

スパースモデリングを用いた斜面崩壊の異常検知

東京都市大学大学院 学生会員 ○中根 良太，中條 優樹
 (独) 労働者健康安全機構労働安全衛生総合研究所 正会員 平岡 伸隆，吉川 直孝
 東京都市大学 正会員 伊藤 和也

1. はじめに

斜面掘削工事中の労働災害を防ぐため、様々な監視システムを用いて労働者を守る対策が検討されている。これらの技術を用いて計測されるデータに対して、崩壊の予兆とされる管理基準値に関しては明確な規定がない。そこで本研究では、遠心場での斜面掘削実験で計測した表層ひずみデータの時系列データから、スパースモデリングである Orthogonal Matching Pursuit¹⁾ (OMP) と Lasso 回帰²⁾によりデータを予測し、予測値と計測値の残差から異常検知する手法について比較検証を行った。

2. 遠心模型実験

遠心加速度 50G 場で斜面掘削実験を行い、計測された表層ひずみデータを異常検知手法の検討に用いた。斜面寸法は高さ 250mm (実地盤で 12.5m 相当)、勾配 30° とした。土試料は茨城県笠間産真砂土を使用し、2mm ふるい通過試料を用いた。模型斜面は最適含水比 17.3%に設定し、乾燥密度 1.50g/cm³ で 4 層に分けて締固めを行った。厚さ 0.1mm の鉄板の両面にひずみゲージを取り付けたひずみ計を法面と天端に合わせて 8 基設置した。実験では遠心加速度 50G 到達後に、遠心場で切土を行うことが可能である「遠心場掘削シミュレータ」を用いて、B 地点から G 地点まで計 13 回斜面の掘削を行い斜面表層ひずみの計測を行った (図 1 参照)。実験により計測された表層ひずみの時系列データを用いて異常検知できるかについて検討する。本実験では、F 地点から 75 度で掘削した斜面掘削 6 回目 (6865s)、F 地点から 90 度で掘削した 8 回目 (9145s)、G 点から 75 度で掘削した 10 回目 (11888s) に斜面崩壊が発生した。この結果を用いて異常検知手法について検討を行った。

3. スパースモデリングを用いた異常検知

遠心模型実験によって得られた表層ひずみデータを用いて機械学習による異常検知について検討する．本研究は機械学習のモデルの中から，スパース信号を復元するためのアルゴリズムである OMP と Lasso 回帰を用いた異常検知について検証を行った．スパースモデリングを用いることで，データ数が少ない状況においても解釈性の高い結果を導き出すことが可能となり，必要な要素のみを用いるため単純化され説明することが容易とされている．OMP は L_0 ノルム最適化問題を貪欲法で解くことにより，計算時間を短くし特徴量を減らす長所がある．Lasso 回帰は過学習を防ぐため L_1 ノルムを使い，正則化パラメータによりどの程度スパースするかを決め高速な推定をすることができる．学習データには斜面を掘削する前の正常データを用いた．これは，崩壊データが計測されたときに予測値との残差から異常を判断させることができる．

本研究では、法面に設置した **ch2** のデータを学習データ

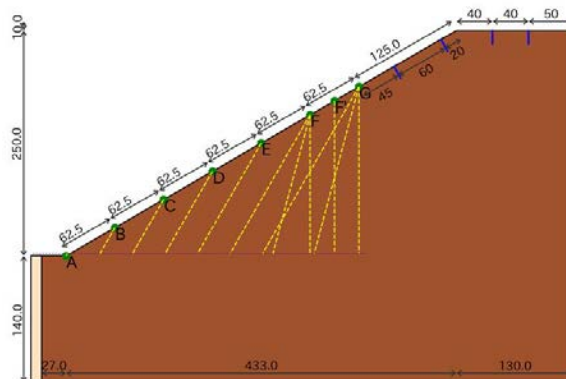


図 1 実験概略図

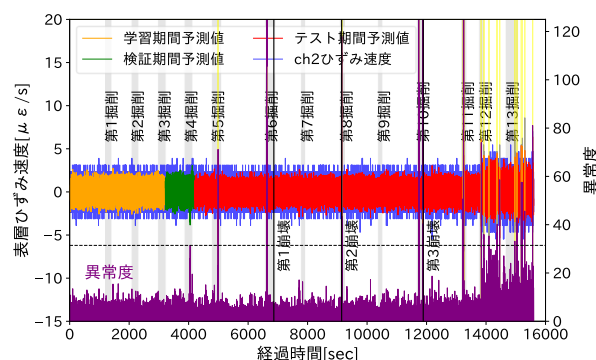


図2 ひずみ速度予測結果 (OMP)

