

先進ボーリングのカッティングスを利用した ハイパースペクトルカメラによる切羽前方の岩種判定技術（その1）

鹿島建設(株) 正会員 ○白鷺 卓 宮嶋保幸 戸邊勇人 升元一彦
秋田大学 川村洋平 学生会員 大和田済熙

1. はじめに

山岳トンネル掘削工事中において切羽前方の岩種を事前に把握することは、蛇紋岩のように要注意とされる岩種の出現が予測される場合において特に重要である。施工の最適化を目的として、できるだけ早く要注意岩種の出現有無やその位置を予測するには長尺ボーリングが必要だが、1000m 級のボーリングではコアではなくカッティングスしか取得できない。カッティングスは粒径数 mm～数十 mm 程度の削孔ずりのため、岩種を正しく判定するには一部の地質専門家に判断を仰ぐ必要があり、かつ、判定にコストも時間も掛かる。

Sinaice et al.(2017)¹⁾は、ハイパースペクトル (HS) カメラで撮影される HS イメージと畳み込みニューラルネットワーク (CNN)を利用した岩種判定技術を開発しており、火成岩の岩種判定を実施している。今回、緑色岩と蛇紋岩が混在して出現する地山において取得されたカッティングスを試料に、その岩種判定技術を用いて判定を試みた。

2. HS データの取得

2.1 対象カッティングス

対象とした試料はノンコアボーリングで得られたカッティングスである。試料の総数は 84 袋で、その内訳は、緑色岩 100%（緑 100）のものが 78 袋、緑色岩 90%+玄武岩 10%（緑 90 玄 10）のものが 4 袋、緑色岩 90%+蛇紋岩 10%（緑 90 蛇 10）のものが 1 袋、蛇紋岩 100%（蛇 100）のものが 1 袋である。カッティングスの粒径は 5～20mm 程度であり、図-1 に示すとおり全ての試料が緑色系を呈する。

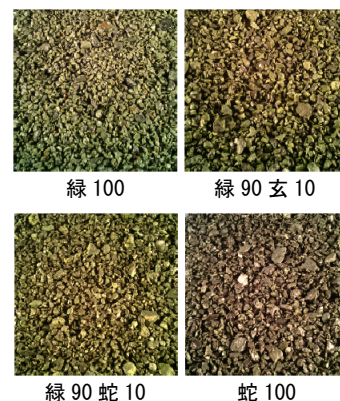


図-1 試料の RGB 画像

2.2 HS カメラの仕様

HS カメラは、通常のデジタルカメラと異なり、x、y 方向の二次元の平面データに加え、100 以上に分光されたバンド帯を持つ波長データを取得可能な特殊なカメラで、縦横の二次元平面に加えて波長方向への奥行きを持つ三次元データが得られる。当試験で使用した Spectral Imaging 社の Specim IQ は、波長 400nm～1000nm（可視光領域から近赤外線領域の一部の光の波長まで）を 204 個の波長帯に分光することが可能である。

2.3 撮影方法

暗室において、撮影対象となるカッティングスを 20cm 四方に広げ、光源むらを少なくするためのソフトボックス越しに、左右よりハロゲンライトで照らし撮影した（図-2）。ハロゲンライトは使用した HS カメラの取得する波長帯域を一様に照射することができる。光源の明るさは撮影対象の位置で照度が 3000～3500 ルクスに収まるよう調整した。また、カメラのフレーム全体に試料が写り込むようにし、試料ごとに 3 回撮影した。



図-2 撮影状況

2.4 HS データの前処理

HS データの前処理の工程を図-3 に示す。得られた HS データは縦横それぞれ 512 ピクセル、奥行き 204 バンドのデータである。このデータを縦横で 16 等分し、縦横それぞれ 32 ピクセルに分割した。その後、この

キーワード：カッティングス、ハイパースペクトル、岩種、畳み込みニューラルネットワーク

連絡先 〒182-0036 東京都調布市飛田給 2-19-1 鹿島建設(株)技術研究所 TEL042-489-6595

分割されたデータの各バンドにおいて、32 ピクセルの平均をとり、縦横 1 ピクセル、奥行き 204 バンドのデータセットとした。この操作により一度の撮影で得られるデータは csv ファイル 256 個となる。深層学習ではこのデータセットを使用した。

3. 得られた HS データの比較

各試料の HS データを図-4 に示す。HS データは試料ごとに平均をとり、最大値、最小値を用いて正規化したものである。これより、緑 100 と蛇 100 のスペクトル形状に明瞭な違いがあること、また、輝度や波長に若干の差異が見られるものの、蛇 100 と緑 90 蛇 10 のスペクトル形状、緑 90 玄 10 と緑 100 のスペクトル形状がそれぞれほぼ一致することが分かる。そこで、当論文（その 1）では緑 100 と蛇 100 の HS データを入力として、CNN を用いた深層学習を行うこととした。

