

## ◇技術紹介 Technical Report

## 29種類の岩石に対応した岩種判定システム の開発

### Rock Type Judgement System for 29 Types of Rock

奥澤 康一  
中岡 健一  
板垣 昭

Koichi Okuzawa  
Kenichi Nakaoka  
Akira Itagaki

#### 1. はじめに

山岳トンネル工事では、切羽と呼ばれる掘削面に分布する岩石の種類（岩種）や性状を観察し、適切な支保を選定しながら掘削を進めている。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。現場の土木技術者が切羽観察を担当することが多いが、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影響を受ける。

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。現場技術者による切羽観察の一助とするため、筆者らは岩塊の写真から、深層学習（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いる。当初は日本列島の基盤を構成する付加体と呼ばれる地質で出現しやすい 7 種類の岩石（砂岩、頁岩、チャート、石灰岩、緑色岩、花こう閃緑岩、蛇紋岩）に対応したシステムを構築した<sup>1)</sup>。今回は、国内で出現する岩石を概ね網羅し、29 種類まで適用範囲を拡大した岩種判定システムについて紹介する。

#### 2. 判定対象岩種

ディープラーニングには多くの教師データが必要となる。また、岩種にも非常に多くの種類があり、岩石ができた時代や形成環境、岩石の化学組成等によって、同じ岩種であってもその見た目は大きく異なることがよくある。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。学習に使用されたデータは、トンネル工事現場の掘削ズリ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して得られた画像である。試料の選定にあたっては、風化変質したものや付着物のついた亀裂面などを可能な限り避けた。河川の礫は円磨されており、掘削ズリとはその見た目が異なることから、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 地点あたりの試料数を 1 岩種につき 10 個程度に制限し、採取地点の数が多くなるように配慮した。ただし、礫岩などのように、同一地点でも見かけの多様性が大きい岩石については、1 地点当たり 10 試料を超える試料を収集・撮影した。合計 40 試料以上収集できた岩種を判定の対象としたが、40 試料以

上収集できなかった岩種の一部については見かけが似ている他の岩種と一緒に括した。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（軟質）と、比較的硬質な頁岩／粘板岩および砂岩（硬質）の 4 つに区分した。現在 AI を用いて学習を行っている岩種の数は 29 種類である。

採取した岩石試料の画像を様々な角度から撮影し、227×227 ピクセルの RGB 画像を各画像から切り出した。このうち岩石の占める割合が 80% 以上の画像を選別した。

開発後も教師データの拡充を進めており、2025 年 5 月現在で、学習に使用した岩石試料の数は合計で 3,255 個、得られた画像データは約 197 万枚である。その中から岩種ごとに 7,000 枚を抽出して教師データとした。

#### 3. ディープラーニングによる学習

学習にあたっては、7 岩種に対応するシステムで使用した AlexNet に、ResNet 18, ResNet 50, efficientNet B0 を加えて判定精度の検討を行った。詳細については既報に譲る<sup>2), 3)</sup>。教師データからランダムに抽出された 8 割の画像を学習に使用し、残りの 2 割の画像で精度の検証を行った。その結果を Table 1 に示す。AlexNet 以外の 3 つについては 90% 台後半の高い正解率が得られた。しかしながら、正解率が高かった 3 つのネットワークモデルについては、正解率にはあまり違いが無いものの、学習時間には最大で 4 倍程度の差があった。学習済みモデルの更新のしやすさを考慮して、29 岩種に対応する岩種判定システムには ResNet 18 による学習済みモデルを搭載した。Table 2 に ResNet 18 による各岩種の正解率を示す。90% 台後半の正解率となった岩種が多かったが、ヒン岩と粗粒玄武岩が 80% 台であった。ヒン岩と粗粒玄武岩を互いに誤答するが多く、これらの見かけはよく似ていて判別が難しかったと考えられる。また、正解率が

Table 1 判定精度の比較

Comparison of Classification Accuracy

ネットワークモデル	学習時間 (分)	正解率 (%)
AlexNet	273	70.5
ResNet18	2,296	95.3
ResNet50	4,803	96.3
EfficientNet B0	9,303	97.9

Table 2 各岩種の正解率（ResNet 18 使用、正解率は 95.3 %）  
Accuracy of Rock Type Judgement (Using ResNet-18, the Overall Accuracy was 95.3%)