キーワード 斜面崩壊, 異常検知, 機械学習, 労働安全

連絡先 〒158-0082 東京都世田谷区玉堤 1 丁目 28-1 東京都市大学 TEL03-5707-0104

としてモデルを作成する．最初の 3200 秒 (32000 プロット) を学習データ，次の 1000 秒を検証データ，残りをテストデータとし 3 つに分割した．計測値の差分を取り定常化し，データの前処理として標準化を行った．時系列データはスライド窓を用いて，入力値と目標値を設定した．本研究では OMP のハイパーパラメータに入力値のサイズ，切片の計算を示す `fit_intercept`，定常化をする際の差分を設定し，最適化手法である Tree-structured Parzen Estimator を用いて，予測値と計測値の平均二乗誤差が最小になるように探索を行った．Lasso 回帰は上記のパラメータに正則化項の係数 α を加え同様の方法で探索を行った．探索の結果，OMP の入力値のサイズは 182，`fit_intercept` は False，差分の間隔は 1 が最適値であった．また，OMP のパラメータである係数が非ゼロとなる特徴量の数に関しては，デフォルト値である特徴量の数の 10% を用いた．Lasso 回帰の入力値のサイズは 127，`fit_intercept` は False，差分の間隔は 3，正則化項の係数は 0.001 が最適値であった．Lasso 回帰の非ゼロの個数は 97 となった．異常度の設定方法として検証期間の予測値と計測値の残差が正規分布に従うと仮定し，平均値と分散値を用いて異常度を算出した．異常度の閾値は分位点により決定し，100 パーセンタイルである学習期間及び検証期間の最大値を閾値とした．

ch2 のひずみ速度と OMP による予測値，異常検知結果を図 2 に示す．第 1 崩壊では 235 秒前，第 3 崩壊では 3 秒前に異常を検知した．斜面に設置した 8 つのひずみ計の計測結果に，それぞれのチャンネルで作成したモデルによる予測結果から異常度を計算し，異常検知したセンサの個数と経過時間の関係を図 3 に示す．第 1 崩壊前には 8 基すべてのセンサ，第 3 崩壊前には 4 基のセンサが異常検知した．第 2 崩壊では，掘削と同時に斜面が崩壊し，崩壊前に計測値に大きな変化が計測されず崩壊後に異常を示す結果となった．Lasso 回帰による異常検知結果を図 4 に示す．第 1 崩壊では 229 秒前，第 3 崩壊では 3 秒前に異常を検知し OMP とあまり差がないことがわかった．斜面に設置した 8 つのひずみ計の異常検知したセンサの個数と経過時間の関係を図 5 に示す．第 3 崩壊に関して図 3 と比較すると，異常検知した基数が 2 基多いことがわかり，崩壊ではなくノイズに反応したセンサの個数について少ないことがわかった．

4. まとめ

遠心場の斜面掘削実験により得られた表層ひずみデータを用いて，スパースモデリングによる異常検知手法の検討を行った．崩壊時のセンサの個数を比較すると，Lasso 回帰の異常検知精度が高いことがわかった．今後は，設置するセンサの位置や異常度について検討していきたい．

参考文献

- 1) Y.C.Pati. et al. (1993): Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition. Asilomar Conference on Signals Systems and Computers, pp.40-44.
- 2) Robert Tibshirani (1996): Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. Journal of the Royal Statistical. Series B (Methodological) Vol.58, No.1, pp.267-288

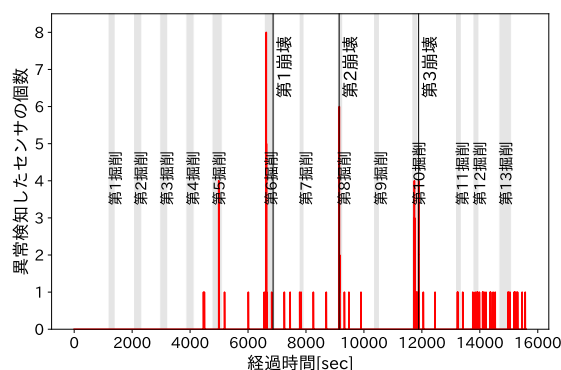


図 3 異常検知数の時系列変化 (OMP)

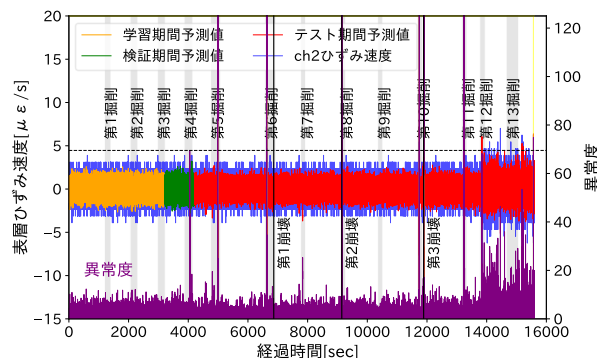


図 4 ひずみ速度予測結果 (Lasso)

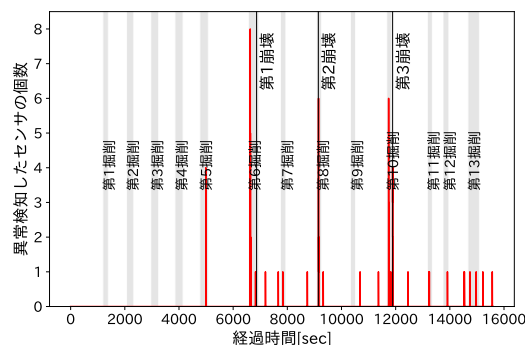


図 5 異常検知数の時系列変化 (Lasso)