

# 深層学習およびアンサンブル学習を用いた 切羽評価システム

長谷川 裕 員・谷 村 浩 輔

近年の建設業界では生産性向上が推進されており土木工事においても ICT を用いた新しい技術が次々と開発されている。その中でも AI (人工知能) を用いた自動化や効率化に関する技術が注目され今後期待される技術である。人工知能においては深層学習 (ディープラーニング) がコンピュータビジョンの分野を飛躍的に向上させ多くの分野において応用が行われている。今回、山岳トンネルの支保パターン選定のためにトンネル習熟技術者が行っていた目視観察による切羽評価 (切羽評価点算出) を深層学習と機械学習を用いて行うシステム (以下「本システム」という) の開発を行った。本稿では本システムの詳細およびすさみ串本道路 (仮称) 二色トンネルに適用した実証実験について紹介する。

キーワード：山岳トンネル, 切羽評価, AI (人工知能), 深層学習, 機械学習

## 1. はじめに

山岳トンネル工事では掘削面 (トンネル切羽) の状態を把握することにより地山の状態を判断し、トンネル支保パターンの選定や補助工法の要否などを判定し安全かつ経済的な施工を行うことが求められる。切羽評価に用いる基準は「トンネル地山等級判定マニュアル (試行案)」<sup>1)</sup> にまとめられているが、切羽観察はトンネル習熟技術者による目視観察で行われるため主観的な評価となりがちで観察者の経験差によって評価結果にバラつきが出るという問題がある。

土を扱う土木工事では事前調査で得られた地盤情報の不確実性などが多いため、理論だけでは予測が難しく経験した事象から得られた知見や知識を用いての対応が求められる。切羽評価においてもトンネル習熟技術者が過去に行った切羽観察経験から身に付けた判断基準や閾値を用いて評価していると考えられる。このような専門家の暗黙的な知識やノウハウを抽出して知識データベース化する研究は様々に挑戦されているが<sup>2)</sup>、知識を定式化やルール化することは非常に困難であり知識獲得のボトルネックと呼ばれている。そこで筆者らは、技術者からの知識獲得ではなく切羽から取得した情報をパターン化し、技術者評価と関連させて作成した教師データでの AI 学習 (機械学習) を用いることで、切羽状態パターンから技術者と同じような評価を予測するモデル構築を目指してきた。このような AI による切羽評価システムを用いて客観的な評価が

可能になれば、トンネル支保パターンを決定する切羽判定の作業においても客観的な参考値として活用でき効率化が期待できる。

今回開発した山岳トンネル切羽評価システムはディープラーニングを用いた画像分類と機械学習 (勾配プースティング決定木) を組み合わせており山岳トンネルでの実証実験をしてきた<sup>3)~5)</sup>。

本稿では、切羽判定システムの開発および実証実験の詳細について紹介する。

## 2. データの取得

本システム (切羽評価システム) は、和歌山県串本町に位置する「すさみ串本道路 (仮称) 二色トンネル」 (トンネル延長 365 m, 最大掘削断面積 108.5 m<sup>2</sup> の大断面トンネル) において実証実験を行った。当トンネルの地質は泥岩主体の堆積岩であり設計時の支保パターンは低土被り部を除き DI と CII が混在していたが、切羽観察による評価結果ではほとんどが DI と判定された。土被りが浅いこともあり風化で割れ目沿いに茶褐色に変色した部分が多く見られた。地質縦断面を図-1 に示す。実証実験はトンネル全長に対して行った。

本システムでは、切羽状態をパターン化 (数値化) するために「切羽写真」, 「切羽 3 次元形状データ (DEM モデル画像: 数値標高モデル)」, 「岩盤の穿孔エネルギー値」のデータ取得を行った。この 3 種類の情報を

