機械学習による発破孔の穿孔機械データを用いた前方切羽面の予測

宮仲　美玖[1]・五味　春香[2]・辰巳　順一[3]・
河邉　信之[4]・林　久資[5]・進士　正人[6]

[1]学生会員　山口大学大学院　創成科学研究科（〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1）
E-mail:mmiyanaka@yucivil.onmicrosoft.com

[2]正会員　安藤ハザマ　土木事業本部　技術第三部（〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20）
E-mail:gomi.haruka@ad-hzm.co.jp

[3]正会員　安藤ハザマ　土木事業本部　技術第三部（〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20）
E-mail:tatsumi.junichi@ad-hzm.co.jp

[4]正会員　安藤ハザマ　土木事業本部　技術第三部（〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20）
E-mail:kawabe.nobuyuki@ad-hzm.co.jp

[5]正会員　山口大学大学院　創成科学研究科（〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1）
E-mail: hayashi@yamaguchi-u.ac.jp

[6]正会員　山口大学大学院　創成科学研究科（〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1）
E-mail:shinji@yamaguchi-u.ac.jp

山岳トンネル施工において，事前調査だけでは詳細な地山状況の把握は困難である．また，トンネル掘削技術の中には技術者の長年の経験に基づいた判断を要求されるものも多いが，熟練技術者の建設現場からの減少を鑑みると，今後，安全なトンネル施工技術の継承が課題になる．そこで，トンネル施工中に実施できる調査方法として，発破孔やロックボルト孔などの穿孔時の機械データを膨大な地山データベースとして活用し事前に作業者に前方地山予測結果を図化・提示するシステム開発を行っている．

本研究は，その中で発破孔の穿孔データから前方切羽面の評価点分布を予測するシステムに機械学習を適用し予測される回帰式の予測結果と穿孔データの分析結果の検討結果を述べる．

Key Words : *drilling data, machine learning, blast drilling, tunnel face*

1. はじめに

トンネル施工において，事前地質調査だけでは詳細な地山状況を把握することは困難である．そのため，施工中に切羽前方探査を行う事例が増えている．その前方探査の1つとして，掘削用機械から得られる穿孔データを利用した探査システムがある．そのシステムのひとつとしてDRISS[1)]と呼ばれる手法があるが，近年では施工サイクルの一部で調査できる発破孔やロックボルト孔の穿孔データを利用した前方予測の研究が数多く行われている．DRISSと，発破孔を利用する本研究（以下「TFS-Learning」と呼ぶ）の比較を**表-1**に示す．TFS-Learningは，DRISSより穿孔長が短いため直近の情報しか得られないが，切羽面で実施されるすべての穿孔データを機械学習するため本数が多く面的な前方地山調査が行える．また発破掘削において得られる機械データを活用して前方探査を行うため，より簡便な方法といえる．すなわち，TFS-Learningの目的は，発破孔の穿孔データを機械学習することで前方切羽面の切羽評価点分布を予測する方法

表-1　DRISSと本研究の比較

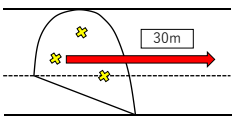
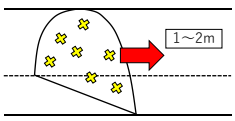
	削孔検層システム	
	DRISS	本研究
		
削孔数	1～3	40～80
水平掘削長	約30m	1～2m
調査実施時期	掘削作業休止中	掘削作業中
調査区間	次週掘削区間	次の掘削区間

表-3　切羽観察項目[3)]

