

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2）

鹿島建設(株) 正会員 ○上杉祥文 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、「その 1」²⁾においては、当技術を適用することにより、緑色岩 100%の試料と蛇紋岩 100%の試料を 99.4%の精度で判別することができることを示した。当論文（その 2）では、4 種類の試料の判別を試みる。

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。試料の種類は、緑色岩 100%（緑 100）、緑色岩 90%+玄武岩 10%（緑 90 玄 10）、緑色岩 90%+蛇紋岩 10%（緑 90 蛇 10）、蛇紋岩 100%（蛇 100）の 4 種類であり、いずれも可視光では緑色系を呈する（図-1）。

2.2 HS カメラの仕様

HS カメラの仕様は「その 1」²⁾を参照されたい。

2.3 撮影方法

撮影方法は「その 1」²⁾を参照されたい。

2.4 HS データの前処理

前処理の工程は「その 1」²⁾を参照されたい。

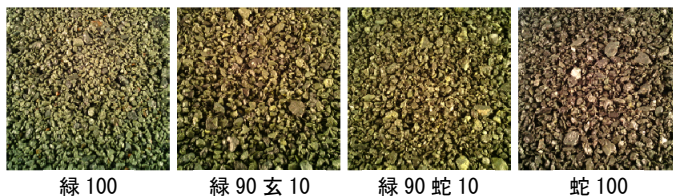


図-1 試料の RGB 画像

3. 得られた HS データの比較

各試料の HS データを図-2 に示す。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 2）では全 4 種類の 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、蛇 100、緑 90 玄 10、緑 90 蛇 10 の 4 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、

緑 100 では 59904 個、蛇 100 では 768 個、緑 90 玄 10 では 3072 個、緑 90 蛇 10 では 768 個の csv ファイルを

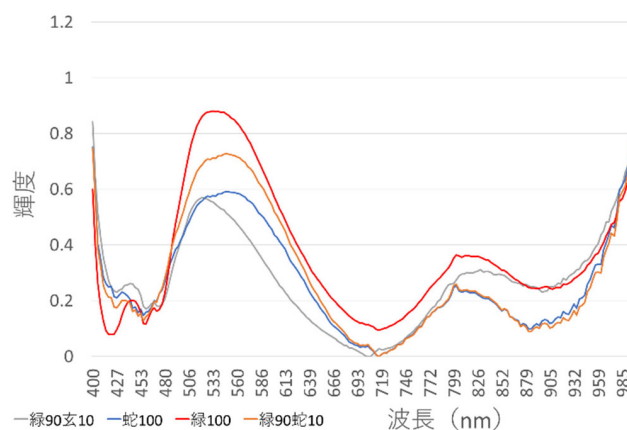


図-2 各試料のスペクトル比較

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

用いた。学習ではデータの数 が 1:1:1:1 になるように緑 100 および緑 90 玄 10 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、検証データに対する精度は 77.27%、テストデータに対する精度は 73.10%となった（表－1）。また、図－3 にテストデータで予測した分類（Output Class）を行、真の分類（Target Class）を列に対応させた混同行列を示す。これより、緑 100 の判定精度が最も高く 87.0%であった。また、蛇 100 と緑 90 玄 10 はどちらも精度が 70%を超える結果となった。最も低い精度となったのは緑 90 蛇 10 で 54.5%であった。誤答は緑 100 と緑 90 玄 10、蛇 100 と緑 90 蛇 10 の組合せで多く、特に緑 90 蛇 10 を蛇 100 と誤判定した数が多かった。

5. 考察

4 種類のサンプルの分類では 2 種類のサンプルの分類と比べ精度が 20%以上低下した。これは緑 90 蛇 10 と蛇 100 の 2 試料のスペクトルが類似していたこと、緑 90 玄 10 と緑 100 の 2 試料もスペクトルのトレンドが似ていたことが要因であると示唆される。特に、前者の 2 試料はピーク的位置や高さがほとんど同じであるため、それぞれに固有な特徴を学習することが困難だったと言える。

