

人工知能を用いた岩種判定システム

Rock Type Judgement System Based on Artificial Intelligence Technique

奥澤 康一 Koichi Okuzawa
中岡 健一 Kenichi Nakaoka

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、地山状況を評価して、適切な支保を選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。切羽観察では土木技術者がその役割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く、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った。

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。切羽観察についても、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、切羽の写真から地山等級の判定に必要な地山の強度、亀裂、風化変質等を判別させるシステムが開発されてきている。そこで、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た。

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、マグマ起源の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一通り学習させる必要があるが、すべての岩種を対象として教師データを集めるには、大変な労力が必要となる。

そこで、まずは特定の岩種が出現する現場において利

用可能なシステムの構築を目指すこととした。国内で比較的分布域が広い、比較的出現する岩種が多い、地質が頻繁に変わり、岩種判定システムの必要性が高いという条件を満たす地質として付加体を選定した。付加体とは、海洋プレートが海溝で大陸プレートの下に沈み込む際に、海洋プレート上の堆積物等がはぎ取られ、陸側に付加したものである。付加体とその周辺に出現する7つの岩種（砂岩、頁岩／粘板岩、チャート／珪質頁岩、石灰岩、緑色岩、蛇紋岩、花こう岩（花こう閃緑岩））を判定対象として選定した。泥が固結した泥岩は、付加体では続成作用の進行により頁岩や粘板岩となっていることが多いが、調査者によっては続成作用の程度に関係なく泥岩と呼ばれることもある。使用者が混乱しないようにここでは頁岩／粘板岩と一括した。珪質頁岩についてはチャートと見かけが似ていることがあり、チャートと一括した。緑色岩は玄武岩や玄武岩質な凝灰岩等が弱変成作用により緑色になったものの総称であり、正式な岩石名ではないが、ここでは一括して扱うこととした。蛇紋岩の教師データには蛇灰岩（方解石を多量に含む蛇紋岩）も含まれている。ヒン岩、花こう閃緑岩等の貫入岩や礫岩、凝灰岩も付加体には出現するが、十分な教師データが得られなかったため、花こう閃緑岩のみを判定の対象とした。

上記の7つの岩種について、国内の異なる時代の付加体から、風化や熱水変質を受けていない試料を採集した。チャートのように、試料によって色や見かけが大きく異なるものについては、できるだけ見かけに偏りが生じないように留意した。

3. ディープラーニングによる学習

本研究では、岩種判定システムのAI（岩種判定AI）の

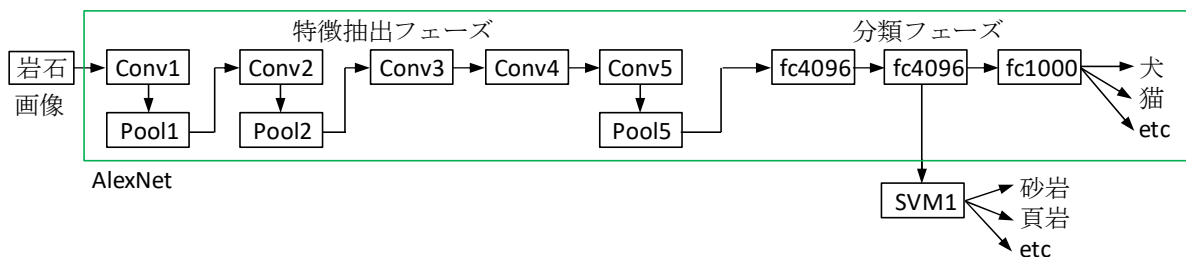


Fig. 1 岩種判定AIの構造（中岡ら³⁾を改変）
Structure of the Rock Type Judgement System

Table 1 岩種判定精度
Accuracy of Rock Type Judgement

岩種	予測した評価							正答率 (%)
	砂岩	頁岩	チャート	石灰岩	緑色岩	蛇紋岩	花こう閃緑岩	
砂岩	8193	288	260	251	562	340	106	82
頁岩/粘板岩	298	8641	322	141	279	281	38	86
チャート/珪質頁岩	203	436	8293	274	366	384	44	83
石灰岩	245	134	214	9065	233	79	30	91
緑色岩	480	459	327	160	8124	416	34	81
蛇紋岩/蛇灰岩	435	290	433	118	585	7964	175	80
花こう閃緑岩	123	60	50	77	35	251	9404	94
							平均	85

アルゴリズムとして、トロント大学で開発された AlexNet²⁾ 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 (Fig. 1)。2012 年に AlexNet が発表された後、判定精度の向上を目指し、より多くの層構造を持つ CNN が開発されている。しかし、特徴抽出フェーズが複雑になるほど学習にかかる時間も長くなる。本研究では特徴抽出フェーズが比較的シンプルで、かつ判定精度が高い AlexNet を使用した。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 (Fig. 1)。

採取した岩石試料について、様々な角度から画像を撮影し、AlexNet で使用する 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ところ、岩種毎に 4~12 万枚、7 岩種合計約 63 万枚の画像が得られた。これらの画像から、岩種毎に 1 万枚をランダムに抽出し、教師データとした。

AlexNet による岩種判定の精度を検証するため、得られた学習データをランダムに 5 分割し、そのうち 4 つを学習に使用し、残り 1 つを用いて精度を検証して、この作業を 5 回繰り返す 5 分割交差検証を実施した。その結果を Table 1 に示す。岩種判定の正答率は 7 岩種平均で 85%であり、最も高いのは花こう閃緑岩で 94%、最も判定精度が低いのは蛇紋岩/蛇灰岩で 80%であった。

4. 岩種判定システム

上記の検討の結果、正答率は平均で約 85%と良好な結果であったため、この学習モデルを用いた岩種判定システムを構築した。

岩種判定システムは、主として山岳トンネル工事で使用するため、先に開発された切羽評価 AI³⁾と同様のシステムを採用した。採取した岩石の写真をタブレット端末等で撮影するか、あらかじめ撮影しておいた岩石の写真を、ネットワークを介してクラウドサーバーに送ると、



Fig. 2 岩種判定システムの流れ
Flowchart of the Rock Type Judgement System

AI が判定した岩石名を回答するシステムとなっている (Fig. 2)。プログラムはブラウザ上で動作するため、機種を問わずシステムを利用することが可能である。

これまでに 2 現場でテストを行った。これらの現場では砂岩、頁岩/粘板岩、チャートが出現し、本システムは概ね正答していた。緑色岩等残りの 4 つの岩種は出現しなかったため、実現場での検証ができていない状況である。今後はトンネル施工現場で展開していくとともに、判定可能な岩種の数を増やしていく予定である。

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, 第27回トンネル工学研究発表会トンネル工学報告集, Vol. 26, I -9, pp. 1-6, 2017.11
- 2) Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E. : ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems (NIPS), 2012.12
- 3) 中岡健一, 奥澤康一, 畑 浩二: 人工知能による切羽評価および岩種判定, NPO法人臨床トンネル工学研究所2020年度最新トンネル技術講演会, 5p, 2021.2