

トンネル切羽 AI 評価システムの現場導入

Introduction of Tunnel Face AI Evaluation System

兼松 亮 ^{*1}	鈴木 亮汰 ^{*2}	松田 浩朗 ^{*2}	松元 和伸 ^{*2}
Kiyoshi Kanematsu	Ryota Suzuki	Hiroaki Matsuda	Kazunobu Matsumoto
熊谷 幸樹 ^{*1}	能田 浩文 ^{*3}	宇都宮 基弘 ^{*3}	福山 一世 ^{*3}
Kouki Kumagai	Hirofumi Noda	Motohiro Utsunomiya	Issei Fukuyama

【要旨】

人工知能 (AI) に関連した技術が建設分野で活用され始めている中、画像解析の AI を活用した「トンネル切羽 AI 評価システム」を開発した。本システムでは、切羽画像から AI を用いて自動で切羽評価を行い、切羽押し出し計測と穿孔探査法の情報を加味したうえで、最適な支保パターンを選定する。画像解析については、畳み込みニューラルネットワーク (CNN : Convolutional Neural Network) を採用している。2019 年 3 月に本システムを組み込んだタブレット端末をトンネル工事へ導入し、200m の学習区間を経て、2019 年 7 月から本格的に AI による切羽評価を実施している。その結果、2019 年 8 月現在 (TD230m)、切羽の各観察項目における現場技術者と自動評価との一致率は 56~100%、支保パターンの一致率は 100%となっている。

本稿では、本システムで採用した CNN による画像識別技術と現場への導入結果を中心に報告する。

【キーワード】 人工知能 切羽評価 支保パターン 畳み込みニューラルネットワーク

1. はじめに

近年、AI (人工知能 : Artificial Intelligence) は様々な分野で日常的に活用され始めており、技術者不足や高齢化などの問題が顕在化する建設業界では、現場の生産性向上を達成する手段の一つとして、AI 活用の期待が高まっている。そのような情勢を背景とし、国土交通省は、公共工事の品質確保および生産性の向上を促進するため、AI 技術を含めた新技術の現場実証を技術提案として求める「新技術導入促進 (II) 型」の工事を 2018 年度から導入した。トンネル工事における導入初年度の提案テーマは、「AI 等を活用したトンネル切羽等の地山判定手法について」である。このテーマでは、トンネルの支保パターンを判定する際に行う切羽観察に新技術を活用し、判定精度の向上や判定時間の短縮等を目指すことが主な目的となっている。

このような AI 活用の機運が高まる中、当社は「新技術導入促進 (II) 型」の初弾工事となる「平成 30 年度名護東道路 4 号トンネル工事 : 内閣府 沖縄総合事務局発注」を 2018 年 10 月に受注した。そこで、画像解析の AI 技術を活用した「トンネル切羽 AI 評価システム」の開発を促進し、本システムを 2019 年 3 月に現場導入して現場検証を実施した。本技術は、CNN (畳み込みニューラルネットワーク : Convolutional Neural Network) ¹⁾ を活用

して切羽画像を分析し、切羽評価と支保パターン選定を自動で行うシステムである。これにより、これまで現場の技術者が切羽近傍で主に目視により切羽評価を行っていた作業に対し、切羽評価の精度のばらつきを抑え、作業自体の省力化、安全性の向上を目指した。

本稿では、今回開発した「トンネル切羽 AI 評価システム」の中心的な技術である CNN による画像識別技術と、現場への導入結果を中心に報告する。

2. トンネル切羽 AI 評価システムの概要

2.1 システムの基本コンセプト

トンネル工事では、掘削直後の切羽状況を速やかに評価し適切な支保パターンをその都度選定することが必要となる。しかし、切羽状況を観察・評価する作業は、各技術者の経験・知識の差によって評価結果にばらつきが生じるケースが多いことや、掘削直後に切羽直近で目視判定作業を行うため安全確保に留意する必要がある、などの問題が存在する。

