

深層学習による NATM トンネルにおける切羽面の岩盤評価

関西大学大学院

学生員

○中田 真成

関西大学環境都市工学部

正会員

尹 禮分

関西大学環境都市工学部

フェロー

楠見 晴重

1. はじめに

NATM 工法では、岩盤評価項目を点数化して支保パターンを決定しており、点数化は、複数の技術者が行っている。昨今、トンネル技術者の不足に伴い ICT 技術を活用した客観性の高い岩盤評価の重要性が高まっている。

本研究では、NATM トンネルの切羽面の岩盤亀裂評価に深層学習の導入を試みた。具体的には、切羽の写真を AI に学習させて、岩盤亀裂の定量的評価について検討した。また、風化が原因とする岩盤の変色箇所 の定量的抽出についても検討した。

2. 研究概要

本研究では、表.1 の国土交通省による評価区分判定の目安のうち、赤枠部分である(E)割れ目の頻度、(F)割れ目の状態、(G)割れ目の形態の3項目について、畳み込み式ニューラルネットワーク(CNN)を用いて画像判定を行った。また、青枠部分である(D)風化変質の項目については、HSV 色空間を用いて、岩盤変色箇所の抽出を行った。表.1 の国土交通省による評価区分判定の目安は、地山等級判定の結果を点数化する時に用いる表で、1点ほど岩盤は良好である。

表.1 国土交通省による評価区分判定の目安¹⁾

(A) 切羽の状態	1.安定	2.観面から岩塊が抜け落ちる	3.観面の押し出しを生じる	4.観面は自立せず崩れ、あるいは流出
(B) 掘削面の状態	1.自立（音請不要）	2.時間がたつと緩み肌落ちする（後音請）	3.自立困難掘削後早期に支保する（先音請）	4.掘削に先行して山を受けておく必要がある
(C) 圧縮強度	1. $\sigma_c \geq 100\text{MPa}$ ハンマー打撃はね返る	2. $100\text{MPa} > \sigma_c \geq 20\text{MPa}$ ハンマー打撃で砕ける	3. $20\text{MPa} > \sigma_c \geq 5\text{MPa}$ 軽い打撃で砕ける	4. $5\text{MPa} \leq \sigma_c$ ハンマー刃先食いこむ
(D) 風化変質	1.なし・健全	2.岩目に沿って変色、強度やや低下	3.全体に変色、強度相当に低下	4.土砂状、粘土状、破砕、当初より未固結
(E) 割れ目の頻度	1.間隔 $d \leq 1\text{m}$ 割れ目なし	2. $1\text{m} > d \geq 20\text{cm}$	3. $20\text{cm} > d \geq 5\text{cm}$	4. $5\text{cm} \geq d$ 破砕 当初より未固結
(F) 割れ目の状態	1.密着	2.部分的に開口	3.開口	4.粘土を挟む、当初より未固結
(G) 割れ目の形態	1.ランダム方形	2.柱状	3.層状、片状、板状	4.土砂状、細片状、当初より未固結
(H) 湧水	1.なし・渉水程度	2.滴水程度	3.集中湧水	4.全面湧水
(I) 水による劣化	1.なし	2.緩みを生ず	3.軟弱化	4.崩壊、流出

3. CNN・HSV 色空間

(1) CNN (Convolutional Neural Network)

CNN は昨今、画像認識分野で広く活用されている深層学習の手法で、生物の脳の視覚野における特徴抽出の仕組みをモデル化し、画像を入力データとしていくつかの特徴的な機能を持った層に通して分類を行う。層の構成は、複数の「畳み込み層」「プーリング層」からなる特徴抽出部、「全結合層」からなる識別部に分かれている。「畳み込み層」では、画像の特徴を検出するために、入力データに対して、重みとなるサイズの小さい格子状の数値データであるフィルタを重ね、重なり合う画素同士の積和を求め、バイアス項を加えて1つの数値に変換する処理が行われる。畳み込み演算で求められた値に活性化関数を適用し、入力の加重和に対して別の数値に変換され、「プーリング層」に入力される。「プーリング層」では計算量を削減するために、画像を各領域に区切り、各領域を代表する値を抽出し、並べて新たに縮小した画像が生成され、「全結合層」に入力される。「全結合層」ではこれまでの層で検出された特徴の組み合わせから予測結果に分類する。そして、順伝播（入力から出力へ情報が伝わる）で得られた出力値と予め用意されている正解値との誤差を損失関数を使って求める。

(2) HSV 色空間 (HSV Color Space)

HSV 色空間とは、色を「色相(Hue)」、「彩度(Saturation)」、「明度(Value・Brightness)」の3要素で表現する方式である。色相は、赤や緑といった具体的な色を定義する要素、彩度は、色相で定義された色の鮮やかさ・濃さを表す要素、明度は、色相で定義された色の明るさ・暗さを表す要素である。HSV 色空間の

キーワード New Austrian Tunneling Method, Convolutional Neural Network, Gradient-weighted Class Activation Map, HSV Color Space

連絡先 〒574-0004 吹田市山手町3丁目3番35号（関西大学）
TEL080-2510-5837（携帯電話）

利点としては、細かな色の調整が可能である点や、色の調整が容易であるといった点が挙げられる。

4. 解析および解析結果

(1) CNN を用いた岩盤亀裂の定量的評価

本解析では、「畳み込み層」4層、「プーリング層」3層、「全結合層」3層のモデルを構築し、使用した。プーリング層では、一般的に CNN で適用されるフィルタ内の最大値を取る Max pooling を使用した。