評価区分（掘削地点の地山の状態と挙動）						
(A)	切羽の状態	1. 安定	2. 鏡面から岩塊が抜け落ちる	3. 鏡面の押し出しを生じる	4. 鏡面は自立せず崩れ、あるいは流出	5. その他
(B)	素掘面の状態	1. 自立（普請不要）	2. 時間がたつと緩み肌落ちする（後普請）	3. 自立困難掘削後早期に支保する（先普請）	4. 掘削に先行して山を受けておく必要がある	5. その他
(C)	圧縮強度	1. σc≧100MPa ハンマー打撃はね返る	2. 100MPa＞σ≧20MPaハンマー打撃で砕ける	3. 20MPa＞σ≧5MPa 軽い打撃で砕ける	4. 5MPa≧d ハンマー刃先食いこむ	5. その他
(D)	風化変質	1. なし・健全	2. 岩目に沿って変色、強度やや低下	3. 全体的に変色、強度相当に低下	4. 土砂状、粘土状、破砕、当初より未固結	5. その他
(E)	割れ目の頻度	1. 間隔d≧1m 割れ目なし	2. 1m＞d≧20cm	3. 20cm＞d≧5cm	4. 5cm≧d 破砕当初より未固結	5. その他
(F)	割れ目の状態	1. 密着	2. 部分的に開口	3. 開口	4. 粘土を挟む、当初より未固結	5. その他
(G)	割れ目の形態	1. ランダム方形	2. 柱状	3. 層状、片状、板状	4. 土砂状、細片状、当初より未固結	5. その他
(H)	湧水	1. なし・滲水程度	2. 滴水程度	3. 集中湧水	4. 全面湧水	5. その他
(I)	水による劣化	1. なし	2. 緩みを生ず	3. 軟弱化	4. 崩壊、流出	5. その他

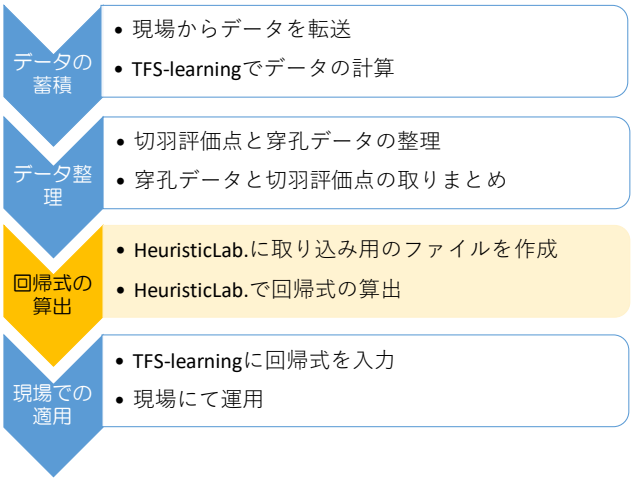


図-1　予測フロー

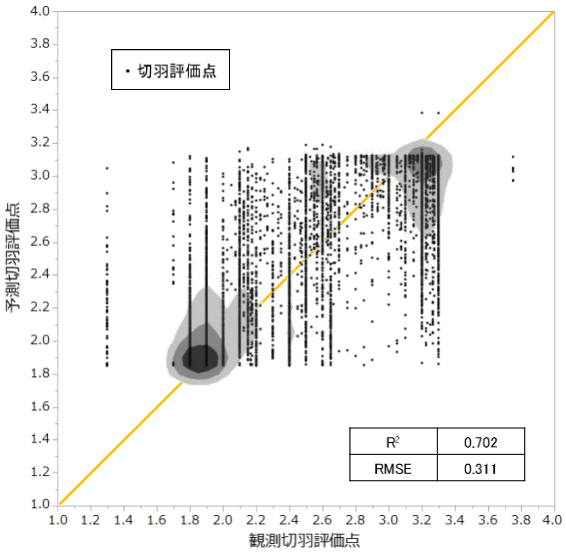


図-2　式(1)の精度評価

表-2　穿孔データの概要[1)]

穿孔データ	単位	概要
穿孔速度	cm/s	単位時間当たりのフィード前進長
打撃圧	MPa	打撃の作業圧力
回転圧	MPa	ドリフタ油圧モータの作動圧力
フィード圧	MPa	通常油圧シリンダの作動圧力

