

AI を活用したトンネル切羽の地質評価と肌落ち予測に関する研究開発 —機械学習モデルによる肌落ち予測アプリケーションの実用化（その2）—

基礎地盤コンサルタンツ（株）正会員 ○三木 茂 NSW（株） 正会員 野村 貴律
 （一財）先端建設技術センター 正会員 吉川 正 （株）安藤・間 正会員 谷口 翔
 （一財）先端建設技術センター フェロー 山本 拓治 鹿島建設（株） 正会員 白鷺 卓
 （一財）先端建設技術センター 正会員 橋立 健司 清水建設（株） 正会員 上岡 真也
 （一財）先端建設技術センター 河原 一弘 戸田建設（株） 正会員 辻川 泰人

1. はじめに

筆者らは、AI 技術と画像処理技術を用いて山岳トンネルの肌落ち予測の支援システムの開発を進め¹⁾、iPhone による AI を活用した肌落ち予測システムを開発した²⁾。また、肌落ち予測システムの改良を行い、実現場での運用を開始した。肌落ち予測システムの AI においては HR-Net(High-Resolution Net)を用い、地質専門技術者が切羽画像から肌落ちの危険性が高い箇所を抽出して学習したものである。実現場での運用に際しては、学習に関係のないトンネルの切羽画像による肌落ち予測の妥当性や AI の学習の更新に伴う技術者の肌落ち危険箇所のラベリングのバラツキが課題となる。ここでは、実現場で運用するために改良したシステム、運用して得られた AI の肌落ち予測結果、技術者の肌落ち予測結果とそのバラツキについて予察的な検討を行ったので報告する。

2. 肌落ち予測システムの概要と改良

図-1 に肌落ち予測システムの概要を示す。本システムにおいては、単に切羽画像から肌落ち危険箇所を予測するだけでなく、現場で技術者が判断した肌落ち危険箇所をラベリングした結果を教師データとして学習の更新に利用できる点に特長がある。教師データはクラウドにアップロードするシステムであるが、切羽画像と技術者がラベリングした箇所を個別にアップロードすることは、現場作業の簡略化、学習データ作成の自動化の点において好ましくない。そこで、切羽画像(jpeg ファイル)に技術者のラベリングデータと岩石グループ区分を埋め込み、切羽画像をアップロードすることで同時にラベリングデータもアップロードされるように改良した。なお、このデータの埋め込みによる切羽画像の劣化はなく、埋め込んだデータはパソコン上で画像データのプロパティを表示することで容易に抽出できる。

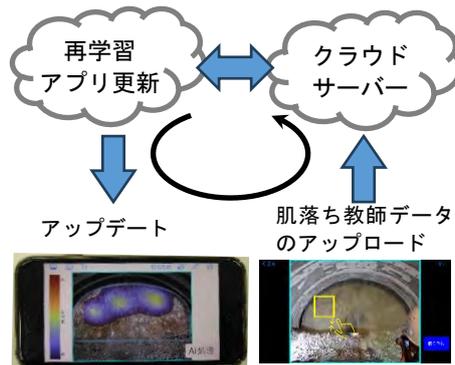


図-1 肌落ち予測システムの概要

3. 実現場での運用結果の予察的検討

複数のトンネル、複数の施工者から約 450 の切羽画像が教師データとしてクラウドにアップロードされた。運用開始した肌落ち予測システムにおいては、岩石グループを区分せずに肌落ちの予測を行っているが、ここでは、岩石グループに区分して運用結果の検討を行った。表-1 は運用前、学習終了段階での AI の予測結果である。表-2 は運用後、アップロードされた切羽画像について各岩石グループから任意に抽出した 10 切羽での AI の予測と教師データを作成した地質専門技術者の予測の結果整理したものである。また、表-3 は表-2 と同じ切羽画像について、画像をアップロードした現場技術者が肌落ち予測した結果を整理したものである。表において、「ほぼ一致」は AI の肌落ち予測範囲が技術者の予測ラベルをほぼ包含しており、「一部一致」は AI の肌落ち予測範囲が部分的に技術者のラベルを包含している状態である。また、「不一致」は AI の予測と技術者の予測が全く一致していない状態である。正答率は「ほぼ一致」と「一部一致」の合計に対する割合である。