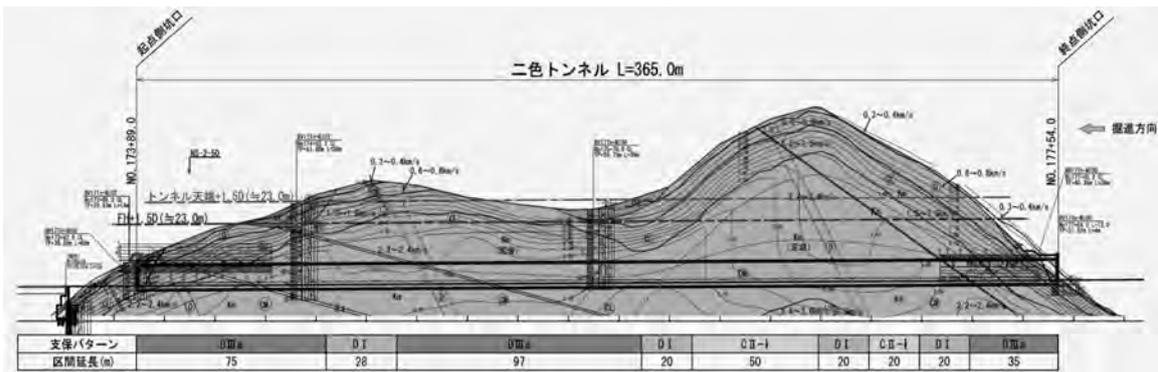


図-1 地質縦断面

特徴量パラメータとした AI モデルを構築し切羽評価の予測を行った。以下、切羽からの取得データについて述べる。

(1) 切羽写真の取得

従来、切羽観察時の記録として切羽の写真撮影を行っているが、撮影する切羽からの距離や写真の解像度（大きさ・画素数）、切羽の明るさ（照度）が統一されていないのが現状である。また、切羽照明はトンネル天井部に設置されるために切羽前の支保工が影になり切羽の外周に黒い影が生じ切羽全体の状態を写真画像から確認することが難しかった。

本システムでの AI モデル構築で使用する切羽画像としては、各切羽が比較的均一な条件で全面が写っているものが望ましく、特に色要素による画像分類を行うためには画像の鮮明度や色合いなどバラつきの少ない品質が求められる。このため、切羽写真撮影時に補助照明の活用と切羽写真の撮影用にシャッター速度と ISO 感度が固定設定できる専用アプリを開発し撮影を行った。切羽写真撮影の様子を写真-1、切羽写真の例を写真-2 に示す。

切羽照明設備は表-1 に示す LED 照明を採用した。切羽照明として 400 W タイプ 1 台を用いてトンネル天井からの照射角度を調節することにより切羽撮影



写真-2 切羽写真の例

表-1 切羽照明設備と補助照明設備

項目	使用機器の仕様・台数
①切羽照明	軽量型高輝度 LED ランプ JCT-400A-L/P × 1 台 仕様：400 W, 64,000 lm
②補助照明	軽量型高輝度 LED ランプ JCT-200A-L/P × 2 台 仕様：200 W, 32,000 lm

に十分な切羽照度を確保した。さらに、三脚に取り付けた 200 W タイプを補助照明として切羽の左右両脇から切羽余掘り部を照らすことにより切羽外周に生じる影を抑えた。

切羽撮影のカメラは、防水・防塵型のスマートフォン (iPhone11) 内蔵のカメラを用いて ISO 感度とシャッター速度を固定設定できる専用アプリを使用して一定条件での撮影を行った。撮影時スマートフォンの液晶画面に切羽形状が表示され、その枠に切羽外周が合うように撮影することで切羽から一定の撮影位置を確保する工夫をした (写真-3)。

