

## ダム流入量予測に求められる予測学習と深層学習

八千代エンジニアリング株式会社 正会員 ○天方 匡純  
 同上 正会員 石井 明  
 同上 正会員 宮崎 利行

## 1. 目的

ダムや河川の現場で活用されているリードタイムを確保するための水位や流量の予測モデルは、水文学や水理学に基づく物理現象を簡便化したモデルが主体である。これらモデルは自然科学の大目的である現象再現性を追求し、過去の観測データに基づきモデル構築される。一方、河川が上下流に流れる特性を活かして下流側水位等を予測する相関モデルも存在する。こちらのモデルは過去経験に基づく原因と結果の関係からモデル構築される。

いずれも取り扱うデータ制約から実務で必要とするリードタイムを確保するに至っていない。本稿ではその要因を示すと共に、リードタイムを確保する新しいスキームである「予測学習」<sup>1),2)</sup>を紹介すると共に、そのモデル構築には深層ニューラルネットワーク（以下、DNNと記す）が適していることを示す。

## 2. 物理モデルのデータ環境制約

物理メカニズムを反映した流出解析モデルや水位追跡計算モデルは、現象再現性を追求した先にモデル不確定性を排除する、つまり、モデルパラメータ等が決定する。そして、予測計算の場合、決定したモデルに対して、例えば気象庁が提供する降水短時間予報等の予測雨量を入力する。つまり、図1の「B. 従来手法」のデータ環境となる。これはモデル構築時と運用時でデータ環境が異なることを意味し、運用時の予測精度を追求する機械学習の分野では回避する

ことが好ましいデータ環境と言える。

現時点で少しでも予測精度向上を狙うのであれば、構築時と運用時のデータ環境を同様とすることは合理的な行為である。一方、図2に記す通り、シミュレーションモデルを真のモデルと同一化することは極めて難しく、モデル表現力の未熟さから予測精度向上には限界があると考えることが自然である。このため、予測雨量精度100%下の現象再現追求とは別の道程として、運用時の予測精度向上を目指す道程が存在することは合理的であり重要である。

## 3. 相関モデルのデータ環境制約

上流側水位を見て数時間先の下流側水位を予測することは経験的な裏付けがある。このデータ環境を示すものが図1の「C. 従来手法」であり、データ科学的にも合理的環境にあり、単相関・重相関・ニューラルネットワーク等を活用しながら良好な予測精度を発揮してきた。ただし、上下流の流下時間から担保できるリードタイムには強い物理的制約があり、今後も大幅なリードタイム延伸は期待できない。これまで、図1の「B. 従来手法」を補う手法として有効であったが、培ってきた技術・知見等を活かして新しい手法を模索していく必要がある。

## 4. 予測学習の提案

これまでの整理からダムや河川の現場で実用に至る予測精度を確保できるモデルを構築するためには従来とは異なるスキームが必要である。運用時の予

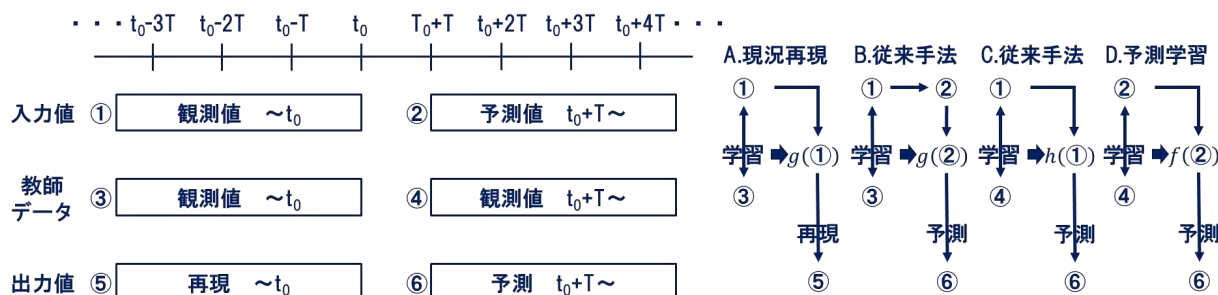


図1 データの組合せによる様々な予測

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, 予測学習  
 連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー 八千代エンジニアリング(株) TEL:03-5822-2862

