

長・短期記憶(LSTM)を用いた河川流量から降水量推定の可能性 Possibility of estimating precipitation from river flow using LSTM networks

○藤田直己 堀野治彦 中桐貴生 櫻井伸治

○FUJITA Naoki, HORINO Haruhiko, NAKAGIRI Takao, SAKURAI Shinji

1.はじめに 水資源評価や治水計画策定の際、降水量の時系列データが不可欠である。しかし、対象とする地域や期間において必要なデータが揃っていないとは限らない。こうした状況の下、降水量との関係性が強いデータから降水量を推定・補完できれば有益である。筆者らは、深層学習の手法の一種である長・短期記憶(以下、LSTM)を用いて、河川流量データからの降水量の逆推定を検討してきた。これまで、流出モデルに降水のみを入力して作成した河川の模擬流量から降水量の逆推定ができたことから、本研究では、より現実に即して、入力に蒸発散を追加して模擬発生した流量からの降水量推定の可能性を検証した。

2.研究方法 観測誤差のない模擬流量データとして、タンクモデルに所定の降水量と蒸発散量をもとに計算した流量時系列を用意し、この流量情報から入力に用いた降水量をLSTMにより逆推定を試みた。降水量は兵庫県千種川流域における8年分(2004～2011年)の欠損補完済み時間単位データを用いた。蒸発散量は、流域近傍の姫路市の気象データからPenman式で求めた日蒸発散量を、ロジスティック回帰曲線を用いて時間データに配分して用いた。流量については、降雨－流出応答の非線形性の強弱が推定精度に及ぼす影響についても検討するため、

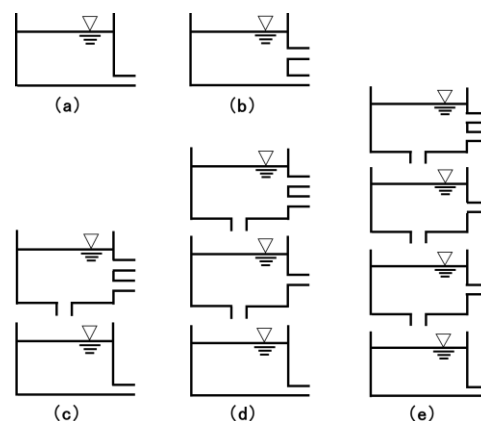


Fig. 1 Structure of the tank model used in this study

Table 1 Various settings for learning

項目	手法または値
損失関数	MSE(平均二乗誤差)
活性化関数	ReLU
最適化手法	Adam
学習率	0.001
学習回数	Early Stopping (patience=10)
バッチサイズ	256
LSTM 層数*	2～4
LSTM ブロック数*	50～100
ドロップアウト率*	0～0.01
リカレントドロップアウト率*	0～0.01
全結合層ノード数*	50～100

※ *印の項目は自動最適化ライブラリ Optuna を用いて調整

Fig. 1に示す5種類の直列タンクモデルを用いて計算した流量a～eの5種類を用いた。なお、タンクモデル定数は、既往研究を参考に設定範囲を決め、各タンクの水深が実際の降雨－流出過程として妥当に変動するように任意に定めた。LSTM適用に際しては、各特徴量データを対数変換した上で、平均が0、標準偏差が1となるような標準化を行った。その後、2008～2011年を訓練期間、2007年を検証期間、2006年をテスト期間として各データを分割して利用した。本研究では、複数のLSTM層と単一の全結合層を組み合わせた深層学習モデルを用い、学習回数(エポック数)の上限を300として、Table 1に示す条件で学習を行った。予測手法はMany-to-Manyとし、1回の学習時における入出力間のタイムラグ、入出力する時系列長はそれぞれ0、24時間分として、a～eの各流量から

大阪公立大学大学院農学研究科 Graduate School of Agriculture, Osaka Metropolitan University

キーワード: 降水量 河川流量 逆推定 深層学習

降水量を推定した。降水の有無の識別評価には、推定時間降水が0.25 mm未満となった時刻を降水“無”とし、期間全体の各時刻における降水有無の一致率(正解率)と、降水時、無降水時それぞれでみた場合の実績との一致率(再現率)を用いた。さらに、期間を通じた平均誤差(ME)および平均絶対誤差(MAE)を用いて、降水量の推定誤差を評価した。

