

AIによる地山判定システムの トンネル切羽への適用について

竹澤 央貴¹・谷村 浩輔²

¹近畿地方整備局 紀南河川国道事務所 工務第二課 (〒646-0003 和歌山県田辺市中万呂142)

²清水建設(株)関西支店 土木第一部 現場代理人 (〒540-8586大阪府大阪市中央区大手前1-5-44)

従来、トンネル切羽の地山評価はトンネル技術者が目視で切羽観察を行っているが、評価が主観的でかつ経験差により評価結果にバラツキが出ることがある。また、トンネル習熟技術者の高齢化による減少も懸念され、これらからAI（人工知能）等の活用によりトンネル習熟技術者と同等で統一的な切羽評価を効率的に行うことが求められている。

本稿では、トンネル技術者が切羽を観察することにより行っていた切羽評価点算出 10 項目の評価区分付けを、AIを活用して切羽状況の電子データ(3D 写真画像、穿孔計測値)から行うシステムについて述べ、習熟技術者の判定結果との比較により精度検証した結果について報告する。

キーワード トンネル、ICT、新技術、AI、すさみ串本道路

1. はじめに

山岳トンネル工事において地山性状を適切に把握することは施工を安全で合理的に進めるために重要である。施工者は毎日の切羽観察により岩盤強度や風化状態などから地山の状態を把握しているが、近年ではICT技術を用いた画像解析やAIの活用により定量的に地山性状を把握する開発が数多く試行されている。

今回、紀南河川国道事務所発注「すさみ串本道路二色トンネル工事」の技術提案（指定テーマ）「AIを活用したトンネル切羽判定手法について」において受注者の清水建設(株)が提案したAIを用いた地山判定システムの実証実験を行った。

本工事はトンネル延長365m、最大掘削断面積108.5m²の大断面トンネルである。地質は泥岩主体の堆積岩であり、設計時の地山等級は低土被り部を除きDIとCIIが混在していた。

実証実験ではトンネル掘削毎に取得した切羽データからの切羽特徴量データをシステムに入力してAIによる地山判定を行い、地質技術者が切羽観察した切羽評価結果との比較を行った。本稿ではAIを用いた地山判定システムを適用した切羽評価の結果と精度について報告する。