そこで、切羽評価の精度確保及び技術者の業務支援を目的に、AI を用いたトンネル切羽の地山判定手法を開発した。

図-1 にシステム運用のイメージを示す。本技術による地山判定・支保パターン選定は、「一次判定」と「二次

1. 土木事業本部 土木技術部 地下空間 G 2. 技術研究所 研究開発 G 第一研究室
3. 九州支店 名護東トンネル作業所

判定」に分けて行う。AIは「一次判定」で切羽画像識別により切羽評価点の自動算出を行うために活用している。

① 一次判定

撮影された切羽画像から画像識別のAIを用いて切羽観察簿の点数を自動で算出し、支保パターンを選定。

② 二次判定

穿孔探査法(DRISS)の傾向や切羽押し出し量を基に一次判定による支保パターンの選定を修正。

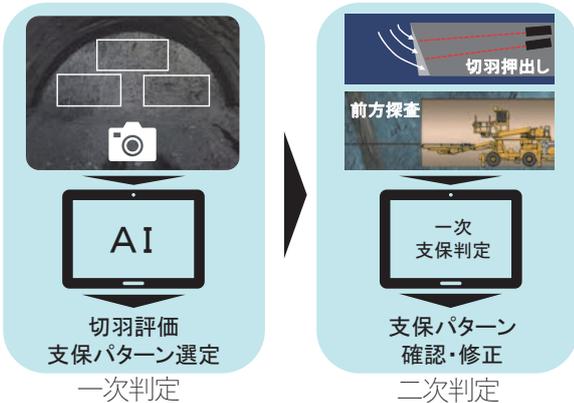


図-1 本技術による支保パターン選定イメージ



図-2 切羽評価システムの画面

2.2 システムの構成

複数のデータ処理作業を伴うAIの画像識別や地山判定について、作業の省力化を図るために、地山評価に関連した一連の操作を自動で処理・表示する専用の評価システムを開発した。操作性が優れ、衝撃にも強いタブレット端末に本評価システムをインストールして、トンネル内でも切羽評価システムへの入力作業が容易にできるようにした。また、切羽写真を撮影したその場で、AIによる判定を行うことができるようにした。導入したタブレット端末の仕様を表-1に、外観を写真-1に示す。また、評価システムの表示画面を図-2に示す。

表-1 タブレット端末の仕様

商品名	タフパッド (Panasonic製)
画面サイズ	7型
OS	Windows 10 pro 64ビット
重さ	550g
外形サイズ	幅202.7×奥行132×厚さ18 (mm)



写真-1 タブレット端末の外観

3. 切羽評価用 AI モジュールの開発

3.1 AIを適用するトンネル切羽観察の概要

トンネル工事では、地質状況の変化に応じて、最適な支保パターンや対策を選定・採用するために、切羽観察を行う。切羽観察では、地山の安定性を左右する岩盤・岩石自体の強度や割れ目の状態等の観察項目(表-2)を、評価区分に基づき点数化して判定する。判定は、切羽の天端部、左肩、右肩の3箇所それぞれで行い、それらの結果の平均値(天端部を2倍とした加重平均)を切羽評価点として採用する。ここで算出した切羽評価点は、

表-2 現場で使用した切羽観察項目²⁾

観察項目	評価区分					
	100以上	100~50	50~25	25~10	10~3	3以下
A.圧縮強度 (N/mm ²)	1軸圧縮強度 ボルトロード	100以上 4以上	100~50 4~2	50~25 2~1	25~10 1~0.4	10~3 0.4以下
B.風化変質	風化の目安 熱水変質などの目安	概ね新鮮 変質は見られない	割れ目沿いに風化変質	岩芯まで風化変色	土砂状風化、非固結土砂	力を含めれば小さな岩片を指先で潰すことができる
C.割目間隔	割れ目の間隔 RQD	d≥1m 80以上	1m>d≥50cm 80~50	50cm>d≥20cm 60~30	20cm>d≥5cm 40~10	5cm>d 20以下
D.割目状態	割目の開口度 割目の狭い状態	割目は密着している	割目の一部は開口している(幅<1mm)	割目の多くが開口している(幅<1mm)	割目が開口している(幅1~5mm)	割目が開口し5mm以上の幅がある
E.走向傾斜	走向がトンネル軸と直角	1:傾斜45~90°	2:傾斜20~45°	3:傾斜目流れ目傾斜0~20°	4:流れ目傾斜20~45°	5:流れ目傾斜45~90°
F.湧水量	状態	なし・湧水1ℓ/分以下	湧水程度1~20ℓ/分	集中湧水20~100ℓ/分	全面湧水100ℓ/分以上	
G.劣化	水による劣化	なし	鏝みを生ず	軟弱化	流出	

切羽状態の変化を判断する上で重要な数値になるだけでなく、支保パターン選定の指標として利用される。

今回開発した切羽評価用 AI は、観察項目毎に自動で評価区分を判定し、切羽評価点を自動算出する仕組みとした。また、発注者が設定している「支保選定における切羽評価点の目安」を基に、自動算出した切羽評価点から支保パターンを自動選定する方法を採用した。

