

三国川ダムにおける AI を用いた 流入量予測システムの構築について

長谷川 達也¹・谷澤 俊夫¹・垣田 駿斗¹

¹三国川ダム管理所 (〒949-6741 新潟県南魚沼市清水瀬686-59)

三国川ダムにおいて、AI 技術を活用したダム流入量予測システムの構築を行った。既往洪水の雨量等の観測データとダム流入量の関係を学習し予測精度を高めたが、学習していない洪水においては再現性が低くなる欠点があった。そのため、既往最大洪水を上回るような未経験洪水の予測精度を補完することを目的に、別途 RRI による物理モデルも構築し、流入量予測を行うシステムとした。また、AI 技術を用いた予測の信頼度を評価する仕組みを加えることにより、物理モデルへの切換えを支援し、よりダム管理者の視点に立ったシステムを実現させた。本稿では、上記システムの概要について報告するものである。

キーワード：ダム流入量予測, AI, RNN, RRI

1. はじめに

三国川ダムは計画総雨量 394[mm/4day]、計画高水流量 1,100[m³/s]、計画放流量 100[m³/s]を想定して建設されたロックフィルダムである。

近年、水害が激甚化・頻発化しており、今後も気候変動の影響により降雨量が増大していくことが懸念されている。

三国川ダムは上流域が山岳に囲まれた狭い流域であるため、洪水到達時間が短く、特に大規模な降雨があった場合には短期間で流入量が増加する特性を持つ。

ダムはこれらの洪水による被害を抑えるための事前放流、異常洪水時防災操作、特別防災操作に加え、発電のための後期放流活用操作といった柔軟な操作を求められており、これらの操作を事前に判断するためにはダム流入量の予測精度が重要となる。

本稿では AI を用いた流入量予測システムの構築を行い、その概要について報告を行う。

2. ダム流入量予測システムの検討

(1) AI モデルの検討

まず、使用する AI モデルの検討を行った。

AI モデルの種類としては、従来からあるニューラルネットワークモデルに加え、多層パーセプトロン(以下「MLP」という)や再帰型ニューラルネットワーク(以下「RNN」という)などの深層学習モデルが存在する。本検討ではダム流入量の様々な波形パターンに対応できるよう、多層のネットワークから構成される他のモデルと比べて表現力が優れている深層学習モデルを採用した。MLP は中間層を複数持っているネットワーク構造であり、複雑なパターンを学習できる。RNN は、1 時刻でのネットワークを時間方向に展開したものとなり、過去の出力情報を引き継いでデータを出力する。

