

深層学習を用いたダム貯水量予測におけるデータの与え方

中央大学 学生会員 ○八木 将 中央大学 正会員 佐藤 尚次

1. はじめに

日本の河川は「狭い・急勾配・短い」といった特徴があるため、降った雨が一気に海へ流れてしまう。そのため洪水が多いことはよく知られているが、それらは日本の河川の特徴は同時に渇水が起りやすい原因ともなっている。

日本の年間降水量は長期的にみると減少傾向にある。さらに、近年の異常気象の増加から水資源の安定した配給はより難しくなっている。洪水に比べて渇水は重要視されていないが、水資源問題は家庭用水・都市活動用水・工業用水・農業用水と広範囲の人々の生活に影響を及ぼすため軽視してよい問題ではない。

2. 研究の目的

渇水対策となるダムは洪水・渇水どちらの災害の対策ともなる施設である。しかし、それぞれの現象の特徴とダムの機能から分かるように、この先どちらの現象が起こるかを予測できないと災害に対する正しい貯水量がわからず、ダムがあるにもかかわらず災害を起こしてしまうことになる。実際、去年の7月初めに起こった愛媛県での洪水の際には降雨量が多くダムが耐え切れず放流し事故が発生した。さらに、2016年の6月から計5河川で行われた利根川水系での取水制限は、5月からの過剰放流が原因であると非難を浴びたこともある。

そこで、ダムのより良い利用のために NN(Neural Networks)を構築し水資源量予想を行う。

3. 対象とする地域

本研究で対象とする地域は、国内で渇水の被害を最も受けている四国地方の吉野川流域とした。

四国地方は、深刻な取水制限が長期間続くような渇水が高頻度で起きており、国内で数少ない慢性的に水不足である地域である。

長年渇水に苦しめられておりダムの数も多いため利用可能なデータは豊富である点と、積雪が少なく他地方に比べて水資源量の推定が容易である点が機械学習の対象として適している。

また、吉野川は水流が四国4県に及ぶ水系であり四国内で流域面積が最も広く流域内人口も多い。加えて、香川県民の水源とも呼べる香川用水の水源である早明浦ダム・池田ダムも流域内にあるため、四国で一番の重要河川といえる。その吉野川は渇水リスクを頻度と災害規模で考えると日本で最も渇水リスクが高い河川だといえる。

表-1 降水量の分類

降水量(mm/d)	0	~3	~5	~10	~20	~30	~50	~80	80~
レベル	0	1	2	3	4	5	6	7	8

表-2 天気の種類

晴	快晴	曇	雨	雪	大雨	その他
-0.3	-0.3	0	1	1	1.5	0
基準	時々	一時	後がある場合			
×1	×0.3	×0.3	全体×0.5			

表-3 構築したプログラムの概要

Train:Test		5000:3000
ニューロン数	入力層	基本変数18
	隠れ層	1000
	出力層	1
LSTM層の活性化関数		tanh
再起計算用活性化関数		tanh
出力層の活性化関数		sigmoid
最適化アルゴリズム		adam
予測一回分のデータ数		30
epoch(繰り返し計算数)		1000
ミニバッチサイズ		30
損失関数	Mean Abs Error	
metrics	MeanAbsError, MeanSquareError	

4. 研究手法

本研究では日毎の吉野川の河口部・下流域・中流域にある3地点の水位。ダムの貯水データとして早明浦ダムと池田ダムの貯水位・放流量・流入量データ、雨量データとして早明浦ダム付近に点在する5地点の観測所における1日当たりの降雨量データ、日付、3観測地点での日平均気温、計18変数を基本入力データとして、3日後の早明浦ダムの貯水量を予測する。池田ダムの貯水量をデータに加えた理由は池田ダムの貯水量が十分でない場合に早明浦ダムへ放流を要請することがあるためである。

また、未来の値として3日間のリード期間内の降水量・天気を、それぞれ表-1、表-2のように分類し、数値化したものを入力することでどのような影響が得られるのかも確認する。

構築するNNモデルは、時系列データを扱うことに長けている再起型ネットワーク (Recurrent Neural Networks), そのなかでも利用例が多く比較的新しいネットワークモデルである長短期記憶 (Long Short-Term Memory)と、LSTMより学習時の計算速度が早いGRU(Gated Recurrent Unit)を利用する。NNモデルはTensorflowをバックエンドとしたKerasを利用し構築した。RNNの特性上、学習データは3次元データ(分割データ数, 予測1回分のデータ数, 変数の数)に変換して入力する。

ハイパーパラメータは繰り返し合わせを総当たりで試し、最適なものを表-3のように選択した。

5. 結果の分析

各条件での貯水位予測の結果を図-1に示す。細かい増減は予測できていないが、大局的な動きは予測できていると考えられる。未来のデータはより具体的な値を入力を与えたほうが効果的であることが表-4から見て取れる。天気を数値的に与えた結果に関してはファジイ的処理を挟んだせいか効果的な結果が得られていない。