3.2 自動化手法

システムを開発するにあたって、画像解析には畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を使用することとした。本手法は、画像に対し畳み込み (Convolution) と呼ばれる処理 (フィルタリング) を複数回行う解析手法である。図-3は畳み込みによる計算例を示している。図の左側に示した切羽画像に対し、中央に示した3行3列の行列を用いて畳み込みを行うと、右側に示したように、画像のエッジを抽出できる。CNNでは、このような処理を繰り返し何重にも行うことで画像の特徴を抽出し、識別に活用している。



図-3 畳み込みの計算例

切羽観察では切羽評価点を算出するために、観察項目毎に段階別の点数を付けているため、この段階別評価をCNNによる識別で対応することにした。自動評価の流れを図-4に示す。まず、Step1では評価に不要な箇所を取り除くため、トリミングを行う。切羽観察簿では、天端・

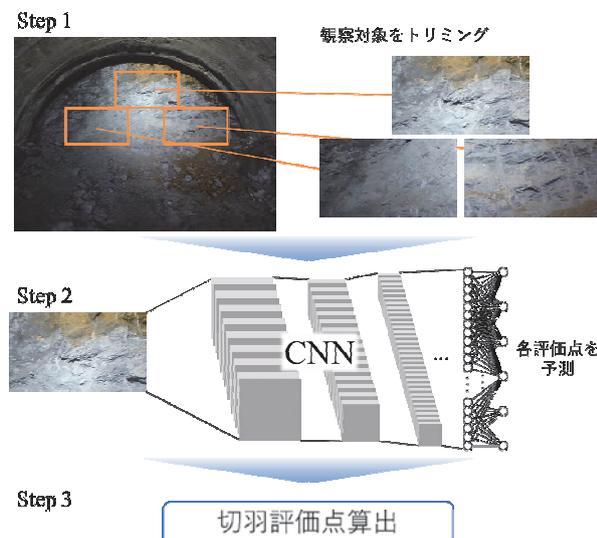


図-4 自動評価の流れ

右肩・左肩の3つに分けてそれぞれ評価を行うので、トリミングもこれに従った。次に、Step2では評価項目に合わせて作成したCNNを用いて段階別評価を自動で算出する。CNNについては、Google社の研究チームが公開しているInception-v3³⁾から転移学習を行って作成しており、最終層である全結合層で評価項目に合わせて出力次元の調整を行っている。例えば、切羽観察簿で一軸圧縮強度を6段階に評価する場合、出力は6次元に設定する。最後に、CNNで得られた項目毎の評価を集計して切羽評価点を算出し、それに対応した支保パターンを提示する。

3.3 施工済現場のデータを用いた切羽評価用AIの検証

CNNを用いた切羽自動評価システムを開発するにあたり、過去に施工されたトンネル工事のデータを用いて事前にCNNの有用性を検証した。対象としたトンネル工事(延長 L=2,258m)の実施工データから700枚程度の画像とそれに対応した観察記録を入手し、そこからCNNを作成した。このCNNを用いて、学習とは独立した10枚の切羽画像(天端・左肩・右肩の画像を使用:計30枚)に対して、CNNによる各観察項目の識別とそこから算出される切羽評価点について実施工データとの一致度を調べた。ただし、検証対象の現場は土木研究所から示された方式⁴⁾による切羽評価であったため、検証もこれに従った評価項目で行っている。

表-3にCNNによる識別と実施工データの観察項目別一致率を、図-5に最終的に支保パターン選定に活用される切羽評価点について、自動評価から算出したものと実施工データを測点ごとに示す。検証では、CNNは60%以上の識別能力で各観察項目を評価し、実施工データとの誤差は最大で17.60%に収まった。この識別誤差と切羽評価点の誤差は、支保パターンの判定区分に影響を与えるものではなかったことから、CNNは自動評価に有効な手法であると判断し、画像解析手法に採用することとした。

表-3 観察項目別の識別一致率
(施工済み現場での検証)

観察項目	一致率
切羽の状態 (4段階評価)	70.00% (21/30)
素掘り面の状態 (4段階評価)	90.00% (27/30)
一軸圧縮強度 (4段階評価)	80.00% (24/30)
風化変質 (4段階評価)	60.00% (18/30)
割目の状態 (4段階評価)	70.00% (21/30)
割目の形態 (4段階評価)	70.00% (21/30)

