

# 機械学習による流域降雨量を用いた 栃木県塩原ダムへの流入量予測モデルの構築と 今後の活用に関する検討

CONSTRUCTION OF A PREDICTION MODEL OF INFLOW DISCHARGE  
INTO SHIOBARA DAM BY MACHINE LEARNING,  
AND EXAMINATION OF UTILIZATION METHOD

齋藤治秀<sup>1</sup>・出井章裕<sup>2</sup>・安田晃昭<sup>3</sup>・今井裕也<sup>4</sup>・岡田将治<sup>5</sup>  
Haruhide SAITO, Akihiro IDEI, Teruaki YASUDA, Yuya IMAI and Shoji OKADA

<sup>1</sup>非会員 学士(工学) 元栃木県砂防水資源課 課長 (〒322-0021 栃木県鹿沼市上野町122-1)

<sup>2</sup>非会員 学士(工学) 栃木県砂防水資源課 (〒320-8501 栃木県宇都宮市塙田1-1-20)

<sup>3</sup>非会員 学士(工学) (株)安田測量 技術推進室 (〒322-0021 栃木県鹿沼市上野町122-1)

<sup>4</sup>学生会員 準学士(工学) 高知工業高等専門学校 専攻科 建設工学専攻  
(〒783-8508 高知県南国市物部乙200-1)

<sup>5</sup>正会員 博士(工学) 高知工業高等専門学校 准教授 ソーシャルデザイン工学科 (同上)

In this study, an inflow prediction model was developed for Shiobara Dam in Tochigi Prefecture, Japan, which underwent an emergency discharge due to heavy rainfall in October 2019, using machine learning from past basin rainfall and dam inflow data.

A prototype system for predicting dam inflows up to 6 hours ahead was developed and applied to the October 2019 flood. The results confirm the possibility of estimating the time when rainfall in the upstream area begins to flow into the dam and reaches 250 m<sup>3</sup>/s as early as 6 hours before. Finally, we considered how to use this system, including during normal times, for efficient dam operation.

**Key Words:** dam inflow prediction system, machine learning, graphical user interface, efficient dam control

## 1. 序論

2019年10月の台風第19号の接近・通過により、10日から13日までの総降水量が東日本を中心に17地点で500ミリを超えた。特に、静岡県や新潟県、関東甲信地方、東北地方の多くの地点で3、6、12、24時間降水量の観測史上1位の値を更新するなど記録的な大雨となった<sup>1)</sup>。国土交通省の所管ダムでは146ダムにおいて洪水調節を実施し、そのうち6ダムにおいて異常洪水時防災操作を実施した<sup>2)</sup>。

栃木県が管理する塩原ダムにおいても貯水位の上昇により、12日21時30分過ぎから翌13日午前1時過ぎまで異常洪水時防災操作を実施した。ダム下流の箒川において洪水氾濫には至らなかったものの、2015年9月の関東・東北豪雨では既往最大の出水が起こっており、今後