を考案することであり，本報告ではTFS-Leamingの概要とその予測結果の一例を示す．

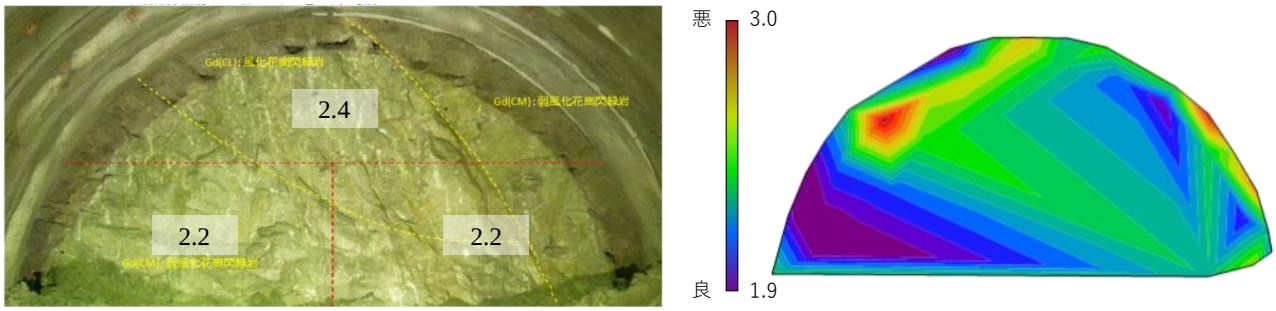
2.　穿孔データの概要

切羽を穿孔する際，掘削用機械（ドリルジャンボ）から得られる4つの穿孔データの概要を**表-2**に示す．掘削用機械を用いた穿孔は，ピストン方式での打撃，ロッドの回転，ドリフタ全体を岩盤に押し付けるフィードの3つの動作により掘り進められる．これらはそれぞれ打撃圧，回転圧，フィード圧として穿孔時のデータを取得することが可能である．穿孔データのそれぞれの概要は，穿孔速度は硬岩であるほど遅く，かつ回転圧は低くなる．それに対し，打撃圧とフィード圧はオペレータのに依存するパラメータであり，岩盤の硬軟に左右されない傾向がある．また，すべての穿孔データは掘削用機械からリアルタイムで1秒ごとに出力される．

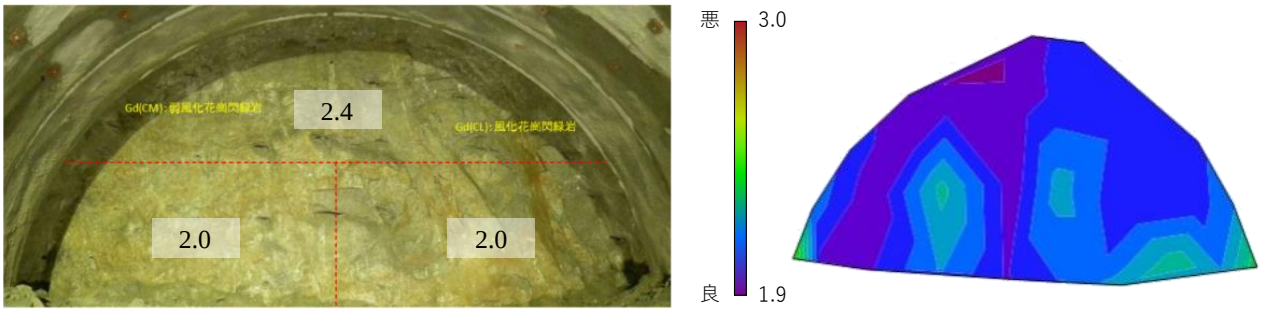
3.　回帰式による予測方法と予測結果

(1)　予測式の算出について

予測フローを**図-1**に示す．TFS-learningは次の切羽面の安定度を穿孔データから自動的に予測するシステムである．また本研究では，回帰式の算出に非線形回帰分析手