2. 工事概要

工事名：すさみ串本道路二色トンネル工事

工事場所：和歌山県東牟婁郡串本町鬮野川地先～

二色地先

工期：平成31年3月14日～令和2年10月31日

発注者：近畿地方整備局 紀南河川国道事務所

施工者：清水建設株式会社 関西支店

工事区間：L=388.7m

ト初延長：L=365.0m

内空断面積（掘削）104.6～108.5m²
（仕上がり）90.6m²

工法：NATM（爆破掘削方式）

補助ベンチ付全断面掘削工法

上半先進ベンチカット工法

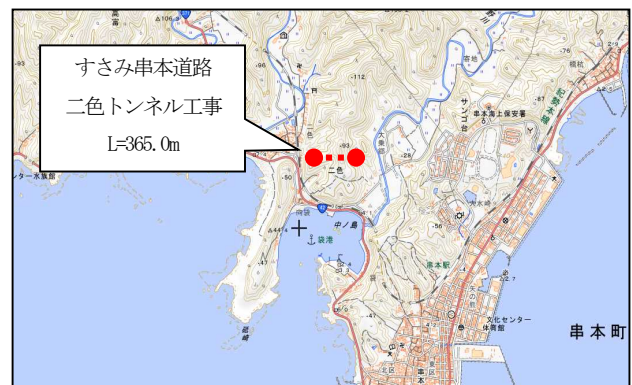


図2-1 現場位置図

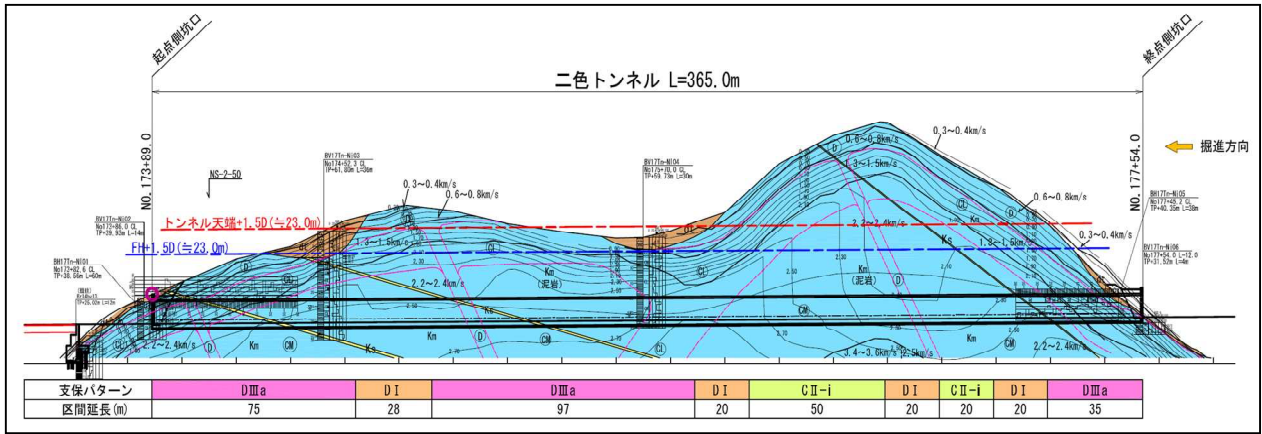


図 1-2 地質縦断面図

3. 切羽評価

当現場でのトンネルの掘削において「トンネル地山等級判定マニュアル」による切羽観察を1日1回実施した。トンネル切羽評価では図3-1に示すように、切羽を天端・右肩・左肩に分割して、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10項目に対する1~4の区分点数付けを行う。区分点数と岩質に応じた重み係数を用いて図3-2に示す式にて切羽評価点を算出する。このように計算された切羽評価点から地山等級の判定グラフを用いて支保パターンを判定する参考値とします。

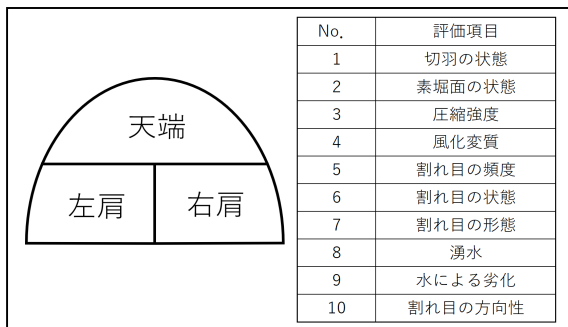


図 3-1 切羽分割と評価10項目

$$\text{切羽評価点} = \sum_{i=1}^n k_i (2 \times \text{天端}_i + \text{左方}_i + \text{右肩}_i) \quad (k_i: \text{重み係数})$$

図 3-2 切羽評価点の算出式

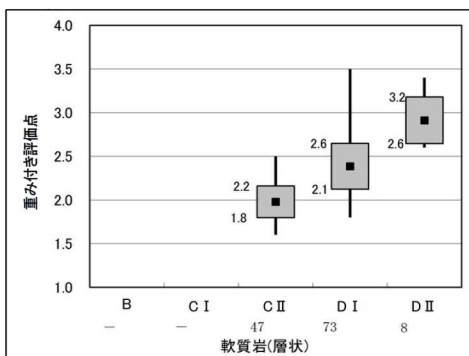


図 3-3 地山等級の判定グラフ (軟質岩・層状)

4. AI地山判定システムの概要

実証実験に用いた「AI地山判定システム」は、切羽から取得する「切羽写真」, 「切羽の3次元画像 (DEM画像)」, 「穿孔エネルギー」を用いて判定を行う。

(1)画像分類モデルによる数値化

「AI地山判定システム」では「切羽写真」および切羽3次元画像を入力することで切羽の「風化」および「割れ目」状態の特徴量を数値化する。

「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」と3段階で分類する。この風化状態を分類するために切羽写真を横12×縦6の72分割してディープラーニングによる転移学習 (教師データ画像枚数約1200枚) で構築された風化分類モデルを用いる。切羽画像をシステムに入力して切羽写真の分割毎に風化分類モデルによる風化状態が評価された例を図4-1に示す。

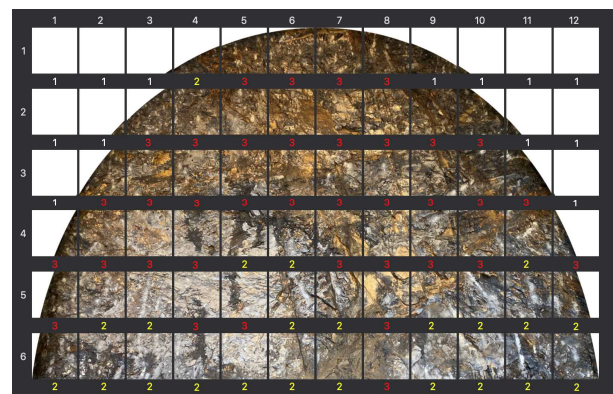


図 4-1 風化状態の評価された分類例

「割れ目」状態は、数値標高モデル (DEM) 画像で表現される割れ目の大きさにより3段階で分類される。DEM画像は、切羽を9アングルから撮影した複数枚の切羽写真を写真測量ソフトを用いて得られる3次元画像から変換された画像であり、割れ目の特徴が強調されるように閾値を設定した2値化処理を行っている。DEM