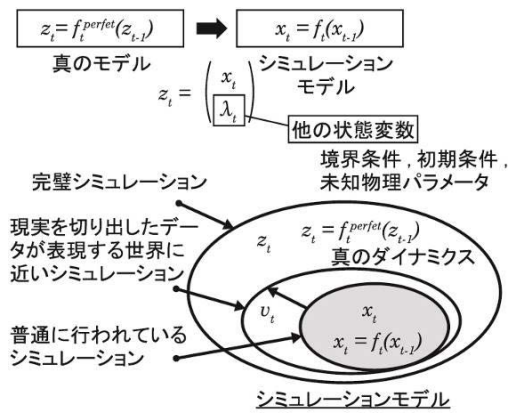


図2 真のモデルとシミュレーションモデル<sup>3)</sup>

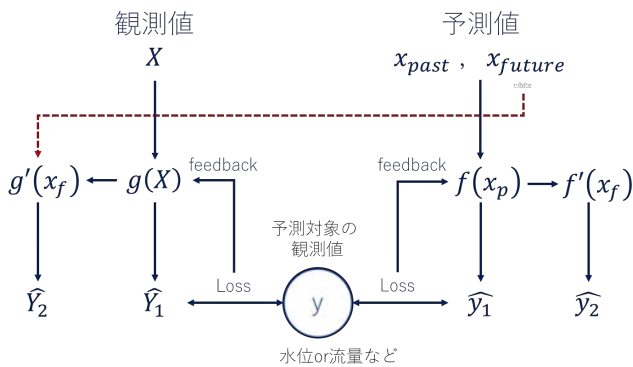


図3 データ環境を意識したモデル構築フロー

	従来手法		新手法
入力	観測水位(上流)	観測雨量	予測雨量
出力	観測流入量(下流)	観測流入量	観測流入量
入出力関係	小 ほぼ線形 (現実の関係)	非線形度合 弱い非線形 (現実の関係)	大 強い非線形 (非現実の関係)
既往モデル	単相関・重相関	流出解析モデル (データ同化含む)	—
NNモデル	1層NN	1~2層NN	4~6層 (DeepNeuralNetwork)

図4 DNNの必要性

測精度を追求したモデルを構築するため、データ科学的に適切とされるモデル構築時と運用時のデータ環境を同一とすることを目指す。そこで、図1の「D. 予測学習」のスキームに従い図3に示すフローにて予測する。図3では過去の予測雨量と観測値の関係をモデル化し、そのモデルにリアルタイムの予測雨量を入力し、水位・流量予測する。図4に示すとおり、不確定性のある予測雨量と確定性のある観測値の間に流出解析モデルのような既存の合理的ロジックは適用できない。そこで、データ間から強力な非線形関係を構築できるDNNを適用する。

### 5. DNNの適用性

図5の上図はC.従来手法 (NN適用)、下図はD.予

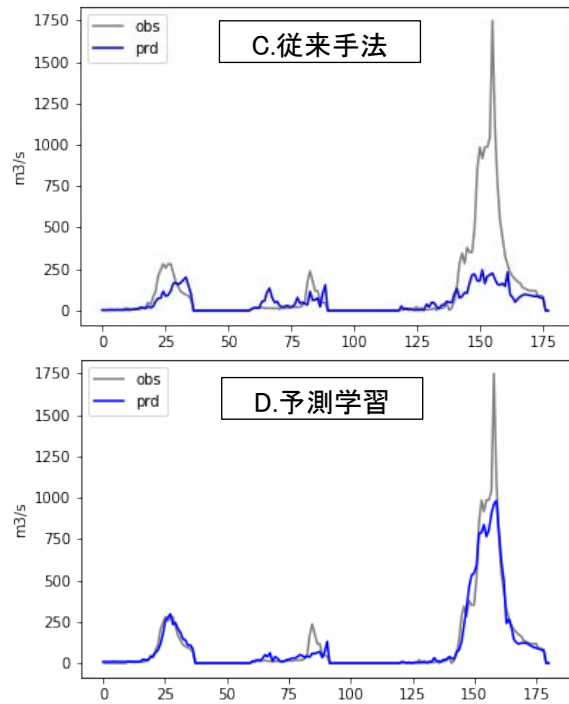


図5 6時間先の予測

測手法 (DNN適用) として図3フローに従い、観測雨量/予測雨量とダム流入量の関係から算定した6時間先予測結果である。1~6時間先までのリードタイムの違いによりDNNの中間層が2層以上となる非線形ネットワークも選定され、かつ、図5に示す通り6時間先の予測精度は従来手法を大きく上回る。これより予測学習を実現する手法としてDNNの活用は適した手法の一つであると考えられる。

### 6. おわりに

リアルタイムやその一期先の予測精度は物理モデルの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。気候変動の影響もありダム機能の高度化に繋がる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雨量を活用した実務で扱える予測モデルの研究・開発が望まれる。

### 参考文献

- 1) 天方匡純, 石井明, 宮崎利行, 宮本崇: ダム流入量予測の精度向上を実現する予測学習, AI・データサイエンス論文集, 2(J2), 128-139, 2021.
- 2) 天方匡純, 石井明, 宮崎利行, 梁田信河: 予測学習と深層学習によるダム流入量予測の精度向上, ダム工学, 32巻, 1号, 2022.
- 3) 樋口知之, 上野玄太, 中野慎也, 中村和幸, 吉田亮: データ同化入門, 朝倉書店, 2011.