

SVM を援用したトンネル切羽観察結果による肌落ち発生リスク評価

山口大学大学院 学生会員 ○青野 光
 正会員 林 久資
 フェロー会員 進士 正人
 株式会社熊谷組 正会員 青木 宏一

1. はじめに

トンネル建設現場では、切羽（トンネル掘削面）近傍にて、掘削された表面の土砂や岩などが剥がれ落ちる「肌落ち」が作業者を直撃する労働災害が報告されている。肌落ちによる労働災害は、発生時作業員への被害の重篤度が非常に高く、安全なトンネル施工を行う上で問題となっている¹⁾。

施工者は掘削ごとに現れる切羽の地質状況及びその変化の状況を観察し、記録表を作成している。この切羽観察表は、切羽面を定量的に評価することで支保パターンの選定に利用されている。これまでに、切羽観察表を統計分析し、補助工法の選定を試みた研究²⁾が報告されているが、これを肌落ち災害の対策への活用を試みた研究はみられない。

そこで本研究では、切羽観察表の観察結果から切羽の肌落ち発生リスクを評価することを研究目的とした。特に、機械学習手法 Support Vector Machine（以下、SVM と称す）を用いて、図-1 に示す地山条件下に施工された A トンネルの切羽観察表の結果から肌落ち発生リスクの評価を行った。

2. 切羽観察表

切羽観察表は、切羽基礎情報、切羽観察記録、切羽スケッチ並びに、記事で構成される³⁾。切羽観察記録では、切羽面を左肩、天端、右肩の3カ所に分け、それぞれに対して、表-1 の観察項目9項目を4段階(1~4)で評価する。さらに、各項目に重み係数をかけ4点満点で切羽評価点を算出する。各項目評価、評価点は、数値が大きいほど切羽の状態が悪いことを表す。記事には特殊な地質、湧水、崩壊の状況等の記録者の所見が記述されており、肌落ち発生有無の記録もここにされている。本研究では、A トンネルの切羽観察記録 373 切羽分を対象とし、このうち記事に肌落ち発生有無の記録があった 135 切羽を「肌落ち発生有」

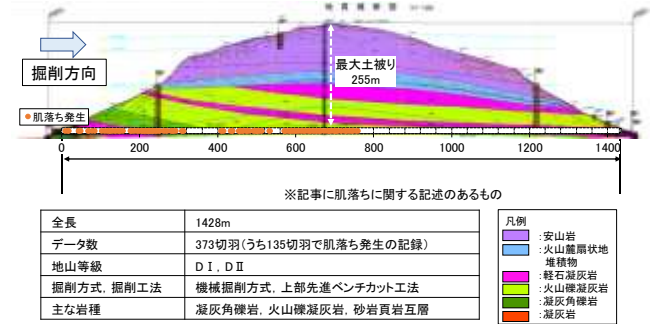


図-1 A トンネルの概要と地質縦断面図

表-1 切羽観察結果のデータ分布と肌落ち発生有無

観察項目	内容	評価点とその分布							
		1 (点)		2 (点)		3 (点)		4 (点)	
		有	無	有	無	有	無	有	無
1.切羽の状態	切羽鏡面の安定	1	0	38	28	80	171	16	39
2.素掘り面の状態	切羽の自立、普請の必要性	0	0	0	1	64	33	71	204
3.圧縮強度	岩盤の圧縮強度	0	0	2	0	48	59	85	179
4.風化変質	風化や変質の程度	0	0	0	0	55	47	80	191
5.割れ目の間隔	割れ目の間隔	4	0	18	46	49	145	64	47
6.割れ目の状態	開口度、挟在物の有無	3	0	14	0	36	24	82	214
7.割れ目の形態	形成される割れ目の形態	12	4	18	12	38	42	67	180
8.湧水	湧水量	45	219	43	13	37	6	10	0
9.水による劣化	水による岩盤の劣化の程度	35	58	5	159	94	21	1	0

データとした。

3. 観察項目の評価と肌落ち発生との関係

肌落ちが発生する切羽の特徴を把握するため、切羽観察記録の評価結果と記事による肌落ち発生有無を整理した。なお、観察項目9項目には、3カ所の平均の評価を使用している。表-1 に観察項目9項目の評価のデータ分布を示す。それぞれの観察項目に着目したところ、評価の良悪によらず肌落ち発生が記録されており、各項目の評価と肌落ち発生との間に相関はみられなかった。これらのことより、肌落ち発生リスクの評価には特定の項目の評価だけでなく複数の項目を複合的に分析する必要があると考えられる。

4. SVM を用いた肌落ち発生リスク評価

4.1. SVM の概要

切羽観察記録の観察項目を複合的に分析し、肌落ち発生リスクを評価するために、機械学習モデルの一つである SVM を採用した⁴⁾。SVM は2クラス分類を行うのに有効な手法であり、それぞれのクラス

キーワード 山岳トンネル、肌落ち、切羽観察表

連絡先 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1 山口大学大学院創成科学研究科 TEL 0836-85-9306

