

切羽画像を用いた機械学習による評価区分推定に関する検討

安藤ハザマ 正会員 ○鶴田亮介 正会員 谷口 翔
日本システムウェア株式会社 正会員 野村貴律

1. はじめに

近年、トンネル切羽の地質状況について AI を用いて評価する手法が種々提案されており、その一つに、AI の画像認識技術を用いてトンネル切羽画像から切羽岩盤の工学的特性を評価する手法がある。例えば、岩盤の工学的特性によって弾性波速度が変化することに着目した手法¹⁾や、切羽画像と穿孔エネルギーとの関係に着目した手法などが提案されている²⁾。

本検討では、現場で施工管理として行っている切羽観察で取得した評価項目別の評価区分と切羽画像を AI 機械学習の教師データとした。画像と評価区分の関係を機械学習させた後に、AI が与えられた切羽画像から評価項目別に評価区分を推定した。本稿では、花崗岩と凝灰岩が分布するトンネルでの検討結果について報告する。

2. 機械学習のモデルの教師データ

今回の検討に使用した切羽評価の項目は、山岳トンネルの切羽評価様式として一般的な国土交通省近畿地方整備局の切羽観察様式に準拠したものである。切羽観察には全てで 11 項目の評価項目があり、各評価項目は 5～6 個の評価区分を持つ。評価項目の一覧を表-1 に示す。

機械学習の際の教師データには、切羽評価 11 項目の評価区分を説明変数に、切羽写真を目的変数とした。機械学習モデルを構築する際には、現場で施工管理として行っている切羽観察による各項目の評価区分を正解とした。

表-1 切羽評価項目一覧

	評価項目
A	切羽の状態
B	素掘り面の状態
C	圧縮強度
D	風化変質
E	割れ目の頻度
F	割れ目の状態
G	割れ目の形態
H	湧水
I	水による劣化
J	割れ目の方向性(縦断方向)
K	割れ目の方向性(横断方向)

3. 適用した機械学習手法

本検討の機械学習の手法には、深層学習を使用した画像分類手法である NFNet(Normalization-Free Net)を採用した。NFNet は英国 Deep Mind 社から 2021 年に発表された最新の画像認識モデルである。画像認識において常識となっているバッチ正規化を取り除くことにより、評価精度は従来の最高水準の手法と同水準を維持しながらも、訓練が 8.7 倍速くなっている³⁾。AI モデルである ResNet (レズネット) はバッチ正規化を採用することにより、深層学習の層が飛躍的に深まり、画像認識の精度が大きく向上した。しかしバッチ正規化には、①計算量が増え大きなメモリ容量を必要とする、②学習時とテスト時でモデルの挙動が変わる、③1つ1つのデータ間の独立性が壊れる、④小さいバッチサイズでは機能しないといった欠点がある。①は現場 PC での運用上問題であり、④は切羽のような細かな特徴量を持つ画像の評価に対して不利であった。NFNet はバッチ正規化を取り除くことにより、これらの課題を解決している。

4. 教師データ

教師データとして各評価項目の評価区分を使用する際には、切羽観察で切羽を天端・左肩・右肩の3つの部位に分けて切羽評価を行っているため 1 評価項目あたり 3 データ、1 切羽当たり合計 33 データを使用した。

手元にある全てのデータを教師データとして使用するのではなく、評価区分の偏りが生じずなるべく同じ比率になるように、データとして使用する切羽の選別を行った。

花崗岩が分布するトンネルでは 102 切羽の 3366 データ、凝灰岩が分布するトンネルでは 144 切羽の 4752 データを教師データとして採用した。

キーワード 山岳トンネル, 岩判定, 切羽, 機械学習, 地質評価

連絡先 〒107-8658 東京都港区赤坂 6-1-20 (株)安藤・間 TEL03-6234-3670

目的変数として使用する切羽画像については、施工機械や作業員の影が写り込んでいないものを選別し、機械学習の前に色見本を用いた色補正処理を行った。

5. 評価区分推定の結果

構築した AI 評価モデルに対して、汎化性能を評価する統計的な手法である交差検証（クロスバリデーション）を用いて、教師データを学習用とテスト用に分割した上で推定精度の検証を行った。分割した学習用データを用いて機械学習を行った後に、テスト用データを用いて評価区分の推定を行った。花崗岩トンネルデータに対する推定精度の結果を図-2 に、凝灰岩トンネルデータに対する推定結果を図-3 に示す。

