第 47 回岩盤力学に関するシンポジウム講演集
公益社団法人土木学会　2020 年 1 月　講演番号 10

機械学習による切羽剥落予測システムの高精度化の試み

福島 大介[1*]・戸邉 勇人[1]・宮嶋 保幸[1]・西澤 勇祐[1]

[1]鹿島建設株式会社　技術研究所（〒182-0007 東京調布市飛田給2丁目19番1号）
*E-mail: fukushid@kajima.com

筆者らは，山岳トンネルにおける切羽の肌落ち災害の防止を目的として，切羽写真の画像解析技術により切羽の風化程度と割れ目の分布を定量評価し，肌落ちのリスクを評価する技術を開発した．しかしながら，当技術は発破により掘削を行っている硬岩を主体としたトンネルのデータに基づいており，堆積軟岩などの強度や湧水などが切羽の安定性に支配的となるような地質に対して，十分な精度で適用することが難しい．そこで，堆積軟岩のトンネルを対象として，風化程度と割れ目の分布の評価結果に加え，強度と湧水量を考慮したリスクの定量評価手法を検討した．検討に当たっては，複数のパラメータを取り扱うことに適した機械学習を利用し，切羽からの肌落ちのリスクを評価したので，その結果を報告する．

Key Words : *rock falling, geological evaluation of tunnel face, machine learning, safety management*

1. はじめに

山岳トンネル工事における切羽では，地山が露出しており，岩石の落下等（肌落ち）による災害がたびたび発生している[1]．このような災害を防止するために，鏡吹付コンクリートなどの対策工が取られているが，安全かつ合理的な対策工を選定するためには，地山性状を適切に評価する必要がある．

地山性状を表すパラメータとしては，一般的に岩盤の強度（硬さ），風化の程度，割れ目密度や性状，湧水量などが挙げられる．従来は，目視による切羽観察でこれらのパラメータを評価していたが，近年，ICT技術を活用した方法が数多く開発されており，著者らもコンピュータジャンボの穿孔データを利用したトンネル周辺の地山性状（硬さ）を評価するシステム[2),3)]や，切羽写真を画像解析することで岩盤の風化程度や割れ目情報（割れ目分布や割れ目密度）を評価するシステム[4)]を開発し，現場で活用している．これらの技術により，従来の切羽観察と比べ，定量的かつ高精度に地山性状を評価することが可能になってきた．

一方で，取得したパラメータから肌落ち防止のための対策工を選定するためには，肌落ち発生のリスクを定量的に評価する必要がある．これに対して，著者らは硬岩地山を対象に風化と割れ目をそれぞれ4段階で評価した上で，4×4=16のカテゴリーに分類し，各カテゴリーにおける肌落ち（剥落）の発生確率を過去の履歴に基づいて予測する手法（以下，カテゴリー分類）を開発し，現場での有効性を確認した[4)]．しかしながら，当技術は硬岩を主体としたトンネルの実績データに基づいており，堆積軟岩などの強度や湧水などが切羽の安定性に支配的となるような地質に対して十分な精度を発揮することが難しい．そこで，堆積軟岩のトンネルを対象として，風化と割れ目の分布の評価結果に加え，強度と湧水量を考慮した剥落リスクの定量評価手法を検討した．検討に当たっては，複数のパラメータを取り扱うことに適した機械学習を利用し，切羽の肌落ちリスクを評価したので，その結果を報告する．

2. 切羽写真の画像解析による切羽剥落危険度評価システム[4)]

主に発破で掘削を行うような硬岩地山で発生する肌落ちの主な要因として，岩盤の風化や割れ目の分布に着目し，切羽写真の画像解析による定量評価システムを開発した．さらに，掘削中のトンネル現場から，切羽写真と発破孔の穿孔中に生じる小規模な剥落の発生情報を収集し，風化と割れ目のカテゴリー分類から切羽が剥落する危険度の定量化を図った．以下に当システムの概要を示す．

