

人工知能を用いた切羽評価に影響をおよぼす岩盤の特徴分析

株式会社大林組 正会員 ○中岡 健一
株式会社大林組 正会員 畑 浩二

1. はじめに

山岳トンネルの現場では、地山性状を把握し、支保工選定の判断材料の一つとするために、切羽観察記録表を作成、管理している。記録表には切羽観察によって得られた地山の種々の特徴や切羽の評点付けが記載されている。評点付けには、地質の状態を理解する経験と知識が必要であるものの、多くの場合、現場の土木技術者が切羽観察記録を作成しているため、地質学的判断が求められる場合には、判断を見誤る場合もあった。

そのような課題に対し、筆者らは切羽の評点付けのために人工知能を適用する研究¹⁾を行っている。その結果、風化変質、割目間隔、割目状態について高い中率で予測することができ、実用化の可能性のあることを示した。既往の研究¹⁾で利用した深層学習の層構造において処理出力される画像の特徴が分かれば説明責任を果たすことができ、観察者が評点付けする際の判断材料になり得ると考えた。

本研究では、評点に影響する特徴を視覚的に把握するために、風化変質を選択し、それぞれの評点が得られる典型的な画像として、その特徴を強調した画像を作成する。また、特徴量として色に着目し、カラー画像をグレースケールに変換して切羽評価を行い、色による影響度合いを評価する。

2. 転移学習モデル

本研究では、既往研究¹⁾と同じように、AlexNet を用いた転移学習モデルを適用する。図-1 に示すように、AlexNet は特徴抽出フェーズと分類フェーズによって構成されている。今回は分類フェーズの2層目を分類器(SVM)に置き換えたモデル(色の影響評価)と、最後の1層に切羽画像の学習を行った全結合層(fcNew 層)に置き換えたモデル(特徴の強調)の2つを用いる。前者は同じモデルを用いた研究¹⁾の結果と比較するため、後者は特徴を強調した画像を作るには分類器(SVM)を用いたモデルは適切ではないため、異なるモデルを適用した。既往の研究¹⁾では、教師データとして6現場70切羽画像を用意したが、情報量が少なく過学習の可能性が危惧された。そこで、今回の特徴抽出フェーズでは、120万画像を有するImage Net で学習済みのモデルを使用した。これを転移学習と称する。

3. 学習用、検証用データ

評価用画像は既往研究¹⁾と同じものを用いる。この研究では画像をAlexNetの使用条件から227×227ピクセルに分割し、分割画像3182枚を学習用:検証用に7:3の比率で無作為に分けている。色による影響評価では、学習用と検証用画像ともにグレースケールに変換して分類器(SVM)の学習を行った。ここでは、検証用画像1035枚それぞれの評価結果と、現場における観察記録の評点が一致した場合を的中としている。評点付けは、例えば風化変質であれば、岩盤の性状を表す項目「風化変質なし・健全」、「割目に沿って変色・強度やや低下」、「全体的に変色、強度相当に低下」、「土砂状、粘土状破碎、当初より未固結」の4つから選択する。

