

時系列データを対象とした深層学習である LSTM による降雨流出予測の検討

開発電子技術(株) 正会員 ○西本 吉伸

1. はじめに

洪水吐ゲートを有する貯水池においては、洪水時に流入量予測を行い、適切にゲート操作を行う必要がある。流入量の予測は、降水に基づく流出予測により行われるが、従来から物理モデルに基づく手法が多く適用され、パラメータを決めるため、事例に基づく最適化のための試行錯誤を多数実施する必要があった。

機械学習では、ニューラルネットワークにより、事例データから自動的に最適化をすることから、人手を介した合わせ込み作業が少なくて済むというメリットがあり、洪水予測の適用が検討されている。1) 深層学習の一つである LSTM (Long-Short Term Memory) は、時系列データを対象としたものであり、降雨流出予測へも適用可能である。LSTM による降雨流出モデル構築を試みたのでその適用性を報告する。

2. 深層学習の適用

深層学習は、文字・画像認識に代表されるような空間情報への適用の他、音声判読や株価予測のような時系列情報に適用するものもある。後者は再帰型ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network : RNN) と呼ばれる手法であるが、RNN のうち比較的長期的な時系列データを扱うことができるものが LSTM である。

河川流量の変動は降水データの変動によりもたらさせるので、図1に示すように過去の数地点の降水データを入力情報とし、現在の河川流量を再現できるモデルを LSTM により構築した。

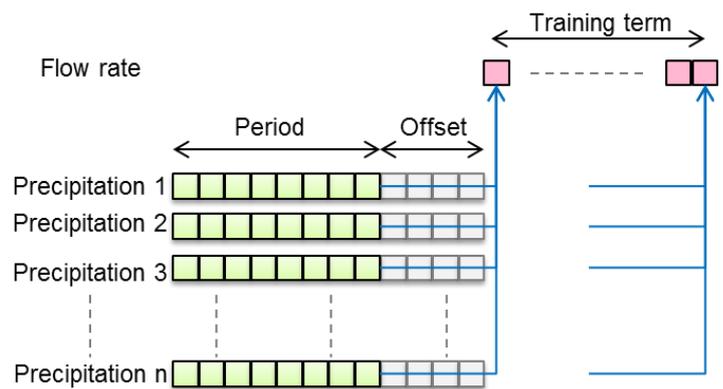


図1 降水データに基づく LSTM 学習モデル概念

3. 検討方法

対象とした流域は、図2に示す高知県の渡川(四万十川)水系であり、下流部にある具同地区の流量観測所の流量を、上流部にある雨量観測所4か所(窪川、船戸、梶原、江川崎)、及び中流部に位置する流量観測所(大正)のデータにより再現するモデルを構築するものとした。

学習期間は2015, 2016年の2か年の1時間毎の瞬時値データとし、2017年の1時間毎のデータを再現性の検証データとして用いた。

ダムゲート操作への適用を念頭に置き、Offset時間として6時間を考慮し、6時間先の流量予測をするものとし、学習時間については、降水が流量へ影響を及ぼす時間として、12, 24, 36, 48, 72時間のデータとした。

今回の LSTM による学習モデルは、機械学習ライブラリである TensorFlow をバックエンドで使い、モデル構築は Keras を使用した。



図2 検討対象の水系概要

キーワード 降水データ, 流出予測, 深層学習, LSTM

連絡先 〒113-0001 東京都文京区白山1丁目37-6 開発電子技術(株) TEL 03-3816-8211

4. 検討結果

図3には、降水量データのみで学習を行った結果を、図4には、降水量データに加えて流量データも考慮した場合の結果を示す。また学習期間を6時間から72時間まで変化させた場合の実測流量と予測流量の相関係数を図5に示す。降水量のみで予測をする場合より、流量データも含めて予測したほうが高い精度で予測できることが確認された。

降水量だけの予測においては、36時間以上のデータを考慮することで相関係数が0.95以上となり精度向上ができたが、流量も考慮した場合には、相関係数はさらに高いレベルにあることがわかる。