(1)　風化の定量評価

岩盤が風化すると粘土鉱物の生成や金属イオンの溶脱及び酸化物の生成等によって色調が変化する点に着目し，切羽写真の画素値から風化度を評価する手法を開発した（図-1）．本システムではデジタルカメラを用いて，切羽写真の画素の色調を算出し，色調に応じて風化度を評価できる．また，風化している部分の画素数から風化領域の範囲や広さを定量評価できる．

(2)　割れ目の定量評価

割れ目の定量評価においても，切羽のデジタル写真データを利用した．割れ目を輝度の変化箇所として抽出し（図-2），切羽を分割したメッシュ内で割れ目の主要な卓越方向を2成分まで検出し（図-3a），隣接するメッシュで卓越方向を比較することで割れ目の交差程度を割れ目交差密度という新たに考案した評価指標によって評価した（図-3b）．また，割れ目交差密度が高い部分の面積から切羽全体の割れ目状況を定量評価できる．

(3)　風化と割れ目の定量評価に基づく剥落危険度評価

肌落ち災害に相当する岩石の落石は発生頻度が極めて低く，検証に必要なデータを集めることは非常に難しい．そこで，発破孔の穿孔時に発生する小規模な鏡吹付コンクリートや岩石の落下（剥落）を肌落ち災害に発展する可能性が高い切羽と想定して検証の対象にした（図-4）．

開発した風化と割れ目の定量評価システムを利用して，掘削中のトンネル現場の切羽写真と剥落の発生情報を収集し，風化と割れ目の状況から切羽が剥落する危険度の定量化を図った．その結果，風化や割れ目交差密度が著しい切羽では剥落確率が高く，当システムの有効性を確認することができた．

3.　堆積軟岩を対象とした切羽剥落危険度の定量評価に関する検討

ここまでに確立した切羽の剥落危険度評価システムは，発破による掘削が行われている硬岩地山を対象としたデータ収集と分析に基づいている．今回，当システムの適用範囲の拡張を目的として，堆積軟岩を主体とするトンネルでのデータを取集し，切羽剥落危険度の定量評価に関して検討を行った．

