

長短期記憶 (LSTM) モデルを利用した排水機場遊水池の水位予測 Water Level Prediction at the Drainage Pump Pool Using LSTM Model

○木村延明*・安瀬地一作*・関島建志*・吉永育生*・桐博英**

○Nobuaki KIMURA・Issaku AZECHI・Kenji SEKIJIMA・Ikuo YOSHINAGA・Hirohide KIRI

1. はじめに

近年の気候変動の影響や土地利用の変化などにより浸水被害が頻発する傾向にあることから、農地を含む低平地の排水機場においては、より最適な排水管理や操作が求められる。特に豪雨時の内水氾濫による浸水被害の軽減を計るために、排水機場遊水池の数時間後の水位予測を行う排水管理支援システムを構築することは有用である。この支援システムの精度向上を計るために、流出解析モデルのような精緻な物理モデルを導入する際に、詳細な地形情報の取得やモデルの内部パラメータの最適化などに多大な労力を割かれることとなる。一方で、より簡便に過去の観測データや人工的に生成された模擬観測データのみを用いたデータ駆動型の人工ニューラルネットワーク (ANN) モデルの導入が新たな手法として提案されている。例えば、木村ら¹⁾は、ANN モデルの一種であり、入力データの要素(ノード)間の相関性だけで予測を行う多層パーセプトロン (Multiple Layer Perceptron, MLP) モデル (図-1a) を、比較的小規模且つ 1 基の排水機場を有する低平地の排水管理のための水位予測に適用した。水位は時系列の連続的なデータなので、過去のパターン履歴を ANN モデルに組み込むことができれば、より精度の高い水位予測システムが構築できると考えられる。本研究の目的は、従来型 ANN モデルである MLP モデルを、連続的なデータを扱う場合に最適な再帰型ニューラルネットワークモデルの一種である長短期記憶 (Long short-term memory, LSTM) モデル (図-1b) で代用して、より精度の高い水位予測を可能にすることである。

2. 方法

2.1 対象流域および入力データの構築

対象流域は、関東地方に位置する農地主体の 1.79 km² の面積を有し、無降雨時も含めて常時排水される低平地である。流域から河川への排水方法は、1 基の排水機場に設置された 3 台の排水ポンプ (合計排水量 2.0 m³/s) によって行われ、遊水池 (800 m²) の水位に応じた規定ルールに則り自動運転される。水位計で 10 分毎のデータを記録する。ANN モデルで機械学習するためには、膨大なデータが必要であるが、本流域において、観測データだけでは、豪雨イベントに対する水位データが不十分なために、本流域に最適化された流出解析モデルを用いて、教師データとなる模擬データセットを次のように構築した。降雨分布を変化させて人工的に生成した 3 つの降雨量 (観測値: 3 日間累積 73mm, 2 年確率: 同 132mm, 10 年確率: 同 219mm) について、連続的に結合したパターンを 1 つの降雨イベントとして計 10 個生成した。これらを流出解析モデルの入力値として与え、排水機場遊水池の水位、遊水池への流入量、ポンプの河川への排出量を算出し、模擬観測データとなる 10 個のグループのデータセットを作成した。上記の条件は、木村ら¹⁾と同様である。

* 農研機構－農村工学研究部門 The Institute for Rural Engineering, NARO

** 農林水産省－農林水産技術会議事務局 The Agriculture, Forestry & Fisheries Research Council, MAFF
キーワード 排水システム, 水位予測, LSTM モデル

2.2 ANNモデルと機械学習・検証方法の概要

ANNモデルは2層の中間層をもつLSTMモデルを採用した。入力層は、直近3時間分の時間降雨、直近30分間の遊水池水位の変化量・遊水池への流入量・本流域から河川へのポンプ排水量の11ノードとし、規格化データとして与えた。中間層は最適結果が得られた20ノードとした。出力層は、10分後から2時間後までの遊水池水位と遊水池への流入量の10ノードとした。機械学習はミニバッチ確率的勾配降下法を採用した。模擬降雨データと流出解析モデルで算出された水位・流入量の模擬観測データの10個のうち、9個のグループを学習用に、残りの1個のグループを予測用として、10分割の交差検証法を用いて、平均最小二乗誤差(RMSE)を計算した。比較のために同条件でMLPモデルの計算も行った。