洪水予測のように時系列データを学習させる場合には RNN の方が優位と考えられる。



図-1 三国川ダム位置図

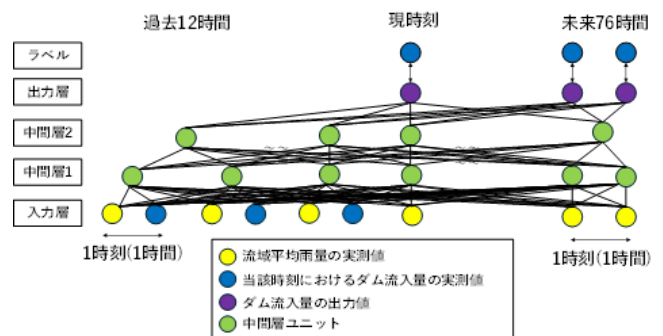


図-2(a) AI (MLP) モデルネットワーク構造図

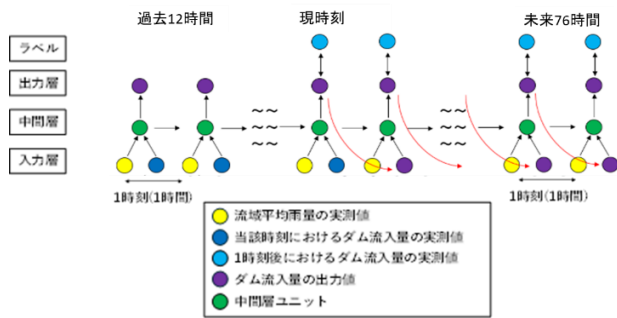


図-2(b) AI (RNN) モデルネットワーク構造図

(2) 運用時に用いるオンラインデータの検討

流入量予測を行うにあたっては、予測雨量のみならず実績雨量も必要となるため、リアルタイムで受信可能なデータを事前に整理しておく必要がある。

予測雨量としては気象庁が運用しているメソモデル(以下「MSM」という)と全球モデル(以下「GSM」という)のデータを採用した。なお、MSMはメッシュの間隔が5kmで36時間後まで予測可能であり、GSMはメッシュの間隔が20kmで76時間後まで予測可能となっている。

また、インターネット上からリアルタイムで受信可能な実績雨量のデータは、河川情報センターの河川情報提供サービスから提供している地上雨量、レーダ雨量がある。地上雨量計が冬季に閉局となる期間が長いため、通年観測されているレーダ雨量データ(Cバンドレーダ)を選択した。

(3) 学習方法

AIモデルのパラメータを求めるには、学習のための洪水を選定する必要があるが、AIモデルは学習データが多いほど精度が向上する傾向にあるため、2007年からの洪水期を対象に、24時間雨量が40mm以上の洪水をすべて対象とした。なお、洪水期間は無降雨期の学習も含むよう、ピーク流入量を観測した時刻を基準に、過去3日から未来2日を1つのイベントとした。上記のデータを用いて、学習を行った。

(4) 検証結果

以下にMLPモデルおよびRNNモデルにおける、テスト用洪水(学習には用いていない洪水)の予測流入量を示す(図-3(a)~(c))。

2009年洪水(図-3(a))は、RNNモデルの方が急激な流入量の増加に対して精度よく予測できていることが分かる。

2020年洪水(図-3(b))では、RNNモデルの再現性が良く、多峰性の雨でも精度確保できていることが分かる。

2011年洪水(図-3(c))では、RNNモデルのほうがMLPモデルよりも予測精度は低い。理由としては、当洪水が学習させた洪水の特徴に当てはまらなかったことが考えられる。一般的にRNNモデルはMLPモデルに比べ、学習させた洪水の特徴を的確に捉えられる

