

## 岩塊を対象とした岩種判定システムの判定精度向上と遠隔判定の試み

大林組 正会員 ○奥澤 康一  
正会員 中岡 健一  
非会員 板垣 昭

## 1. はじめに

山岳トンネル工事では、切羽に分布する岩石の種類(以下、岩種)や性状を観察し、地山等級を判定しながら掘削を進めている。このとき、岩種によってはトンネルの変状や崩落を誘発しやすいものがあり、岩種の判定は切羽観察の重要な項目の一つとなっている。切羽観察は通常現場技術者がその役割を担当するが、地質学的な専門教育を受けていることは少ないため、岩種の判定精度は現場技術者の知識や経験の程度によってまちまちであるのが現状である。

近年、機械学習(マシンラーニング)の適用が建設業界でも盛んに行われている。岩種の判定についても、機械学習の一つである深層学習(ディープラーニング)を用いて、切羽写真や岩塊のスペクトルデータから岩種を判定するシステムが開発されてきている<sup>1), 2)</sup>。筆者等は、現場技術者による切羽観察の一助とするため、岩塊の写真からディープラーニングを用いて岩種を判定するシステムの開発を行ってきた<sup>3), 4)</sup>。本報告では、29 岩種を判別する学習モデル<sup>4)</sup>の判定精度向上と、離れた場所にある岩塊の種類を判定する試みを行った結果について述べる。

## 2. 判定対象岩種

ディープラーニングには膨大な教師データが必要とされる。また、地質年代や堆積環境、マグマの化学組成、結成／変成作用の程度等によって、同じ岩種であってもその見た目は大きく異なることが一般的である。岩種を精度よく判定するには、同一の岩種で異なる見た目を持つものを可能な限り学習させる必要がある。

今回判定精度向上を行った学習モデルの判定対象は、奥澤ら<sup>4)</sup>と同じ 29 岩種である(表-1)。学習に用いた教師データとなる画像のデータセットも奥澤らと同じものを使用した。すなわち、トンネル工事現場の掘削ブリーや河原の礫から筆者らが収集した試料、大学等が収蔵する岩石標本を撮影の対象とし、風化変質したものや付着物のついた亀裂面などは可能な限り避けた。河川の礫は円磨されているため、ハンマーで割った破断面を主に撮影した。可能な限り岩石の見かけに多様性を持たせるため、1 地点当りの試料数を 10 個程度に制限し、採取地点の数を増やすようにした。合計 40 試料以上収集できた岩種を検討対象とし、40 試料以上収集できなかった岩種については見かけが似ている他の岩種と一括したものがある。泥質岩および砂岩は、軟質なものと硬質なものとで見た目が異なることから、比較的軟質な泥岩および砂岩(軟質)と、比較的硬質な頁岩／粘板岩および砂岩(硬質)に 2 分割した。軟質な砂岩はおおむね新第三紀以降、硬質な砂岩は古第三紀以前のものとした。

## 3. ディープラーニングによる学習

岩種判定システムの AI(岩種判定 AI)のアルゴリズムとして、トロント大学で開発された AlexNet<sup>5)</sup>を使用した。AlexNet は畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の一つであり、その特徴抽出フェーズは畳み込み層 5 層、プーリング層 3 層等で構成されている(図-1)。岩種判定 AI は、オリジナルの AlexNet に岩石の写真の学習させ、分類フェーズの分類器をオリジナルの犬や猫といった回答群から岩種に置き換える、いわゆる転移学習の形態を取っている。

奥澤ら<sup>4)</sup>では、用意された計 105 万枚の画像の中から岩種ごとに 7,000 枚をランダム抽出して教師データとして学習させた結果、平均の正解率として 72.1%が得られた。やや低い正解率を補完するため、撮影地点の地質情報を読み込み、判