(1)　分析対象としたトンネルの地質的特徴

対象としたAトンネルの周辺の地質は，新生代第四紀更新世の堆積岩である．岩種は，溶岩・火砕岩のほか，未固結～半固結の礫岩・砂岩・凝灰岩・凝灰角礫岩から

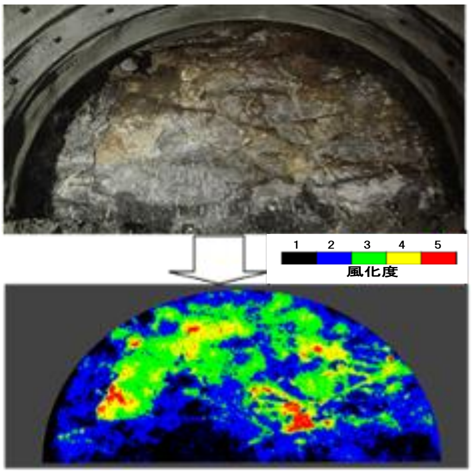


図-1　画像解析による風化程度の評価例

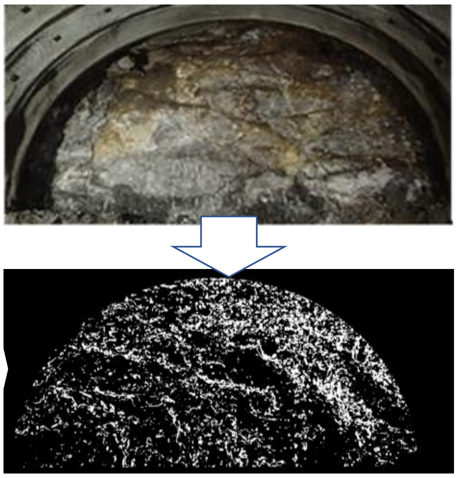


図-2　画像解析による割れ目抽出

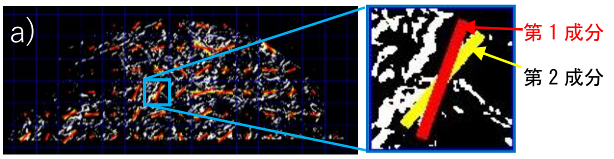


図-3a)　割れ目卓越方向集出

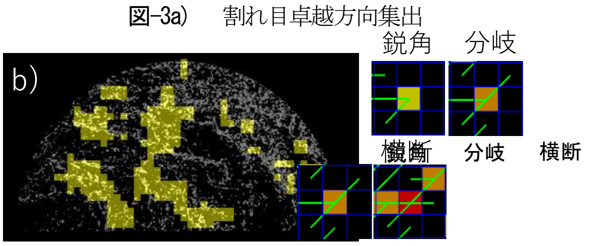


図-3b)　割れ目交差密度分布

図-4　削孔時の「剥落」状況

なる．このうち分析対象とした区間には，主として砂岩・凝灰角礫岩・泥岩などを挟在する砂岩礫岩互層が出現した．溶岩・火砕岩部分では，包有される礫は比較的硬質であるが，礫の周辺のマトリックス部分は未固結部分も多く含んでおり全体的に軟質である．また，トンネル下半より湧水が確認された．これは未固結部分を浸透した地下水によるものと考えられた．

(2) Aトンネルにおける切羽の地質性状データの収集

地質性状データのうち風化と割れ目に関しては，切羽写真の画像解析による評価結果から，風化が進行した範囲の面積（%）と割れ目が交差している範囲の面積（割れ目交差密度）（%）を分析データとして利用した．

Aトンネルではこれに加えて，日常管理として記録されている切羽観察簿の評価点の岩盤強度と湧水量を地山性状データとして収集した．**表-1**に示すように，強度と湧水量は４段階で評価されており，分析データには４つのランク値を利用した（例えば，圧縮強度の値25MPaを分析データとするのではなく，25MPaであれば「２」とした）．

4. ロジスティック回帰による切羽の剥落発生確率の評価手法

硬岩地山を対象とした場合，切羽写真の画像解析による風化と割れ目の定量評価結果に基づいて，切羽の剥落危険度の評価を行ってきたが，本報告では堆積軟岩を対象として，硬岩地山に比べて切羽の安定と相関が高いと思われる強度と湧水量も考慮した評価を行う．風化と割れ目の２項目によって評価する場合は，相互の組み合わせによるカテゴリー分類で評価が可能であったが，項目数が３以上となると，それぞれの相関が複雑となり，カテゴリー分類では定量評価が難しくなる．そこで，機械学習のうち，多変量の相関を定量的に評価することができるロジスティック回帰を利用して剥落発生確率を定量評価することとした．

(1) ロジスティック回帰の適用

ロジスティック回帰[5]では，ある条件（Z）において，目的とする事象が起こる確率（q_i）を式(1)に示すロジスティック関数で定義し，**図-5**に示すように表すことができる．ロジスティクス関数では，Zの値が大きくなるほど事象が起こる確率が増加する．

本研究において目的とする事象は「剥落」である．したがってq_iは剥落が起こる確率となる。

表-1　圧縮強度と湧水量の評価区分

評価項目	1	2	3	4
圧縮強度	100MPa以上 ハンマー打撃 はね返る	20～100MPa ハンマー打撃 で砕ける	5～20MPa 軽い打撃 で砕ける	5MPa以下 ハンマー刃先 食い込む
湧水量	なし・滲水程度	滴水程度	集中湧水	全面湧水