が、学習させていない洪水に対する精度は悪くなる傾向にある。しかしながら、全体的な精度としてはRNNモデルの方が高いため、本システムにはRNNモデルを採用した。

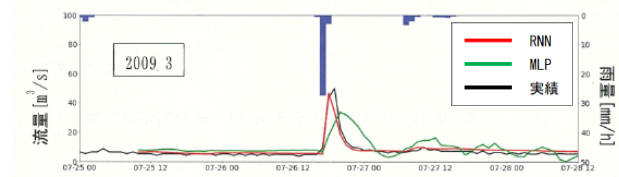


図-3(a) 2009年7月洪水

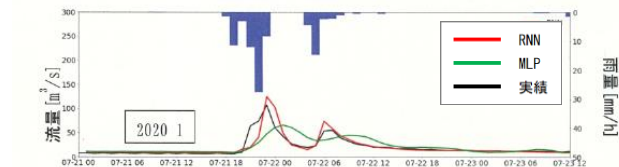


図-3(b) 2020年7月洪水

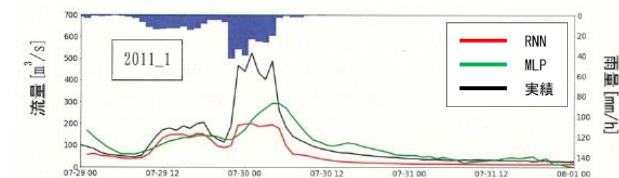


図-3(c) 2011年7月洪水

(5) 信頼度評価の検討

前述したとおり、AIモデルによるダム流入量予測では、学習させていない規模の洪水が発生した場合には予測精度は大きく低下する。特に流入量の大きな洪水に対しては数が限られるため、結果的にリスクの高い洪水の予測精度が下がることが問題とされている。そのため、各時刻のデータ雨量が過去に学習させた洪水の特徴を持っているか否かを判定し、AIモデルの信頼度を評価することを試みた。判定方法としてAIモデルが出力したデータ雨量と過去の実績雨量の2乗平均平方根誤差をもとめ、得られた値の標準偏差を基準にした。信頼度が低い場合には、RRIモデルの結果を参照可能にすることによりシステムの欠点を補完した。

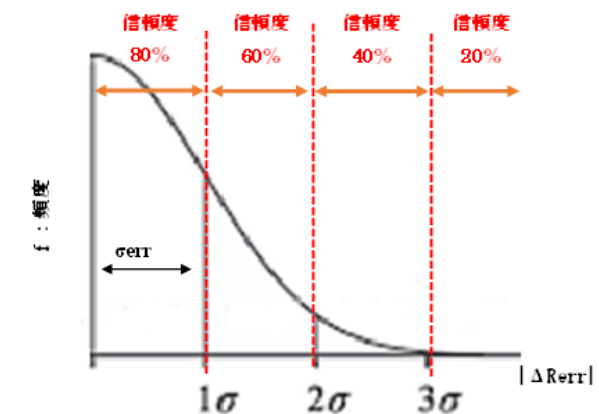


図-4 学習データに対する実績雨量の2乗平均平方根誤差の頻度分布と信頼度の関係

3. RRI を用いたダム流入量予測

(1) RRI モデルの概要

降雨流出氾濫モデル（以下「RRI」という）は、流域に降った雨が河川へ集水する現象に加え、河道の流下現象、河道からの氾濫現象を一体で解析するモデルである。

当手法を用いて三国川ダム上流域の RRI のメッシュモデルを構築した(図-4(a),(b))。

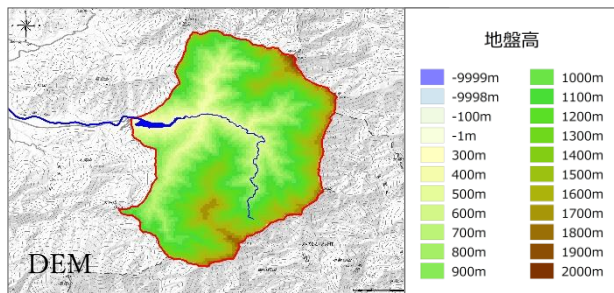


図-4(a) RRI モデル 地盤高図

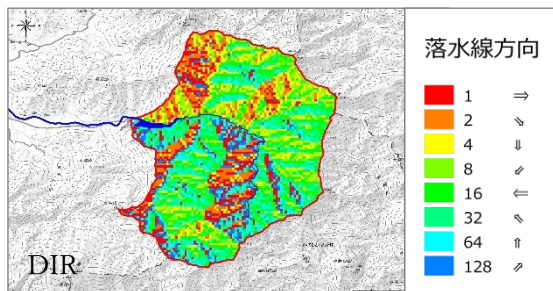


図-4(b) RRI モデル 落水線方向図

(2) 再現結果

今回はAI モデルの未経験洪水への対応として RRI モデルを構築していることから、既往最大である 2011 年 7 月豪雨の再現を行った。

RRI モデルには斜面流出量の計算に必要な土壌パラメータを設定する必要がある。今回の土壌パラメータは、2011 年 7 月豪雨の流出量に合わせ設定を行った。図-5 に示すように概ねピーク流量を捉えるように再現した。

