

地すべりの破砕度区分の深層学習による判定技術の研究

応用地質株式会社 正会員 ○西澤 幸康, 谷川 正志, 山内 政也

1. はじめに

地すべりや断層の状況を確認する調査では、その発生原因や危険性を明らかにするために、高品質ボーリングによりコアを採取して詳細な観察が行われる。コア観察はJACIC様式によるボーリング柱状図作成とともに、破砕度区分の判定を加え、地すべり移動体の破砕の状態やテクトニクスを起因とする破砕などの判定が行われている。しかし、ボーリングのコア観察の数量が膨大となる場合には、破砕度区分の判定に長い時間がかかることも少なくない。また、破砕度区分の判定は技術者の経験に頼ることが多く、観察する技術者により判定結果にばらつきが生じることもある。一方、深層学習は近年注目され、特に画像認識の技術の発展が目覚ましい。本研究では破砕度区分の判定の手段として、画像認識技術を適用し、自動判定を試みた。その結果、76%の正解率まで精度向上が確認されたことを報告するものである。

2. 教師データの生成と学習

(1) 画像認識

ボーリングコア写真の画像からの破砕度区分の判

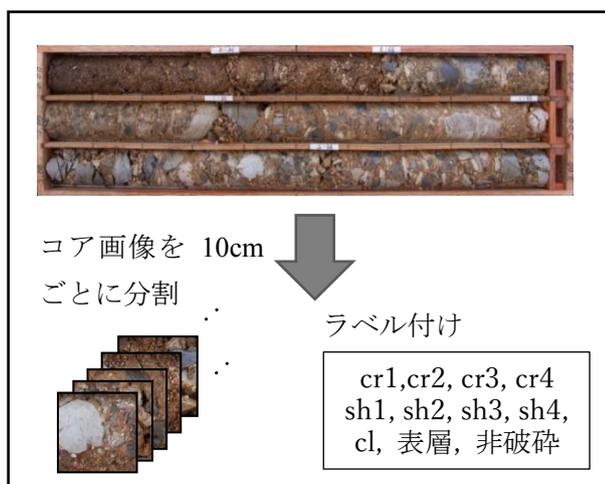


図1 学習データの作成

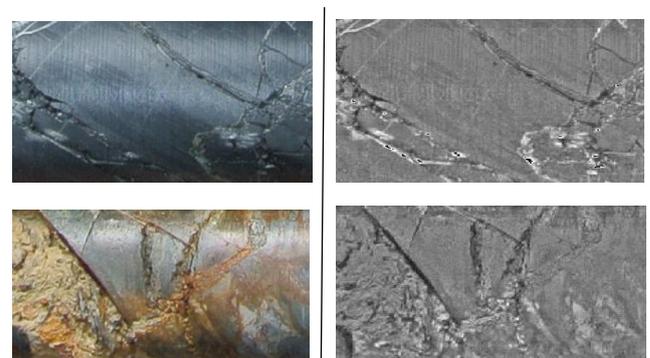
定には、深層畳み込みニューラルネットワークを利用した。手順のはじめに、ボーリングコア画像を図1のように10cm深さごとに分割し、11分類(Cr1, Cr2, Cr3, Cr4, Sh1, Sh2, Sh3, Sh4, Cl, 表層, 未破砕)にラベル付けを行った。それらの画像データとラベルを学習用(13000枚)と検証用(1500枚)に分けた。

コア画像の場合、破砕度区分の判定基準とならない地層の色の違いや画像の輝度の違いが、深層学習の判定に影響することが考えられた。そこで前処理として、以下の式①に示すMedianフィルタ²⁾を用いて補正処理を行った。

$$I_a(i, j) = \frac{I_b(i, j) \times 0.5b_m}{I_m(i, j)} \quad \text{①}$$

ここで、 ij は着目している画素の位置、 I_a は補正後の画像、 I_b は補正前の画像、 I_m は補正前の画像にMedianフィルタを適用したもの、 b_m は光度値の最大値とした。Medianフィルタによる補正により、図2のように明暗や色合いが除去され、亀裂が強調できた。

