

深層学習を用いた豪雪地域における斜面地の地下水位予測

基礎地盤コンサルタンツ株式会社

正会員

柳浦 良行

正会員

三木 茂

正会員

武田 茂典

正会員

○峯 啓一郎

1. はじめに

斜面地の地下水位予測には、降雨と河川流量の関係を用いたタンクモデルによる予測が用いられることが一般的であり、且つその精度も高いことが知られている。

反して、降雨量および河川流量を基にした予測モデルにおいては、与条件以外の影響により予期せぬ結果を得ることが多々あることも事実である。

特に、降雪地域における上記の予測モデルには、「雪解け」の概念を反映させることは難しく、実測された地下水位変動と予測値をフィッティングさせることは非常に難しい。

そこで、本報告では近年予測・分析に用いられることが多くなった機械学習の中でも「深層学習」を用いて、降雪地域の地下水位予測を試み、一定の結果を得ることが出来たのでここに報告する。

2. 地下水位予測モデルの構築

深層学習といえば Python 等のオープンコードを用いて作成されたモデルを用いることが一般的であるが、プログラミングコードを一から学ぶのは中々と難しい。

そこで、ソニーネットワークコミュニケーションズ株式会社から提供されている Neural Network Console (NNC) を用いて、簡単な地下水位の変動予測モデルを構築し、実測値との比較検討を行うこととした。なお、NNC は演算アルゴリズムがブロック化されており、プログラミングコードを熟知していなくても簡単な深層学習アルゴリズムを作成することが可能である。

深層学習において時系列データの予測を行う場合には、RNN (リカレントニューラルネットワーク) を用いることが一般的であるが、本報告ではその中でも高精度といわれる LSTM (Long Short Term Memory network) を用いることとした。

深層学習では、学習させるデータをどのように設定するかが予測精度に与える影響が大きいと考えられる。本報告では、特定地域の地下水位の予測にあたり、表-1 に示した情報を深層学習時の基礎情報として用いることとした。いずれのパラメータも地下水位の変動に与える影響が大きいと思われる項目であるが、気象庁支所レベルにおいて公開されている情報である。これらの情報を用いた、深層学習による地下水位予測フローを図-1 に示す。

表-1 深層学習時の入力データ

入力項目	データの意味
① 月	季節の概念
② 気温(日平均)	融雪の有無
③ 日降雨量	流入量
④ 時間最大降雨量	流入量と表面流出量
⑤ 日照時間	蒸発量
⑥ 降雪量	積雪量
⑦ 観測地下水位	常時の水位変動量

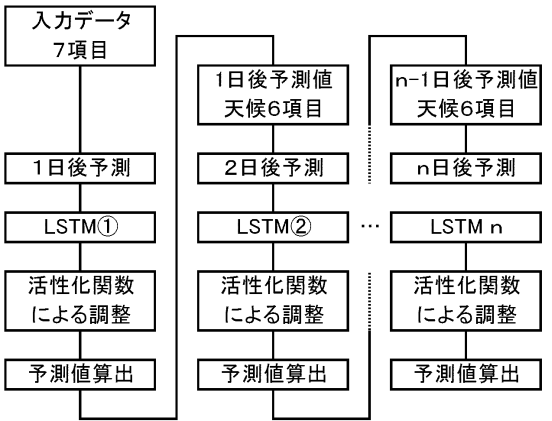


図-1 深層学習による地下水位予測フロー

深層学習、地下水位、降雪地域、時刻歴、予測

連絡先：峯 啓一郎 〒581-0033 大阪府八尾市志紀町南 2 丁目 125-2 基礎地盤コンサルタンツ(株) 技術本部 地盤・岩盤解析室 (TEL:072-920-1330、FAX:072-920-1331、E-MAIL:mine.keiichiro@kiso.co.jp)

