

技術紹介 13 AI を用いたダム流入量予測

新井 章珣
ARAI Shojun
河川計画事業部 水文・水理解析部



近年、インフラ分野においてAIが多岐に亘り利用され始めている。施設点検等のメンテナンスにおいてAIを活用した事例は多く報告されているものの、水防災分野一とりわけ洪水予測一で利用する手法は未だ確立されていないのが問題となっている。特に河川水位予測において種々のAIモデルが提案されているが、ダム流入量予測の研究成果は例が少ない。そこで本稿では、この課題解決に向けて、Y県のF川水系S川に位置するSダムを対象に、深層学習(DNN)を用いたダム流入量予測について紹介する。また、DNNモデルの再現性を評価するため、貯留関数法やRRIモデルの数値シミュレーション結果と比較した。その結果、ダム流入量予測においてDNNモデルは、洪水規模を問わず有効な予測手法の一つであることが示唆された。

キーワード：ディープニューラルネットワーク、ダム流入量、AI、貯留関数法、RRIモデル

1.はじめに

近年、令和元年東日本台風や令和2年7月豪雨のような豪雨災害が頻発しており、多大な被害を引き起こしている。水災害への対策の一つであるダムでの洪水調節は、下流の全川に亘って水位を低下させ、堤防の決壊リスクを低減させるとともに、内水被害や支川の背水の影響を軽減させる有効な治水対策として位置づけられている1)。ダム管理および下流の水害リスクを軽減するためには、迅速かつ確かなダムの流入量予測が急務である。

そこで本稿では、下流の洪水被害軽減のための的確な防災操作・事前放流の実施を目的とし、図-1に示すSダムにおいてDeep Neural Network(DNN)を用いたダム流入量予測の技術開発について紹介する。また、その結果を貯留関数法やRRIモデルによる再現結果と比較し、DNNモデルの有効性と信頼性を評価した。

2.存在した課題

2-1.洪水予測モデル

洪水予測モデルには、以前から活用されている貯留関数法などの集中型モデルに加えて、分布型流出モデルがある。これらのモデルは豊富な適用実績があるが、十分な経験を有した技術者による高度なパラメータ解析を行う必要があり、高コスト化の原因の一つとなっている。つまり、従来技術は主要河川における重点的な洪水予測システム整備には適しているが、コストと労力の面から中小河川に対する網羅的なシステム整備の適用には限界がある2)。このような背景を踏まえ、業務効率化やモデル構築の低コスト化を実現するため、今後はAIを活用した洪水時の流出予測技術の開発および高精度化が課題となっている。

2-2.AIの適用実績

AI、特に深層学習を使用した河川水位予測に関する研

究は多く行われている。従来はArtificial Neural Network(ANN)モデルが用いられていたが、近年はDNNが良く用いられている。また、近年では時系列解析を得意とするRecurrent Neural Network(RNN)も注目を浴びている。このように、機械学習の手法は多様化されているものの、AIを利用したダム流入量予測モデルの研究事例はまだ多くない。これは、AIを洪水予測分野で活用する手法が未だ確立されていないためである。

3.解決する技術

3-1.ダム流入量DNNモデルの構築

モデル構築には流域平均雨量[mm/h]とダム流入量データ[m³/s]を使用した。近年の出水データのピーク流入量が大きいものから順に20洪水を抽出した。また、未経験規模の洪水による脆弱性に対応するため、RRIモデルで再現したダム計画規模の洪水を含め、合計21洪水を対象洪水とした。そのうち、18洪水を学習対象洪水とし、残りの3洪水を未学習の検証対象洪水とした。紙面の関係上、18洪水の中から代表して、既往最大規模洪水(【No.2】2019/10/12洪水)の自己学習結果を図-2に示

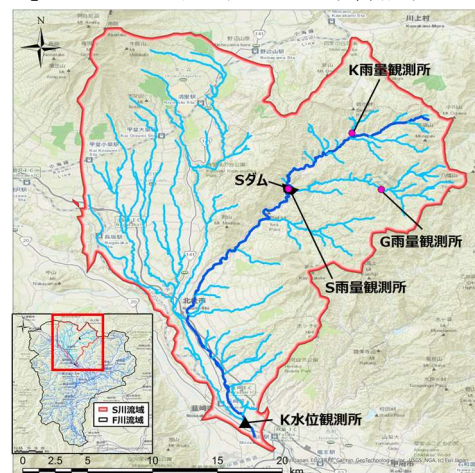


図-1 S川流域図(Sダム及び、雨量・水位観測所位置)

す。黒プロットが実績流入量、橙線が自己学習結果、青棒が流域平均雨量を示す。この結果をみると、学習した洪水については精度良く推定できていることが分かる。

次に、検証対象洪水（未学習洪水）の推定結果を図-3に示す。一例として、【No.4】2011/9/21 洪水と【No.15】2011/5/29 洪水を示している。【No.4】2011/9/21 洪水は、立ち上がり部や低減部を非常に良い精度で推定できている。しかし、ピーク流入量については過大に推定された。これについては、本稿における DNN モデルは流域平均雨量を使用しているため、実績雨量との乖離が生じた結果、推定値において約 40 m³/s の過大評価したと考えられる。また、比較的小規模の【No.15】2011/5/29 洪水も精度良く推定できていた。大規模洪水の推定精度が若干低下し、中小規模洪水の再現性が高かった要因としては、大規模洪水は学習対象洪水が少なく、中小規模は対象洪水が多かったことが挙げられる。そのため、DNN モデルは構築するだけでなく、今後も洪水サンプルを追加したモデルの保守・メンテナンスが不可欠である。

