

# 平野部地下水位変動予測のためのリカレントニューラルネットワークの適用

○福岡大学 学生会員 竹田 優里  
福岡大学 正会員 村上 哲・西 智美

## 1. はじめに

日本では地震により液状化が発生し、大きな被害をもたらしている。そして将来、大規模な地震の発生が懸念されているため、市街地の液状化対策を行う必要がある。そのためには、将来の地下水位を予測し、液状化の危険性がある場所を把握する必要がある。しかし、地下水位を予測するためには、地盤情報や周辺地下水位の情報と高度な解析が必要となるのが現状である。より簡単な地下水位の予測手法があれば、液状化対策事業もさらに促進される。雨量や地下水位の観測データを用いた人工知能による簡単な地下水位の予測手法を確立することができれば、豪雨が頻発化する近未来の都市の地下水位の状況を把握することができ、地域の防災力の向上に貢献できると考えている。本研究では、地下水位予測におけるリカレントニューラルネットワーク (RNN) の有効性を明らかにすることを目的とし、熊本平野の地下水位変動予測への適用性を検討した。

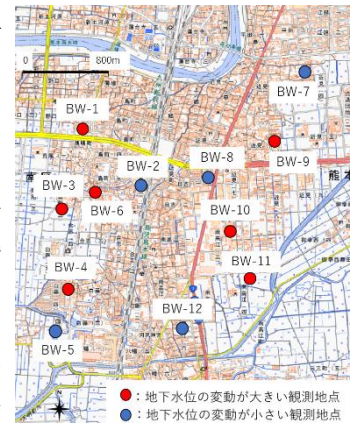


図-1 地下水位観測位置図<sup>1)</sup>

## 2. 解析に用いた観測データと機械学習の概要

本研究では、熊本市近見地区を対象とした。近見地区では、図-1 に示す BW-1～12 までの 12 地点で地下水位の観測を行っているが、図-2 に示す地下水位の変動が大きい BW-1,3,4,6,9,10,11 の観測データを用いることとする。

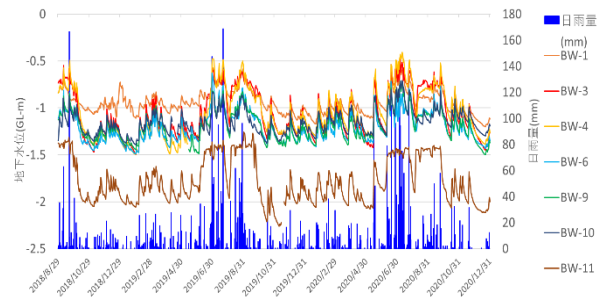


図-2 雨量と地下水位変動図

ニューラルネットワーク (NN) とは、人工知能技術の 1 つであり、情報が入力される入力層、情報を発信するための出力層、その中間に位置する中間層の 3 つの層から構成された情報処理システムのことである。これを派生させたものが RNN であり、ある時刻の中間層からの出力を次の時刻の中間層に伝えることができるため、時系列データを扱うことができるという特徴をもつ。地下水位はそれまでの雨量や地下水位が影響するため、過去のデータを考慮できる RNN が適していると言える。しかし、通常の RNN は短期記憶しかできず、初めにインプットされた情報を、時刻が進むにつれて忘れてしまう。そこで本研究は、RNN の一種である LSTM (Long Short-Term Memory) を用いて地下水位の予測を行う。LSTM の中間層には 3 つの「ゲート」があり、情報の取捨選択機能を持っているため、長期記憶が可能となっている。

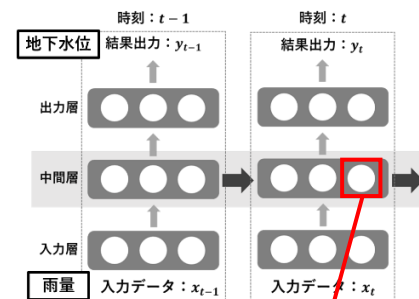


図-3 RNN の構造

機械学習には、MATLAB という数値解析ソフトウェアを用いた。本研究は、初めに学習期間のデータを用いて雨量と地下水位の関係を機械学習させた LSTM の入力データを日雨量 (レーダーアメダス解析雨量)、出力データを地下水位として、予測を行った。

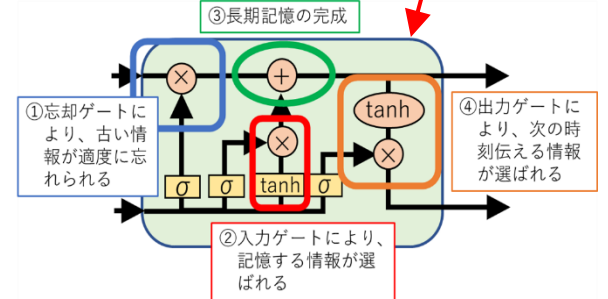


図-4 LSTM の中間層の構造

## 3. LSTM を用いた地下水位の予測結果

機械学習は表-1 の条件で行った。学習期間は 2018 年 9 月～2019 年 12 月の 1 年 4 か月とし、2020 年 1 月～2020 年 12 月の 1 年間を予測した。

表-1 学習条件

学習回数	500 回
中間層数	200
初期学習率	0.005
学習期間	2018 年 9 月～2019 年 12 月
予測期間	2020 年 1 月～2020 年 12 月
入力データ	日雨量 (レーダーアメダス解析雨量)
出力データ	地下水位 (BW-1,3,10,11)