の気候変動により降雨量が増加することを考えると、このような出水の頻度は高くなることが想定される。

その一方で、栃木県が管理する中小規模のダムにおいては、流入量予測システム等が整備されておらず、出水



図-1 栃木県塩原ダム流域における雨量観測地点位置

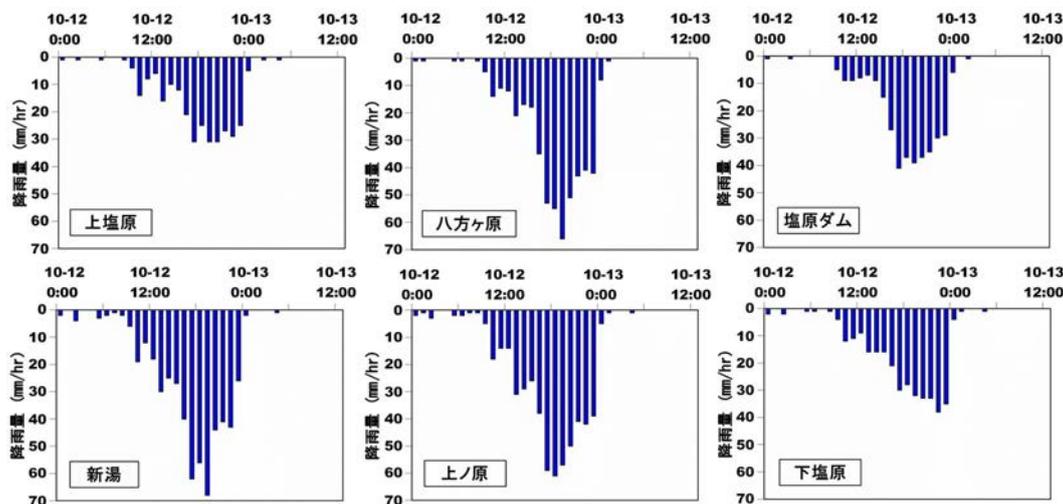


図-2 2019年10月出水時における塩原ダム流域の降雨量の時間変化

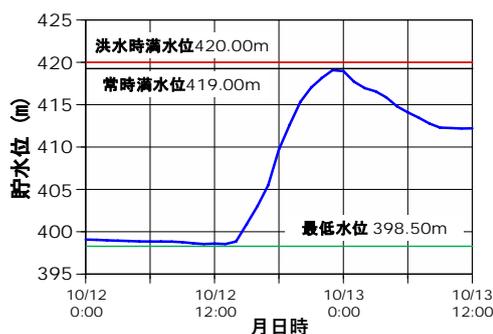


図-3 2019年10月出水時における塩原ダムの貯水位の時間変化

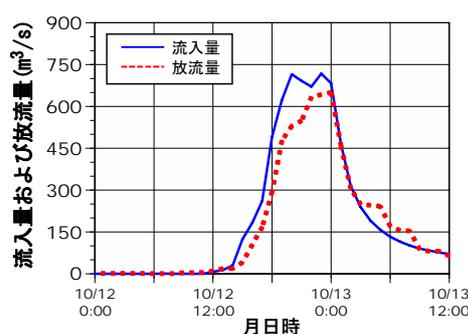


図-4 2019年10月出水時における流入量と放流量の時間変化

中のダムへの流入量の想定は、管理者の経験に基づいて行われているのが現状である。さらに、数年ごとの職員の異動や出水時のダム操作を経験したことのある職員数の減少も課題となっている。

近年、機械学習を用いた河川水位予測やダムへの流入量予測に関する検討<sup>3),4),5),6)</sup>が盛んに行われている。一般的に用いられている複数の学習モデルの中から、当該流域の実績値を精度良く再現できるモデルを選択することにより、過去に発生した規模よりも小さい出水に対しては、ある程度の実用性があると考えられる。また、モデルの構築に必要なプログラミング言語や機械学習のためのライブラリが無料で公開されていることから、これらを活用し、栃木県のダム管理者がこれまでに培ってきた経験や勘を含んだ技術を若手の職員にも継承・共有できる形に一般化することを試みた。

そこで、著者らは栃木県が管理するダム運用の効率化を図ることを目的として、塩原ダムの過去の流域降雨量とダムへの流入量データを学習させた予測モデルを構築し、その有効性について検証した。さらに、2020年度の出水期から管理者の支援ツールとして試験的に運用することを想定し、放流開始前の下流域への周知タイミングの判断や防災操作の可能性およびそれに応じた対応等への活用方法について検討した。

## 2. 塩原ダムの概要と2019年10月の出水状況

塩原ダムは、那珂川水系箒(ほうき)川の上流に位置する流域面積119.50km<sup>2</sup>の多目的ダムである。図-1に塩原ダム流域の雨量観測地点を示す。

図-2に2019年10月12日から13日にかけて流域内の雨量観測地点で計測された降雨量の時間変化を示す。12日の昼頃から18時頃にかけて時間60mmを超え、13日未明まで降り続いた。八方ヶ原、新湯および上ノ原地点ではピーク時に60mm/hr以上の降雨が観測されており、上塩原と下塩原地点のピーク雨量は30~40mmであった。

