

AI を用いた山岳トンネルの切羽評価に関する一考察

国立研究開発法人 土木研究所 正会員 ○菊地浩貴，日下敦，小出孝明，巽義知，長谷川慶彦

1. はじめに

山岳トンネルの施工では，日々の切羽観察により適切な支保パターンの選定や補助工法の採用等を決定することが多いが，切羽観察は技術者の経験により判断が異なる場合も多く，経験豊富な技術者とそうでない技術者では結果に差異が生じることが多い．このような課題の解決や生産性の向上を目的に，AI（人工知能）による画像解析技術等を活用した切羽評価システムの開発が進められている．切羽写真等を教師データとして機械学習を行うことで，切羽評価を行い一定程度以上の認識率が得られる等の事例が散見されている．しかしながら，AI を活用した切羽評価には信頼性や適用条件等，確立されたものではなく，特に CNN（畳み込みニューラルネットワーク）等による画像認識手法はその判断過程が不透明である．そこで本報告では，切羽画像と切羽観察記録の評価点を教師データとした深層学習を行い，さらに Grad-CAM¹⁾を用いてその判断過程を視覚的に把握することで，切羽評価への活用の可能性および課題等を把握することを目的に分析した結果を報告する．

2. 切羽写真の分析

本分析では(1)延長 2,000m 以上(2)9 項目 4 段階の切羽観察様式²⁾を使用(3)切羽写真が JPEG 形式で残存の 3 条件にて選定した国交省施工の道路トンネル 1 ヶ所を対象とした．分析における事前処理として，全画像を同サイズにリサイズ処理を実施している．また，切羽評価の精度向上を目的に，解析対象とした上半切羽面のみを半円状に切り抜き加工を実施した．さらに，分析ケースによっては切羽を天端・左肩・右肩に三分割する事前処理を実施した．(図-1)

分析には一般に画像解析で用いられる CNN を用いて分割した領域毎に学習・評価を実施した．評価項目には，9 項目 4 段階の切羽観察様式において，視覚的要素を含む「D 風化変質」「E 割れ目の間隔」と「採用支保パターン」の 3 種類を選定し，AI による判断の正答率を算出した．同時に判断の過程を把握することを目的に Grad-CAM を用いることで，AI による出力に比較的大きい影響を与えている部分を着色しヒートマップとして出力することで，どのような特徴量を判別しているのか視覚的に評価することを試みた．分析条件・分析ケースを表-1 に示す．

ここで Grad-CAM（Gradient-weighted Class Activation Mapping）とは，深層学習のトレーニングの結果作成されたネットワークにおける特定のレイヤーから重みを取得し，最終層の出力結果を踏まえて，当該レイヤーのそれぞれのノードが出力結果にどの程度貢献したかを計算し，可視化するための一手法である．

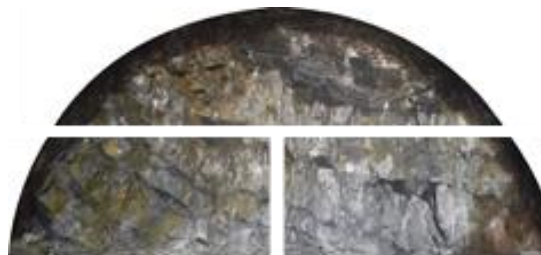


図-1 上半切羽の三分割

表-1 分析条件・分析ケース

Case	事前処理に関する条件	評価の対象	データ数	その他
1	上半切羽面の切り抜き	採用支保パターン	284 枚	・約 85%を学習用，約 15%を評価用として無作為に抽出 ・学習時にデータをランダムに変化させ仮想的にデータを増やす水増し処理を実施 ・データ数が極端に少ない評価値は除外
2	上半切羽面の切り抜き 上半・左肩・右肩に3分割	「D 風化変質」 の4段階評価	天端・左肩・右肩 それぞれ 284 枚	
3	上半切羽面の切り抜き 上半・左肩・右肩に3分割	「E 割れ目の間隔」 の4段階評価	天端・左肩・右肩 それぞれ 284 枚	

Key Words: 山岳トンネル，切羽観察，AI，CNN

連絡先：〒305-8516 茨城県つくば市南原 1-6 国立研究開発法人土木研究所 道路技術研究グループ（トンネル） TEL：029-879-6791

3. 分析結果と考察

表-2に分析結果を示す. 全ケース概ね 70%程度の正答率が得られた. 特に, 採用支保パターンを判別する case1 の正答率が高い結果となった. 図-2~6に各分析ケースにおける Grad-CAM によるヒートマップの出力結果と元の切羽写真の抜粋を示す.

図-2,3にAIが特徴(風化や割れ目)を概ね正確にとらえて判断していることを確認できた出力結果を示す. 風化変質は切羽観察時に比較的, 切羽面の色の違い等により判断することが多く, 図-2のように茶褐色の面を風化変質の特徴としての的確に抽出したと思われる結果が得られた. 割れ目の間隔についても, 図-3のように概ね割れ目に沿った部分を特徴量として抽出した結果が得られるなど, これらの結果より視覚的要素を含む切羽評価についてはAIで適切に評価できる可能性が示唆された.