学習率とは、一回の学習で重み(入力値の重要度や影響度を表した数値)をどの程度変化させるかを表すものであり、初期学習率は学習開始時の学習率である。

図-5 に BW-1 の地下水位の予測結果を示す。RMSE(予測誤差:値が小さいほど誤差が小さく、予測の精度が高いことを表す)は、0.0731 である。小さな地下水位の変動まで精度良く予測しており、地下水位が最も高い地点も予測できていることがわかる。図-6～8 に BW-3,10,11 の地下水位の予測結果を示す。RMSE は、BW-3 が 0.1820、BW-10 が 0.1029、BW-11 が 0.2243 であり、BW-1 と比較するといずれも予測誤差の値は大きく、BW-1 が最も予測の精度が高いという結果になった。

また、グラフを比較すると、BW-3,11 は誤差が特に大きい箇所がいくつかみられ、最大で約 70cm 誤差があった。BW-1 と地下水位の変動の様子が最も近い BW-10 は 2020 年 1 月～7 月の予測の精度は良いが、8 月～12 月は全体的に予測値が観測値よりも低くなっている。一方、BW-1 は誤差が特に大きい箇所はなく、全体的に誤差が小さい。BW-4,6,9 も BW-3,10,11 と同様の予測結果となった。このような結果となった原因として、BW-3,4,6,9,10,11 は学習期間の地下水位の観測データに一部欠損があることが影響していると考えられる。

4. まとめ

- 本研究では、LSTM の地下水位変動予測への適用性について検討した。得られた知見は以下の通りである。
- (1) LSTM を用いることにより、雨量と地下水位の観測データから地下水位を予測することは可能である。
  - (2) 機械学習に使用する地下水位の観測データに欠損があると予測の精度が下がるため、欠損がある場合は、注意が必要である。

【謝辞】

本研究を進めるにあたり、熊本市のご協力を頂きました。記して謝意を表します。

【参考文献】

1) 熊本市；第 12 回熊本市液状化対策技術検討委員会 説明資料【近見地区】，熊本市液状化対策技術検討委員会，2021.

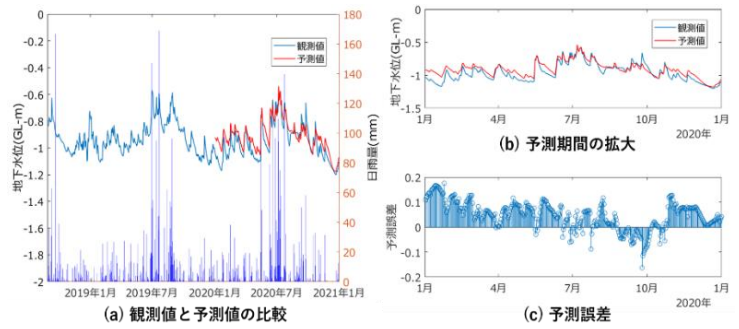


図-5 予測結果 (BW-1)

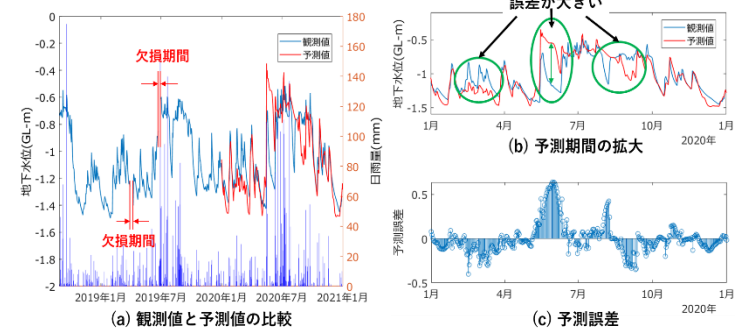


図-6 予測結果 (BW-3)

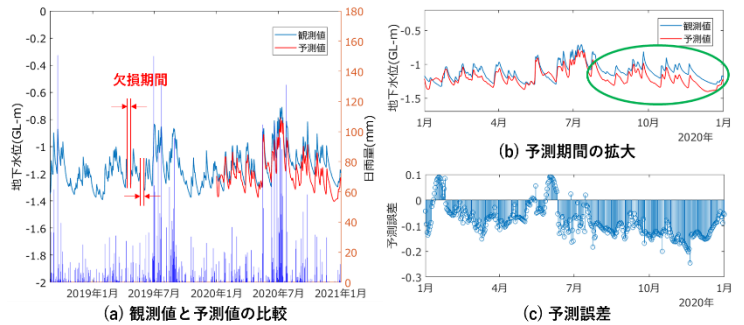


図-7 予測結果 (BW-10)

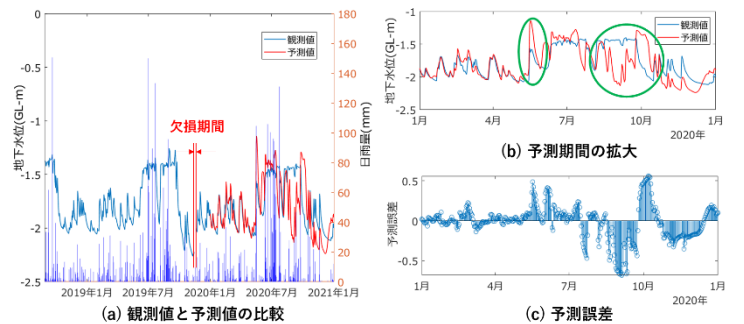


図-8 予測結果 (BW-11)