(a) S切羽（No.278+11.0m地点）



(b) T切羽（No.278+6.0m地点）

図-3　回帰式による切羽評価点予測事例（Aトンネル）

法の一つである遺伝的プログラミングを採用している．遺伝的プログラミングとは，生物の進化のメカニズムを模して最適な解を求める手法である[2]．この手法により自由度の高い回帰式を算出することができる．データ解析ツールとしてフリーソフトであるHeuristic Lab.を使用した．**表-2**に示す4つの穿孔データを回帰式の説明変数とし，目的変数を予測対象である切羽評価点とした．穿孔データは，1秒ごとに取得されることから1本の穿孔につき多数のデータが取得されるため，穿孔1本ごとに平均した．また，切羽評価点は現場技術者の目視による点数付けで算出されている．まず，**表-3**の（A）～（I）の項目について，切羽ごとに当てはまる評価区分の点数を天端，右側，左側それぞれでつけていく．そして，それら区分点ごとに重みづけと部分ごとの合計を算出する．**表-3**の切羽観察項目から算出される切羽評価点は，点数が低いほど切羽状態が良好であると判断する．本報告では，延長2875m，主な岩種が花崗閃緑岩であるAトンネルのデータ10,898個を学習データとして非線形回帰式の算出を行った．

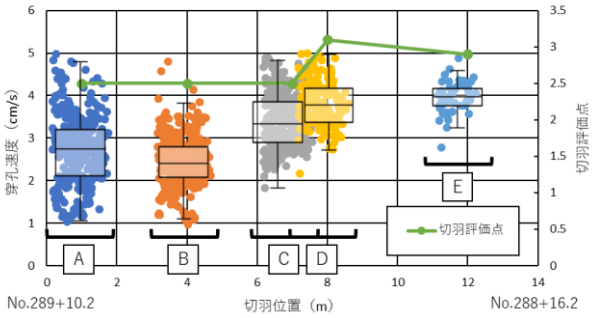
式(1)に学習結果として得られた回帰式を示す．式(1)からわかるように，この式の説明変数には**表-2**に示す穿孔データのうちフィード圧は考慮されていない．これは，今回の機械学習では，フィード圧の相関性が低く回帰式の説明変数として採用されなかったためである．**図-2**に回帰式の精度評価を示す．**図-2**は，横軸に実際に現場技術者が点数付けした観測切羽評価点，縦軸に式(1)を用いて算出した予測切羽評価点を表している．この図の背面の濃淡はプロット密度を表しており，濃い場所ほど密度が高くプロットが集中している．観察評価点と予測評価点が近いすなわち橙線に近いほど精度よく予測できていることになるが，濃度の高い箇所は橙線上に分布しているので，予測回帰式は，ばらつきを有する者の精度は保たれている．また，回帰式の精度指標として決定係数R^2とRMSEを用いた．R^2は回帰モデルによって観測切羽評価点との一致度，RMSEは予測切羽評価点の観測切羽評価点との乖離度を表しており，R^2は1に近いほど，RMSEは0に近いほど精度が高いことを示す．R^2は0.5以上であると信頼できる精度[4]であることから，精度指標からも精度の高い回帰式が得られたといえる．

$$f_i = 1.28\exp[A\times\{-0.72R\times A-\exp(1.54s)\}\times (0.538S-0.180A)\times \left\{\frac{-0.0493}{\frac{1.14A}{1.21R-0.187A}+\exp(\exp(0.580S))}\right\}+1.85 \quad (1)$$

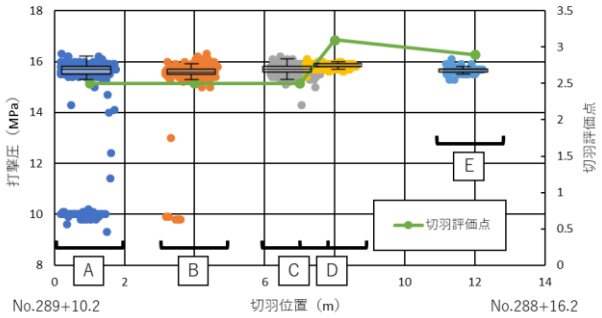
f_i：切羽評価点　　S：穿孔速度(cm/s)
A：打撃圧(MPa)　R：回転圧(MPa)

(2)　予測結果

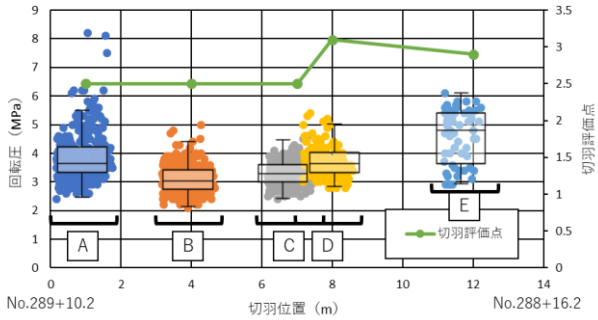
図-3に式(1)を適用し，切羽評価点を予測した例を挙げる．左図にAトンネルの切羽写真，右図に式(1)より算出



