# ダム流入量予測等に活用された深層学習モデルの整理

八千代エンジニヤリング株式会社 正会員 〇天方 匡純

> 同上 正会員 石井 明

同上 非会員 宮﨑 利行

#### 1. 目的

これまでダムや河川の管理に活用されてきたダム 流入量や水位の予測には、主に貯留関数や分布型流 出モデルといった物理現象を簡便化したシミュレー ションモデルが投入されてきた.一方,現場での直観 的ツールとして河川が上流から下流に流れる特性を 活かして数時間先の水位等を予測する相関モデルも 利用されている. 相関モデルは水文過程の合理的説 明に欠けるため公式投入には至っていない. ただ, 相 関モデルの最新技術となるディープニューラルネッ トワーク (Deep Neural Network の略) (以下, DNN と 記す) の各産業での盛り上がりと共に, 近年, 土木業 界でも数多く DNN の適用可能性が研究されている.

本稿ではニューラルネットワーク(Neural Network の略) (以下, NN と記す) から DNN までの技 術進展を踏まえ、ダム流入量予測や洪水予測に関す る既往研究を調査し、NN と DNN のネットワーク構造 に着目して整理する.

### 2. 予測 に用いられるニューラルネットワーク

ダム流入量予測や洪水予測に用いられる NN (DNN 含む)の利用原理を図1に示す.つまり、上流側の 降雨や水位の時系列波形を参考に下流側の流量や水 位の時系列波形を予測する. この時のリードタイム の大小は上下流の水の移動時間に依存する.

流量や水位を予測する NN には幾つか種類がある. DNN が脚光を浴びる前に活用されていた通常の NN,

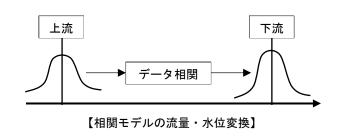


図1 NN による流量・水位予測機構

そして、DNN の仲間としての MLP (Multilayer Perceptrons) & LSTM (Long Short-Term Memory) 1) 等である. MLP は NN の中間層 (隠れ層とも呼ぶ)数 を増やしたネットワークである. LSTM は時系列専門 のNNであり、元は自然言語処理に活用されていたが、 株価や売上げ予測などの一般的な時系列解析にも転 用されている. LSTM は過去のデータ特性を記憶し新 たな入力データ特性との兼ね合いから出力すること ができる RNN (Recurrent Neural Network)と呼ばれ る再帰型ニューラルネットワークの一種である.

## 3. 既往論文の整理方法

NN や DNN を活用して表面流を定量的に時系列予測 している論文を整理した.対象とする論文は、Google Scholar でのキーワード検索結果, および, 参照論文 の調査結果を拠り所とした. 調査内容は NN のネット ワーク構造とし、中間層の数および中間層のニュー ロン数を整理した. ここで中間層に着目した理由は, NN の入力と出力の非線形程度を決定付けるものが中 間層であり、中間層の数や中間層を構成するニュー ロンの数が増える(図2)につれてより複雑な非線形 関係を表現できるためである. 降雨と水位, 上流水位 と下流水位等のデータ間の非線形関係の追求は相関 モデルの精度を高める上で重要な観点である. これ らの整理を通じて、河川流域の流出機構を NN によっ て再現する際に求められる非線形表現の複雑さを把 握することができる.

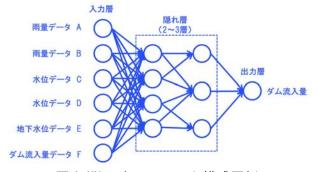
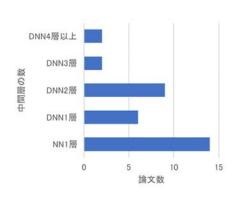
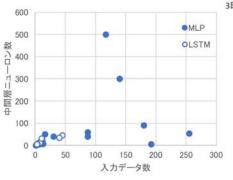


図2NNのネットワーク構成図例

キーワード 洪水予測,ダム流入量予測,人工知能,ニューラルネットワーク,深層学習,予測指標 連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー 八千代エンジニヤリング㈱ TEL:03-5822-2862