図中のグラフでは横軸に 11 個の切羽評価項目を、縦軸に評価区分の推定精度を、統計解析において精度を測る指標である F 値(f-1SCORE)で表示している。F 値とは、正しく予測できた割合を示す適合率と、誤回答の割合を示す再現率の調和平均であり、2 つの指標をまとめて評価する指標となる。2 つの指標のバランスが良く、値が 1 に近いほど推定精度が高いと評価できる。各項目の評価区分内での推定精度は異なるため（例えば A 項目の評価区分 1 と 2 の区分精度と評価区分 2 と 3 の区分精度は異なる）、項目別に最も低い推定精度と高い推定精度、および平均推定精度をグラフ中に記している。検証の結果、花崗岩トンネルについては全ての評価項目で 0.7 以上の F 値が得られた。凝灰岩トンネルについては A:切羽の状態の項目以外では 0.7 以上の F 値が得られた。

6. まとめ

切羽に花崗岩および凝灰岩が分布する山岳トンネル工事において、切羽評価項目の全 11 項目の評価区分を推定する AI アルゴリズムを、機械学習の手法として NFNet を用いることで作成した。現在、10 種類の岩種について、同様の AI アルゴリズムを作成済みである。今後、本システムを施工管理として切羽観察を行っているすべての山岳トンネルに導入して切羽評価区分の推定に活用することで、切羽観察の省力化と支保選定の最適化に活用していく予定である。

参考文献

- 1) 鶴田亮介, 中谷匡志 : AI を活用したトンネル切羽地質状況評価システムの施工現場への適用事例, 土木学会第 73 回年次講演会, 2019.
- 2) 山本健太郎, 藤後廉, 小川貴弘, 長谷山美紀 : トンネル切羽画像を用いたオンライン学習に基づく穿孔エネルギー推定, 土木学会論文集 F3(土木情報学), vol.77, p.22-30, 2021.
- 3) Andrew Brock, Soham De, Samuel L. Smith, Karen Simonyan : High-Performance Large-Scale Image Recognition Without Normalization, 2021-02-11, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.06171>, (参照 2021-04-01)



図-1 学習用・テスト用データ分割イメージ

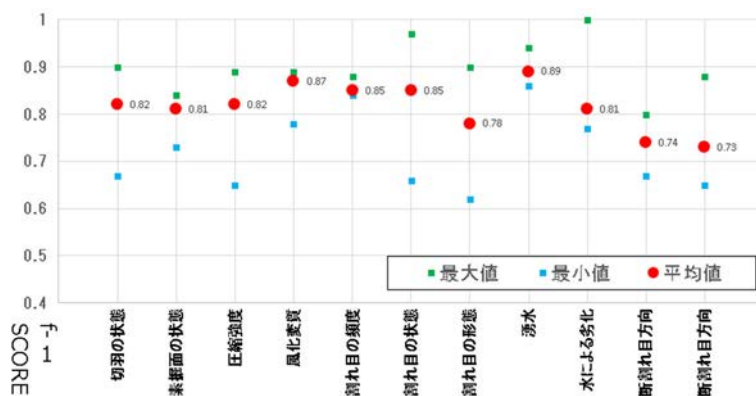


図-2 花崗岩トンネルデータの推定精度

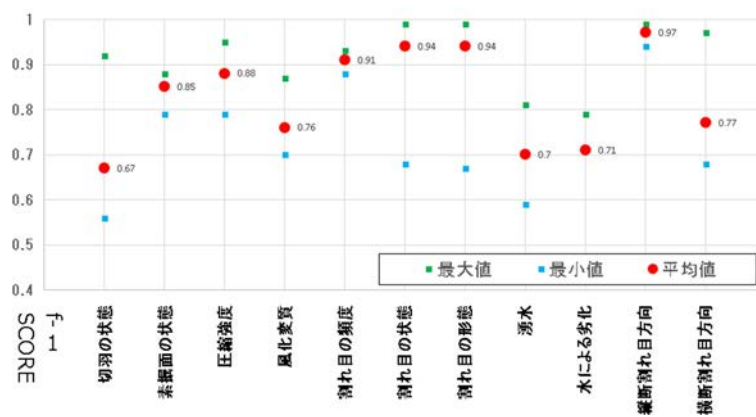


図-3 凝灰岩トンネルデータの推定精度