(2) 切羽 3 次元形状データの取得

切羽表面の 3 次元状態を特徴量として用いるため DEM モデル画像 (数値標高モデル) を作成して数値化を行った。DEM モデル画像は切羽を複数アングル



写真-1 切羽写真撮影の様子



写真-3 切羽カメラの画面例

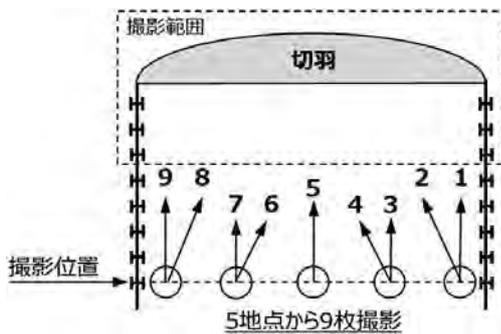


図-2 切羽の複数アングル撮影方法の概要

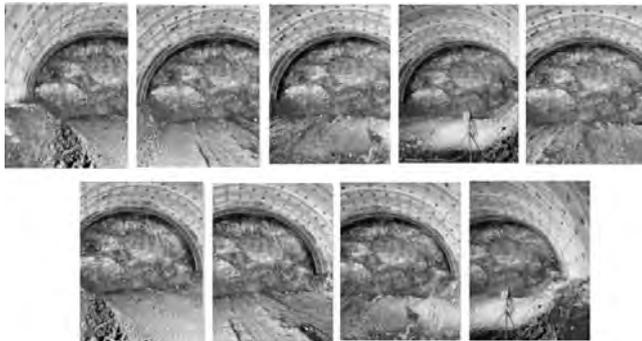


写真-4 複数アングル写真例

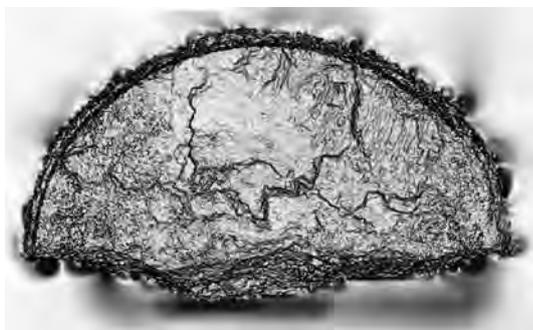


写真-5 DEMモデル画像例(2値化処理前)

れ目状態」を識別するための特徴量として用いた。また、DEMモデル画像のグラデーションによる濃淡を強調するため閾値を調節した2値化処理を行った。DEMモデル画像を写真-5に示す。

### (3) 穿孔エネルギー値の取得

切羽評価において岩盤の硬さは重要な要素の1つであり、本システムでも切羽の硬軟に関連した特徴量として用いた。トンネル掘削前にトンネル削孔機(ドリルジャンボ)にて切羽の10箇所から1箇所当たり4mの穿孔削孔を行い穿孔エネルギー値の取得を行った(写真-6, 図-3)。穿孔エネルギー値はトンネル削孔機に取り付けた計測器から得られる削孔時の油圧値(打撃圧, 回転圧, フィード圧)などを所定のエネルギー変換式にて計算したエネルギー値である。穿孔時に切羽表面の鏡吹付(吹付コンクリート)が残っている場合があるため、切羽表面から25cm分のデータを除去して統計処理(2σ以上を異常値とする)して1m毎の平均化の処理を行った。



写真-6 ドリルジャンボの穿孔作業状況

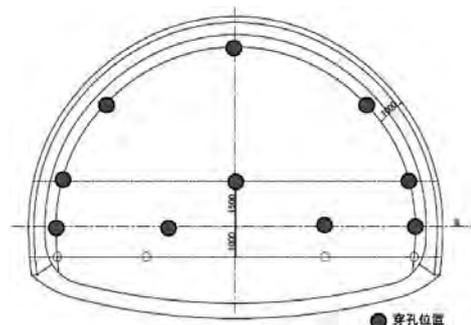
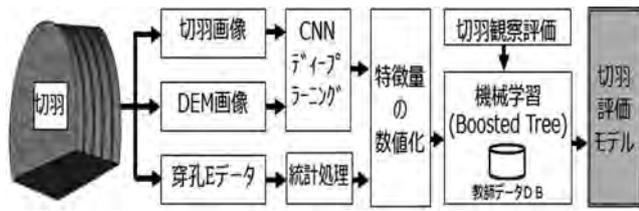