図-3および図-4には、それぞれ2019年10月出水時における塩原ダムの貯水位、流入量と放流量の時間変化を示す。貯水位が常時満水位に近づいた10月12日の21時34分から異常洪水時防災操作を開始し、流域内の降雨状況を確認して翌日午前1時過ぎに終了した。最高貯水位は、洪水時最高水位 EL420.00mに対してEL419.34mであり、最大流入量および最大放流量は、それぞれ734m<sup>3</sup>/s、708m<sup>3</sup>/sであった。

図-5に2009年以降、塩原ダムにおいて洪水調節を実施する規模(流入量250m<sup>3</sup>/s)以上の出水の発生状況を示す。この期間の最大出水は、平成27(2015)年の平成27年9月関東・東北豪雨時(最大流入量: 919.52m<sup>3</sup>/s)であり、2019年の台風第19号の出水は2012年の台風第4号出水(最大流

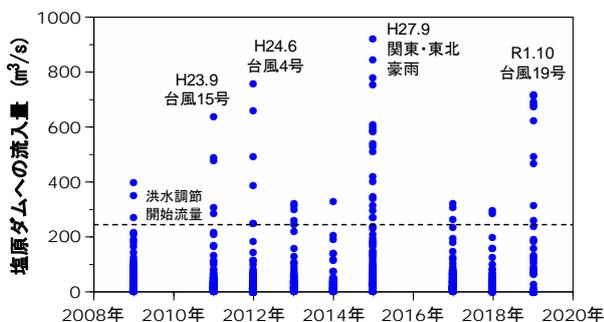


図-5 栃木県塩原ダムにおける過去の出水記録

表-1 モデルに用いたハイパーパラメータ

Model	活性化関数	最適化関数	バッチサイズ	エポック数
1	ANN ReLU	Adam	4	1000
2	LSTM tanh			

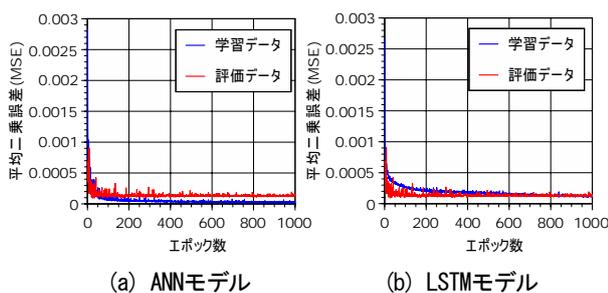


図-6 ANNモデルとLSTMモデルの誤差曲線

入量：758.67m<sup>3</sup>/s)に次いで第3位であった。この図より、洪水調節を実施する規模の出水がほぼ毎年のように起こっているのがわかる。

### 3. 流域降雨量を用いたダムへの流入量予測モデルの構築と精度検証

#### (1) ダムへの流入量予測モデルの構築

ダム上流域内およびその周辺に設置されている、塩原ダム地点を除く5地点の2003年以降の1時間降雨量データ、塩原ダムへの流入量、貯水位、放流量等のデータを整理し、機械学習により直近24時間分の流入量、降雨量データを入力値として1時間先、2時間先、3時間先、4時間先、5時間先および6時間先までのダムへの流入量を出力する計6種類の予測モデルを作成する。

開発言語にはPython3.6 (Anaconda)を、機械学習モデルの構築にはKeras (TensorFlow)を用いた。ここでは、多層パーセプトロン構造を持つANN(Case1)と再帰構造を持ったニューラルネットワークをもつLSTM(Case2)の2種類を作成し、予測結果を比較して使用するモデルを決定することとした。なお、出水時を対象とした予測モデルとするため、学習させるデータ数との兼ね合いから流入量 7.36m<sup>3</sup>/sを閾値とした。また、ある時刻に欠測地点がある場合には不採用とした。その結果、学習に用いたデータセット数は3,346であった。正規化は各列での最

