

第II部門

降雨分布の深層特徴を利用した河川水位予測

大阪大学工学部

学生会員 ○福岡将士

大阪大学大学院工学研究科 学生会員

石崎裕大

大阪大学大学院工学研究科 正会員 中谷祐介

大阪大学大学院工学研究科 正会員

西田修三

1. はじめに

今日、洪水時の河川水位予測には分布型流出モデルなどの物理モデルが用いられ、予測精度の向上に向けた研究が行われている。一方で、水位予測は統計モデルでも行われ、その中に複雑な非線形特性を持つ現象の表現を可能とする深層学習がある。近年、深層学習は一言らの洪水予測¹⁾、中谷らの水質予測²⁾など、水工学の分野においても利用され始めている。本研究では、深層学習の中でも、画像認識や車の自動運転に用いられるCNN(Convolutional neural network)や機械翻訳などの自然言語処理に用いられるLSTM(Long short-term memory)という、現象の時空間的な特徴の抽出を可能とする深層学習の技術を利用した、新たな水位予測手法を開発するとともに、水位予測にCNN・LSTMを導入した効果の評価を行った。

2. 対象領域と使用データ

図-1に示す桂川流域を対象領域として水位予測を行った。桂川流域の面積は約1100km²であり、上流域には日吉ダムが存在する。本研究では、桂川と鴨川の合流部の下流に位置する羽束師地点の水位を予測対象とした。

入力データには、桂川流域のレーダー雨量データの降雨分布(解像度1km×1km)を用いた。予測時点を基準としたときの、0～1時間前、1～3時間前、3～6時間前、6～12時間前、12～24時間前、24～72時間前の6つの累積降雨量を用いた。出力データには、羽束師の1時間水位データを用いた。2015年1月8日～9月27日、2016年5月16日～7月9日、2017年6月8日～10月27日のうち11000個をトレーニングデータ、2016年9月10日～11月24日のうち1800個をテストデータとした。



図-1 桂川流域

3. 解析ネットワークの概要と解析条件

深層学習の技術を組み合わせた解析ネットワークにより、降雨分布の時空間的な特徴を抽出し、水位予測を行った。図-2に水位予測に用いた解析ネットワークを示す。図-2では、CNNと全結合層であるニューラルネットワーク(以後、NN)を区別するために、全結合層をNNと示している。解析ネットワークは累積降雨量ごとの特徴抽出を可能とするため、入力層を並列に6つ設けている。

CNNは畳み込み層とプーリング層の2層から構成される。畳み込み層では、入力される画像からフィルタを介して特徴を抽出し、プーリング層では畳み込み層から出力される特徴を圧縮し、ネットワークを入力画像の微小な変化に対して頑健なものにする。LSTMには、内部に現時刻までの入力情報を保持するシステムが組み込まれており、過去の入力情報を現在の出力へ反映させるユニットである。

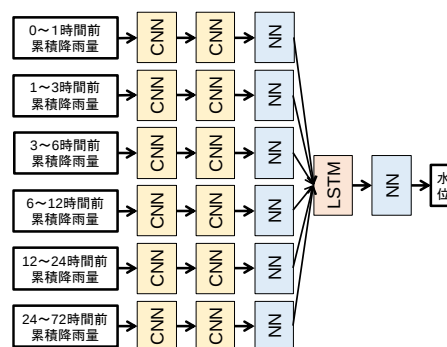


図-2 用いた解析ネットワークの構造

解析ケースを表-1 に示す。本研究では、CNN のフィルタサイズが予測精度に与える影響を評価するために1層目・2層目 CNN のフィルタサイズのみを変化させた。CNN はフィルタを用いて画像の小領域ごとに特徴を抽出するため、フィルタのサイズを変化させることにより、降雨分布から抽出される特徴の規模が変化すると考えられる。その他のハイパーパラメータについては、チューニングにより値を決定した。また、Case.3 として、Case.1 において解析ネットワークの LSTM を NN へと変更した場合についても計算し、Case.1 の結果と比較することで、水位予測に LSTM を導入した効果の評価を行った。