使用した画像は、切羽全景画像を 400px*400px に分割したものである。使用した画像データ数を表.2 に示す。教師用データと検証用データは8:2である。

(2) CNN を用いた岩盤亀裂の定量的評価結果

図.1 は CNN モデルの各評価項目における精度を示している。本研究における精度とは、評価項目における各評価点の予測値と正解値の一致率のことを指し、式(1)で表すことが出来る。

精度 = (予測値と正解値の一致数 / 全データ数) × 100 (1)

図.1 に示す通り、平均精度は、評価項目(E)が 93.4%、(F)が 97.9%、(G)が 96.6%と高い値を示している。

次に Grad-CAM の結果を示す。図.2 から図.4 は(G)割れ目の形態の結果である。図.2 や図.3 のような評価点 1 点、3 点の画像は亀裂に沿った判断を CNN が出来ていることが分かる。図.4 のような 4 点の画像は土砂状の判断が出来ていることが分かる。

このことから、割れ目の項目に関しては深層学習による評価が可能であるといえる。

表.2 各評価項目における評価点別データ数

評価項目	全データ(個)	1点(個)	2点(個)	3点(個)	4点(個)
(E)割れ目の頻度	6064	646	3232	1152	1034
(F)割れ目の状態		537	4570	14	943
(G)割れ目の形態		1058	19	4156	831

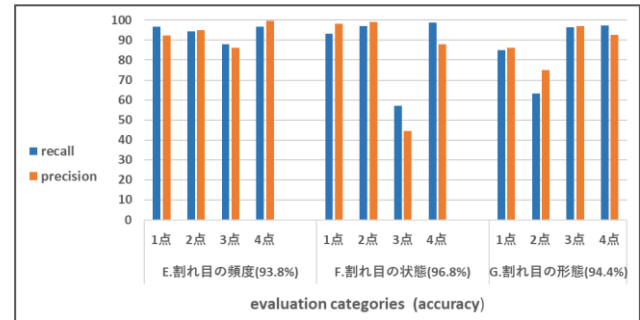


図.1 CNN による岩盤亀裂評価結果

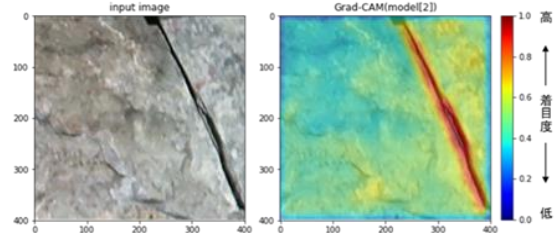


図.2 (G)Grad-CAM の結果(1 点の場合)

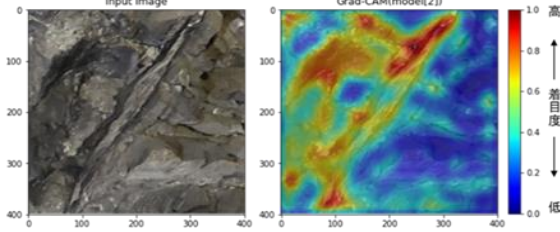


図.3 (G)Grad-CAM の結果(3 点の場合)

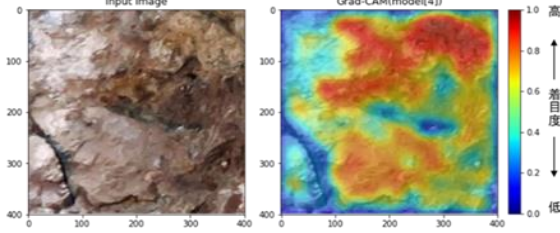


図.4 (G)Grad-CAM の結果(4 点の場合)

表.3 地質帯毎の HSV 色空間の設定色範囲

地質帯		色相(Hue)	彩度(Saturation)	明度(Value)
飛驒帯	共通風化部分	0~90, 140~179	30~255	0~255
	地質帯特有	115~125	10~25	0~255
四万十帯	共通風化部分	0~90, 140~179	30~255	0~255
	地質帯特有	5~75	0~25	0~255

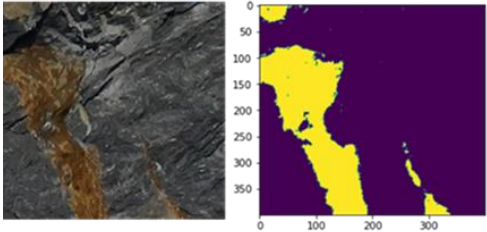


図.5 風化面積検出の結果(風化面積率 19.2%)

(3) HSV 色空間を用いた風化面積抽出

風化は岩石によって風化色が変化する。地質帯には似た岩石の種類が分布することから、本研究では地質帯毎に HSV 色空間の範囲を設定して解析を行った。表.3 は HSV 色空間の色範囲である。

(4) HSV 色空間を用いた風化面積抽出結果

図.5 のように、表面的な風化面積を抽出することと、定量的な風化面積率の算出をすることが出来た。

5. 参考文献

1) 国土交通省近畿地方整備局：トンネル地山等級判定マニュアル(試行案) 平成 28 年
<https://www.kkr.mlit.go.jp/kingi/database/27/kirih01.pdf>