

NNを用いた基礎地盤モニタリングの異常検知法に関する研究

防衛大学校 学生会員 ○瀬井巧平 正会員 堀口俊行 香月智
砂防・地すべり技術センター 非会員 道畑亮一 向井啓司 池田暁彦

1 緒言

土砂災害防止を目的とした構造物は溪床堆積物上や山腹斜面等の傾斜地上に建設されることが多く、中には基礎地盤の状態変化が構造物の安定性に大きく影響を及ぼすものもある。その場合、降雨浸透などによる地下水位や間隙水圧の上昇などが誘因となって不安定状態となることが懸念される。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から状態の変化を検知している。

多様な対策の中で、地下水排除を目的とした集水井等が設置された地盤内の地下水位を一定の時間おきに計測することで日々の状態変化を確認することが一般的となり、容易にデータを収集することが可能になった。しかし、モニタリングデータには様々な不確定ノイズが含まれており、内部の状態変化について明確に判断するのは難しい。

モニタリングデータから異常を検知する方法には大きく2つある¹⁾。第1法は構造物の新設時からモニタリングを行い、正常時のデータと劣化後のデータを比較するものである。第2法は構造物のモニタリングデータから状態変化を検知するものである。既存構造物の多くは新設時においてモニタリングシステムが設置されていないため、第2法による異常検知の方法が行われている。しかし、モニタリングデータを処理する手法が確立されておらず異常検知に使用するには不十分である。

そこで本研究は、複関数分類学習 NN を用いた構造物のモニタリングシステムを、地すべり防止を目的に傾斜地上に施工された盛土工周辺に複数設置された観測孔の地下水位モニタリングによる構造物の基礎地盤モニタリングに応用するものを試みるものである。

2 提案手法の概要²⁾

初期で決定する NN の重付きを、ある目的関数から最適解を出す PSO (粒子群最適化) を用いて決定することで、盛土工周辺における地下水位データへの適用性を検討する。

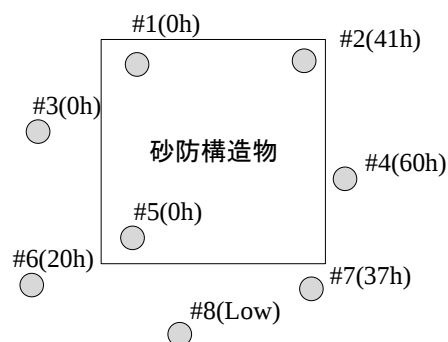


図-1 盛土工周辺の地下水位

3 地下水位モニタリングデータ

図-1に、盛土工周辺の地下水位観測位置を示している。インプットデータが予測に使用するデータから上流側にあるので、最も高い相関が得られる時間差を与えることとした。それぞれ、0時間～-60時間程度である。図-2に示している使用したモニタリングデータは10分おきであり、2012年2月から5月までの学習期間と5月から7月までの予測期間に分けている。

4 地下水位モニタリングの適用性

4.1 線形重回帰の適用性

通常用いられる線形重回帰を用いたデータの評価を行う。図-3に、傾斜地上方側7ヵ所の観測データとそれぞれのデータの10分おきの水位差から構築した線形重回帰モデルを用いて教師データである最下方の観測データの推定を行った。学習期間の決定係数0.96であり、予測期間の決定係数0.08である。よって、線形重回帰では複雑な地下水位データを予測できない。

4.2 単関数 NN の適用性

図-4に、単関数 NN による学習期間の学習結果を示す。線形重回帰よりも良い学習結果が得られた。図-5に、予測結果を示す。決定係数0.29であり、単関数 NN では学習期間の学習はできるが、予測期間の予測が不十分である。

4.3 提案手法の適用性

図-6に、提案手法による学習期間の学習結果を示す。ここで、PSOの探索回数は100回とし、複関数分類学習型 NN のパターン数を2とした。学習結果は、決定係数0.98と良い結果が得られた。図-7に、予測期間の予測結果を示す。決定係数0.95であり単関数 NN よりも良い結果となった。

4.4 結果の比較

表-1に、線形重回帰と単関数 NN および提案手法を用いた場合の決定係数を示す。線形重回帰と単関数 NN および提案手法の中では提案手法による場合が最も結果が良い。また、単関数 NN では予測でき