3-2. 流出モデルとの比較結果

前項で構築した DNN モデルを用いた推定結果と、貯留関数法や RRI モデルにより数値シミュレーションした結果を比較した。その結果の中から代表して、【No.6】2011/9/3 洪水を図4 に示す。黒プロットが実績流入量、緑線が DNN モデルの推定結果、青線が貯留関数法の再現結果、赤線が RRI モデルの再現結果、そして青棒が流域平均雨量を示している。この結果をみると、ピーク流入量や洪水波形の再現性は DNN モデルが最も高くなった。他洪水においても同様の傾向がみられたことから、DNN モデルの有効性は非常に高いと判断できる。

4. まとめ

業務効率化やモデル構築の低コスト化の実現を目的とし、Y 県の S ダムを対象として高精度な DNN モデルの開発を検討した。その結果、DNN モデルは古くから現業で用いられている貯留関数法や、近年洪水予測において利用頻度が高まっている RRI モデルより再現性が

高いことから、その有効性を客観的に示すことができた。また、AI を用いたモデルは、モデル構築時にはトライアル計算によりハイパーパラメータを調整する必要があるものの、現業で用いられる流出モデルのように高度なパラメータ解析を必要としないことから、低コスト化が期待できる。以上より、ダム流入量予測において DNN モデルは、洪水規模を問わず有効な予測手法の一つであることが示唆された。今後、様々なダムや河川においてモデル構築を続けて知見を広めることで、より高精度な DNN モデル構築が可能になると考えられる。

参考文献

- 1)内閣官房副長官補室: 既存ダムの洪水調節機能の強化に向けた基本方針,既存ダムの洪水調節強化に向けた検討会議, 2019.
- 2)独立研究開発法人土木研究所,JFE エンジニアリング株式会社: 人工知能技術を活用した洪水予測手法の開発 共同研究報告書, 2009.

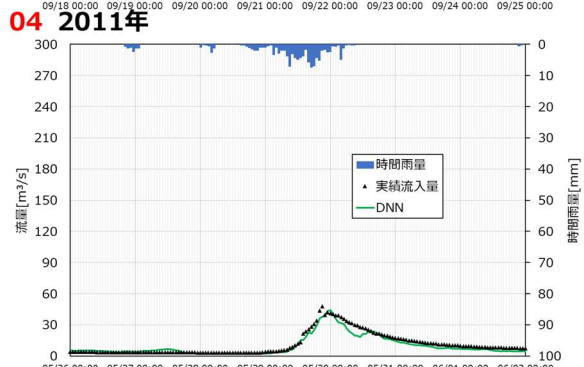
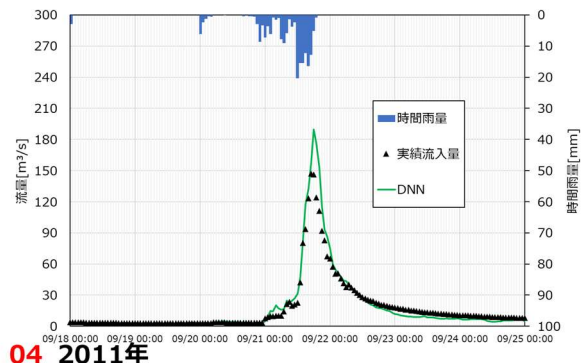


図-3 未学習洪水の推定結果(上: 【No. 4】2011/9/21 洪水, 下: 【No. 15】2011/5/29 洪水)

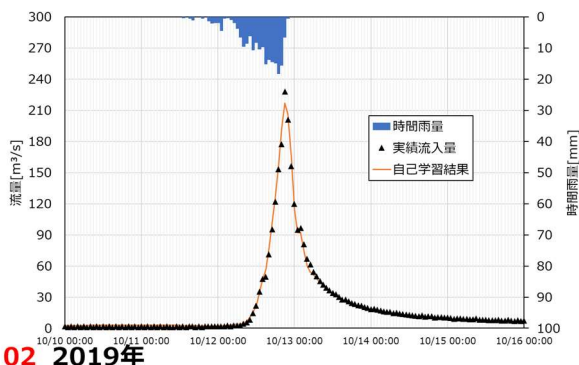


図-2 DNN モデルの学習結果(【No. 2】2019/10/12 洪水)

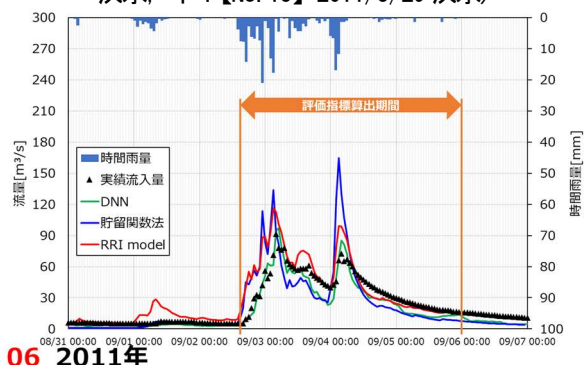


図-4 貯留関数法, RRI モデル, DNN モデルのハイドログラフ(【No. 6】2011/9/3 洪水)