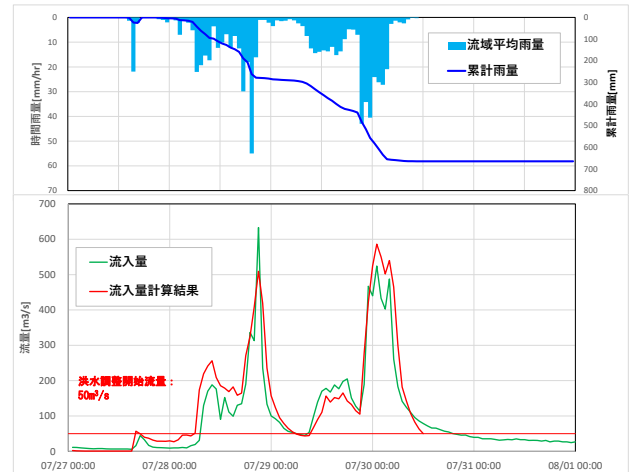


図-5 2011 年 7 月洪水検証結果

4. 流入量予測システムの構築

(1) 画面仕様の検討

流入量予測システムの画面レイアウトについて検討を行った。

画面レイアウト(PC 版)を図-6 に示す。

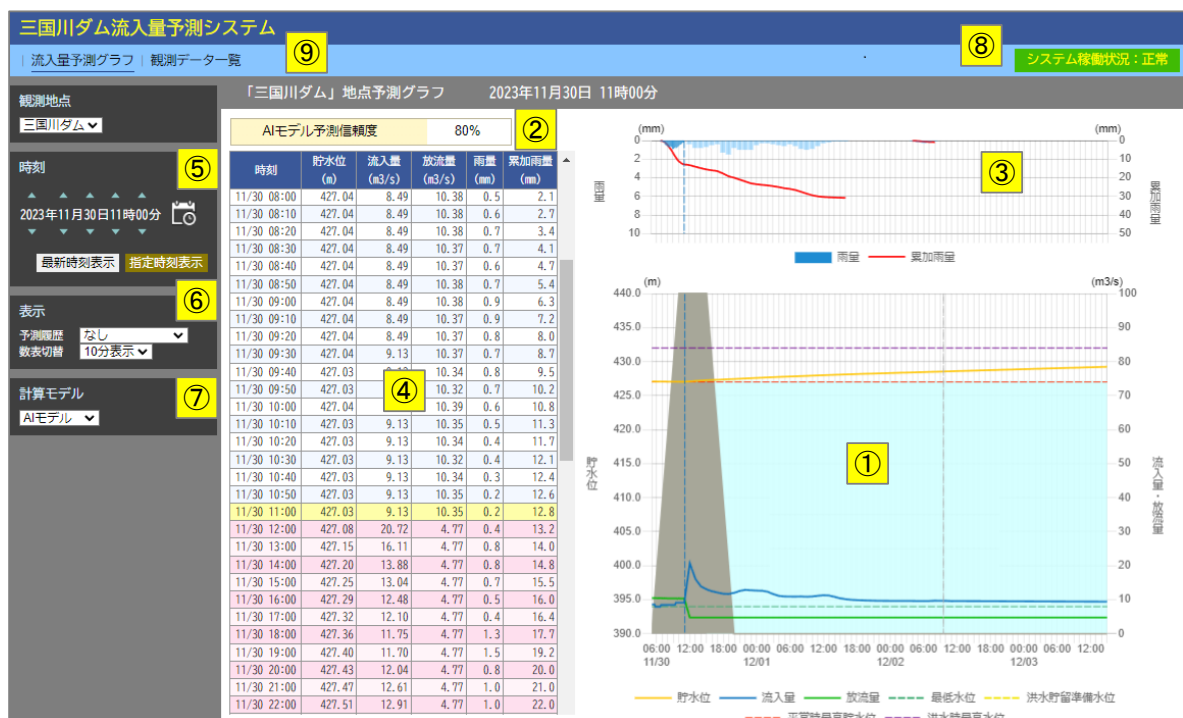


図-6 画面レイアウト(PC 版)