図-3 穿孔エネルギー取得位置図(10箇所)

(9アングル)より撮影した写真を用いる(図-2, 写真-4)。複数アングル写真を写真測量ソフトでSfM変換して作成した3次元点群(切羽表面の形状座標値)から得られる凹凸の境界部に現れる面の傾きを色の濃淡で表現したものである。このDEMモデル画像は「割

### 3. 切羽評価システムの概要

本システムでは、図-4に示すように切羽から取得した「切羽写真画像」および「DEMモデル画像」を深層学習(CNN:畳み込みニューラルネットワーク



図一四 切羽評価モデルの学習フロー

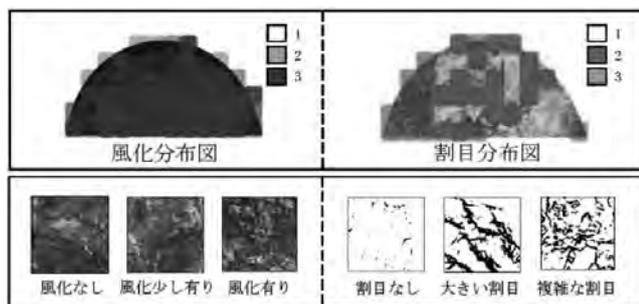
ク)によりクラス分けすることで数値化を行った。また、これら画像データから抽出した数値化特徴量と「穿孔エネルギー値」特徴量とを合わせて「説明変数」とし、トンネル習熟技術者の目視観察による切羽の評価結果を「目的変数」とした教師あり学習を用いた切羽判定モデル構築をした。

(1) 画像データの数値化

トンネル坑口から50切羽(50m)までの範囲で得られる切羽画像を用いて風化および割れ目状態を分類する画像分類モデルを構築した。切羽写真は風化状態を表す特徴量とし、DEMモデル画像は割れ目状態を表す特徴量として用いている。

風化状態は、岩石が風化すると茶褐色に変色することを利用して「風化している状態」と「風化していない新鮮な状態」、「中間的な状態」の3段階の分類(ラベル付け)を行った。この風化状態を分類するため切羽写真画像の不要部分をトリミングした画像を横12×縦6の72分割したサイズの画像1,180枚(一辺が約1mで解像度300×300ピクセルのRGBデータ)をデータ拡張してディープラーニングによる転移学習させた風化画像分類モデルを構築した。

割れ目状態は、DEMモデル画像を2値化した画像で表現される白黒模様大きさや形状により「大きな割れ目」、「複雑な割れ目」、「割れ目なし」の3段階に分類を行った。DEMモデル画像も風化画像と同様に横12×縦6の72分割したサイズの画像364枚(一辺が約1mで解像度300×300ピクセルのRGBデータ)をデータ拡張してディープラーニングによる転移学習



図一五 画像分類モデルによる評価例

表一 二 画像分類モデルの学習精度

A: 風化の学習結果

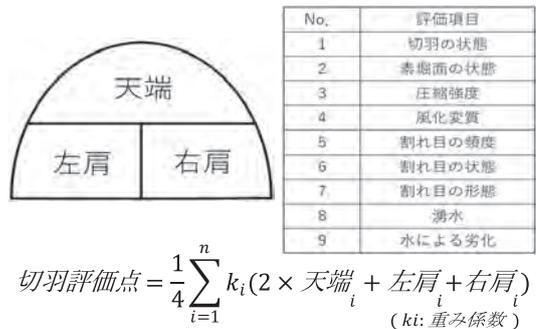
B: 割目の学習結果

ラベル	Precision	Recall	ラベル	Precision	Recall
1	95%	90%	1	100%	89%
2	76%	77%	2	85%	88%
3	79%	82%	3	81%	88%