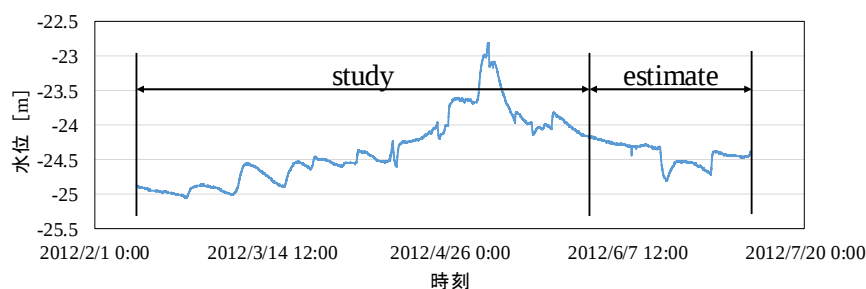


図-2 学習期間と予測期間

キーワード 砂防構造物, 複関数分類型 NN, PSO, 維持管理, モニタリング

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

表-1 学習・予測結果における決定係数

	学習期間	予測期間
線形重回帰	0.96	0.08
単関数 NN	0.99	0.29
提案手法	0.98	0.95

なかった予測期間が提案手法では予測できることがわかった。

5 結 言

本研究は PSO と複関数分類型 NN のハイブリット手法を基礎地盤モニタリングの異常検知に応用することを試みたものである。

(1) 線形重回帰モデルおよび単関数 NN は学習期間の

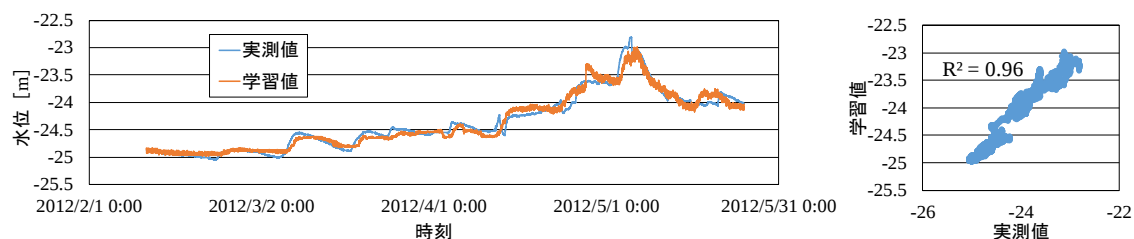


図-3 実測値と学習値の比較（線形重回帰）

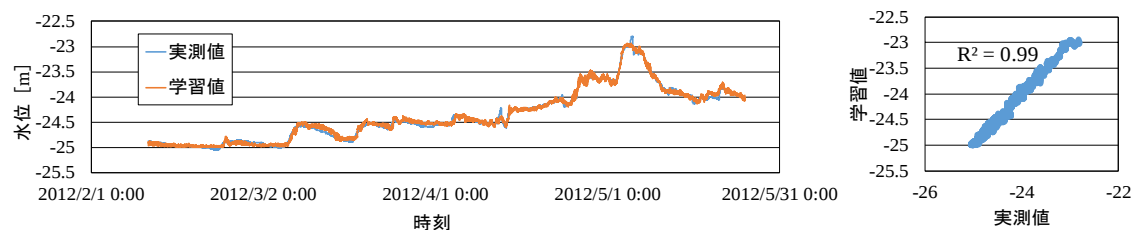


図-4 実測値と学習値の比較（単関数 NN）

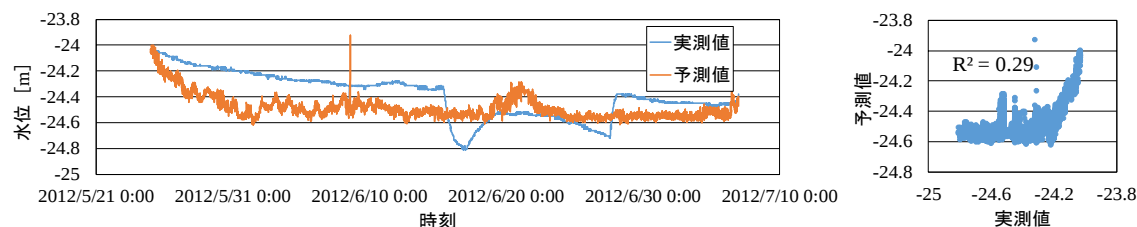


図-5 実測値と予測値の比較（単関数 NN）

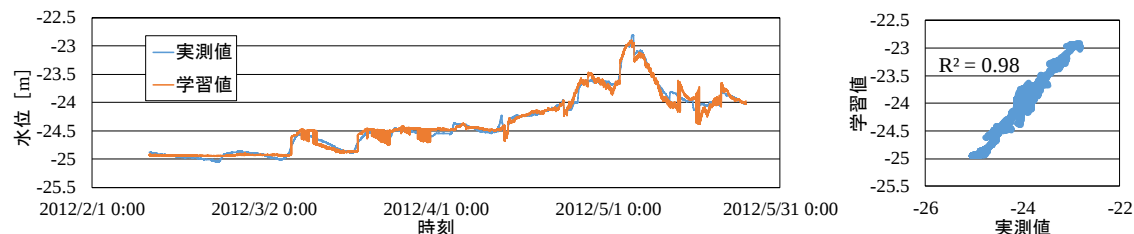


図-6 実測値と学習値の比較（提案手法）

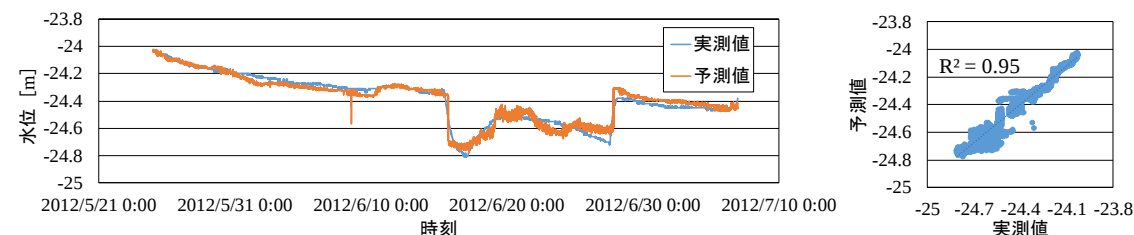


図-7 実測値と予測値の比較（提案手法）

学習が可能である。しかし、予測期間の予測ができない。

(2) 提案手法は、学習期間の学習および予測期間の予測が可能であり、基礎地盤モニタリングの異常検知法として期待できる。

参考文献

- 1) 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
- 2) 作田健, 香月智, 坊原尚記: PSO と BP 学習則併用型複関数分類学習ニューラルネットワークによるコンクリート材料の損傷検知法, 土木学会論文集, No.62, pp.567-580, 2006