当然ではあるが、貯水位の増加より減少のほうが予測が容易なようで水位減少時の誤差は全体に比べて小さなものとなっている。

また、図-2の結果からはデータ不足によるAIの動作不良が確認できる。この結果は2014年に台風10号の影響で大雨が降った際の結果である。この、誤差は洪水が起きた際のデータが学習データ内に少ないために起こった結果だと考えられる。

6. おわりに

今後の課題としては、3日間のリードタイムを延ばす。精度を上げる。といったものを考えている。

また、現在は未来に関するデータをもとの値に近い形で与えているが、実際は天気予報の結果などを利用することになるので、天気予報の信用度を考慮してデータにばらつきを与える。公開されていないため利用できなかったが、天気予報の結果をデータとして与える。といった変更を加えることで結果の実用度を上げられるのではと考えている。

謝辞

本研究では、国土交通省四国地方整備局 吉野川ダム統合管理事務所、水資源機構池田総合管理所 第一管理課、徳島県水管理政策課、より貴重なデータを使用させていただきました。ここに記して謝意を表します。

表-4 各条件での誤差

		mae	水位(m)	貯水量(千m ³)
全体	未来値なし	0.0174	1.13	5775.86
	天気入力	0.0171	1.11	5636.52
	降水量入力	0.0134	0.87	4446.90
水位減少時	未来値なし	0.0145	0.94	4804.70
	天気入力	0.0138	0.9	4600.24
	降水量入力	0.0120	0.78	3986.88

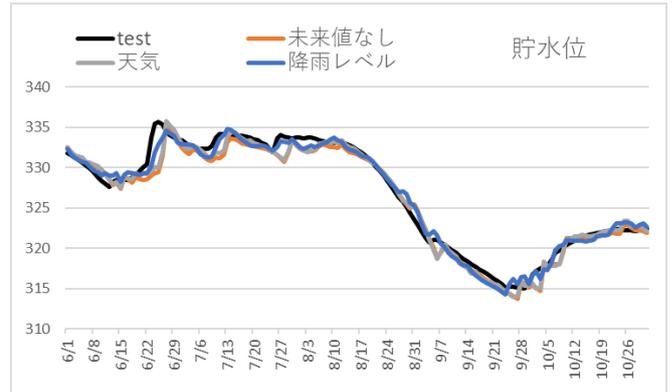


図-1 各条件での貯水位予測結果

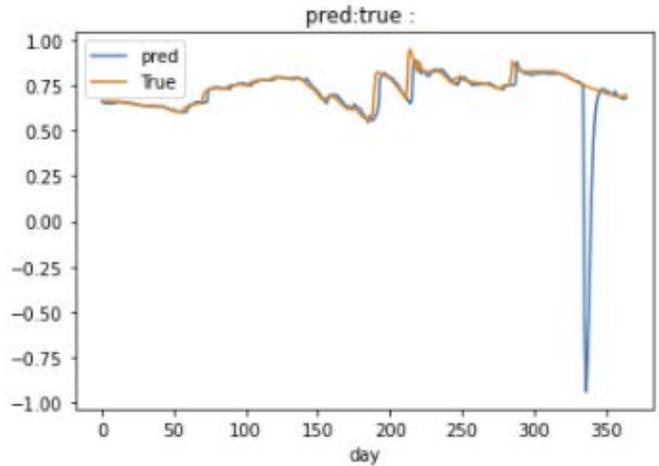


図-2 2014年8月豪雨時の予測値と正解値

参考文献・出典

- 1) 土屋 大 藤村 和正 :早明浦ダム流域における長期流出解析と濁水時の流入量予測, 第35回土木学会関東支部技術研究発表会, 2007
- 2) 国土交通省四国地方整備局 <http://www.skr.mlit.go.jp/yoshino/> 2022/01/14
- 3) 国土交通省水門水質データベース <http://www1.river.go.jp/> 2021/01/14
- 4) 国土交通省ダム諸量データベース <http://mudam.nilim.go.jp/home> 2022/01/14
- 5) 我妻 幸長, はじめてのディープラーニング, SBクリエイティブ株式会社, 2018
 巢籠悠輔, 詳解ディープラーニング TensorFlow/Keras・Pytorchによる時系列データ処理, 株式会社マイナビ出版, 2019
- 6) Tensorflow <https://www.tensorflow.org/> 2022/01/14
- 7) 国土交通省四国地方整備局 吉野川ダム統合管理事務所
- 8) 水資源機構池田総合管理所 第一管理課
- 9) 徳島県水管理政策課