キーワード AI 山岳トンネル 切羽 肌落ち

連絡先 〒136-8577 東京都江東区亀戸 1-5-7(錦糸町プライムタワー) 基礎地盤コンサルタンツ(株) TEL03-6861-8873

表-1 と表-2 を比較すると、データ数が少ないが学習時と同じ技術者の判定において AI の予測結果が悪く、特に硬質塊状岩と中硬質塊状岩で正答率が低い。また、表-3 の現場技術者の判定においても硬質塊状岩での正答率が悪い。技術者と AI の予測が一致しない場合の多くは、AI は肌落ちを予測、技術者は肌落ちを予測していない場合であった。AI の肌落ち判定の閾値は標準値を用いており、肌落ちの検知性が高い状態である。このことが、AI と技術者の判定が一致しなかった原因と考えられる。

一方、表-2 と表-3 を比較すると、中硬質塊状岩で専門技術者と現場技術者の判定の差が見られるが、その他の岩石グループでは判定結果に大きな差は見られない。表-4 は表-2、表-3 と同じ切羽画像について、肌落ちの有無について現場技術者(複数)と専門技術者(1人)の予測の一致数を整理したものである。「有」は肌落ち有りとして予測した両技術者の一致数(切羽数)である。「無」は肌落ち無しとして予測した一致数(切羽数)である。硬質塊状岩では、10切羽中7切羽と両技術者の判定の一致数はやや低いが、両技術者の判断差は少ないとみなせる。軟質層状岩では両技術者の判断は一致している。

AI の学習に利用していない複数トンネルの切羽について、AI で肌落ち予測を行った結果、硬質塊状岩ではやや正答率が下がるが、他の岩石グループでは正答率 70%程度で予測できることが示された。また、AI の教師データを作成した地質専門技術者と施工現場での技術者で肌落ちの判定に大きな差がないことが示された。このことから、学習の教師データとして利用していないトンネルについても、本肌落ちシステムは適用できると判断できる。また、地質専門技術者と施工現場での技術者で肌落ち判定に大きな差が無いことから、現場での肌落ちラベリングを用いて AI の学習の自動更新を行っても差し障りはないと言える。

4. まとめ

肌落ち予測システムの運用に際して、システムの改良を行うとともに、運用結果の予察的な検討を行った。データ数は少ないが、AI の学習に関係していない新規トンネルでの肌落ち予測が可能であること、施工現場からのラベリングが AI の学習に利用できることが示された。現運用システムでは岩石グループを区別せず肌落ち予測を行っているが、岩石グループを区分して学習を行い、岩石グループを区分して予測することで精度の向上が期待される。なお、本報告は(一財)先端建設技術センター自主研究開発の成果の一部である。また、トンネル情報活用研究会の会員の皆様には、肌落ち予測システムの運用にご協力頂いた。ここに感謝いたします。

参考文献

- 1) 吉川正ら：AI を活用したトンネル切羽の地質評価と肌落ち予測支援による災害防止に関する研究開発①－研究開発項目と実施概要－，令和4年度土木学会学術講演会，CS14-25，2022。
- 2) 吉川正ら：AI を活用したトンネル切羽の地質評価と肌落ち予測に関する研究開発②－機械学習モデルによる肌落ち予測アプリケーションの実用化－，令和5年度土木学会学術講演会，CS14-43，2023。

表-1 学習時の専門技術者と AI の肌落ち予測結果

岩石グループ	ほぼ一致	一部一致	不一致	正答率%
硬質塊状	141	30	16	91
中硬質塊状	198	38	26	90
中硬質層状	30	6	0	100
軟質塊状	29	1	10	75
軟質層状	193	70	98	73

表-2 運用時における専門技術者と AI の肌落ち予測結果

岩石グループ	ほぼ一致	一部一致	不一致	正答率%
硬質塊状	6		4	60
中硬質塊状	3	2	5	50
中硬質層状	6	2	2	80
軟質塊状	4	3	3	70
軟質層状	4	3	3	70

表-3 運用時における現場技術者と AI の肌落ち予測結果

岩石グループ	ほぼ一致	一部一致	不一致	正答率%
硬質塊状	4	1	5	50
中硬質塊状	1	6	3	70
中硬質層状	6	1	3	70
軟質塊状	3	3	4	60
軟質層状	4	3	3	70

表-4 現場技術者と専門技術者の予測結果の比較

岩石グループ	有	無	合計
硬質塊状	4	3	7
中硬質塊状	5	3	8
中硬質層状	6	2	8
軟質塊状	6	3	9
軟質層状	7	3	10