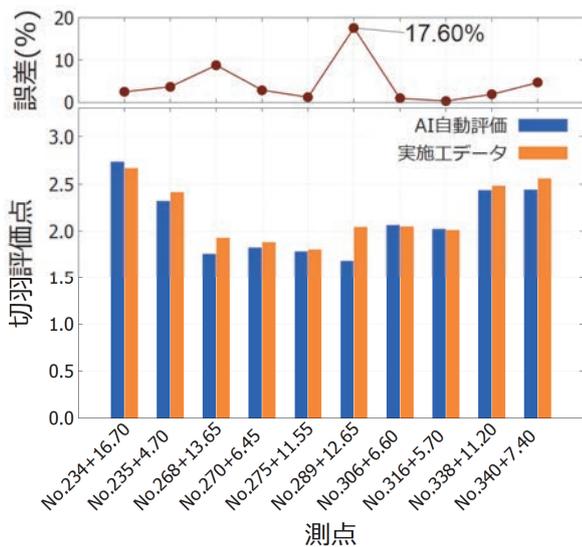


図-5 CNNの事前検証結果 (切羽評価点の比較)

4. システムの現場導入による運用結果

4.1 導入現場の概要

開発したシステムを導入した現場は、沖縄総合事務局発注の名護東道路4号トンネル工事で、延長1,021mの道路トンネルを新設する工事である。表-4に本工事の概要を示す。

表-4 工事概要

工 事 名	平成30年度名護東道路4号トンネル工事
発 注 者	内閣府 沖縄総合事務局
場 所	沖縄県名護市字数久田地内
トンネル延長	1,021m
工 期	2018.10.11~2020.7.31
内空断面積	約70m ²

4.2 運用スケジュール

対象現場に対応したAIになるよう、CNNの学習区間を掘削の初期段階中に設定した。学習区間とその後の運用区間をトンネル縦断面図に記したものを図-6に示す。延長約1,000mのうち、掘削開始から200mは学習区間とし、この間は毎切羽で撮影と評価を行い、学習用のデータセットを構築させる。200mの掘削を終えたら、学習処理を実行してCNNを作成し、その後の800m掘削するにあたってCNNによる識別結果を支保パターン選定に活用する。

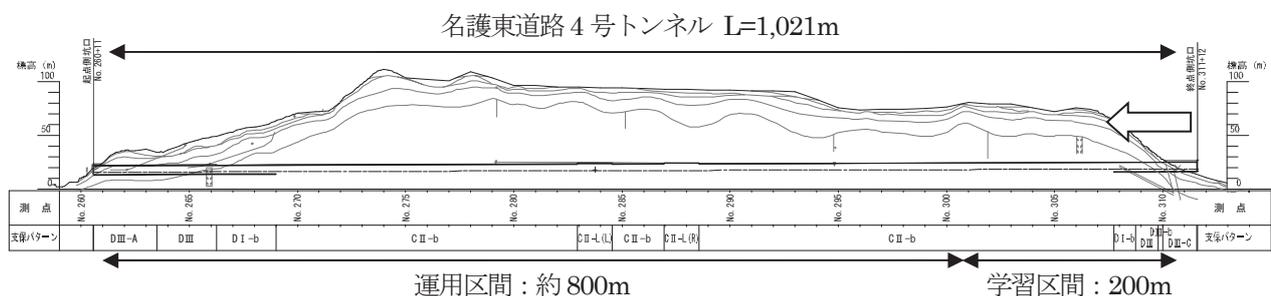


図-6 学習区間と運用区間

4.3 学習区間の切羽データ

200mの学習区間のうち、後に示す検証を行うために180mで一度教師データをまとめ、CNNを作成した。この時学習に使用された観察項目別のデータ数を表-5に示す。また、導入したタブレット端末を用いて切羽観察とデータの蓄積を行っている様子を写真-2に示す。学習区間を掘削する間で、106枚の切羽画像が得られ、318枚からなるデータセットを作成することができた。該当する画像が集められなかった評価区分も存在するが、現時点では評価区分の偏りを許容したうえでCNNを作成することにした。

表-5 観察項目別の画像数 (教師データ)

観察項目	評価区分					
	1	2	3	4	5	6
圧縮強度	0	0	236	34	21	27
風化変質	0	81	204	33	—	—
割目間隔	0	0	105	163	50	—
割目状態	0	39	186	46	47	—
走向傾斜	0	0	26	263	29	—
湧水	318	0	0	0	—	—
劣化	318	0	0	0	—	—