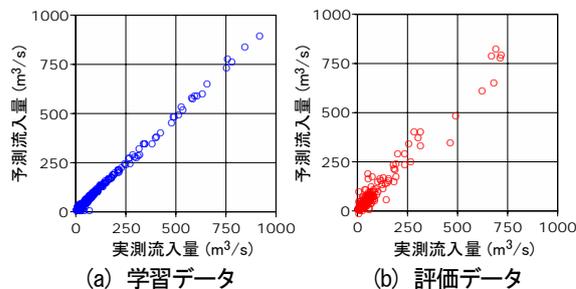


図-7 ANNモデルの実測値と予測値の関係(1時間先)

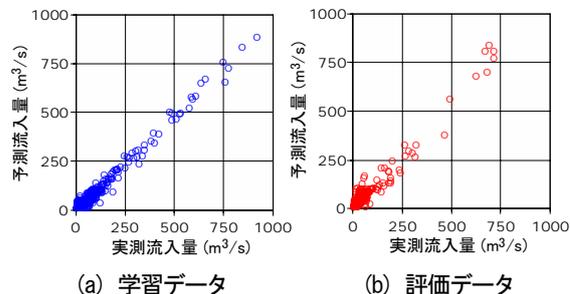


図-8 LSTMモデルの実測値と予測値の関係(1時間先)

表-2 1時間先の流入量の実測値と予測値のRMSE

予測モデル		正規化された値		流入量値 (m <sup>3</sup> /s)	
		学習データ	評価データ	学習データ	評価データ
1	ANN	0.004	0.019	3.758	17.33
2	LSTM	0.01	0.02	9.834	18.67

小値、最大値による0から1までのmin-max normalizationとした。

ANNおよびLSTMのハイパーパラメータを表-1に示す。データセットは3,346のうち2,599(2003年6月19日～2016年8月16日)を学習用、747(2016年8月17日～2019年10月15日)を評価用として、2019年出水の予測精度を検証することとした。また、構造の適正を図るため、最適化関数、誤差関数、バッチサイズおよびエポック数は両モデルで同一とした。

#### (2) モデルの予測精度の検証

図-6にANNとLSTMモデルの誤差曲線を示す。流入量の予測値と実測値の差を表す学習データ誤差と評価のみを行う評価データ誤差では値の差異は認められるものの、両モデルにおいて過学習がみられず、良好な誤差曲線を示している。

図-7および図-8には、それぞれANNおよびLSTMで1時間先の流入量の実測値と予測値の関係を示す。学習データには、2015年の既往最大出水のデータが含まれている。図-7と図-8を比較すると、ANNの予測結果のプロットの方がより実測結果に近い(バラツキが小さい)。これを定量的に表すために、表-2に予測値および実測値の誤差を示すRMSE(Root Mean Square Error)を示す。これを見ると、学習データおよび評価データにおいて、LSTMに比べてANNの方が若干小さいことがわかる。

