

切羽性状評価に使用する畳み込みニューラルネットワークの識別影響度可視化

飛島建設 正会員
飛島建設 正会員

○鈴木 亮汰
兼松 亮

飛島建設 正会員 松田 浩朗
飛島建設 宇都宮 基宏

1. はじめに

深層学習は、時に数百万にも及ぶパラメータを調整（学習）することで自動化モジュールを得る手法であり、その正確さゆえに建設業界だけでなく様々な産業で注目されている。しかし、パラメータの多さゆえに出力の根拠がわかりづらいことが課題である¹⁾。深層学習のうち、画像認識で広く使用されている畳み込みニューラルネットワーク（以下 CNN とする）においても、「どうして識別できるのか」、「何を識別しているのか」を説明することが難しい。そのため、推定結果の根拠を現場技術者にフィードバックできず、明らかに間違った結果が出た場合でも原因がわからないことから問題が潜在化する。

このため、深層学習の識別根拠の説明を試みる手法が、近年複数提案されている。Grad-CAM²⁾はそれらのうち、「CNN がどこを見て識別しているのか」を可視化する視覚的説明手法である。本研究は、トンネル現場の切羽性状評価において既に導入している CNN について、Grad-CAM を用いて地山の一軸圧縮強度に対する判定根拠の顕在化を試みたものである。

2. 調査対象としたトンネル現場の概要

調査の対象とした現場は、主に千枚岩質の地山を掘削する延長 1,021m のトンネル現場である。掘削と並行して CNN を活用した切羽評価システムの現場検証を実施しており、切羽観察簿の書式³⁾に従って切羽画像の管理と CNN による判定を実施している。図 1 に、CNN を活用した切羽性状評価の流れを示す。また、観察簿のうち、一軸圧縮強度の評価区分の説明を表 1 に示す。



図 1 CNN による切羽性状評価の流れ

表 1 一軸圧縮強度の評価区分

評価区分	一軸圧縮強度 [N/mm ²]	性状の目安
①	100 以上	岩片を地面に置きハンマーで強打しても割れにくい
②	50～100	岩片を地面に置きハンマーで強打すれば割れる
③	25～50	岩片を手にもってハンマーでたたいて割ることができる
④	10～25	岩片同士を叩き合わせて割ることができる
⑤	3～10	両手で岩片を部分的にでも割ることができる
⑥	3 以下	力をこめれば小さな岩片を指先で潰すことができる

3. 教師データと学習結果

表 2 は、現場で蓄積された切羽画像データの数を、圧縮強度の評価区分別に示したものである。

表 2 評価区分別のデータ数分布

評価区分	①	②	③	④	⑤	⑥	計
データ数	0	8	755	129	21	29	942

CNN を構築する前に、データ数の不均衡が確認されたため、データの少ない評価区分については鏡像やトリミングなどによるデータセットの拡張を実施し、全評価区分で 300 枚に統一させ（計 1,500 枚）、これを教師データとすることにした。なお、評価区分①に該当する切羽は出現しなかったため、②～⑥の 5 段階評価の CNN を作成することにした。層構造には、Google 社の研究チームが公開している Inception-v3⁴⁾を採用しており、5 段階の識別になるよう転移学習を行っている。

図 2 は学習による精度の履歴を示したものである。ここでは、学習(training)用にデータセット全体の 95%を、検証(validation)用に残りの 5%を用いて学習している。精度の履歴は共に 1.0 に近い水準の精度で収束しており、CNN が切羽画像から何らかの特徴を捉えて圧縮強度の評価区分別に識別していることが伺える。