一方で, 風化変質を判定した図-4では風化変質とは関係ない箇所を特徴量として抽出しており, このような出力の方が多い結果となった. この断面は天端から左肩にかけて変色は見られないが風化しており, 色の差として現れない断面では特徴量の抽出が困難であると考えられる. また, 割れ目の間隔についても同様の傾向が見られ, 多くは図-5のようにポストコーン等の障害物や関係ない部分を特徴量と抽出する等, 割れ目以外を特徴量として抽出する結果となった. 採用支保パターンの判定では図-6に示すように, 支保工の影や測量のレーザーポイントを特徴量として多く抽出する結果となった.

これらの結果から, AIによる切羽評価には正答率に関する議論だけでなく適切な教師データの選定や, 判断過程で抽出している特徴量を慎重に判断する必要があると考えられる. 今後活用に向けては, 障害物を特徴の抽出対象から外すマスク処理や, 切羽写真の解像度, 色彩等の検討も必要と考える. 実際の切羽観察においても目視だけではなく, ブリの状態や経時変化等, 様々な情報を総合的に判断する. そのため, 切羽画像だけで切羽評価を行うことには一定の判断が必要であり, その他様々な情報を画像に付加しAIに判断させることも考えられる. また, 本分析では学習データの事前処理に非常に労力を有した. 今後は目的に応じて複数の現場で統一かつ簡易に多量のデータ収集を行える一定の枠組み等が必要と考える.

4. まとめ

CNNとGrad-CAMを活用した機械学習手法により切羽評価を行い, 併せてその判断過程でAIがどこに着目するか把握することを試みた. その結果, 本分析では全ケースで70%程度の正答率が得られたが, 必ずしも観察対象を特徴量として抽出しておらず, 異なる部分や障害物を特徴量として抽出する傾向が強いことが明らかとなり, 正答率の高さだけで議論すべきではなく判断過程も注視すべきことが示唆された.

切羽観察においては, 経験豊富な技術者であっても写真だけで切羽を評価することは困難であり, 今後は写真に様々な情報を付加することによる精度や判断過程の差異等に関する検討を進めていきたい.

参考文献

- 1) Selvaraju, R.R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. & Batra, D. : Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, ICCV, pp.618-626, 2017,
- 2) (公社) 日本道路協会: 道路トンネル観察・計測指針 平成21年改訂版 p.24, 平成21年2月

表-2 分析結果

Case	1	2	3
正答率(%)	76.5	66.7	66.7

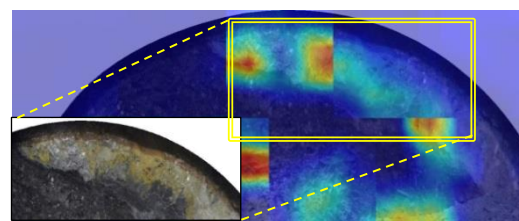


図-2 風化変質の判定 (540+67.6)

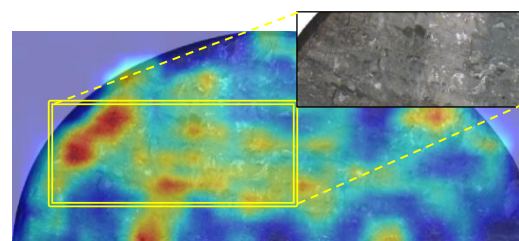


図-3 割れ目の間隔の判定 (539+53.6)

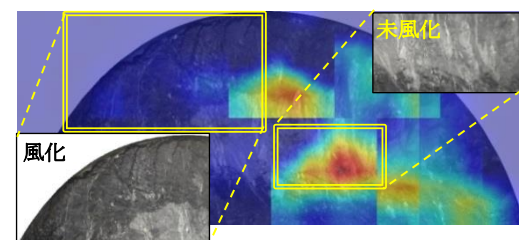


図-4 風化変質の判定 (538+90.6)

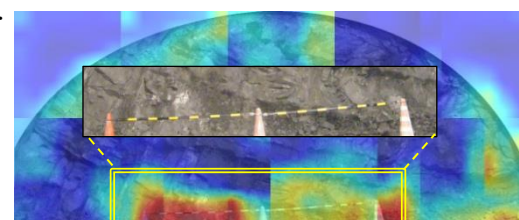


図-5 割れ目の間隔の判定 (531+60.7)

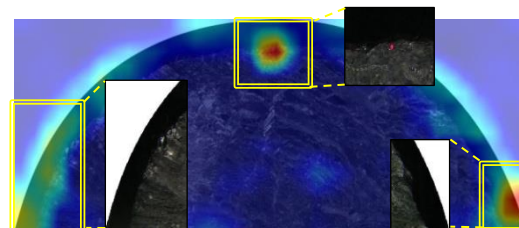


図-6 採用支保パターンの判定