画像認識コンペティションで好成績を収めたモデルでも、地すべりの破砕度区分の分類において最適

図2 Medianフィルタの適用例
(左:補正前, 右:補正後)

キーワード 地すべりの破砕度区分, 業務効率化, 深層学習

連絡先 〒331-8688 埼玉県さいたま市北区土呂町 2-61-5 応用地質株式会社 TEL:048-652-4956

なモデルとは限らない。そのため、3種類の画像認識モデル(VGG16³⁾, inception-v3⁴⁾, Xception⁵⁾)でそれぞれ学習をして比較した。このとき、別のデータセットで学習済みのモデルのパラメータを用いて、新しいニューラルネットのパラメータの初期値として使う Fine-tuning を行った。Fine-tuning では少ないデータと時間で高い精度が期待できる。

人による判定では破砕度区分が不明瞭で区分の判定が難しい場合、前後の破砕度区分を考慮して決定することもある。たとえば、不明瞭な Cr2 が明瞭な Cr1 に囲まれた場合は Cr2 を Cr1 と判定することがある。そのため、画像認識の推定結果の後処理として、前後の画像の破砕度区分の推定確率に重みを掛け合わせて、破砕度区分を再評価する補正を行った。重みは勾配降下法を用いて推定誤差が最小となる値とした。

(2) 物体検出

画像の分割を自動化するためには、コア箱など周辺を含む写真からコアそのものの位置を検出する必要がある。そこで、画像中の物体の位置を検出し、その物体の名前を予測できる一般物体検出モデルを利用した。モデルは、物体検出の中でも精度が高いといわれる YOLOv3(You Only Look Once version 3)⁶⁾を利用した。学習データには、検出対象とするボーリングコアの画像と、検出したい領域の検出位置を組み合わせた。

3. 学習結果

分割したボーリングコア画像を前処理した後に、3種類の画像認識モデルで学習した。学習したパラメ



図3 ボーリングコアの検出例

ータを用いて、検証用データで破砕度区分の推定を行い、ラベルと比較することで推定精度を評価した。その結果、VGG16が最も正解率が高く73%となった。さらに、後処理で前後の破砕度区分の推定結果を考慮することにより、正解率が3%改善し、76%となった。物体検出では、図3に示すようにボーリングコアの位置を認識でき、コアの途中に隙間がある場合もこれを除いた検出ができた。

4. おわりに

本研究では、ボーリングコア写真から破砕度区分を推定するまでの全ての処理をプログラムで構築した。これにより、撮影した画像からすぐに破砕度区分を推定できるため、これまで長い時間を必要とした作業がコア 100m あたり数十秒に短縮することが確認された。ただし、判定結果の正解率が76%と、実用化にはまだ改良の余地がある。今後は、技術者による破砕度区分の判定結果を平均化することや、破砕度区分を地質別に判定することにより正解率の向上を図りたいと考えている。

参考文献

- 1) 脇坂安彦, 上妻睦男, 綿谷博之, 豊口佳之 (2012): 地すべり移動体を特徴づける破砕岩—四万十帯の地すべりを例として—, 応用地質, 第52巻, 第6号, 231-247p.
- 2) 蔵本直弥, 全邦釘 (2015): 決定木によるアスファルト舗装ひび割れの検出, 土木学会論文集 A2, 71, (2) I_823-I_830
- 3) K. Simonyan, A. Zisserman (2015): Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, ICLR2015
- 4) C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, Z. Wojna (2015): Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision, CVPR. 2016. 308.
- 5) F. Chollet (2017): Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, arXiv preprint arXiv:1610.02357
- 6) J. Redmon, A. Farhadi (2018): YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv preprint arXiv:1804.02767