

## ダム流入量予測における予測学習の有効性

八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 \*天方 匡純 AMAKATA Masazumi  
八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 石井 明 ISHII Akira  
八千代エンジニアリング株式会社 技術開発研究所 宮崎 利行 MIYAZAKI Toshiyuki

### 1. はじめに

平成 27 年 9 月の関東・東北豪雨，平成 29 年 7 月の九州北部豪雨，平成 30 年 7 月の西日本豪雨，令和元年 10 月の東日本台風，令和 2 年 7 月の熊本豪雨と，近年，従来経験したことが無い大雨により甚大な被害に見舞われることが多くなっている。

気候変動の影響により更なる被害の甚大化の可能性も示唆されるなか，国土交通省は平成 29 年 6 月に「施設の能力には限界があり，施設では防ぎきれない大洪水は必ず発生するもの」として「水防災意識社会再構築ビジョン」を掲げた。氾濫許容型の新しい社会構築のためには適切なリスク情報共有が不可欠である。その情報の一つがダム流入量予測や洪水予測等のリードタイムを確保する予測情報である。しかし，これらは実用レベルに至っておらず，平成 26 年 7 月公表の「国土のグランドデザイン 2050」においてもインフラの頭脳化のための課題とされ技術革新が求められている。

### 2. ダム流入量予測や洪水予測の現行枠組み

現行のダム流入量予測や洪水予測（以下，ダム流入量予測等と記す）には現象再現性を追求したフレームが利用されてきた。すなわち，観測雨量を入力して観測流量/水位を正しく算定するフレームである。これは，河川計画は再度災害防止を大目的とし，学問的には流出・水理メカニズム

の解明が大命題であったためである。これらの延長上にある再現性を重視したモデルに不確定性のある予測雨量を入力し，実運用に耐えるダム流入量予測等精度を確保するためには予測雨量の精度向上を期待するしかない。逆に，予測雨量精度が十分に確保されない限り，現行の予測フレームは機能しない。

### 3. 予測の違い

水文学に基づく現象再現性を追求した現行の予測フレーム（図 1:B. 従来手法）ではモデル学習時と運用時で異質の入力データを扱う。一方，予測を第一目的とする機械学習分野では，学習時と運用時で可能な限り同質の入力データを扱う（図 1 の C. 従来手法や D. 予測学習など）ことに尽力する。すなわち，前処理，特徴量抽出，データ分割，モデル検証など全てのデータ処理プロセスが，手元の既存データと未知データとの間でロバスト性を担保するための手続きとなっている。これは現行のダム流入量予測等フレームとは予測へのアプローチが本質的に異なる。

「予測する」行為の精度向上に焦点を絞った場合，そもそも「予測する」ことを主目的としない水文学的アプローチではなく，「予測する」ことを主目的とする機械学習的アプローチに準じることが合理的であろう。

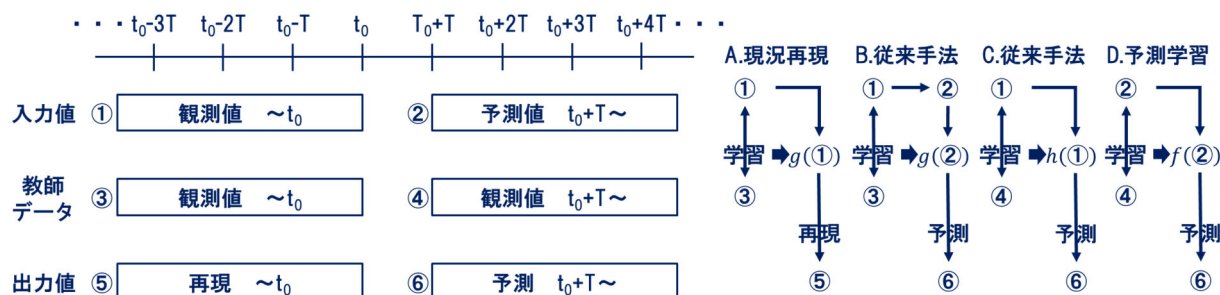


図 1 時系列の観測値と予測値の組合せで作る予測モデルフレーム

#### 4. 予測の新しい枠組み「予測学習」[1], [2]

これまでの整理を踏まえ、ダム流入量予測に機械学習的アプローチを適用する。基本的な考え方として、「学習も運用も同質のデータを扱う」、である。ここでは、水文学的フレームとして(1)の関係、機械学習的フレームとして(2)の関係でモデル構築する。