画像用の切羽撮影方法を図4-2に示す。この割れ目状態を分類するために切羽写真を横12×縦6の72分割してディープラーニングによる転移学習（教師データ画像枚数約370枚）で構築された割れ目分類モデルを用いる。DEM画像を割れ目分類モデルに入力してDEM画像の分割毎に割れ目状態が評価された例を図4-3に示す。

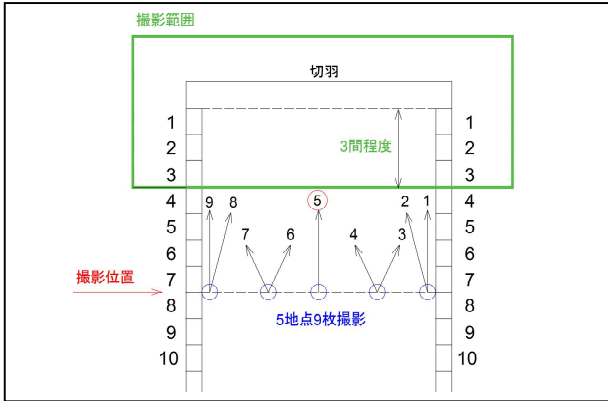


図4-2 切羽の複数角度撮影方法

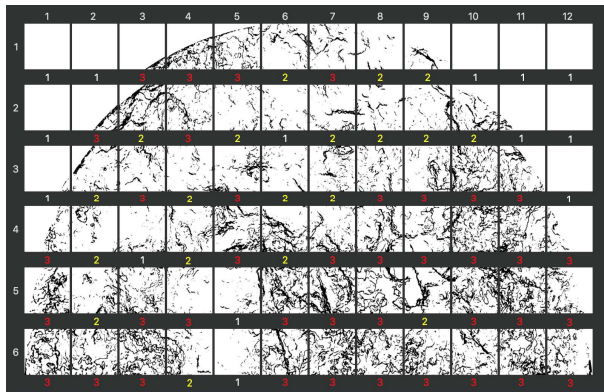


図4-3 割れ目状態の評価された分類例

(2) 穿孔エネルギーの取得

穿孔エネルギーは、トンネル削孔機（ドリルジャンボ）に取り付けた油圧機器の計測データ（打撃圧、フィード圧、ストロークなど）から計算される穿孔時のエネルギー換算値であり岩盤の圧縮強度に関連した数値である。穿孔エネルギー値はトンネル掘削前に10箇所の穿孔を行って計測し、計測値の統計処理による異常値を排除して切羽の硬軟を表す特徴量として用いる。



図4-4 ドリルジャンボの穿孔作業状況

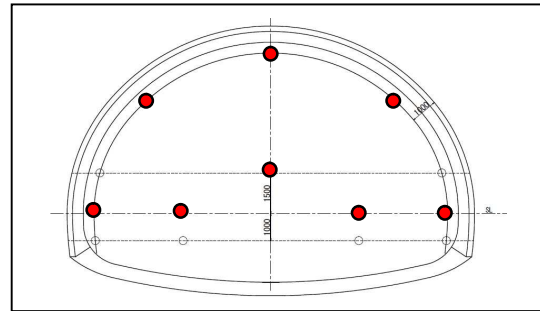


図4-5 穿孔エネルギー取得位置図

(3) 地山判定モデル

システムでは、切羽データから獲得した特徴量数値化データおよび穿孔エネルギー値と1日1回実施するトンネル習熟技術者の切羽評価結果との関係性を学習（機械学習）した「地山判定モデル」により切羽評価点のAI判定を行う。この「地山判定モデル」は切羽の天端、右肩、左肩における評価10項目それぞれに対応した30モデルから構成され、切羽特徴量を入力すると習熟技術者の評価を反映させた評価結果を項目別に出力可能にしている。本システムのデータ取得から切羽評価出力までのフローを図4-6に示す。

5. 実証実験の結果

実証実験ではシステムのAI判定モデルをトレーニングする区間（学習区間）と学習済モデルで未知の切羽（これから評価させる切羽）に対して評価する区間（予測区間）に分けて、システムの評価結果とトンネル習熟技術者の評価結果との比較を行った。