4. 結果と考察

(1) 解析ネットワークの適用と予測精度の評価

図-3 に表-1 に示した各ケースのテストデータの予測結果を示す。観測値と予測値の平均平方二乗誤差は Case.1 で 0.23m, Case.2 で 0.26m であり、テストデータ全体の予測精度は良好である。また、物理モデルでは再現することが比較的困難な、高水時と低水時の両方を予測できている。しかし、水位減衰過程に注目すると、水位の急激な低下を出力する場合も見られ、特に2層目 CNN のフィルタのサイズを大きくした Case.2 では、水位減衰過程の予測に明らかに不自然な出力が生じた。このことから、2層目 CNN のフィルタのサイズは、水位減衰過程に関する特徴抽出に重要な役割を果たしていることが示唆された。

(2) 水位予測への LSTM の導入効果の評価

Case.3 の予測結果に注目すると、LSTM を用いずに、代わりに NN を適用した場合には、低水位の予測値が直線化してしまい、水位減衰過程を再現できていない。このことより、LSTM は水位減衰過程、および、低水位の予測に重要な役割を果たしていることが示唆された。

5. 今後の展望

本研究では、深層学習の手法である CNN と LSTM を用いた水位予測手法を開発した。今後は解析ネットワークの構造やハイパーパラメータの改良を行うとともに、他流域への適用性についても検討を進める予定である。

【参考文献】

- 1) 一言正之ら：深層学習を用いた河川水位予測手法の開発，土木学会論文集 B1（水工学），2016。
- 2) 中谷祐介ら：深層学習を用いた感潮河川の水質変動予測，土木学会論文集 B1（水工学），2017。

表-1 解析ケース

Case	フィルタのサイズ		LSTMの有無
	1層目 CNN	2層目 CNN	
1	5×5	3×3	有り
2		5×5	有り
3		3×3	無し

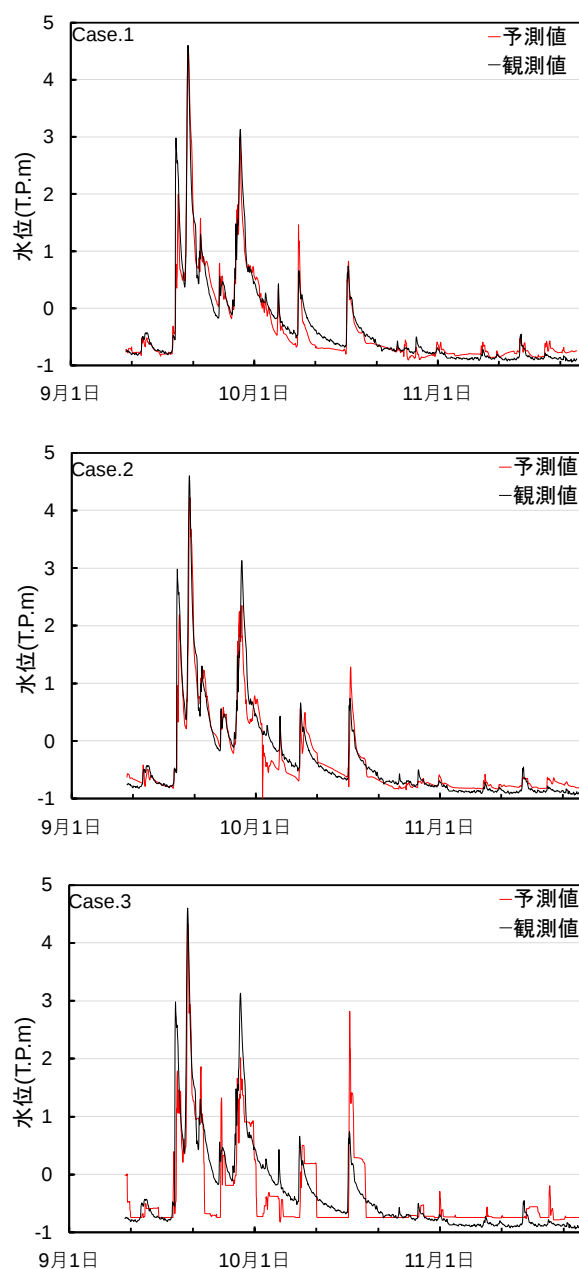


図-3 各ケースの予測結果の評価