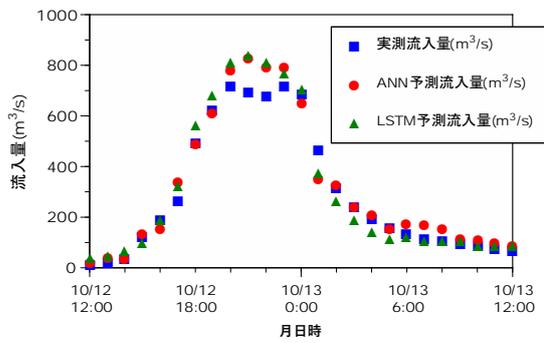


図-9 2019年10月出水の1時間先予測結果

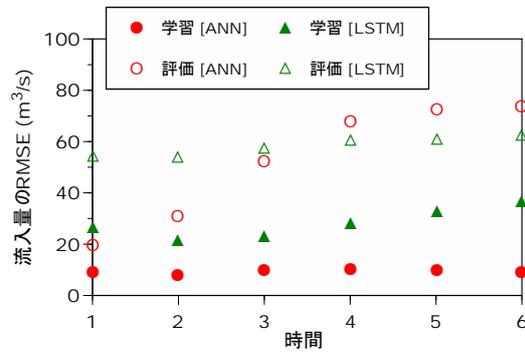
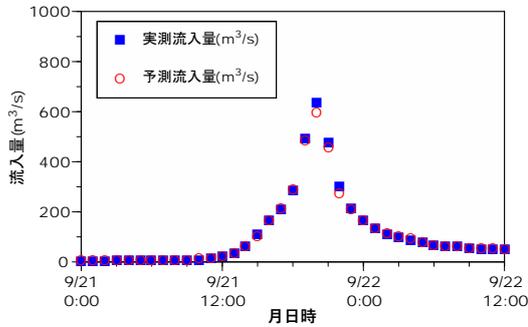
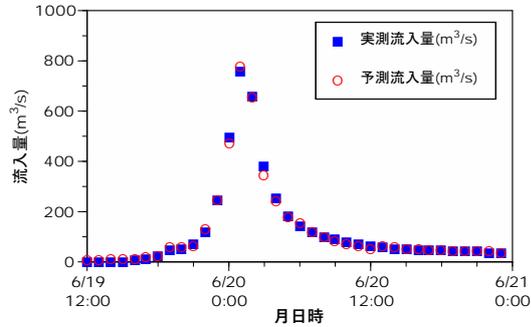


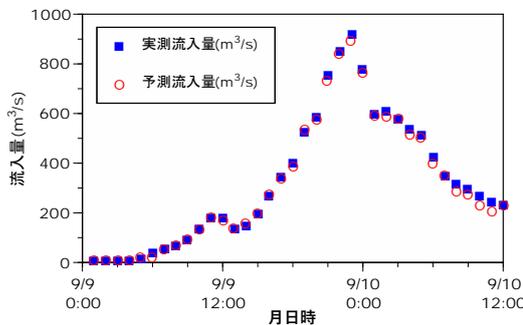
図-10 1-6時間先までの流入量予測結果のRMSE



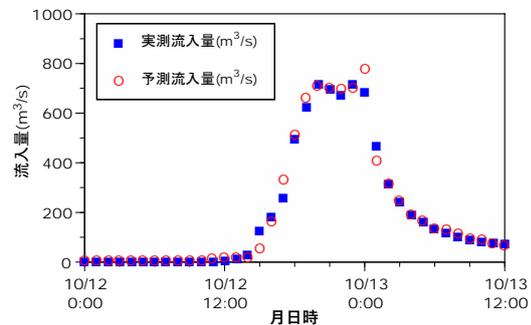
(a) 2011年 9月出水



(b) 2012年 6月出水



(c) 2015年 9月出水



(d) 2019年10月出水

図-11 全期間学習したANNモデルを用いた過去の出水の1時間先予測結果

これらの2つのモデルで2019年出水の予測した結果を図-9に示す。ピーク付近の時間帯ではどちらのケースも実測値を過大に予測しており、それ以外では時間帯によってANNが近い場合とLSTMが近い場合がみられた。

つぎに、何時間先まで精度良く予測ができるかを確認するために、入力データは同じままでANNおよびLSTMの1時間先から6時間先までの各6モデル(計12モデル)の予測結果についてRMSEを算出した。図-10にその結果を示す。学習データではANNのRMSE値が常にLSTMよりも小さく、評価データに関して3時間先まではANNのRMSE値が小さく、特に1-2時間先までの値が小さいことがわかる。これらの結果より、塩原ダムへの流入量予測にはANNを用いて1時間先の予測を行うこととした。

次章で述べる流入量簡易予測システムには、2003年から2019年までのすべての出水データを学習したモデルを用いることとし、2009年以降にピーク流入量が第1~4位となった出水に対して予測モデルを適用した結果と各ハ