を用いて割れ目画像分類モデルを構築した。風化および割れ目分類モデルの学習に用いた画像例を図一五に示す。また、学習結果の精度を表一に示す。

(2) 切羽評価モデルの構築

トンネル切羽評価は図一六に示すように、切羽を天端・右肩・左肩に分割し、各部についてトンネル技術者が目視観察を行って「風化変質」「割れ目状態」などの評価9項目に対して1~4の区分点数を付ける。区分点数と岩質に応じた重み係数を用いて図一六に示す式にて切羽評価点を算出する。本システムの切羽評価モデルは、切羽特徴量である風化・割れ目の数値化データと穿孔エネルギー値の3要素をトンネル習熟技術者による切羽評価結果と組合せた教師データを用いて機械学習を行った。また、使用する特徴量は表一三に示すように評価項目毎に組合せを変えている。この切羽評価モデルの学習に用いた教師データは、切羽の天端、右肩、左肩における評価9項目それぞれに対



図一六 切羽の分割と評価9項目

表一三 特徴量の組合せ

No.	評価項目	風化数値化	割れ目数値化	穿孔E値
1	切羽の状態	○	○	○
2	素堀面の状態	○	○	○
3	圧縮強度			○
4	風化変質	○		
5	割れ目の頻度		○	
6	割れ目の状態		○	
7	割れ目の形態		○	
8	湧水	○	○	○
9	水による劣化	○	○	○

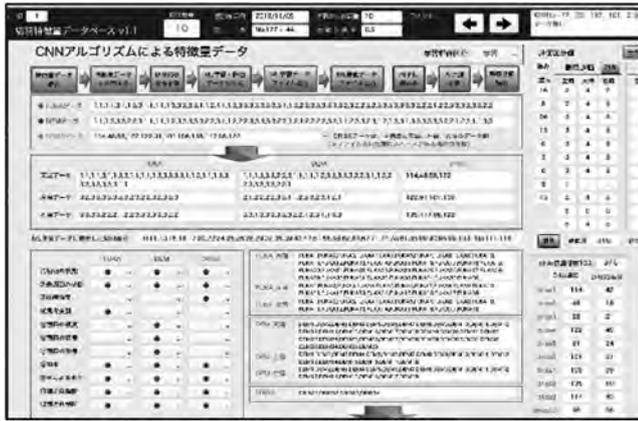


図-7 教師データ DB 画面例



図-8 27 個の評価モデルと予測値の例

表-4 データセット書式

		説明変数				目的変数
エリア	切羽番号	風化変数	割れ目変数	穿孔 E 変数	トンネル技術者評価	
天端	#	n1,...,n36	m1,...,m36	k1,...,k4	Y: (1-4)	
左肩・右肩	#	n1,...,n18	m1,...,m18	k1,...,k4	Y: (1-4)	

応した 27 タイプが必要なため、図-7 に示す教師データ DB (データベース) を構築して特徴量データと教師データの管理・生成を行った。機械学習した切羽評価モデルに未知の切羽特徴量を入力することで評価結果を項目別に 27 個の予測値として出力する(図-8)。モデル学習に用いた教師データのデータセット書式を表-4 に示す。

(3) システムの実装

本システムは AI エンジンとして Apple CoreML フレームワークを採用し、Swift5 言語で記述を行い PC (MacOS10.15) 上に実装している。風化および割目の画像分類モデルのトレーニングには CreateML の CNN (畳み込みニューラルネットワーク) 画像分類器を用いた転移学習を行った。また、切羽特徴量のパターンと技術者評価点との関係性(相関)をアンサンブル学習させた。アンサンブル学習では天端、左肩、右肩の評価(9項目)に対して27タイプの教師デー