- (1) (入力, 出力) = (観測値, 観測値) の関係
- (2) (入力, 出力) = (予測値, 観測値) の関係

上記フレームいずれも観測値にフィットした計算値を算出する。これは学習時に計算値と観測値の誤差を学習するためである(図2参照)。(1)は「観測値に基づく計算値」と観測値の誤差を学習し、(2)は「予測値に基づく計算値」と観測値の誤差を学習する。当然、(1)よりも(2)の非線形関係が強く、その関係を構築することは難しい。例えば、現象再現性を追求した関数である流出解析モデルでは(2)の計算値と観測値の非線形関係を構築することは厳しい。そこで、(2)の関係構築にはDNN(Deep Neural Network)を用いる。

一方、学習時と運用時のデータ類似性保持の観点から図1のB.従来手法の選択はあり得ず、運用時の予測精度確保のためには(2)(図2の右フローに該当)のフレーム一択となる。ダム流入量予測等の場合、気象庁が提供する予測雨量をモデル学習時と運用時共に活用することで運用時の予測精度の飛躍的向上を期待できる。

(1)と(2)の各関係に基づき図2のプロセスを通じて6時間先のダム流入量を予測した結果を図3

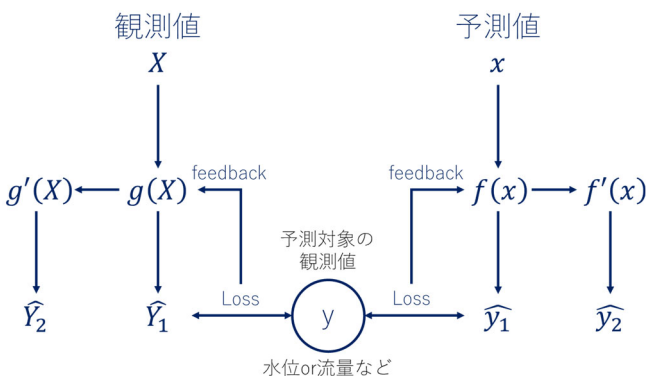


図2 機械学習で求められる予測フレームワーク

に示す。この図は横軸に1時間ピッチ、縦軸に流量(m<sup>3</sup>/s)を示し、基準時刻から6時間先のダム流入量予測結果を示した。凡例はobsが観測値, prdが予測値を示す。「予測学習」の精度の良さが際立つことが確認できる。洪水到達時間1時間未満の宮ヶ瀬ダム流域を対象とした。

#### 5. おわりに

未来のダム流入量を予測する場合、予測雨量が必要となる。数時間先、十数時間先、数十時間先とリードタイムが長くなるほどその必要性は高まる。リードタイムが長くなると予測雨量の不確実性は高まるため、現象再現性を追求したモデルを使う場合、いつまでもダム流入量予測等を実用化出来ない。そこで、運用時の予測精度を高める「予測学習」を提案し、その有効性を示した。

#### 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巻(2021).
- [2] 石井明, 宮崎利行, 天方匡純: 土壌雨量指数の予測学習を活用した洪水予測, 土木学会論文集 B1(水工学) Vol.77, No.2, I\_277-I\_282(2021).

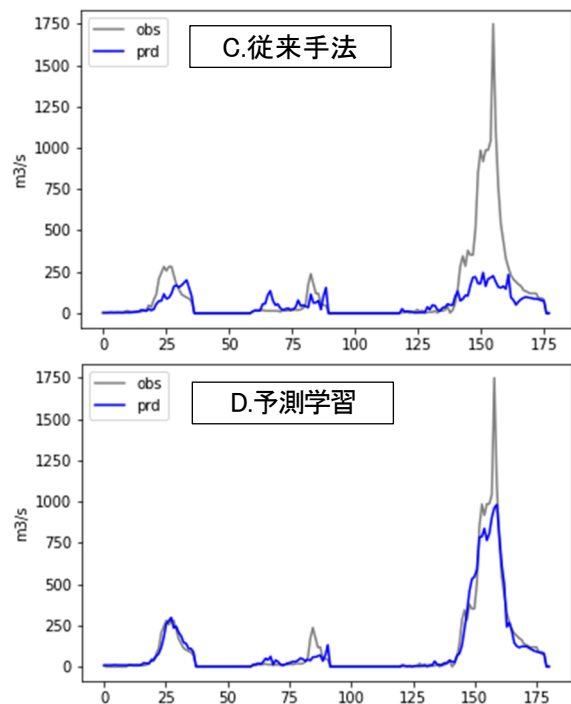


図3 「予測学習」による6時間先予測結果