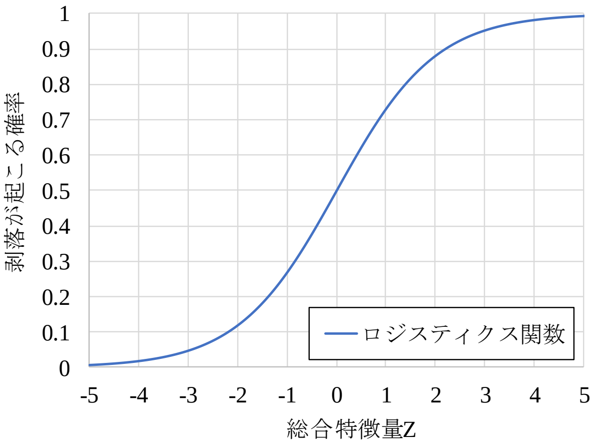


図-5　ロジスティクス回帰の概要

$$q_i = \frac{1}{1 + \exp(-Z)} \tag{1}$$

$$Z = \beta_w w_i + \beta_c c_i + \beta_p p_i + \beta_s s_i + \beta_0 \tag{2}$$

ここで

q_i：事象が起こる確率（剥落）
Z：総合特徴量
w_i：風化面積率
c_i：割れ目交差密度
p_i：強度評価点
s_i：湧水量評価点
β_w：風化に関連する係数
β_c：割れ目交差密度に関連する係数
β_p：圧縮強度に関連する係数
β_s：湧水量に関連する係数
β_0：定数項

$$\frac{q_i}{1 - q_i} = \exp(\mathrm{Z}) \tag{3}$$

また，ある条件（Z）とは，風化や割れ目，強度，湧水量から評価できる地山性状を示すものであり，総合特徴量と呼ばれものである．これは，式(2)に示すように線形予測子となっている．

ロジスティック回帰では，最尤推定法[6]を用いて，条件（Z）から事象が起こる確率（q_i）を最も精度良く判別できる式(2)の係数を決定する．

(2) 剥落に影響する地山評価項目の評価方法

ロジスティック回帰では，オッズ比によって，風化や割れ目などの特徴量が事象の発生（剥落）にどの程度影響を与えるかを定量的に評価することができる．

オッズとは，式(1)を式(3)に変換したときの左辺のことである．すなわち，（剥落が起こる確率）/（剥落が起こらない確率）を示している．

ここで，右辺中の地山性状を示す(Z)のうち，式(2)で示した地山性状のある1項目を1単位増減した場合のオッズの増減比率がオッズ比となる．すなわち，オッズ比の大きさによって，地山の評価項目の剥落発生確率に影響を与える程度（寄与度）を定量評価することができる．

(3)　ロジスティック回帰のためのデータの準備

砂岩礫岩互層の堆積岩主体であるAトンネルより139切羽のデータを取得し，さらに1切羽あたり左天端，右天端，左肩，右肩に4分割して556のデータセットを準備した．

地山性状を示す評価項目は，『風化面積率』，『割れ目交差密度』，『強度評価点』，『湧水量評価点』とし，各項目間で数値の重みを統一するため，平均を0，分散を1とした標準化（正規化）処理を行った．『剥落の有無』は，剥落ありを1，剥落なしを0として学習させた．データセットの例を（**表-2**）に示す．

以上のデータを用いて式(2)に示す，総合特徴量を最も的確に表す線形予測子を最尤推定法によりもとめ，ロジスティクス関数によりモデルを作成した．

具体的には，556のデータを時系列順にA, B, C, Dの4つのグループに分割し，組み合わせを変えながら，3つをモデル作成のための学習データとし，残りの1つを精度検証のための検証データとするクロスバリデーションを行った．

5. ロジスティクス回帰における剥落予測結果

今回，これまでの風化と割れ目に加えて強度，湧水量を考慮した手法の有効性を確認するため，風化と割れ目のデータだけを使ってロジスティック回帰により作成したモデル（model1）と，これに強度と湧水も加えて作成したモデル（model2）について比較を行った．

なお，正解率の評価は，それぞれのモデルのロジスティック関数を使って検証データにより算出されるq_iについて，0.5以上の場合を「剥落あり」，0.5より小さい場合を「剥落なし」と判定し，その時の実際の剥落の有無との一致，不一致に従って算出した．