イドログラフの特徴を確認した。図-11(a)~(d)にそれらの結果を示す。

図-11(a)および図-11(b)に示す2011年、2012年出水のハイドログラフは、ひと山型の似通った形状を示している。これらの年の出水の継続時間は、中小規模のダムに特有の4~5時間程度で終了するものであった。一方、図-11(c)の2015年出水は、ひと山型であったが総降雨量が多かったために継続時間が18時間と長いのが特徴である。さらに、図-11(d)の2019年出水では継続時間が11時間程度で、かつピーク付近が5時間程度続く、これまでの出水では見られなかったパターンのハイドログラフであった。そのため、図-9に示したそれまでの出水データを学習させたモデルでピーク付近の実測結果の再現性が低かったのはこれが原因と考えられる。

以上より、予測システムに用いるモデルの適用条件としては、既往最大の平成27年出水のピーク流入量よりも小さく、特徴的な3つのハイドログラフのパターンの出

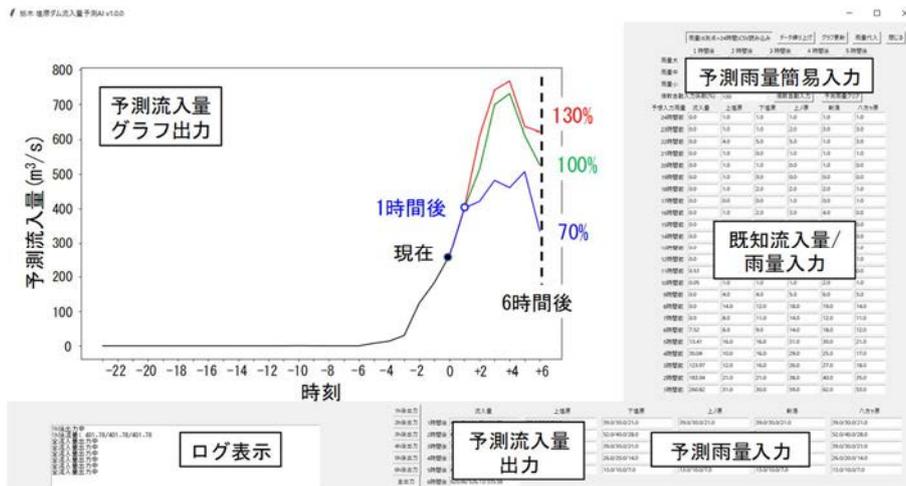


図-12 試作した簡易予測システムのGUI画面と入出力データのレイアウト

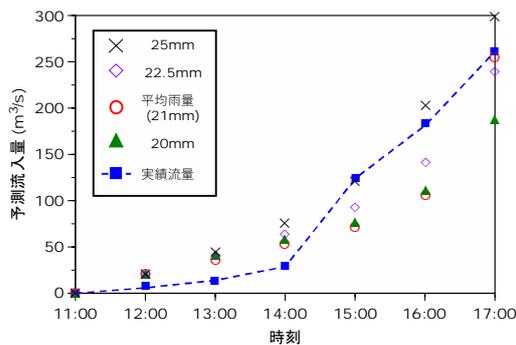


図-13 2019年10月12日11時から6時間先までの予測結果 (流入量の増加が始まってから250m³/sに達する時刻の予測)

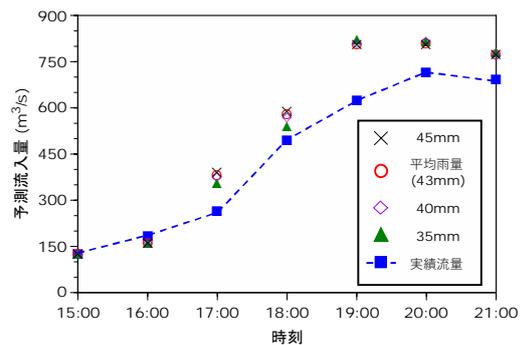


図-14 2019年10月12日15時から6時間先までの予測結果 (降雨が強くなってからピーク流入量と時刻の予測)

