.7.6出水)

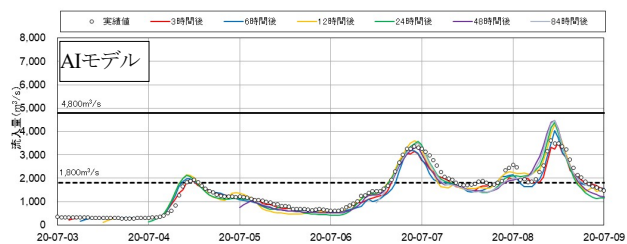


図3.3 貯留関数モデルとAIモデルの精度比較
(R2.7.8出水)

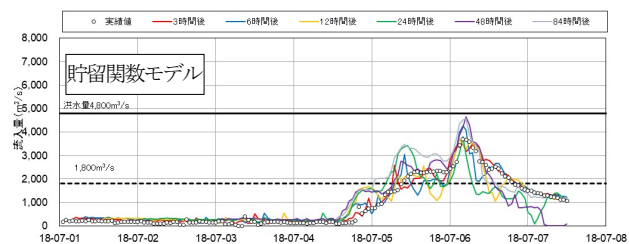


図3.4 貯留関数モデルとAIモデルの精度比較
(R3.8.15洪水)

c) 大規模出水における長時間の予測精度

学習させた波形のうち、最大流入量が洪水量（ $4,800\text{m}^3/\text{s}$ ：生起頻度約1回/8年）程度出水（R3.8.15）を対象に、予測波形を比較した。図3.4

その結果、流入量 $4,000\text{m}^3/\text{s}$ 程度までの長時間（48・84時間）予測については、貯留関数モデルよりAIモデルの方が実績値に対する洪水波形及び最大流入量の誤差が小さく、予測精度が比較的良好となった。

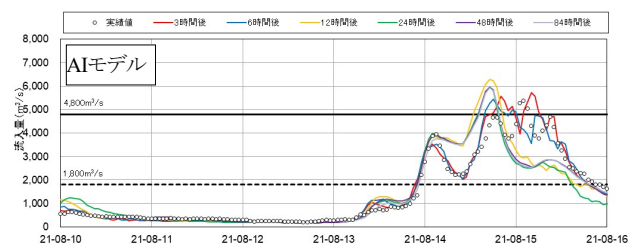
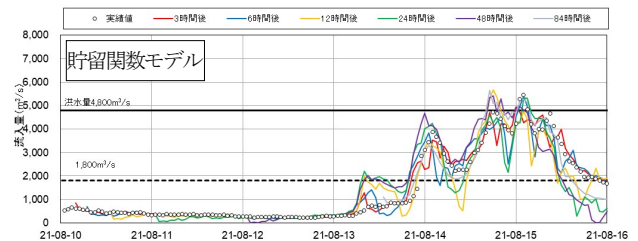


図3.4 貯留関数モデルとAIモデルの精度比較
(R3.8.15洪水)

しかし、流入量 $4,000\text{m}^3/\text{s}$ 以上の再現性はAIモデルよりも貯留関数モデルが良好となっている。

これは、最大流入量 $4,000\text{m}^3/\text{s}$ 以上の出水の発生頻度が低いことによる、学習対象の不足を示唆している。そのため、未経験もしくは経験の少ない規模の洪水に対してはAIモデルに対し、貯留関数モデルの精度が高くなっていると考えられる。

4. まとめ

(1) 課題への対応度

課題として挙げた小規模出水と大規模出水初期段階の長時間の予測精度は、AIを利用した流入量予測の導入により向上させることができた。

また、発生頻度期待値が3～4年に1回の出水に対しても、予測精度の向上を図ることができた。

しかし、発生頻度期待値が8年程度に1回の出水に対しては、学習対象の不足から十分な予測精度が確保できていないため、システムとして以下の機能を具備した。

1) AIと貯留関数法の並立予測、流量規模等の閾値設定による表示値の選択機能

「貯留関数モデル」、「AIモデル」それぞれの予測結果を切り替えて「最適モデル」として表示する機能を構築し、システムに反映した。予測計算は常時、「貯留関数モデル」と「AIモデル」の2モデルで並行して

実施し、丸山ダム予測流入量及び丸山ダム上流域の予測雨量の閾値により、「貯留関数モデル」，「AIモデル」のいずれかの予測結果を「最適モデル」として表示する仕組みとした。また、閾値の切り替え操作はシステムの管理画面から任意に変更できるものとした。

2) AIの追加学習機能

追加学習による効果について、既往最大の洪水規模であるS58.9出水の学習の有無による、R3.8出水の予測精度の比較をした。

S58.9を学習しない場合、R3.8を上回る規模の出水がないため、最大流入量付近の立ち上がりが予測できない。

図4.1 一方、S58.9出水を学習することで、R3.8出水の最大付近の再現性が向上する。図4.2

このように、発生頻度の低い大規模出水を追加し学習していくことで、より精度の高いAIモデルになることが期待できる。

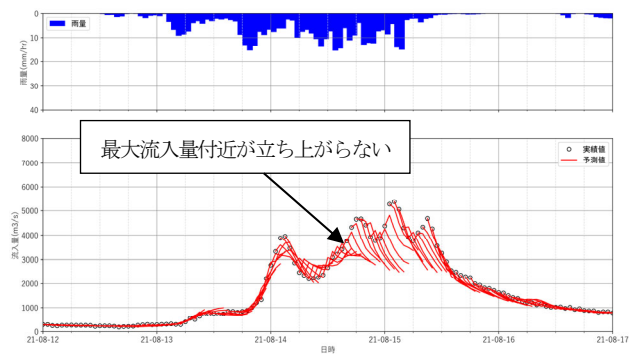


図4.1 S58.9出水の学習なしの場合

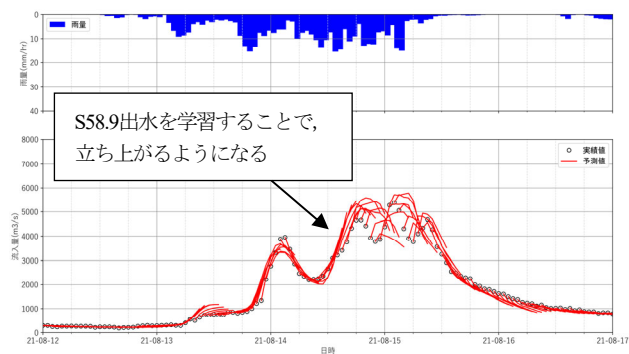


図4.2 S58.9出水の学習ありの場合

(2) 今後の取り組み等

1) 流入量予測モデルの精度向上

今後は、令和4年度以降の出水の再現性の確認を行い、課題を鮮明にする。

AIモデルは生起頻度が低い出水に対する予測精度が低い傾向にあるため、丸山ダムの最大流入量が4,000m³/s以上の規模の大きい出水や、流入波形の立ち上がりが急激な出水等が発生した際には、追加学習機能を活用してAIモデルを更新する。また、その上で学習対象洪水の再現性の確認をする。

2) 雨量予測の精度向上

今回の流入量予測モデルは、雨量の実績値をもとに精度向上を図ることができたが、実際の予測で使用する雨量データは予測値であり、その精度向上も望まれる。

謝辞：本稿を作成するにあたり、情報提供や助言等多大なご協力をいただきました株式会社建設技術研究所様ならびに関係者の皆様に感謝いたします。