(1) ロジススティック回帰による剥落予測の結果

表-3にmodel1，model2の平均正解率（剥落あり，なしの各正解率の平均）を示す．**表-3**より，model1の風化面積率，割れ目交差密度のみで剥落の有無を予測した場合，平均正解率44.37%と5割以下であり，予測に利用することができない．一方，これに強度と湧水量を考慮したmodel2では，平均正解率が66.62%と正解率が高くなっており，対象とする岩種に応じて考慮すべき地質性状が異なることが分かった．

次にmodel2を対象として，各地山性状情報の寄与度合いを知るためにオッズ比を算出した結果を**表-4**に示す．オッズ比を見ると，どのデータセットでも強度評価点が高いオッズ比を示している．これは，分析の対象としたトンネルの地質が半固結状の礫岩地質の堆積軟岩からなっており，切羽の安定性が，風化や割目よりも礫の周囲のマトリックスの締まり具合，すなわち強度によって左右されやすいことと整合している．

表-2　データセット例

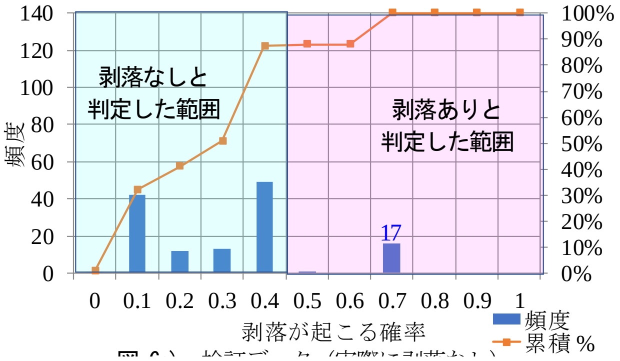
No	場所	風化面積率(%)	割れ目交差密度(%)	強度評価点	湧水量評価点	剥落
1	天端右	0.80	-0.30	-0.58	-0.53	1

表-3　各モデルの平均正解率

入力した地山性状の情報	平均正解率
風化面積率、割れ目交差密度(model1)	41.37%
強度評価点、湧水量評価点を追加(model2)	66.62%

表-4　各データセットでの地山性状パラメータのオッズ比

データセット名	風化面積率	割れ目交差密度	強度	湧水量
A	0.95	1.3	2.36	0.66
B	0.68	0.62	2.65	0.75
C	1.08	1.16	1.79	0.63
D	0.82	1.16	3.14	0.9



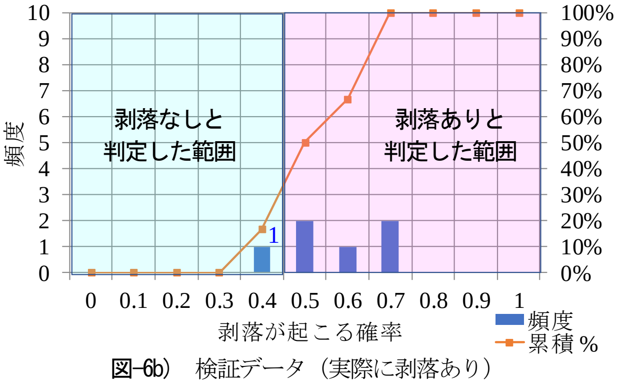


図-6b)　検証データ（実際に剥落あり）

⑵ ロジスティック回帰による剥落予測評価の分析

ロジスティック回帰によって剥落発生の予測式（ロジスティック関数）を求め，検証データを使ってその正解率を求めたが，具体的に各々の切羽データに対してどの程度の判別がなされているかを検討するために，ロジスティック関数から求められた剥落発生確率（q_i）の分布によって分析を行った．

図－6a)，b)は，model2の内で最も正解率が高かったデータセットCの剥落発生確率の度数分布図である．横軸は剥落が起こる確率（q_i）を示し，縦軸には頻度（データの数）と累積率を示す．また，a)が実際に剥落が発生しなかったデータを使って剥落発生確率(q_i)を算出した結果であり，b)が実際に剥落が発生したデータの結果である．ここで，剥落の予測はq_iの値が0.5をしきい値として判定しており，度数分布図では0.5を境界として判定範囲をピンクと水色の範囲で示している．検証データは，「剥落なし」が134個，「剥落あり」が6個であった．