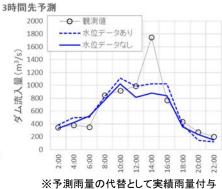
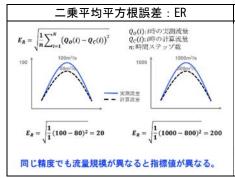
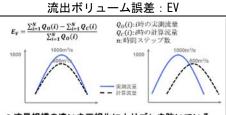


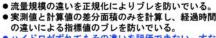
図3 NN 及び DNN の中間層数

図4 中間層のニューロン数

図 5 入力水位有無の違い 2)







- ハイドロがずれてもその違いを評価できない。すなわち、細かなハイドロの違いは評価できない。
- Nash-Sutcliffe 係数: NS  $NS = 1 \frac{\sum_{i=1}^{N} (Q_{O}(i) Q_{C}(i))^{2}}{\sum_{i=1}^{L} (Q_{O}(i) Q_{av})^{2}} \frac{Q_{O}(i):$  時の次應達量  $Q_{O}(i):$  時の次應達量  $Q_{O}(i):$  時の次應達量  $Q_{O}(i):$  時の次應達量  $Q_{O}(i):$  時の次應達量  $Q_{O}(i):$  表記  $Q_{O}(i):$   $Q_{O}(i):$

同じハイドロでも経過時間が異なると指標値が異なる。

図6 既存指標が有効に機能しない理由例

### 4. 整理結果

図3にNN及びDNNの中間層数の整理結果(国内論 文 21 本, 海外論文 11 本) を示す. DNN 登場前の NN はBack Propagation の勾配消失問題に起因して中間 層 1 層が通例である. DNN は 2 層が最も多く, 次に 1 層が多い.この結果、ダム流入量予測等に関して NN から DNN への改善効果は小さく, これは降雨, 流量, 水位から得られる特徴量が流出機構を再現した複雑 なもので無いことに起因すると考えられる.次に図4 から中間層のニューロン数は入力データ数に左右さ れる傾向にあることが分かる. ただし、MLP は入力デ ータの時系列長分の入力ニューロンを必要とし, LSTM は時系列長分を1つの入力ニューロンに対応付 けできる.このため,同一の時系列ベクトルでもLSTM よりも MLP の入力ニューロン数は多く、対応する中 間層ニューロン数も多くなる. なお, 日本では MLP が 好まれ海外ではLSTM が好まれる.

流域大小と中間層数の関係は見られなかった. 更に降雨のみ入力を流量等の出力に繋げるネットワーク例は少なく,降雨単独入力では流出機構表現が未熟な DNN を介した流量等出力との対応から予測精度を確保するのは困難であるためと推測される(図 5).

#### 5. 予測モデルの一つの課題

予測モデルの精度検証対象は時系列の観測値と計

算値の差となり、扱う波形のピークの大きさや継続時間の長さによりその差は変化する(図 6). つまり、その差を指標化した値はハイドログラフ形状の違いとモデル精度誤差を含有する. この結果、複数流域間のモデル精度比較が難しくなり、技術競争・参照を困難にしている. 更には、予測時間先毎に目指す精度が示されていない問題がある. 3 時間先や 6 時間先の予測精度の目標値を定めることで、分野内外の複数関係者間でデータ取得技術、モデル構築技術、チューニング技術等の向上が可能になると思われる.

### 6. おわりに

物理法則モデルのリアルタイムやその一期先の予測精度はデータ同化により各段に向上した.しかし,数時間~6時間先の予測精度は未だに実用レベルにない.一方,相関モデルの予測は洪水到達時間内のリードタイム確保が精一杯であり,それはDNNを適用しても変わらない.気候変動等の影響からダム機能高度化は必須であり,ダム流入量予測の精度向上は不可欠である.不確定性のある予測降雨を活用したダム流入量予測等モデルの研究・開発が望まれる.

## 参考文献

1) Hochreiter, S., Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, Neural Computation, 9(8), 1997.
2) 石井明, 天方匡純, 安野貴人, 宮﨑利行他: ダム流入量予測モデル運用時の予測精度低下の一要因, 土木学会第76回年次学術講演会, 2021 (投稿済).