

複関数分類学習型 NN を用いた地下水位モニタリングにおける異常検知法

防衛大学校 ○渡邊大貴 堀口俊行 香月 智
(一財) 砂防・地すべり技術センター 道畑亮一 向井啓司 池田暁彦

1 緒言

近年、モニタリング情報を用いて構造物の劣化や異常を検知する手法が行われており、その方法は大きく二つに分けられる。まず、第一法は構造物の正常時のモニタリングデータと劣化後のモニタリングデータの相違を講ずるシステムである。第二法は、構造物のモニタリングデータから状態変化が生じたことを検知するものである。可能ならば、建設当初からモニタリングを行い、第一法を用いる。しかし、多くの場合、新設時のモニタリングデータが存在しないため運用できないことが多い。このような背景から著者らは、第二法の概念に基づき、構造物に何らかの状態変化が生じたことを検知する手法を提案し、そのモニタリングデータを複関数分類学習型ニューラルネットワークによって行う手法を行っている。

ところで、砂防構造物は溪床堆積物上に建設されることが多く、中には基礎地盤の変化が構造物の安定性に致命的な影響を及ぼすものもある。そのような構造物では、周辺に観測孔等を設けて孔内の各種モニタリングデータから基礎地盤の変化について検知を試みている。

そこで本研究は、複関数分類学習型ニューラルネットワークを用いた構造物のモニタリングシステムを、既存の砂防構造物周辺に複数設置された観測孔の地下水位データによる構造物の基礎地盤のモニタリングに応用することを試みるものである。

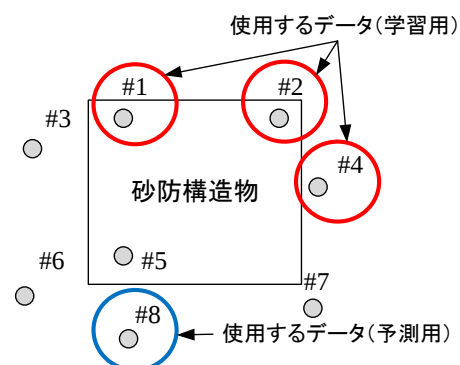


図-1 砂防構造物周辺の地下水位計測位置

2 複関数分類学習型ニューラルネットワーク

ここで、提案手法である複関数分類学習型ニューラルネットワークは文献2)で提案したものである。そのため、基本的な概念や、基本展開式は省略する。なお、本研究は既設構造物周辺における地下水位データへの適用性について検討を行う。

3 地下水位モニタリングデータ

対象の砂防構造物には、周辺に地下水位を計測しており、図-1に示すように合計8計測点ある。そのデータは10分おきに測っている。その中で提案手法により学習予測を行うためには、連続したデータとなる2012年2月から7月までのデータを用いることとした。

4 地下水位モニタリングの適用性

4.1 線形重回帰モデル

ここでは、提案手法と比較するため線形重回帰モデルを用

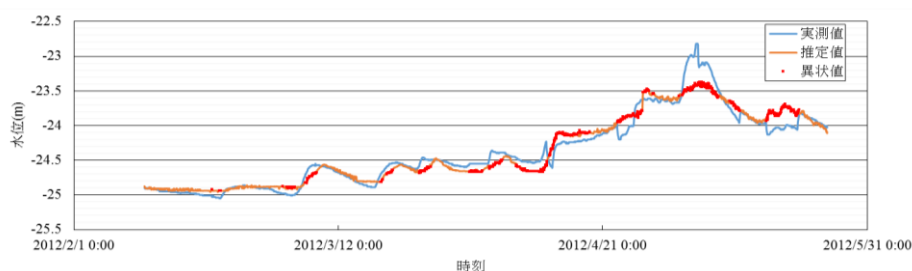


図-2 学習結果と実測値の比較（線形重回帰モデル）

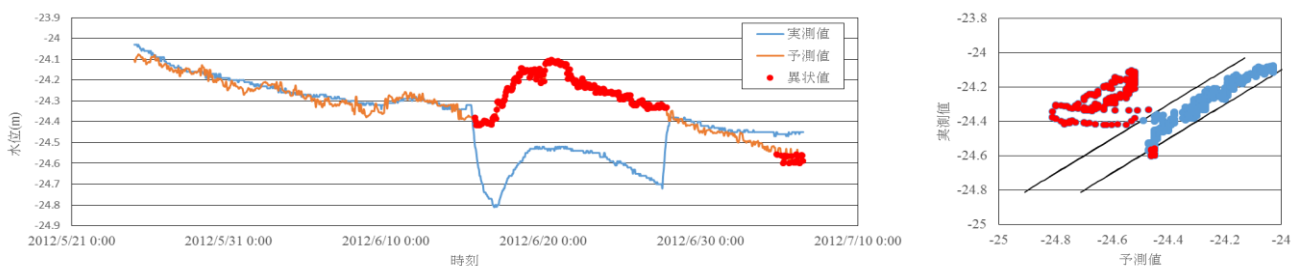


図-3 予測値と実測値の比較（線形重回帰モデル）

キーワード 砂防構造物, 複関数分類学習型ニューラルネットワーク, 地下水位, 維持管理, モニタリング

連絡先 〒239-8686 神奈川県横浜須賀市走水 1-10-20 防衛大学校 建設環境工学科 TEL:046-841-3810 FAX:046-844-5913