タを作成して、27 個の学習モデルを構築し、各エリアの項目毎での予測をした。アンサンブル学習としては、勾配ブースティング決定木アルゴリズムを用いた。

4. 実証実験の結果と考察

実証実験ではシステムの AI 評価モデル(切羽評価モデル)を学習する区間(学習区間)と学習させたモデルを用いて未知の切羽に対して評価を行う区間(予測区間)に分けて実施し、システムの評価予測とトンネル習熟技術者の評価結果との比較を行った。

当初、掘削開始の位置から 50 m までの区間における切羽特徴量と習熟技術者の切羽観察結果を教師データとして学習させたモデルを用いて残りの切羽を評価した結果を図-9 に示す。50 m までの学習データ(22 データ)では切羽評価モデルの評価予測は全体的に大きくバラつく結果となった。50 m までの区間では学習データ数が少ないこと、掘削当初の低土被り区間の悪い地山データの割合が多くなり、特徴量から切羽評価点が比較的高い値を出力するモデルとなったのが原因と考えられる。

次に、学習データ数を増やすために学習区間を 200 m までにした場合の結果を図-10 に示す。学習

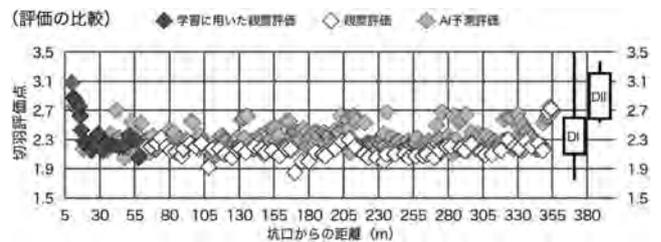


図-9 学習区間 50 m までの結果

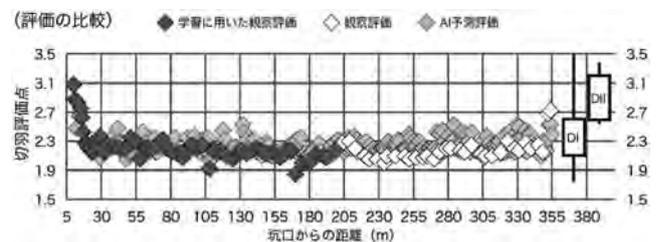


図-10 学習区間 200 m までの結果

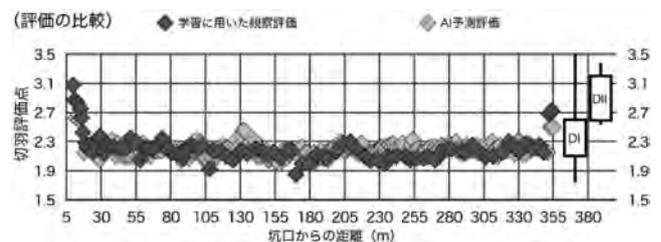


図-11 全切羽観察結果で学習した結果

区間を 200 m まで広げることにより切羽評価モデルの学習データ数が 50 m に比べ 2.6 倍 (57 データ) となり特徴量に対する切羽観察評価とのパターン数が増える。観察評価と AI 評価の差を RMSE (二乗平均平方根誤差) で比較すると、50 m 区間では RMSE=0.198 に対して 200 m 区間では RMSE=0.155 と全体的に誤差が小さく精度が向上し、AI 出力のバラつきが少なくなったと考えられる。また、習熟技術者の全評価結果を学習データとして用いた場合は、図-11 に示すように全体的に切羽観察結果により近づく結果となった。特に起点側、終点側の両坑口部付近では切羽評価点が高くなっており、習熟技術者による評価結果を反映した結果が再現されていると考えることができる。