の学習データの中央を通るように識別平面を構築することで予測データを分類する。

4.2. SVM を用いた肌落ち発生有無の予測

SVM を用いて、切羽観察記録から肌落ち発生有無の予測を行った。学習データには観察項目 9 項目の評価、切羽評価点、岩石グループの 11 項目を学習項目とした。

SVM を使った肌落ち発生有無の予測手順を図-2 に示す。最初に、起点から 20 切羽の学習項目を学習させ、肌落ち発生有無を予測する学習モデルを作る。次に、その学習モデルを用いて、前方の 20 切羽の肌落ち発生有無を予測した。そして、予測した 20 切羽を加えた 40 切羽で新たな学習モデル作り、さらに前方の切羽での予測を行った。これを順次繰り返すことで学習モデルを更新しながら肌落ち発生有無の予測を行った。

SVM による予測結果を図-3 に示す。全体の 81.0% である 282 切羽の肌落ち発生有無を予測できた。しかし、肌落ち発生有無の記録がある 33 切羽を肌落ち発生無と分類しており、肌落ち発生「有」と「無」の 2 段階の分類では肌落ちが発生する切羽を完全には分類できないことがわかった。

4.3. スコアにもとづく肌落ち発生リスクの評価

SVM が構築した識別平面と予測データの距離（以下、スコアと称す）に着目し、分類方法を検討した。スコアが 0 の時、データが識別平面上にあり、スコアの絶対値が大きいほど分類されたクラスへの信頼度が高いことを示す。そこで、表-2 に示すような肌落ち発生有と肌落ち発生無の学習データそれぞれにおけるスコアの平均値を使用して、4.2 の予測結果を細分化し 4 段階の肌落ち発生リスク評価を行った。

リスク評価結果を図-4 に示す。リスクが 1 から 4 に上がるにつれ、肌落ち発生有データの数が増えており、段階的に危険度が上がっていく分類を行うことができた。また、4.2 の分類において、正しく分類できなかった肌落ち発生有データ 33 切羽のうち、18 切羽がリスク 2 と評価された。

肌落ち発生リスクを 4 段階で評価することにより、肌落ち発生有の危険性のある切羽をさらに精度高く分類することができた。

5. まとめと今後の課題

本研究では、切羽観察表を援用して、肌落ち発生有

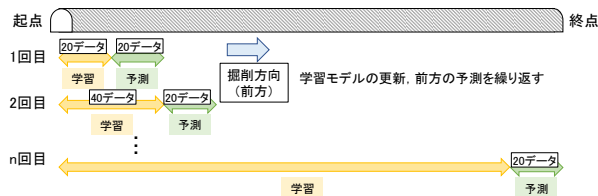


図-2 SVM を用いた予測手順

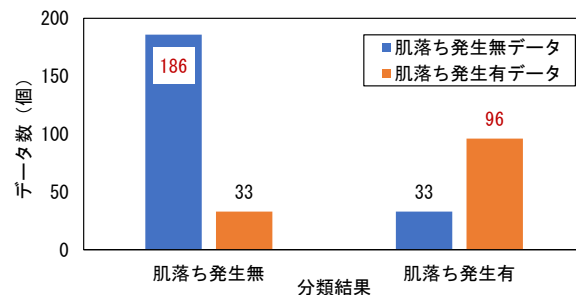


図-3 SVM による肌落ち発生予測結果

表-2 SVM による肌落ち発生リスクの評価方法

肌落ち発生有無分類	肌落ち発生無		肌落ち発生有	
	スコア	スコア	スコア	スコア
スコア	低	0	0	高
肌落ち発生リスク評価	リスク1	リスク2	リスク3	リスク4

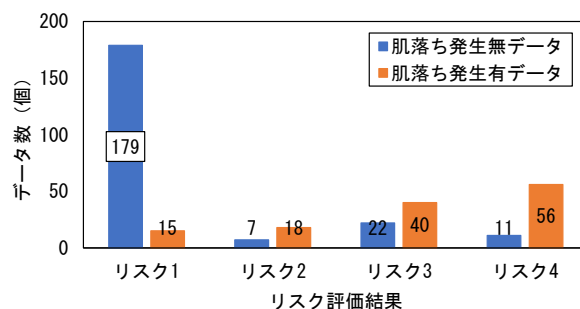


図-4 リスク評価結果

無を SVM によって分類し、切羽の肌落ち発生リスクを 4 段階で評価した。この結果、SVM は切羽観察表を用いた肌落ち発生有無の分析において有効な手法であることがわかった。また、肌落ち発生リスクを 4 段階で評価することで、肌落ち発生有の危険度をより細かく示すことができた。今後は、肌落ち発生有要因の特定やリスク評価手法の精度向上のため、様々な地山条件の切羽観察表を分析し、比較検討を行う。

参考文献

- 1) 日本トンネル専門工事業協会：トンネル工事における肌落ち労働災害防止のハンドブックその 2, p.20, 2012.
- 2) 平拓洋：サポートベクターマシンを用いた切羽観察記録に基づく切羽補助工法選定システム, トンネル工学報告集第 23 巻, pp.217-223, 2013,11.
- 3) 近畿地方整備局：トンネル地山等級判定マニュアル（試行案）, pp.17-21, 2006.
- 4) 小野田崇：知の科学 サポートベクターマシン 人工知能学会, pp.35-37, 2007