堆積岩		火成岩		変成岩
泥岩	97.3	流紋岩	96.2	緑色岩
頁岩/粘板岩	92.4	デイサイト	98.4	泥質片岩
砂岩（軟質）	98.5	安山岩	90.5	珪質片岩
砂岩（硬質）	93.8	玄武岩	94.2	緑色片岩
礫岩	97.7	斑岩	97.6	ホルンフェルス
チャート/珪質頁岩	94.7	ヒン岩	86.4	角閃岩
石灰岩	97.4	粗粒玄武岩	88.4	片麻岩
凝灰岩	95.3	花こう岩	97.8	蛇紋岩/蛇灰岩
火山礫凝灰岩/凝灰角礫岩	95.6	花崗閃綠岩	97.1	
		閃綠岩	97.6	
		斑レイ岩	98.2	
		カンラン岩	99.0	

90%台前半のものも 8 岩種あったが、それには特定の岩種との誤答が多いといった傾向は見られず、AI が岩種の特徴をつかみきれていない可能性がある。

7 岩種対応の岩種判定システムよりも高い正解率が得られたため、新しい岩種判定システムの構築を進めた。

#### 4. 新しい岩種判定システム

上記の学習済みモデルを、新しい岩種判定システムに搭載した。本システムは Web ブラウザ上で動作するため、PC、タブレット、スマートフォンなど機種を問わず利用することが可能である。撮影から岩種判定までの流れを Fig. 1 に示す。GPS 機能を持つスマートフォン等で撮影された GPS データを含む画像を判定する場合、国立研究開発法人産業技術総合研究所が発行しているシームレス地質図の API データを参照し、撮影地点周辺の指定した範囲に出現しない岩種を候補から自動で除外することができる。また、候補を手動で選択することも可能となっている。

本システムにおける判定結果の例を Fig. 2 に示す。判定結果には、判定された岩種名、判定した写真、岩石のでき方や、施工にあたり一般的に注意すべき点等が表示されている。判定に使用した写真的中央には、緑色と赤色の正方形の枠が表示されている。赤枠の画像 1 枚と緑色の枠を四分割した計 5 枚の画像についてそれぞれ岩種判定を行い、多数決で岩種を決定している。

これまでに 1 か所の現場で実証試験を行った。斑レイ岩主体のトンネルで、斑レイ岩として判定できたとの報告がある。今後は山岳トンネルに限らず、岩盤を掘削する現場への展開を進めていく予定である。

#### 参考文献

- 1) 奥澤康一, 他 : 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, 2021.12
- 2) 奥澤康一, 他 : ディープラーニングによる岩石の種類

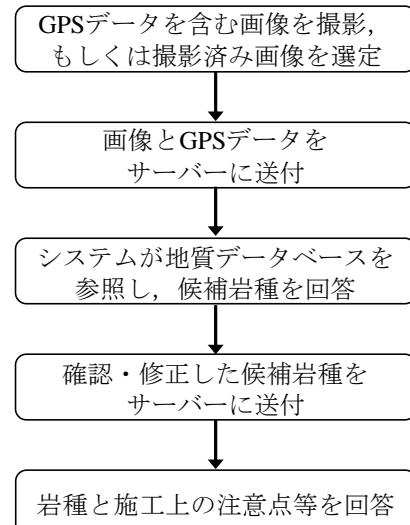
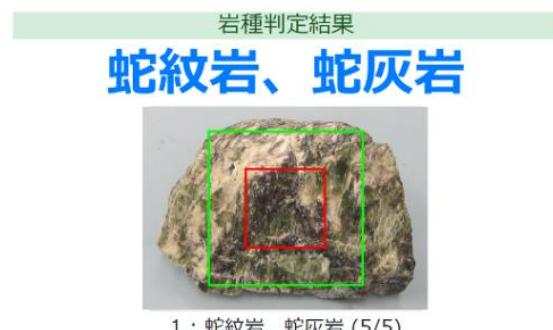


Fig. 1 岩種判定の流れ  
Flowchart of the Rock Type Judgement System



蛇紋岩はカンラン岩が変質作用を受けたもの。特に粘土状、葉片状蛇紋岩の場合は強度が低く、膨潤性粘土鉱物を含むことがあり、膨張性に注意が必要。蛇灰岩は蛇紋岩のうち灰酸塩鉱物を大量に含むもの。

- Fig. 2 判定結果の例  
Examples of Classification Results
- の判定の試み, 応用地質, Vol. 63, pp. 291-296, 2023.2
- 3) 奥澤康一, 他 : 29種類の岩石に対応するAIを用いた岩種判定システムの開発, 日本応用地質学会研究会講演論文集, 36, P31, 2024.10