切羽観察の評価項目別で AI が付けた評価区分の点数と習熟技術者による評価区分の各点数における一致率を集計した結果を表-5 に示す。

表-5 評価項目別の AI と観察評価との一致率

No.	評価項目	50mまでの区間			200mまでの区間			重み係数
		左肩	天端	右肩	左肩	天端	右肩	
1	切羽の状態	52.2%	72.5%	63.8%	70.6%	94.1%	70.6%	16
2	素掘面の状態	91.3%	95.7%	94.2%	88.2%	91.2%	94.1%	8
3	圧縮強度	92.8%	72.5%	95.7%	91.2%	73.5%	91.2%	26
4	風化変質	84.1%	46.4%	89.9%	61.8%	55.9%	79.4%	13
5	割れ目の頻度	87.0%	82.6%	85.5%	85.3%	82.4%	91.2%	6
6	割れ目の状態	55.1%	18.8%	69.6%	82.4%	52.9%	85.3%	3
7	割れ目の形態	50.7%	55.1%	49.3%	26.5%	38.2%	41.2%	6
8	湧水	94.2%	87.0%	95.7%	88.2%	97.1%	94.1%	9
9	水による劣化	97.1%	55.5%	100.0%	100.0%	94.1%	100.0%	13

200 m までの区間による学習モデルを用いた方が切羽評価点における重み係数が大きい (重み 10 以上の着色部) 項目で天端の一致率が向上している。切羽評価点の計算式において天端の点数は 2 倍されるため切羽評価点の算出では大きく影響する要素である。この一致率が向上していることから習熟技術者の評価結果に近づいたと考えられる。評価項目 No.6, No.7 の割れ目に関する評価項目では一致率が低く特徴量として用いた DEM モデル画像では割れ目状態を十分に捉えきれないと考えられる。評価項目 No.8, No.9 の湧水および水による劣化では、トンネル全線で湧水が無かったため学習データのほとんどが同じ点数となり、AI 予測も同じ点数に限られ一致率が高くなったと考えられる。

## 5. おわりに

今回実証実験を行った二色トンネルでは出現する地山が泥岩主体の一般的な堆積岩であり、トンネル習熟技術者による切羽評価点はほとんどが 2.1 ~ 2.6 (DI パターンの範囲) に収まる結果となった。このような比較的变化に乏しい切羽に対して本システム切羽評価システムの実証実験を行った結果、200 m 程度の切羽から得られた教師データ数を用いて学習させることで DI パターンの範囲により近づくことが確認できた。

今後は、AI 学習に用いるトンネル特徴量の種類を増やすとともに、データサイエンスを用いたモデルの最適化を行うことにより特徴量からの正解率向上を図りたいと考えている。また、さまざまな岩種や風化変質の地質に対して本システムの適用と検証を積み重ねて有効な特徴量を検出することで切羽評価システムの改善を行っていききたい。

JICMA

### 《参考文献》

- 1) 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), 2016 年。
- 2) 長谷川裕員, 野村康雄, ティヘリノ・ジュリ・A, 北橋忠宏, 溝口理一郎：問題解決モデルに基づくインタビューシステム：MULTIS, 人工知能学会全国大会 (第 4 回), p669-672, 1990 年。
- 3) 長谷川裕員, 邊見涼, 鳥居敏, 谷村浩輔, 淡路動太：山岳トンネルの地山評価における深層学習とアンサンブル学習の適用, 人工知能学会全国大会 (第 34 回), 205-GS-13-02, 2020 年。
- 4) 長谷川裕員, 邊見涼, 鳥居敏, 辻正邦, 淡路動太：山岳トンネルの切羽評価における AI 適用手法の開発, 土木学会第 75 回年次学術講演会, 2020 年。
- 5) 笹島和彦, 邊見涼, 長谷川裕員, 鳥居敏, 淡路動太, 中田圭祐：山岳トンネルの切羽評価における AI 適用手法の開発, 土木学会第 75 回年次学術講演会, 2020 年。

### 【筆者紹介】

長谷川 裕員 (はせがわ ひろかず)  
清水建設㈱  
関西支店 土木生産計画部  
グループ長



谷村 浩輔 (たにむら こうすけ)  
清水建設㈱  
関西支店 土木第 1 部  
近畿地方整備局 すさみ申本道路二色トンネル工事  
現場代理人