水に対して有用であるといえる。

#### 4. 流入量予測モデルの活用方法の検討

##### (1) 流入量簡易予測システムの構築

構築した流入量予測モデルを実際に支援システムとして活用していくために、実際に使用する管理者と意見交換を行いながら、GUI(Graphical User Interface)を試作した。開発中のインターフェース画面と入出力データのレイアウトを図-12に示す。

このシステムでは、はじめに直近の24時間分のダムへの流入量と5点の降雨量データを利用者が直接的に、あるいはテキストファイルから読み込む。つぎに、想定される降雨量を5時間後まで入力することで、6時間後までの予測流入量の出力を行うことができる。将来的には(一財)気象業務支援センターが提供している15時間先までの降水短時間予報GPVデータ等を入力して流入量を予測する手法を想定しているが、現段階では雨雲レーダ画像の時間変化から数時間先までの降雨量を想定し、データを入力する形式としている。

このシステムの試作に当たっての工夫点は、入力する予測降雨量(流域平均値)の時間変化を任意に3通り設定できる点であり、入力値の幅に応じて出力される予測流入量の幅を想定することができる。この作業を複数回行う

ことにより、ダム管理者は複数の降雨パターンにおいて想定される流入量の把握に役立てることができる。

##### (2) 流入量簡易予測システムの活用方法

###### a) 洪水時における活用策

(1)で試作した簡易予測システムの活用方法について、ダム管理者らと議論を行い、以下の方策が提案された。

ひとつめとして、洪水時の迅速で的確な初動対応に活用する。塩原ダムにおいては、降雨開始後、流入量が洪水流量と定める250m³/sに達する時刻が初動のための重要な情報となる。洪水警戒体制のための人員配置(勤務時間外での招集)や制限水位の維持・洪水調節に伴うダム放流情報(警報局からのサイレン雷鳴、警報車での警報)を放流開始1時間前には関係機関や下流沿川住民への周知する必要があり、これらの準備に2時間程度要することから、6時間程度前からその時刻の予測が可能となれば、準備と対応が遅滞なく的確に行うことができる。

例として、2019年10月出水時の雨が降り始めて数時間経過し、ダムへの流入量が増加し始めた12日(土)11時の時点から5時間後までの降雨量を想定し、6時間後(17時)までの流入量の変化と250m³/sを超える時刻を予測する。図-13に実績の5時間流域平均降雨量(21mm)、20mm、22.5mm、25mmが5時間連続して降ると想定した場合の流入量の変化を示す。流域平均降雨量は、10時に15mm、

11時に11mmであり、これ以降20mm～25mmの雨が断続的に降った場合を想定すると、予測モデルでは6時間後の17時頃には200～300m<sup>3</sup>/sに達することがわかり、実績流入量も17時に260.82m<sup>3</sup>/sであった。したがって、予測モデルにより同様な降雨がダム流域に降った場合、ダムへ流入し始めてから250m<sup>3</sup>/sに達する時刻を6時間前から推定できる可能性が示唆された。ただし、16時から17時にかけて流入量の出力値が降雨量の大小関係と異なる場合が確認されているため、過去の学習履歴に基づくモデルの特徴を理解しておく必要がある。

ふたつめは、洪水調節開始後の異常洪水時防災操作開始水位に達する時刻の予測である。この操作の移行に必要な内部決裁の準備や関係機関および下流沿川住民への周知(警報局からのサイレンの雷鳴、警報車での警報活動)に関する対応に最低1時間は必要となるため、予測システムにより、その時刻を3時間前に知ることができれば、遅滞なく対応可能となり、下流沿川住民が安全に避難するためのリードタイム確保に貢献できる。