キーワード 切羽評価, 画像処理, 深層学習, 畳み込みニューラルネットワーク

連絡先 〒270-0222 千葉県野田市木間ヶ瀬 5472 飛島建設（株） 技術研究所 TEL04-7198-7572

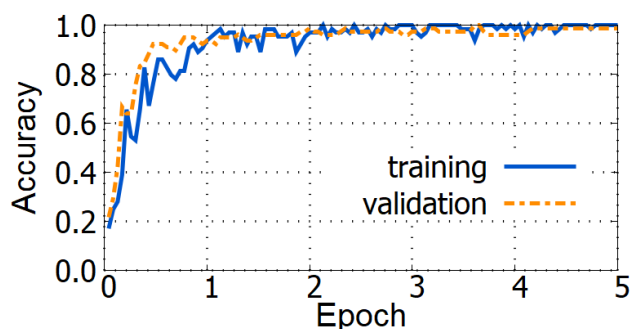


図2 学習による精度の履歴

4. 圧縮強度推定における識別影響度可視化

得られた CNN に対し、Grad-CAM を適用して、出力されたヒートマップから「CNN がどこを見て識別しているのか」を可視化する。

図3に、切羽全体を写した画像と共に、圧縮強度判定に使用された箇所について調査した結果をヒートマップで示す。図中では、暖色に着色された部分が、識別に強く影響していることを示している。坑口付近の切羽であるため、向かって左側は風化千枚岩が分布するのに対し、右側はこれよりも脆い坑口補強盛土（ソイルセメント工）が分布している。そのため、天端部と右肩部の評価に使用した画像には、これらの境界が存在するが、天端部では画像に占める割合が大きい風化千枚岩の部分、右肩部ではソイルセメントの部分のみに着目して、CNN が圧縮強度を判定していることがわかる。現場職員の判定と CNN の判定が同一であることも踏まえると、適切な場所から特徴を捉えて識別したと考えられる。

一方で、図4に示す結果では、識別に影響した箇所が画像の四隅に集中している。画像の四隅のみに圧縮強度がわかる特徴が分布するとは考えづらいことから、これらは不適切な識別であると考えられる。このような結果は、不鮮明な画像で多く発生した。また、図5に示すように、明度を調整して肉眼でも認識しやすい画像に修正することで、反応の強い箇所が移動している。これらの結果から、CNN を適用する際に取り

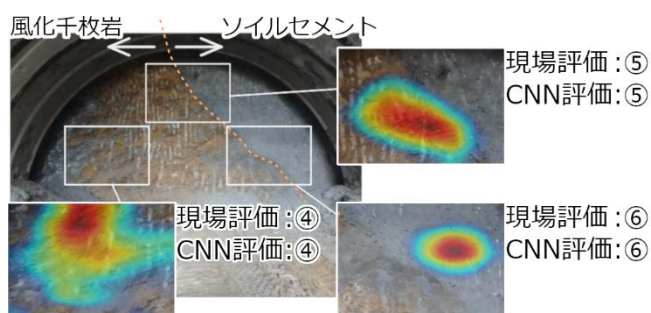


図3 坑口付近の切羽におけるヒートマップ

扱う画像データには、肉眼でも割目や模様を認識できる程度の視認性が求められることが示されたのでは考えている。

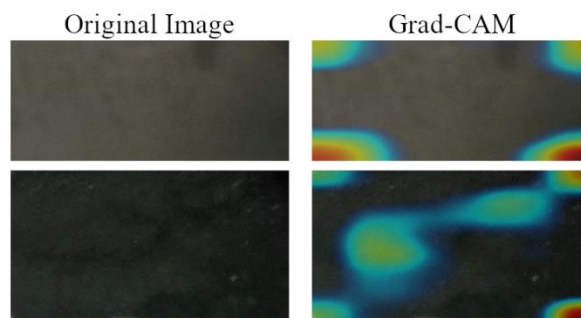


図4 不適切と考えられる識別の例

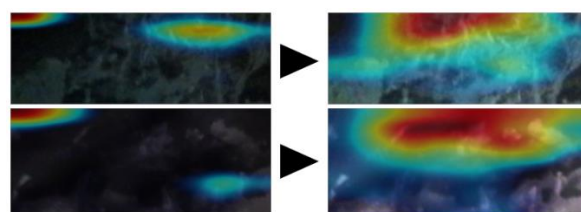


図5 明度調整による変化の例

5. まとめ

CNN の視覚的説明を行う手法の一つである、Grad-CAM を用いて、切羽写真のどこが CNN による一軸圧縮強度判別に影響しているのかを調査した。結果をまとめると以下の通りである。

- ・ 集められた切羽画像では、圧縮強度の区分によって共通した特徴があり、CNN はそれを捉えて識別していると考えられる。
- ・ 切羽画像に2種類の岩種が写る場合でも、CNN は画像の中でより支配的な岩種に着目して適切に判定することができる。
- ・ 不鮮明なものや、暗いものなど、肉眼でも認識が困難な画像では特徴を捉えることができず、根拠の薄い判定結果となる。

参考文献

- 1) Z. C. Lipton, The Mythos of Model Interpretability, In ICML Workshop, 2016.
- 2) R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, D. Batra: Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. In ICCV, 2017.
- 3) NEXCO 東日本, NEXCO 中日本, NEXCO 西日本, NEXCO 総研: トンネル施工管理要領. 2017.
- 4) C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, Z. Wojna: Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. In CVPR, 2016.