地質技術者の目視で鑑定した緑 90 蛇 10 を検証するために、得られた緑 100 と蛇 100 のスペクトルから緑色岩のスペクトルが 9 割、蛇紋岩のスペクトルが 1 割のスペクトル（緑 90 蛇 10（偽））を人為的に作成し比較したところ（図－4）、目視鑑定の緑 90 蛇 10 のスペクトルとは一致せず、緑 100 のスペクトルとほぼ一致することが分かった。つまり、緑色岩と蛇紋岩が 9:1 の試料である場合には緑色岩とほぼ同じスペクトルを示すはずだが、緑 90 蛇 10 の試料は蛇 100 に似たスペクトルを示したことから、目視鑑定の緑 90 蛇 10 は実際には蛇紋岩の方が有意に多い可能性を示唆している。

6. まとめ

「その 1」²⁾で示した緑 100 と蛇 100 の分類ではテストデータを 99.4%という高い精度で分類することができたが、今回の 4 種類の試料の判定ではテストデータに対し 73.10%と低い精度となった。その要因として複数の岩種が混在する試料のラベリングが不正確だったこと、教師データが少なかったことが挙げられる。そこで、混在割合が明らかな試料を人為的に作成しそのスペクトルを利用するほか、データの抽出方法を変更しデータ数を増やすことで混在試料の判定精度を向上できると考えている。混在試料の判定精度が十分に向上するまでの現場での判断においては、蛇 100 のモデルスペクトルに近ければ「蛇紋岩を有意に含む」と安全側に判断し、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

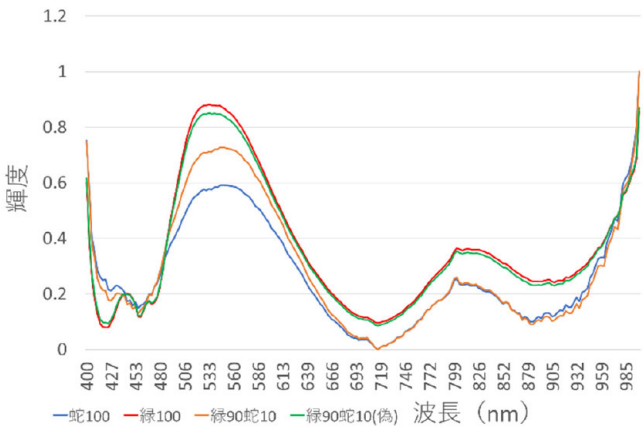
1) Sinaice, B. B., Kawamura, Y., Shibuya, T., Sasaki, J., Yoshimoto, H., Ito, Y. and Utsuki, S.: Development of a differentiation and identification system for igneous rocks using hyper-spectral images and a convolutional neural network (CNN) system, 資源・素材&EARTH2017（札幌）予稿集, 2017
2) 白鷺ら：先進ボーリングのカッティン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）、令和 2 年度土木学会全国大会第 75 回年次学術講演会講演集，2020

表－1 学習結果

	検証	テスト
精度	77.27%	73.10%

Output Class \ Target Class	緑100	緑90玄10	緑90蛇10	蛇100	
緑100	67 21.8%	16 5.2%	0 0.0%	0 0.0%	80.7% 19.3%
緑90玄10	9 2.9%	60 19.5%	0 0.0%	0 0.0%	87.0% 13.0%
緑90蛇10	1 0.3%	0 0.0%	42 13.6%	21 6.8%	65.6% 34.4%
蛇100	0 0.0%	1 0.3%	35 11.4%	56 18.2%	60.9% 39.1%
	87.0% 13.0%	77.9% 22.1%	54.5% 45.5%	72.7% 27.3%	73.1% 26.9%

図－3 混同行列



図－4 緑 90 蛇 10（偽）と他試料のスペクトル比較