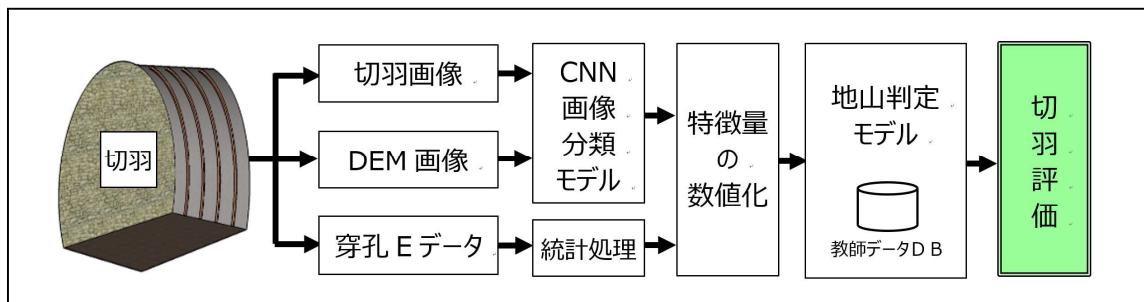


図4-6 AI地山判定システムの処理フロー

当初、掘削開始の位置から50m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5-1に示す。50mまでの学習データ(22データ)では地山判定モデルの予測評価は全体的に大きくバラつく結果となった。50mまでの区間では学習データ数が少ないため、掘削当初の低土被り区間のデータ割合が多くなり、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、地山判定モデルの学習データ数を増やすために学習区間を200mまでにした場合の結果を図5-2に示す。200mまで学習区間を広げると地山判定モデルの学習データ数が50m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、切羽観察とAI出力の評価結果が近づいたと考えられる。また、習熟技術者が切羽評価した全評価結果を地山判定モデルの学習に用いた場合は、図5-3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、切羽特徴量から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点数における一致率を計算すると表6-1のような結果となった。

表6-1を見ると切羽評価点における重み係数が大きい(重み10以上の黄色着色部)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ため習熟技術者の評価結果に近いと考えられる。

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画像では割れ目状態を十分に捉えきれていないと考えられる。

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区分点数となり、AI評価も同じ区分点数に限られてしまい一致率が高くなっている。

表6-1 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	素堀面の状態	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%	85.5%	100.0%	100.0%	94.1%	100.0%	13
10	割れ目の方向性	42.0%	40.6%	33.3%	44.1%	29.4%	44.1%	—
		21.7%	17.4%	31.9%	35.3%	41.2%	29.4%	—

(黄色表示：天端で重み係数10以上)

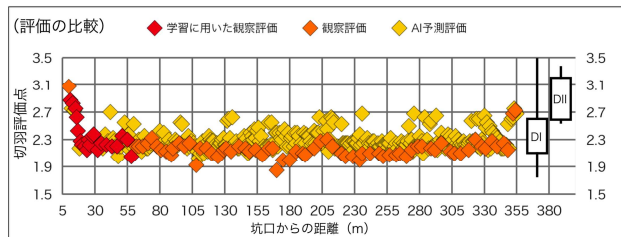


図5-1 学習区間50mまでの結果

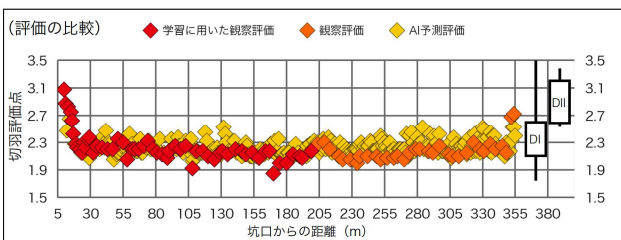


図5-2 学習区間200mまでの結果

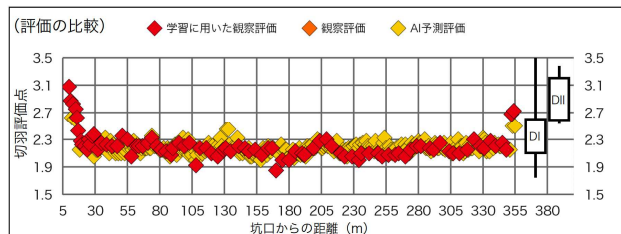


図5-3 全ての切羽観察結果で学習した結果

今回実証実験を行ったトンネルでは出現する地山が泥岩主体の様な堆積岩であり、習熟技術者が付けた切羽評価点はほとんどがD Iパターン(2.1~2.6の範囲)となるような状態であった。このような地質が出現する切羽に対してAIシステムの学習と予測を行った結果、本手法の切羽判定への有効性を確認することができた。

今後は、さまざまな岩種や風化変質程度の地質に対して本システムを適用して実地での検証を積み重ねていくことで、より精度の高い切羽判定が実施できるようになるものと考えられる。

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，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)，2020年。
- 3) 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，2020.9【投稿中】
- 4) 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，2020.9【投稿中】