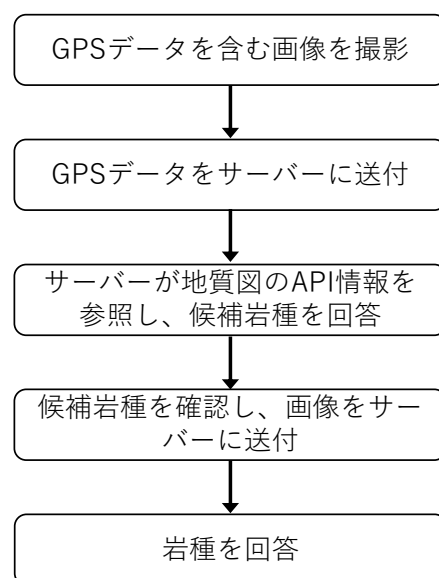


図-1 新岩種判定システムの判定フロー

キーワード 岩種判定システム、ディープラーニング、遠隔岩種判定

連絡先 〒204-8558 東京都清瀬市下清戸 4-640

(株)大林組 技術研究所 地盤技術研究部 TEL 042-495-1015

定候補を絞り込む機能を搭載した(図-1). しかしながら, これらの画像は採取した岩塊を手にとって回しながら動画を撮影し, 得られた動画から切り出されたものであるため, 多くの手ブレやピンボケの画像を含んでいる. 奥澤ら<sup>4)</sup>でもラプラシアン値を用いて手ブレ画像を除去する方法を取り入れているが, それでも 20%前後の手ブレやピンボケの画像が含まれていた. そこで, 抽出された画像から手ブレ画像を手動で精細な画像と差し替え, 1 岩種あたり 7,000 枚を学習させて 5 分割交差検証を行ったところ, 29 岩種の平均で 76.8%の正解率が得られ, 奥澤ら<sup>4)</sup>よりも 5%弱改善された(表-1). 最も正解率が高いのはカンラン岩で 86.9 %, 最も低いのは緑色片岩で 61.5%であった.

4. 岩種の遠隔判定の試み

上述の検討は判定対象を岩塊としているが, トンネル切羽面を直接判定することは安全上できないため, 遠隔で判定する方法についての試みも実施した. 既存のシステムを流用するため, 最大倍率 60 倍のフィールドスコープにスマートフォンを取り付け(図-2), 室内にて 10m 離れた位置から岩石試料を撮影したところ, 適切な岩種を回答できることを確認した. ただし, 倍率を上下させると異なる岩種名を回答することもあったため, 今後適切な距離と倍率の関係や, 適切な照明等を検討する必要がある.

5. まとめ

29 岩種対応の岩種判定システムの判定精度向上を図り, 平均正解率 72.1% を 76.8%に向上させた. 遠隔で岩種を判定する方法として, スマートフォンをフィールドスコープに取り付けて岩塊を撮影する方法を試みたところ, 倍率によっては適切な岩種を回答することを確認した.



図-2 スマートフォンを装着したフィールドスコープ

表-1 新岩種判定システム(29 岩種)の正解率(%; 平均 76.8%)

| 堆積岩          |      | 火成岩   |      | 変成岩     |      |
|--------------|------|-------|------|---------|------|
| 泥岩           | 86.6 | 流紋岩   | 74.4 | 緑色岩     | 76.0 |
| 頁岩/粘板岩       | 77.0 | デイサイト | 80.5 | 泥質片岩    | 69.3 |
| 砂岩(軟質)       | 80.2 | 安山岩   | 62.5 | 珪質片岩    | 80.2 |
| 砂岩(硬質)       | 73.7 | 玄武岩   | 69.8 | 緑色片岩    | 61.5 |
| 礫岩           | 79.4 | 斑岩    | 83.1 | ホルンフェルス | 64.1 |
| チャート/珪質頁岩    | 77.5 | ヒン岩   | 72.8 | 角閃岩     | 77.7 |
| 石灰岩          | 81.2 | 粗粒玄武岩 | 79.3 | 片麻岩     | 76.1 |
| 凝灰岩          | 73.5 | 花こう岩  | 83.9 | 蛇紋岩/蛇灰岩 | 76.2 |
| 火山礫凝灰岩/凝灰角礫岩 | 74.5 | 花崗閃緑岩 | 83.9 |         |      |
|              |      | 閃緑岩   | 84.6 |         |      |
|              |      | 斑レイ岩  | 80.9 |         |      |
|              |      | カンラン岩 | 86.9 |         |      |

参考文献

1) 荒木光一ほか: 深層学習によるトンネル切羽の岩種判定の検討, FIT2019 第 18 回情報科学技術フォーラム講演論文集, 第 4 分冊, pp. 425-426, 2019.

2) 宇津木慎司: マルチスペクトルカメラ, AI を利活用した施工現場地質状況自動評価システムの構築, 建設機械施工, Vol. 70, pp. 15-19, 2018.

3) 奥澤康一・中岡健一: 人工知能を用いた岩種判定システム. 大林組技術研究所報, No.85, 2p, 2021.

4) 奥澤康一ほか: ディープラーニングによる岩石の種類の判定の試み. 応用地質, Vol.63, 291-296, 2023.

5) Alex Krizhevsky et al.: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems (NIPS), 9p, 2012.