3. 解析結果とまとめ

図-2に、第1グループの30分後・

2時間後の水位予測結果と模擬観測値との比較を示す。30分後の水位予測(図-2b)は、良好に模擬観測値を再現できたものの、2時間後の水位予測(図-2c)は、水位ピークの立ち上がりと急激な水位変化に対して差異が大きくなった。これは、予測時間が1時間後、2時間後と長くなれば、その期間の情報量の不足から水位変化の傾向を捉えるのが困難となるためである。第1~10グループの交換検証法の結果について、30分後・2時間後の水位予測は、水位の最大変化量に対するRMSEの割合から、約2%・約5%の誤差のみであった。MLPモデルからのRMSEに対して、LSTMモデルとの相対誤差の比較から、30分後・2時間後の水位予測は約30%・約10%の精度向上が見られた。これらの結果から、時系列などの連続データを予測するためには、過去のパターン履歴を学習できるLSTMモデルの導入が有効であることを示した。今後、本LSTMモデルを複数の排水機場をもち、より大規模な低平地における排水管理のための水位予測に適用する予定である。

参考文献：1) 木村, 中田, 安瀬地, 関島, 桐, 馬場(2019) 人工ニューラルネットワークモデルを利用した排水機場遊水池の水位予測に関する研究. 農研機構報告 農村工学部門 3, 71-80.

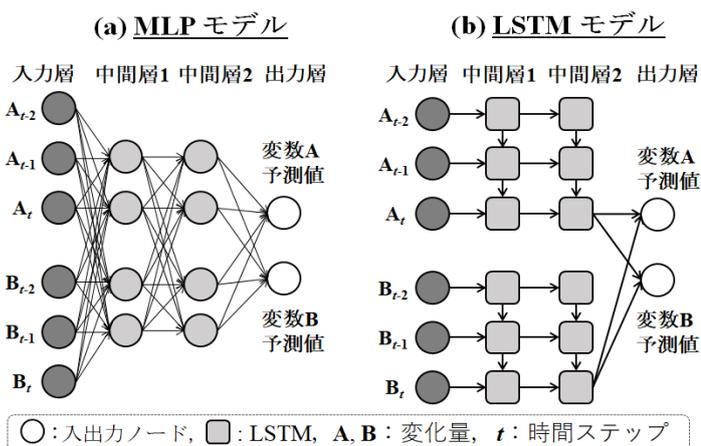


図-1 MLPモデルとLSTMモデルの概略図

Schematics of MLP model and LSTM model

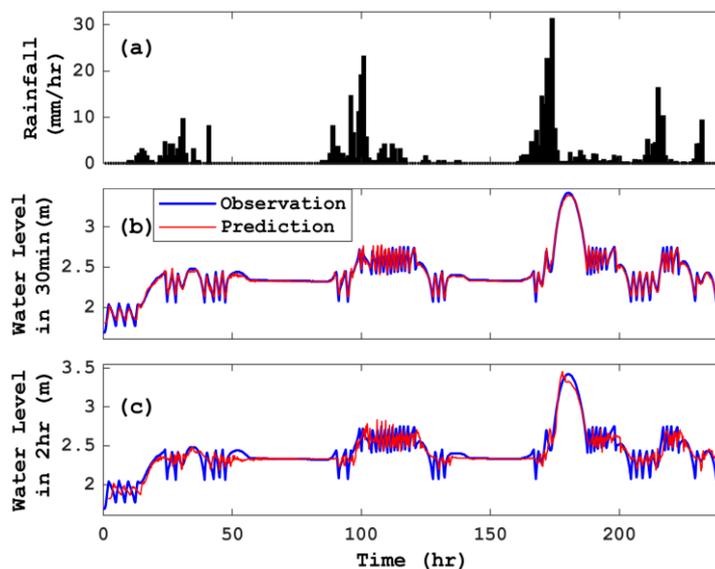


図-2 降雨量とLSTMモデルによる水位予測 (Group1)

Rainfall and predictions on water levels