先ほどと同様に、12日(土)15時に流域平均降雨量が30mm程度になり、レーダ雨量画像からもその状況がしばらく継続すると想定された場合の6時間後(21時)までの流入量の変化を予測する。図-14に実績の5時間流域平均降雨量(43mm, 35mm, 40mm, 45mm)が5時間連続して降ると想定した場合の予測流入量の変化を示す。想定した各降雨量で予測された流入量の値は、17時以降では実績値より大きくなっている。これについては、図-2のハイエトグラフに示したように、流域内でも上塩原や下塩原地点では、他の地点に比べてピーク付近の降雨量が多くないことから、流域平均降雨量として与える場合には実際よりも過大に予測する可能性があることを理解しておく必要がある。しかしながら、今後、降水短時間予報GPVデータを活用し、降雨量分布を入力できるようになれば、流入量の予測精度の向上が期待できる。

#### b) 平常時における活用案

平常時においては、降雨パターンに特徴のある実績洪水を10個程度選定し、異常降雨を想定した洪水時における防災操作に関するタイムラインを複数作成する。これらを用いて内部決裁等の事務手続きやゲート操作および関係機関への情報伝達等の机上訓練ツールとし、若手職員の育成や熟練職員の更なるスキルアップを図る。

さらに、将来的には事前放流への実施にも活用が可能である。事前放流の実施に際しては、下流河川の急激な水位上昇を抑えるため長時間を要することや実際の降雨量によっては空振りのリスクがあることから、利水者との事前協議に多くの時間を要することが懸念される。その結果、事前放流の実施が遅れることとなり、より多くの治水容量を確保することが困難となる。

そこで、气象台等の15～38時間先の予想雨量に基づいて、予測システムによる流入量予測結果から事前放流容量を算出し、洪水調節後に利水容量を十分回復できるシ

ミュレーション結果を事前協議資料として作成できれば、利水者との事前協議を迅速に行うことができ、下流域の洪水被害軽減につながる。

## 5. 結論

本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- 1) ANNとLSTMを用いた2種類の予測モデルを比較した結果、塩原ダムにはANNの方が精度良く予測できることを示した。また、予測時間については1-2時間先の予測までは実用可能であることを確認した。
- 2) 2003年以降の出水データを全て学習させ、5時間先までの降雨量をマニュアルで入力することにより、6時間先までのダムへの流入量を幅を持たせた形で簡易的に予測するシステムを試作した。
- 3) 予測システムの活用方法について、ダム管理者のニーズを洪水時と平常時に分けてとりまとめた。洪水時の活用例として、2019年10月出水に適用した結果、ダム上流域に降った雨が流入し始めてから250m<sup>3</sup>/sに達する時刻を6時間前から推定できる可能性を確認し、流域内で降雨量に差がある場合に平均降雨量を入力値とすると、流入量を過大評価する可能性があることを確認した。
- 4) 平常時については、若手職員の育成や熟練職員のスキルアップを目的とした、①異常洪水時を想定したタイムラインの作成、②防災操作開始に必要な事務手続き、③ゲート操作および④情報伝達等の机上訓練ツールとする活用案をまとめ、令和2年度から試験的に運用を行う予定である。

## 参考文献

- 1) 気象庁HP：災害をもたらした気象事例、令和元東日本台風(台風第19号)による大雨、暴風等(速報)
- 2) 国土交通省：第2回ダムの洪水調整に関する検討会配布資料、令和元年台風第19号におけるダムの防災操作の状況、2020年2月
- 3) 一言正之、桜庭雅明、清雄一：深層学習を用いた河川予測手法の開発、土木学会論文集B1(水工学)、Vol.72, No.4, I\_187-192, 2016.
- 4) 島本卓三、房前和明：レーダ雨量を用いた深層学習によるダム流入予測、河川技術論文集、第24巻, pp.403-408, 2018.
- 5) 田村 和則、加納 茂紀、三浦 心、山脇 正嗣、金子 拓史：ダム流入量長時間予測への深層学習の適用—ダム防災操作の効率化を目指して—、土木学会論文集B1(水工学)、Vol.74, No.5, I\_1327-I\_1332, 2018.
- 6) 谷口純一他：Recurrent Neural Network によるダム流入量の予測、河川技術論文集、第25巻, pp.321-326, 2019.

(2020. 4. 2受付)