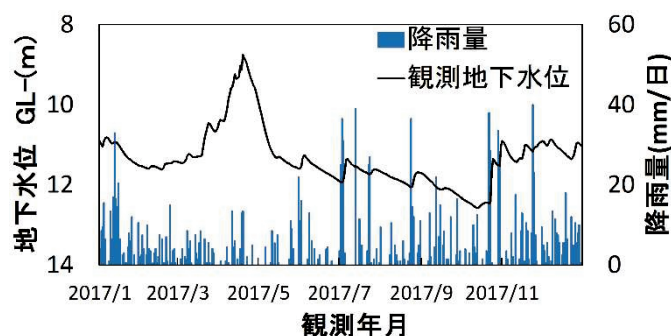


図-2 観測地下水位と降雨量（2017年）

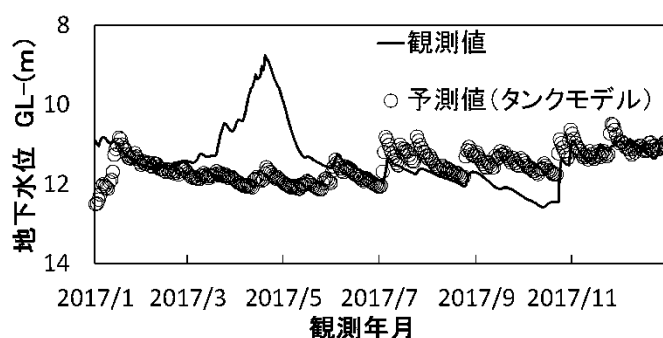


図-3 タンクモデルによるフィッティング結果

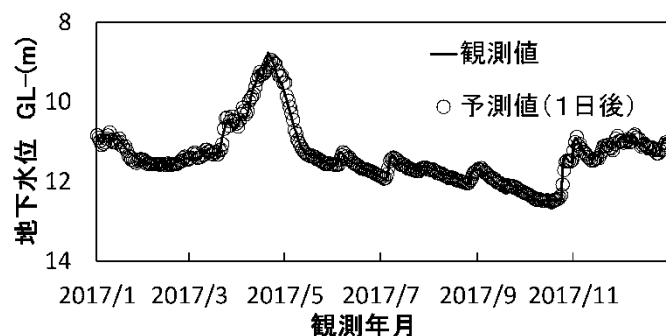


図-4 深層学習による1日後の予測結果

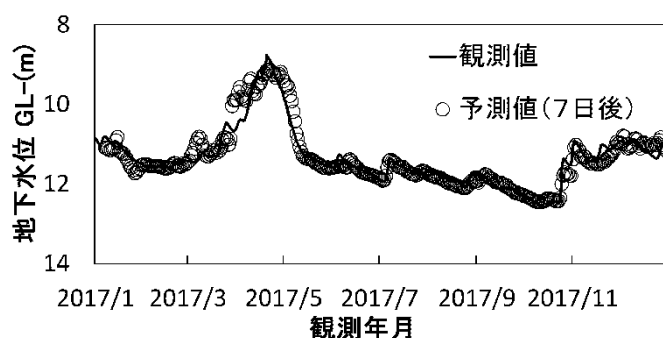


図-5 深層学習による7日後の予測結果

3. タンクモデルとLSTNによる地下水位変動予測結果

地下水位変動予測の対象となる時系列データを図-2に示す。このデータで特徴的なことは、春季において降雨によらず地下水位変動が顕著に現れていることである。

地域的な特性から、この地下水位変動は「雪解け水による水位上昇」と考えられる。

この地下水変動を、直列3段タンクモデルによりフィッティングした結果を図-3に示す。

タンクモデルは、降水量と流出量により設定されるモデルであるため、前述の雪解け水の影響を評価することは難しいようである。

対して、図-4は深層学習により推定された2017年次の1日後の地下水位変動の予測結果である。なお、学習データは表-1に示した7項目であり、2012年から2016年の4年間観測値を、前半3年間分を学習データ、後の1年間分を検証データとして得られた結果を用いている。

結果を見ると、直列タンクモデルでは再現の難しかった春季での変動を含めて、1年を通じて誤差の少ない地下水位変動を再現できている。

図-5は、予測された地下水位を用いて、さらに1週間後の地下水位を予測した結果を示したものである。

予測された値を繰返し用いた結果であるために含み誤差の影響が現れているものの、全体的な傾向はうまく捕らえられた結果であると考えられる。

4. まとめ

深層学習は、画像分析分野などにおいて徐々に土木分野にも広がりを見せているが、その難しさから手を出しづらい感はぬぐいきれない。

しかしながら、本報告のようにオープンにされているツールを用いて、比較的容易に一定の成果を得ることが出来る一面も有している。

河川水位変動予測など、防災面でも注目されている深層学習であるが、本報告が今後の技術発展の参考になれば幸いである。