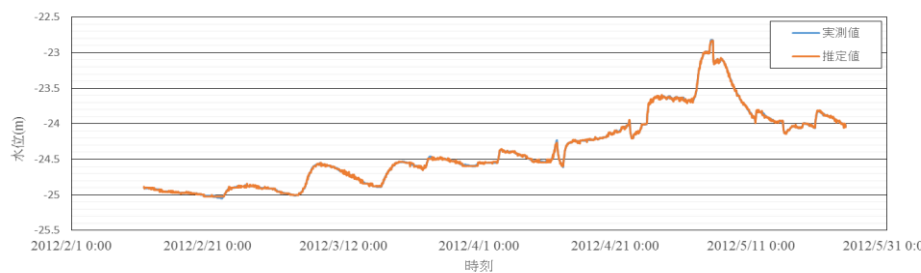


図-4 推定値と実測値の関係(提案手法)

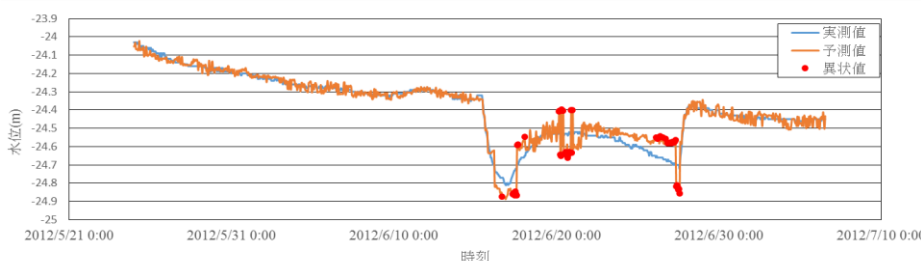
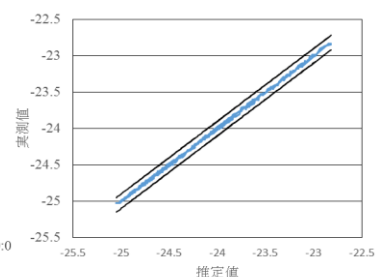


図-5 予測値と実測値の関係(提案手法)

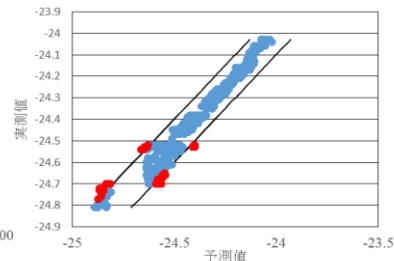


表-1 学習・予測結果における誤差と相関係数

	学 習		予 測	
	誤差回数	相関係数	誤差回数	相関係数
線形重回帰	825	0.97	323	0.33
提案手法	0	0.99	47	0.97

いたデータの評価を行う。すなわち、学習領域である2012年2月から5月までの連続した地下水位の計測データにより構築した線形重回帰モデルを用いて、5月から7月における#8の地下水位データの予測を行った。ここで、用いる学習予測に用いるデータの上流側に位置している#1, #2, #4のデータを基に構築した線形重回帰モデルを示す。

$$Z = 3.27244 x_1 - 1.77375 x_2 + 0.449782 x_3 + 0.010229 x_4 - 0.23075 x_5 + 0.131223 x_6 + 69.80584$$

ここで、 Z : #8の地下水位(m), x_1 : #1の地下水位(m), x_2 : #1の地下水位の変位(m), x_3 : #2の地下水位(m), x_4 : #2の地下水位の変位(m), x_5 : #4の地下水位(m), x_6 : #4の地下水位の変位(m)である。

4.2 提案手法の適用性

提案手法である複関数分類学習型ニューラルネットワークは、中間層ニューロンを30個、パターン数を9とし、学習回数を50万回とした。なお、9つのパターンの中で実測値との誤差が最も小さいものを比較に用いている。

図-4は、学習領域において構築した学習結果を示している。相関は、0.99で線形重回帰モデルよりも極めて良好な近似である。また、推定値と実測値の差が10cmを超えることはない。

図-5に予測領域において構築した提案手法の学習結果を示している。そのときの相関係数は0.97である。予測値と実測値の差が10cm以上になる回数は49回であった。これは、学習結果と比較すると精度は下がるが、線形重回帰では再現できなかった地下水位の低下が再現できている。

4.3 線形重回帰モデルと提案手法の比較

表-1に、線形重回帰モデルと提案手法を用いた場合の誤差回数(実測値と推定値または予測値の差が10cm以上の場合)と相関の比較を示す。これより、線形重回帰モデルと提案手法では、提案手法の方が総じて相関が高く、水位10cmの誤差を超える回数が少ないことがわかる。しかし、提案手法を用いた場合でも10cm以上の誤差で即時に異常とすると実際に点検する回数が多くなり過ぎると思われる。

5 結 言

本研究は、提案手法である複関数分類学習型ニューラルネットワークを用いて地下水位のモニタリングデータの予測に適用することを試みたものである。

- (1) 地下水位のモニタリングデータの変化は、線形重回帰モデルでも近似が可能である。ただし、上流側の水位変化と下流側の水位変化との時間差を考慮して、相関性の高いデータを用いる必要がある。しかし、その場合でも実測値を未知とする予測は全く一致しない。
- (2) 提案手法は、非線形性のあるデータの影響を反映した近似を行うので線形重回帰モデルよりも、精度が良いモニタリングシステムを構築できる。
- (3) 提案手法による地下水位データモニタリングは、学習期間外のデータに対する異常検知についても期待できる。

参考文献

- 1) 内閣府:インフラ老朽化対策の推進に関する関係省庁連絡会議, 2013.11.
- 2) 長通伸幸, 香月智, 深和岳人: 複関数分類・学習ニューラルネットワークと構造モニタリングへの応用, 土木学会論文集, No.710/I-60, pp.321-335, 2002.