4. CNN による解析方法および解析結果

緑 100 と蛇 100 の 2 種類の試料を分類するための学習を行った。HS データとして、蛇 100 では 768 個、緑 100 では 59904 個の csv ファイルを用いた。学習ではデータの数 が 1:1 になるように緑 100 のデータを無作為に 768 個取り出した。また、学習データ、検証データ、テストデータがそれぞれ 8:1:1 になるように設定し学習を行った。ミニバッチサイズは 256、エポック数は 200 に設定した。学習の結果、検証データに対しては 100%の精度で分類することができたが、テストデータに対しては 99.40%となった（表-1）。また、図-5 にテストデータで予測した分類を行、真の分類を列に対応させた混同行列を示す。これより、緑色岩であるものを蛇紋岩と分類してしまったものが 1 つ存在したが、それ以外の誤答はなく精度の良い結果になった。

5. まとめ

緑 100 と蛇 100 の分類では誤答が 1 つのみとなり、ほとんどのテストデータを 99.4%という高い精度で分類することができた。これは緑 100 と蛇 100 のスペクトル形状における 400～500nm 波長帯域で明瞭な差異があったため、その特徴を学習し正しく分類できたものと考えられる。

今回実施した撮影方法で適切な HS データを取得し、今回の学習の結果得られたモデルを適用することで、地質専門家の判定を待たずにカッティングスから緑色岩と蛇紋岩を正しく判定できるため、蛇紋岩に対する施工の最適化にフィードバックできると考えている。

参考文献

1) Sinaice, B. B., Kawamura, Y., Shibuya, T., Sasaki, J., Yoshimoto, H., Ito, Y. and Utsuki, S.: Development of a differentiation and identification system for igneous rocks using hyper-spectral images and a convolutional neural network (CNN) system, 資源・素材&EARTH2017（札幌）予稿集, 2017

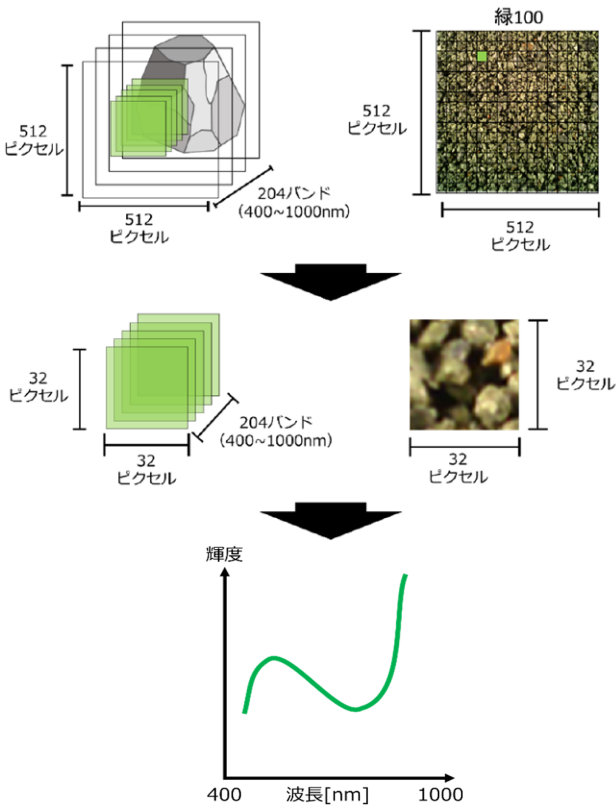


図-3 ハイパースペクトルデータの前処理工程

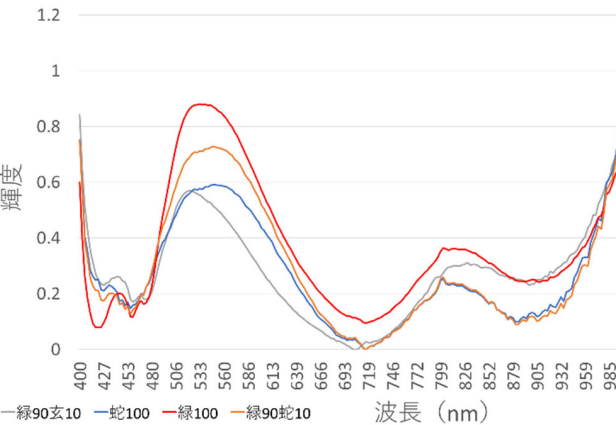


図-4 各試料のスペクトル比較

表-1 学習結果

	検証	テスト
精度	100%	99.40%

Output Class	Target Class		
	緑100	蛇100	
緑100	76 49.4%	0 0.0%	100% 0.0%
蛇100	1 0.6%	77 50.0%	98.7% 1.3%
	98.7% 1.3%	100% 0.0%	99.4% 0.6%

図-5 混同行列