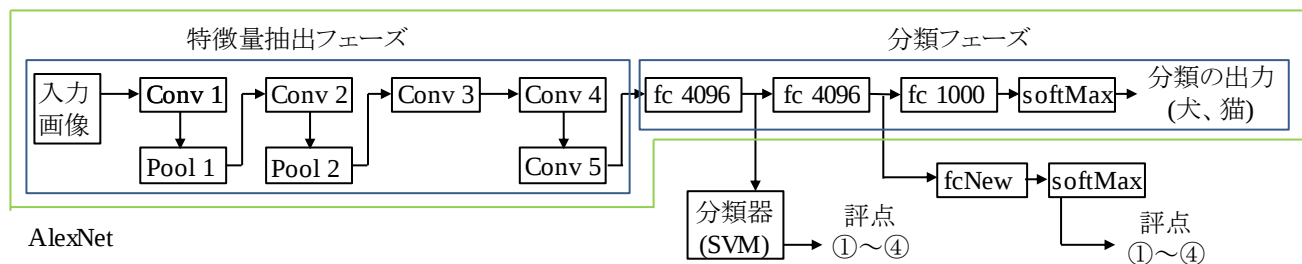


図-1 転移学習モデルを用いた切羽評価 AI モデルの構成

キーワード 人工知能、切羽評価、深層学習、ニューラルネットワーク

連絡先 〒160-0004 東京都新宿区四谷1丁目(外濠公園内) (公社)土木学会 全国大会係 TEL 03-3355-3442

4. 色による影響の評価

評価項目「風化変質」、「割目間隔」、「割目の状態」について、検証データをグレースケールに変換した画像による切羽の評点付けの的中率と、カラー画像による的中率¹⁾の比較を表-1に示す。表から、両者の差は最大で3%程度とわずかであり、今回の切羽画像の分析からは、色は切羽の状態を強く表す特徴ではないこととなった。当初、風化変質が進むと変色することから、色が風化変質の特徴を表すと予想したが、色の有無による的中率の差は1%程度であった。風化、変質の進んだ特徴的な色が、岩種によって異なり、色のみの情報では評点を判断できない可能性がある。

5. 特徴を強調した画像

転移学習モデルから出力される結果は、①～④それぞれの評点に対する4つ点数であり、最も点数の高い評点が評価結果として選ばれる。一つの評点の点数のみ高く、他の点数が低い画像は、その評点の典型的な画像であるといえる。DeepDreamはこのような典型的な画像を作成する方法で、得られる画像は、対象とした評点に分類される画像の共通した特徴が強調されたものといえる。図-2に①風化変質なし～④土砂状、粘土状まで、段階的に風化変質が進んだ状態に対応したDeepDream画像を示す。図よりそれぞれ特徴的な、異なったパターンが見られる。切羽観察者がこの結果と切羽を比較することによって、評点付けの参考とすることを考えたものの、一見、切羽とは比較し難い画像となった。ただし、注意深く観察すると、① (Label1) と② (Label2) には岩盤の亀裂のような筋状の模様、④ (Label4) には細かく入った亀裂を再現するような筋状の模様が見られる。また、風化変質が進むとともに明度が低く(暗く)なる傾向となった。

6. まとめ

本研究では、転移学習モデルを用いて、切羽のそれぞれの評点を表す特徴を把握することを試みた。その結果、今回の画像データによれば、色は切羽評価を支配する特徴ではないことが分かった。次に、それぞれの評点を表す特徴を把握するための試みとしてDeepDream画像を作成した。その結果、岩の亀裂を再現していると考えられる画像が得られた。また、風化が進むとともに、明度が低くなる傾向が得られた。今後、切羽観察記録表に記載されている他の項目「圧縮強度」、「走向傾斜」、「湧水量」、「劣化度合い」についても同様の研究を進める予定である。

参考文献

1) 畑浩二, 中岡健一: 山岳トンネル切羽評価への人工知能適用に関する研究, トンネル工学報告集, 第27巻, I-24, 2017.



図-2 切羽画像の227×227分割

表-1 カラーとグレースケール画像による的中率(%)

項目	カラー画像	グレースケール
風化変質	87.2	86.1
割目間隔	68.7	68.8
割目状態	88.9	85.6

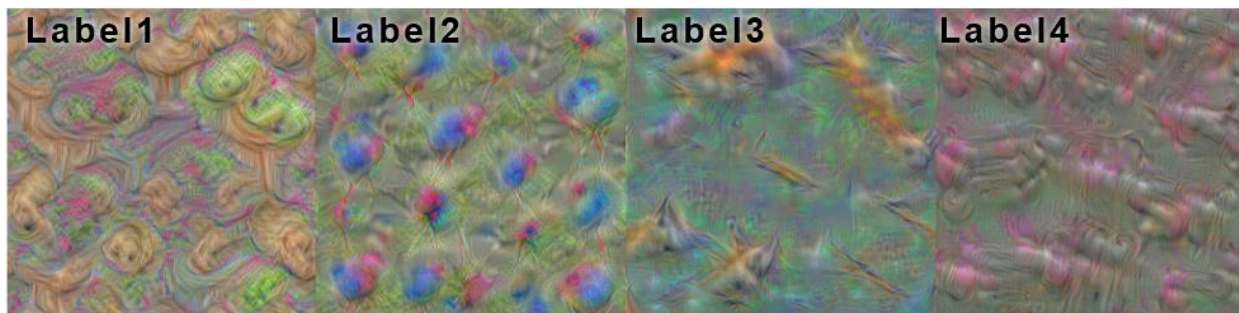


図-3 風化変質の各評点に対するDeep Dream画像(左から①～④)