- 画面レイアウト(PC 版)の機能説明を以下に示す.
- ①貯水位, 流入量, 放流量, 雨量の実績値および予測
 - ②予測信頼度
 - ③流域平均雨量の実績値および予測値
 - ④①～③に表示した各項目のデータ
 - ⑤表示対象時刻の選択
 - ⑥予測履歴
 - ⑦AI モデル・RRI モデルの切り替え
 - ⑧システム稼働状況
 - ⑨観測データ一覧

PC 版の他に職員が官携帯ですぐ確認できるようにスマートフォン版のシステム構築も併せて行った. 画面レイアウトを図-7(a), (b)に, 機能説明を以下に示す.

- ①貯水位, 流入量, 放流量, 雨量のデータ
- ②貯水位, 流入量, 放流量の実績値および予測
- ③流域平均雨量の実績値および予測値
- ④AI モデル・RRI モデルの切り替え
- ⑤10 分表示・正時表示の切り替え
- ⑥予測信頼度
- ⑦予測時刻の表示
- ⑧グラフ凡例の表示
- ⑨グラフ画面への移動
- ⑩一覧表画面への移動
- ⑪タイトル画面への移動

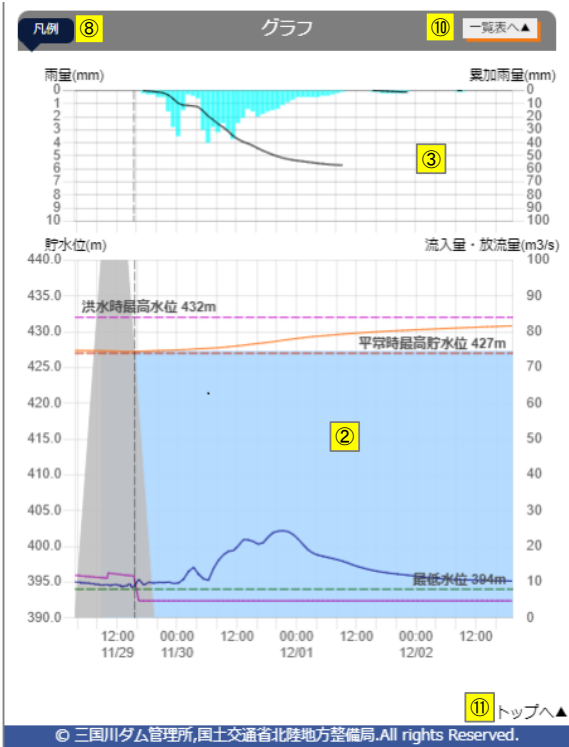


図-7(b) 画面レイアウト (スマートフォン版)

5. まとめ

本検討では AI モデルを用いてダム流入量予測システムを構築した. その結果 76 時間先までの予測流入量を閲覧することが可能になった. しかし, AI モデルは学習していない大規模な洪水の予測において著しく精度が下がるため, 別途 RRI を用いた物理モデルを構築し AI モデルの予測を補完するシステムとした. AI モデルと RRI モデルの切り替えには AI モデルが過去に学習した洪水の特徴を持っているか判定し, それを信頼度として評価するシステムを用いて, システム全体の汎用性を向上することができた. 今後は開発したシステムを運用し, 精度検証を行う. また, より多くのデータを AI に学習させ, 予測精度の向上を狙う.

参考文献

- 1) 大規模洪水氾濫の時空間起源分析に関する研究, 土木学会論文集, B1(水工学)2013
- 2) 日本全域高解像度の表面流向データ整備, 土木学会論文集 B1(水工学)2018
- 3) AI の信頼度評価に基づくダム流入量予測システムの構築, 河川技術論文集, 第 30 巻, 2024 年 6 月
- 4) 降雨流出氾濫一体解析を用いた全国ベースでの氾濫予測の試み, 土木学会論文集, B1(水工学)2019



図-7(a) 画面レイアウト (スマートフォン版)