実際には剥落が発生しなかったデータだけで整理した**図-6a)**を見ると，「剥落なし」と正しく判定された確率は，オレンジ線で示す累積率より9割程度の高い確率で正しく予測できていることが分かる．一方，約1割の17個のデータに関し，q_iが0.7と高い確率で剥落が発生すとした誤った予測となっている．実際に剥落が発生したデータだけで整理した**図-6b)**では，データ数が6個と数がすくないが，累積率を見ると7割程度の確率で剥落を正しく予測できていることが分かる．一方，q_iが0.4で剥落が発生しないと予測されていたにも関わらず，実際には剥落が発生したデータが1つあり，これは危険側の判断となるため，今後の検討が必要となる．

このように，ロジスティック回帰では，検証データに対して，個別に定量的な分析が可能となる．これにより，剥落有無の判定基準の見直しや，安全側の判定をするなど，実適用に際しての，定量的な評価，運用が可能であると考えている．今後，さらにデータを蓄積し，検討を進める予定である．

6. まとめ

本研究では，実際に剥落の発生した切羽と剥落の発生しなかった切羽に対して，風化程度，割れ目交差密度，岩盤強度，湧水量の4つのパラメータによる機械学習を行ったところ，剥落の発生した切羽を高い確率で検出でき，本手法が剥落発生のリスクを定量的に評価する有効な方法であることが確認できた．今回の結果では，岩盤強度が最も寄与率が高かったが，過去の検討では，風化程度と割れ目交差密度が大きく寄与していることもわかっており[4]，地質によって剥落発生に寄与するパラメータが異なることが分かった．また，今回は切羽観察に基づいた強度，湧水量を使って検討したが，今後，定量的な評価手法を開発するとともに，様々な地質のデータを蓄積・分析し，肌落ち防止のための対策工選定方法を確立していく所存である．

参考文献

1) 厚生労働省：山岳トンネル工事の切羽における肌落ち災害防止対策に係るガイドライン，2016 年 12 月 26 日発，2018 年 1 月 18 日改正．
2) 宮嶋保幸，岩野圭太，白鷺卓，犬塚隆明，川野広道，栗山和之，池田廉，井上勇太：山岳トンネルのコンピュータジャンボの穿孔データに基づく情報化施工ー国道 106 号　宮古盛岡横断道路　新区界トンネル工事ー，土木建設技術発表会 2017 概要集，pp.153-159，2017.
3) 白鷺卓，宮嶋保幸，山本拓治，西川幸一，福田博之；トンネルの施工穿孔データを利用したオンタイム切羽評価と前方予測，トンネル工学報告集，第 27 巻，I-19，pp.1-5，2017.
4) 戸邉勇人，宮嶋保幸，白鷺卓，山本拓治：山岳トンネル切羽の剥落危険度評価システムの開発と現場への適用，第 46 回岩盤力学に関するシンポジウム講演集，pp.81-86，2019.
5)久保拓弥：データ解析のための統計モデリング入門（一般的線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC），pp.114-130，岩波書店，2012.
6) Paul ,G,Hoel.，浅井晃，村上康正：入門数理統計学，pp.194-198，培風館，1978.

PREDICTION OF ROCK FALLING OF TUNNEL FACE BY USING MACHINE LEARNING

Daisuke FUKUSHIMA, Hayato TOBE, Yasuyuki MIYAJIMA
and Yusuke NISHIZAWA

For rock tunneling, it is important to ensure the safety of a face. The authors have established a technology for quantitative evaluation of weathering degree and distribution of cracks density to evaluate the risk of rock falling of the face. However, this technology is based on hard rock tunnels data. Therefore, it is difficult to apply with sufficient accuracy in sedimentary rock tunnels. In this study, we investigated the risk assessment method considering rock strength and wet condition in addition to the results of quantitative assessment of weathering and crack density in the tunnel of sedimentary rock. We tried to quantitatively evaluate the risk of rock falling by using machine learning, and we report the results.