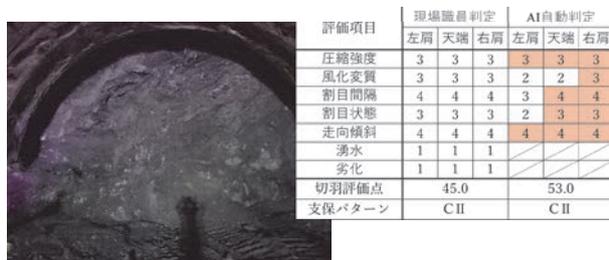
※ 「—」は存在しない評価区分を示す



写真-2 切羽観察とデータ蓄積作業の様子

4.4 AIモジュールの評価結果

作成したCNNの識別能力を検証するために、20mの検証区間を設定して、識別による結果と現場職員による判定結果で比較を行った。この20m掘削する間で、6枚の切羽画像、18枚の検証対象が得られている。図-7はそのうちの1枚の切羽画像に対しての結果を示しており、AIによる判定が現場職員による判断と一致した箇所が彩色されている。また検証対象全体について、観察項目別の一致率を表-6に示す。識別の正答率は、3つの観察項目（圧縮強度、割目状態、走向傾斜）で90%以上となったが、風化変質と割目間隔の識別にはそれより劣る結果となった。比較的正確率の低かったこれら2つの観察項目については、画像の縮尺を合わせる等、教師データの品質向上が求められているのではと考えている。一方で、これらの判定を用いて選定した、支保パターンについては全て現場の判断と一致した。



評価項目	現場職員判定			AI自動判定		
	左肩	天端	右肩	左肩	天端	右肩
圧縮強度	3	3	3	3	3	3
風化変質	3	3	3	2	2	3
割目間隔	4	4	4	3	4	4
割目状態	3	3	3	2	3	3
走向傾斜	4	4	4	4	4	4
湧水	1	1	1			
劣化	1	1	1			
切羽評価点	45.0			53.0		
支保パターン	C II			C II		

図-7 CNNによる判定と現場職員による評価の比較

表-6 観察項目別の識別一致率

観察項目	一致率
一軸圧縮強度 (4段階評価)	100.00% (18/18)
風化変質 (3段階評価)	72.22% (13/18)
割目間隔 (3段階評価)	55.56% (10/18)
割目状態 (4段階評価)	94.44% (17/18)
走向傾斜 (3段階評価)	100.00% (18/18)

5. おわりに

CNNを用いることで、トンネル施工現場で行われている切羽観察評価を自動化するシステムを開発することができた。開発したシステムを現場に導入した結果、3つの観察項目では90%以上の高い一致率で現場の評価を再現しており、支保パターンの選定では100%の一致率となった。

しかし、風化変質や割目間隔の判定では、5~7割の正答率であり、課題が残る結果となった。また、切羽観察項目における一部の評価区分では、該当するデータが設定した学習区間から得られず、限定された範囲の中で評価するCNNとなった。最終目的である生産性向上に繋げるには、教師データの収集方法から再考するなどしてこれらの問題を解決し、あらゆる地山の状態に対応でき且つ信頼性の高いAIの開発が必要と考えている。

謝辞: 本システムの開発及び現場実証に際し、沖縄総合事務局北部国道事務所の皆様やマック株式会社、基礎地盤コンサルタンツ株式会社の方々にご協力をいただきました。本紙面を借りて御礼申し上げます。

【参考文献】

- 1) Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner: Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition, Proceeding of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
- 2) NEXCO 東日本, NEXCO 中日本, NEXCO 西日本, NEXCO 総研: トンネル施工管理要領. 2017.
- 3) C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, Z. Wojna: Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. In CVPR, 2016.
- 4) 独立行政法人土木研究所 基礎道路技術研究グループ (トンネル), 切羽観察表を用いた地山等級判定に関する試験施工について, 2018.

Summary While artificial intelligence (AI) is beginning to be used in the construction field, our company received the tunnel construction order that requires to introduce state-of-the-art technology by the MLIT. "Tunnel Face AI Evaluation System" was developed to satisfy that requirement. This system evaluates tunnel face automatically using convolutional neural network (CNN). The tablet terminal incorporating developed system was introduced to the construction area in March 2019, and AI face evaluation is operating in earnest from July 2019. As a result, the agreement rate between the field engineer and the automatic evaluation in each observation item of tunnel face is 56 to 100%, and that of tunnel support pattern is 100% as of August 2019.

Key Words: Artificial Intelligence, Evaluation of Tunnel Face, Tunnel Support Pattern, Convolutional Neural Network