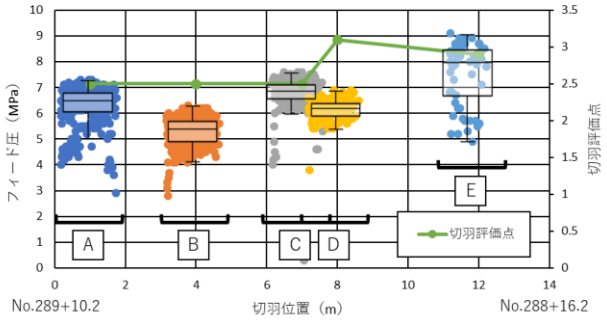
(a) 穿孔速度



(b) 打撃圧



(c) 回転圧



(d) フィード圧

図-4　切羽評価点と穿孔データの推移

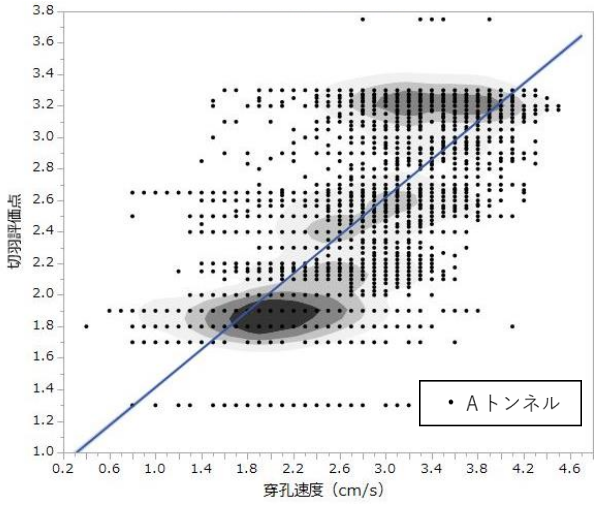


図-5　穿孔データ詳細

した予測切羽評価点分布図を示す．図中，分布図は紫色ほど切羽評価点が低く切羽状態は比較的良好であることを表し，赤色ほど切羽評価点は高く相対的に切羽状態は不良であることを表している．まず**図-3(a)**に示すNo.278+11.0m地点におけるS切羽は，全体的に弱風化の花崗閃緑岩で中央部分は特に風化が進んでおり，切羽評価点は，天端，右側，左側それぞれ2.4，2.2，2.2点である．この切羽に式(1)を適用した結果，中央の風化部分がコンター図でも黄緑～赤色を示しており，切羽状況を予測できていることがわかる．次に，**図-3(b)**のNo.278+6.0m地点におけるT切羽についても同様にとりまとめた．この切羽も全体的に弱風化した花崗閃緑岩であり，一部は特に風化が進んでいる．この切羽の評価点は，天端，右側，左側それぞれ2.4，2.0，2.0点で天端部の評価点が高い状況である．式(1)を適用した結果，右側，左側コンターは青色から黄緑色を示しており，およそ観測切羽評価点と同様の評価点分布を表現することができた．しかし，天端部の予測切羽評価点に関しては低く，実際の切羽状況を予測できていない．この2つの切羽評価例から，機械データとして非線形解析し得られた回帰式は，切羽のおおよその量悪状況を予測できているといえる．

4.　穿孔データの分析結果

前章の結果から，現段階での予測方法による切羽面予測は概略可能であることが確認できた．しかし，より高い予測精度を得るために穿孔データの分析を試みた．そこでまず，切羽評価点の変化に伴う穿孔データの推移を調べる．**図-4**にAトンネルのA～Eの5切羽（No.289+9.2m～No.288+18.2m）右側部の穿孔データを示す．これらは，ドリルジャンボから得られた1秒ごとのデータを穿孔本数分をまとめてプロットしたものである．色ごとに異なる切羽のデータを表しており，切羽ごとにデータのばらつきを表現した箱ひげ図として表現してい