3.結果および考察 (1)降雨一流出応答の

非線形性の違いによる精度検証 流量 a～

e それぞれを用いて降水量の推定を行った場合の、テスト期間における降水有無の識別精度結果を Fig. 2 に示す。正解率および降水“無”の再現率については、どの模擬流量でも良好であった。降水“有”の再現率については各流量間でやや差がみられるものの、a→e とタンクモデルの流出孔や段数が増加しても、86%～93%の精度差に収まり、降雨一流出応答の非線形性の強弱の違いが降水有無の識別結果に及ぼす影響は小さかった。降水時における降水量の推定誤差について整理すると(Fig. 3)、a～

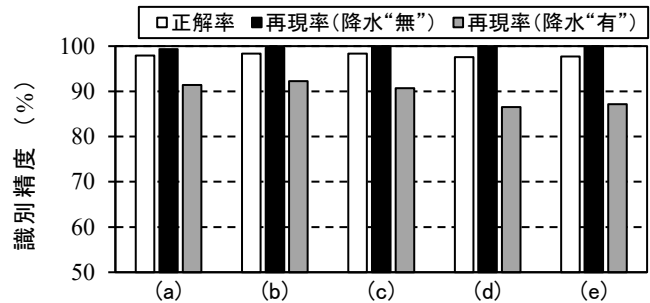


Fig. 2 Comparison of the accuracy of precipitation discrimination

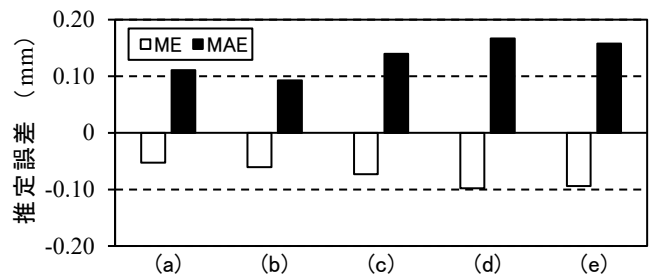


Fig. 3 Comparison of precipitation estimation errors

e 間では、ME は a, MAE は b が最も良好であったが、降水量においても、降雨一流出応答の非線形性の違いによる推定誤差の影響は小さく、どの流量でも MAE で 0.20 mm 未満に収まった。また、全ての流量で ME が負値になり、実績降水量の値に比べ総じて過小評価となった。

(2)時系列交差検証による精度検証 流量

e を用いて、本推定手法の未知データに対する汎化性能を調べるため、Fig. 4 に示す先の分割期間を含む Case1～3 の3パターンの期間で時系列交差検証を行った。テスト期間における降水有無の識別精度および降水量の推定誤差の結果を、各期間別で整理したものを Table 2 に示す。どの評価指標でもほとんど差は見られず、降水有無の識別精度は全て 86%以上、降水量の推定誤差は MAE で 0.20 mm 以下と、いずれの期間においても概ね良好な精度で降水量を推定できた。

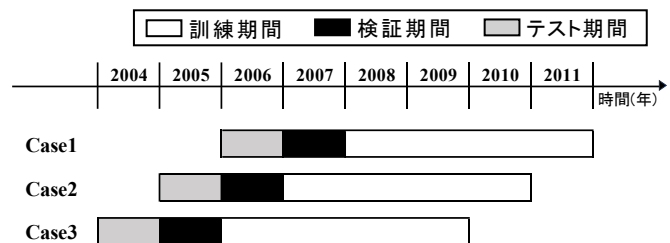


Fig. 4 Installment periods considered in this study

Table 2 Estimation accuracy results for each period

評価指標	推定精度		
	Case1	Case2	Case3
正解率	98%	98%	98%
再現率(降水“無”)	100%	100%	100%
再現率(降水“有”)	87%	86%	91%
ME(降水時)	-0.09 mm	-0.11 mm	-0.11 mm
MAE(降水時)	0.16 mm	0.20 mm	0.16 mm

4. おわりに LSTM による河川の模擬流量からの降水量推定において、降雨一流出応答の非線形性の強弱の違いによらず、多くの有用性が報告されているタンクモデルに、降水量と蒸発散量を入力して作成した模擬流量から概ね良好な精度で降水量の逆推定ができた。今後は、実際の観測河川流量を用いた降水量推定の検証を展開していきたい。