

A I を活用したダム流入量予測について

東北電力株式会社 正会員 ○長谷川 裕一
JFE エンジニアリング株式会社 鈴木 雅子

1. はじめに

近年、地球温暖化などの影響により局地的な大雨や集中豪雨による河川出水が頻発している。特に水力発電所が位置する山間地河川では短時間の降雨で水位が上昇するため、適正なダム操作や迅速な通知通報に耐える信頼性の高い出水予測が必要となる。

現在は、タンクモデルや貯留関数法、あるいは分布型流出モデルを基礎とした物理的な出水予測システムを導入・活用しているが、その構築には詳細な地形特性調査や長期間の雨量・水位・流量観測データを基にしたパラメータ調整が必要であり、個別の河川毎に同様な手法で出水予測を網羅的に実現するには多大な時間とコストを要する。

今回、A I（人工知能）技術を活用した迅速かつ効率的な流入量予測システムの構築する手法について検討を行ったことから、その概要を報告する。

2. A I（人工知能）による降雨→流入量予測モデルの構築

今回は、人工知能技術（図-1）を用いて物理的なモデルを想定することなく、雨量と流入量の実績データを「学習」することにより、自動的にその因果関係を数式化するモデル作成を試みた。一般的な学習手法としてニューラルネットワークを用いた流出解析手法が知られているが、ネットワーク構造の設計に人的試行錯誤が必要であることに加え、パラメータの収束に時間を要する。

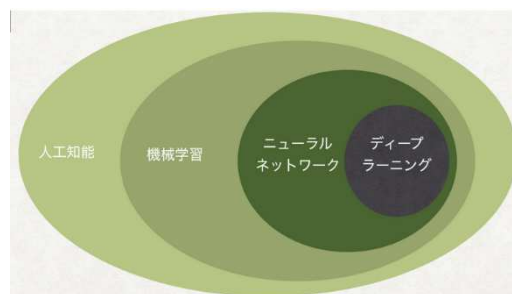


図-1 人工知能の分類

また、収束した場合も局所解であることが多く、大域的最適解が求められない場合があり、この結果、予測値の信頼性が低くなる傾向がある。

ここで、ニューラルネットワークの隠れ層（中間層）を多層化した図-2 に示すディープラーニング（深層学習）の思想を応用したモデル作成を試みた。

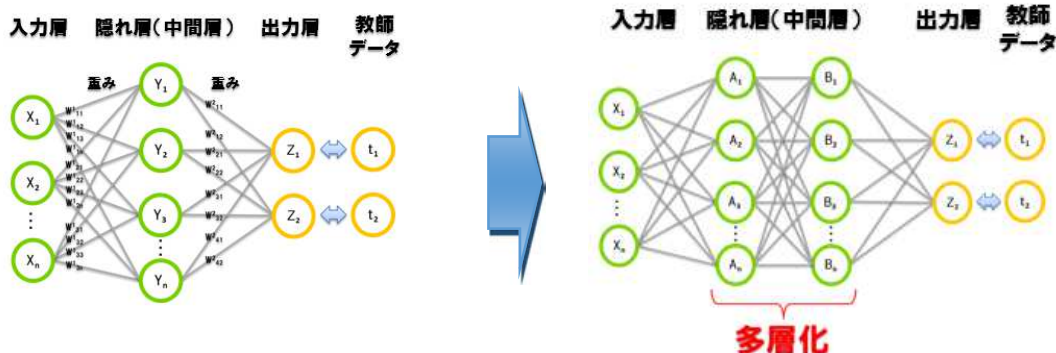


図-2 ニューラルネットワークとディープラーニング

今回使用したA I ソフトウェアは、流量予測目的の観点から見る入力データ（雨量）と出力データ（流量）との間に、人的なネットワーク構造の設計を仲介させる必要がないもので、すなわち、雨量と流量の関係を深層学習し、関数や変数を用いて直接定式化することが可能である。

キーワード A I, ダム, 流入量, 予測, Dam, Inflow, prediction

連絡先 〒980-8550 宮城県仙台市青葉区本町一丁目7番1号 東北電力株式会社 水力部 TEL 022-799-6090

3. モデルの学習と構築

(1) 入・出力データ

本検討で対象とした本名ダムは、福島県阿賀野川水系只見川に位置し、流域面積は 2,142 km² である。入力データは対象出水を 2007～2016 年の間でダム流入量が 1,000m³/s 以上となった期間とし、この条件にて 12 出水を学習対象とした。

学習データは 12 出水に対応する期間の図-3 に示す 5 km² メッシュ毎のレーダー・アメダス解析雨量と、出力（教師データ）データとなる本名ダム地点の正時の実績流量とした。

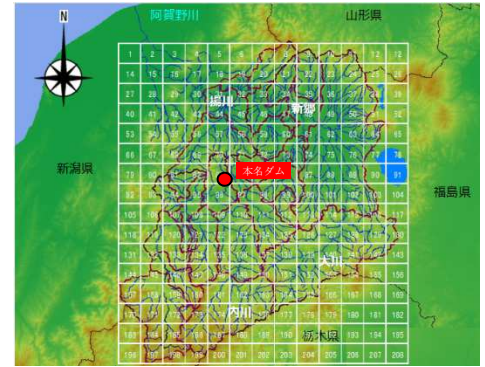


図-3 対象ダムの位置と流域，メッシュ

(2) モデルの構築

モデル構築にあたり、次元データ過大による学習効率低下を防ぐため、相互情報量解析を用いてダム流入量と相互依存性の高い雨量メッシュ選定を行い、予測精度の向上を試みた。また、相互情報量解析により流域への降雨と本名ダム地点の到達流量との相互情報量は、約 8～12 時間程度の時間差に極大値が集中していたことから、モデル構築の入力変数として 12 時間前までの雨量を設定した。

4. 構築モデルによる流量予測結果

12 ケースの既往降雨・出水データを学習して構築した流量予測モデルで、未学習の 2 ケースの出水（2017 年 7 月 18, 10 月 23）で予測精度を検証した。12 時間先の予測値と実績流量を列記したハイドロ・ハイトグラフを図-4 および図-5 に示す。また精度を定量的に評価するため、予測対象期間において 12 時間先の予測値とその時刻の実績値を用いて平均二乗誤差（RMSE=Root Mean Square Error）で整理した。



図-4 検証ケース 1（2017/7/16～19）



図-5 検証ケース 2（2017/10/21～23）

ケース 1 では、実績ピーク流量 2,495m³/s に対し予測は 2,537m³/s と誤差は約 1.6%，ケース 2 の未学習データ予測ではピークの実績流量 2,069m³/s に対し予測は 1,994 m³/s と誤差は約 3.6%で良好、ピーク発生時刻にも大きな差異はない。また、RMSE（m³/s）は表-1 の結果となり比較的高精度に予測できている。

表-1 予測対象期間の平均二乗誤差（RMSE）

対象期間	12 時間先 RMSE（m ³ /s）
ケース 1	174
ケース 2	65

$$RMSE \left(m^3/s \right) = \sqrt{\frac{\sum (\text{予測値} - \text{実績値})^2}{\text{予測対象期間中の全予測点数}}}$$

5. まとめ

現在、構築したモデルの実運用に向け、気象庁のメソ数値予報モデル GPV（MSM）を入力変数に用いてオンライン予測精度の検証・精度向上について検討を行っている。現モデルは雨量→流量予測精度が高い反面、雨量予測が外れれば流量予測も当然外れることから、さらに他の予報情報（気圧・湿度、風向等）の相互情報量解析による選定・学習も行う予定である。

以上