る．なお，図中の緑色の直線は，観測切羽評価点である．

図-4 に，それぞれの機械データ（穿孔速度，打撃圧，回転圧，フィード圧）の取得位置におけるそれぞれの機械データの分布図を示す．この図(a)より，切羽CからDにかけ切羽評価点が高くなる区間において穿孔速度も相対的に速度の高い部分に分布しており，穿孔速度と切羽評価点は相関性は高いことがわかる．次に，打撃圧に着目する（**図-4**(b)）．打撃圧は切羽評価点の変化に関係なく，15～16MPa とほぼ一定の値を示している．これは 2 章に示した通り，打撃圧はオペレータの操作・設定値に依存するパラメータであり，この適用現場においては，岩盤の硬軟に差が少ないためと考えられる．回転圧については一般的に硬岩は高く，軟岩は低くなると考えられている [1]が，**図-4**(c)に示す分布図では，回転圧と切羽評価点には明確な相関性が低い結果が得られた．加えて，**図-4**(d)に示したフィード圧はオペレータが操作できるパラメータでもあるため，切羽評価点との相関性が低い結果となった．

穿孔速度と切羽評価点の関連性が高いことがわかったので，穿孔速度に関して，A トンネルにおける同様の穿孔データも分析した．**図-5** に，回帰式の学習データとして使用した穿孔 1 本ごとの平均穿孔速度と切羽評価点の関係を示す．図中の，直線は近似直線を表している．また，背面にデータ密度の違いを濃淡によって表している．この図では，濃いほどプロット密度が高いことを示し，そこにデータが集中していることを表している．この図から穿孔速度と切羽評価点は高い線形関係があることがわかる．

5. まとめ

本論文では山岳トンネルの発破による掘削の際の多数の発破孔穿孔によって得られる穿孔機械データを機械学習し，遺伝的アルゴリズムによる非線形解析を利用して前方地山状況を予測した．その結果，前方切羽面を予測がある程度可能であることがわかった．しかし，今後より精度の高い予測式を導出するために，穿孔データそれぞれの分析を行った．その結果，穿孔速度と切羽評価点には高い相関関係があることが明らかになった一方で，打撃圧・回転圧・フィード圧に関しては本研究における分析方法では相関が確認できなかった．

今後は，穿孔位置間の距離が近い穿孔同士は影響しあうと想定していることから，穿孔位置の情報も加えた分析を行い，より精度の高い回帰式の導出を試みる予定である．

参考文献

1) ジェオフロンテ研究会：現場技術者のための切羽前方探査技術読本，pp.29-32，2012.
2) 伊庭斉志：遺伝的アルゴリズムと進化のメカニズム，岩波書店，pp.6-11，2002.
3) 近畿地方整備局道路部道路工事課：トンネル地山等級判定マニュアル（試行案），2006.
4) 涌井良幸，涌井貞美：図解でわかる多変量解析，pp.63-64，日本実業出版社，2001.

（2018.8.10 受付）

PREDICTION OF THE FORWARD TUNNEL FACE SCORE OF ROCK MASS CLASSIFICATION FOR STABILITY BY USING MACHINE LEARNING OF DRILLING DATA

Miku MIYANAKA, Haruka GOMI, Junichi TATSUMI, Nobuyuki KAWABE, Hisashi HAYASHI and Masato SHINJI

In tunnel construction, it is difficult to grasp detailed geographical situation by preliminary survey alone. In addition, as tunnel excavation depends on the experience of tunnel site engineers, it become big problem that skilled engineers will be decreasing year by year. Therefore, as a survey method for a forward fore-casting method using a blast hole or a rock-bolt hole using drillind data has been proposed.

In this paper, we have proposeed a forcasting system called “TFS-learning” that predicts the evaluation of tunnel face score of rock mass classification of the front tunnel face by using the machie data of the blasting hole. Totally, the prediction accuracy of next tunnel face is enough. However, the comparison of the each machine data has improvemet of the present stage.