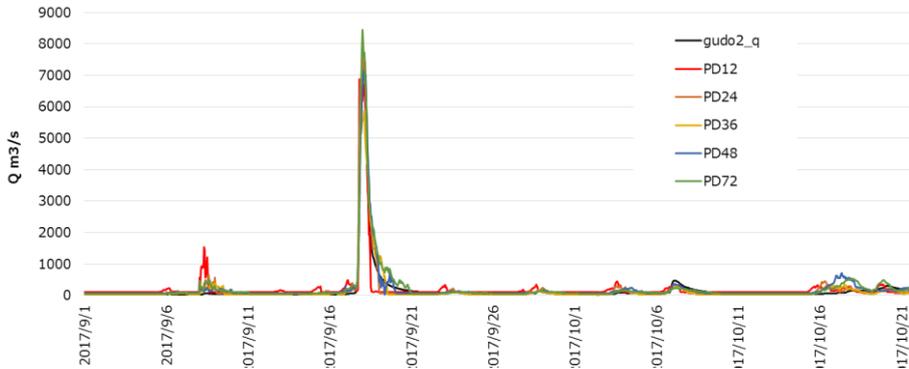


図3 降水量のみで予測した結果

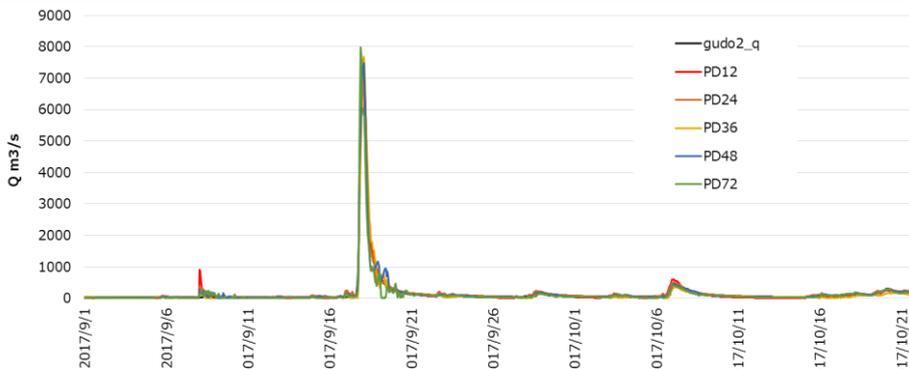
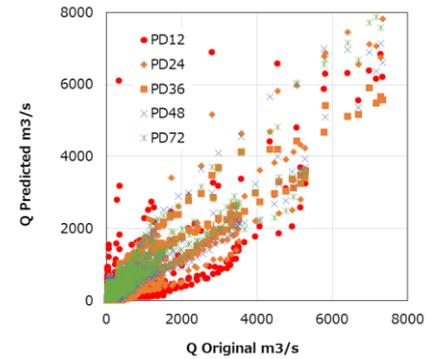
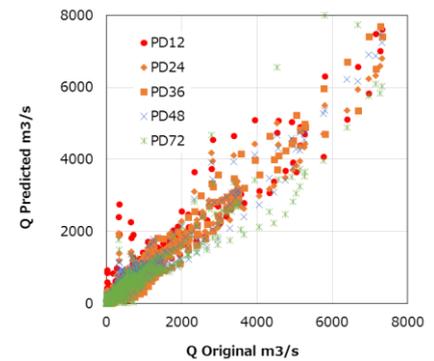


図4 降水量及び流量データで予測した結果



5. まとめ

LSTMにより6時間先の流量を予測するモデル構築を行ったが、降水データのみでも学習時間を適切に確保すれば、ある程度の精度で予測可能であることが確認できた。予測地点の上流部で計測された流量データを活用すると予測精度が向上することがわかった。

今回の条件では、学習時間は6時間前から48時間前までの36時間の長さを用いるのが最も精度が向上したが、降水から予測地点まで流出するのに1~2日間を要するためだと想定される。

深層学習は物理モデルを考慮せず、一度に多くのパラメータをまとめて最適化して構築するものであり、短時間でモデル構築が可能であるが、他方因果関係がブラックボックスとなりモデルの説明がしにくいとの批判もある。しかしながら、深層学習による結果について、河川流出のメカニズム等を重ねてみることで、ある程度の物理モデルとの整合性についても評価できるのではないかと考える。深層学習という新しいツールの利点も理解し有効に活用していくことが重要と考える。

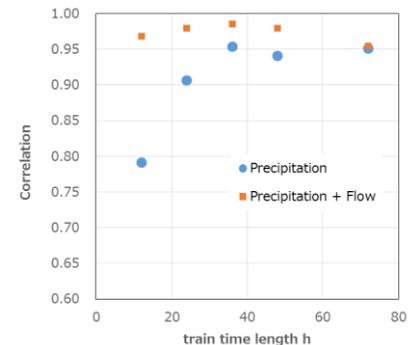


図5 実測と予測の相関

参考文献

- 1) 一言 正之, 桜庭 雅明: 深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法, 土木学会論文, B1 (水工学), Vol. 73, No. 1, pp. 22-33, 2017.