

AI を活用したトンネル切羽の地質評価と肌落ち予測支援による災害防止に関する研究開発⑥ —AI による肌落ち予測支援システムのプロトタイプについて—

(一財)先端建設技術センター 正会員 ○村井 和彦 日本システムウェア(株) 正会員 野村 貴律
 (一財)先端建設技術センター 正会員 吉川 正 (株)安藤・間 フェロー 鈴木 雅行
 (一財)先端建設技術センター フェロー 山本 拓治 鹿島建設(株) 正会員 白鷺 卓
 東洋大学 正会員 曾根 真理 清水建設(株) 正会員 小島 英郷
 基礎地盤コンサルタンツ(株) 正会員 三木 茂 戸田建設(株) 正会員 杉山 崇

1. はじめに

昨今、土木分野においても、AI 技術の活用事例が飛躍的に増えつつある。このような状況を踏まえ、筆者らは、山岳トンネルに AI 技術を適用する一連の研究を実施している¹⁾。本稿では、各種 AI 技術のうち画像分類技術を用いて構築した山岳トンネル切羽における肌落ちを予測するシステムのプロトタイプについて、その概要を報告する。

2. システムの概要

本システムでは、切羽における肌落ちの危険性を画像から推定することとし、深層学習の手法としては画像分類手法を、ネットワークとしては図-1 に概念を示す ResNet50 (Residual Network-50)²⁾ を使用した。この ResNet50 は、深さが 50 層の畳み込みニューラルネットワークであり、Residual learning を実装することで効果的に学習が進むため、画像分類分野において高い実績を誇っている。具体的には、100 万枚を超えるイメージで学習させた事前学習済みのネットワークを ImageNet データベース³⁾ から読み込み、今回使用したデータセットを転移学習させている。これに、入力された画像から検出したい物体である関心領域 (Region of Interest : ROI) を特定し、バウンディング・ボックスとして矩形領域を切り出すルーチンを組み込み、分析を実施した。なお今回の検討では、画像分類手法に加えて物体検知手法についても試行したが、データ数が十分ではないため収束せず、学習ができない結果となった。この方法についても、学習や推論の環境は構築できているため、今後十分なデータが揃い次第、さらなる学習を試行する予定である。

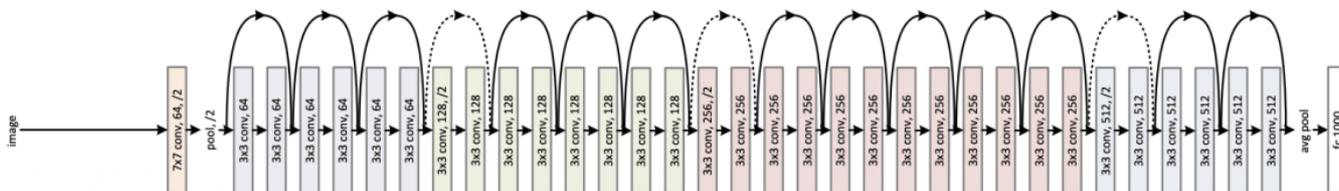


図-1 ResNet50 の概念

3. 使用データ

今回使用したデータは、専門家による肌落ちの判定を行った切羽画像データである。それぞれの切羽画像について、解像度 200×200 ピクセルのボックスを 100 ピクセル単位でオーバーラップしながら画像分割し、専門家が肌落ちと判定した箇所と 70%以上重複した箇所については肌落ちあり、それ以外を肌落ちなしとしてデータセットを作成した (図-2)。使用した切羽画像数は 792 枚であり、1 切羽に対して複数の肌落ち箇所が存在しているため、肌落ち箇所は計 3761 箇所であった。また、評価用データは類似画像が選択されないように切羽画像単位で分割することとし、切羽画像 792 枚のうち学習用を 672 枚、テスト用を 120 枚とした。

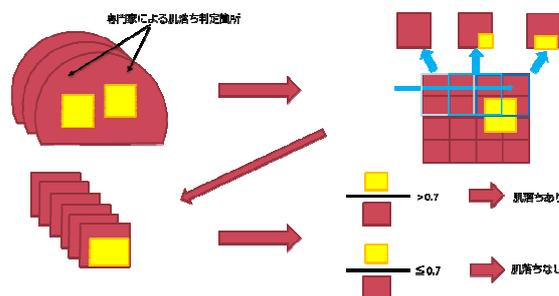


図-2 データセットの作成

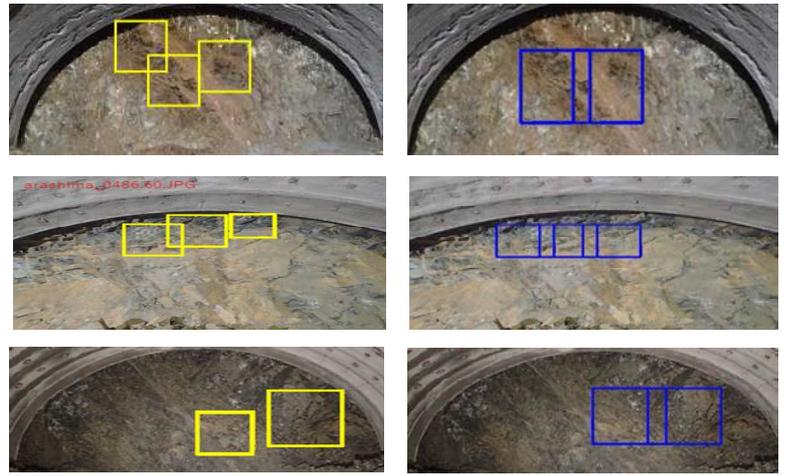
4. 推論結果

今回実施した推論の一例を図-3 に示す。これらより、本システムが示す予測領域は、専門家が判定した予測領

域と傾向が似ており、ある程度の精度で推論できていることがわかる。全テストデータの推論結果を表-1に整理する。本システムの今回の正解率は92.1%、再現率は88.5%であり、十分な精度があると判断している。

5. 可視化による推論の妥当性検証

さらにここでは、Grad-Cam⁴⁾ と呼ばれる手法を用いて、モデルが推論の際に入力画像のどの箇所に注目して分類を行っているかをヒートマップで可視化して検証した。図-4はその一例を示したものであり、ヒートマップが赤に近いほどシステムが肌落ち有りとして注目し、青に近いほど肌落ち無しとして注目していることとなる。これより、本システムは、専門家の着目部分と同じ箇所を的確に着目していることがわかる。



(a) 専門家によるラベリング (b) 推論結果

図-3 肌落ち推定結果の例

表-1 推論結果一覧

教師	推論		
	True	False	
True	TP	FN	再現率
	286	37	88.5%
False	FP	TN	特異度
	14	309	95.7%
	適合率	陰性適中率	正解率
	95.3%	89.3%	92.1%

6. まとめ

本稿では、切羽画像を対象に、深層学習を使用した画像分類による肌落ち予測システムのプロトタイプを構築した。また、このシステムに専門家によるラベル付けデータを学習させ、任意の切羽画像に対する肌落ち箇所の推論結果が十分な精度であることを示し、その妥当性を可視化して検証した。

このシステムは、別途構築している切羽地質評価支援システムの中に統合(図-5)して活用することを考えている。ただし、このシステムはあくまでもプロトタイプであり、また得られた結果も限定的なデータによるものであるため、今後はさらにデータを増やして精度を上げるとともに、システム自体もブラッシュアップして、実現場における肌落ち予測の支援システムとして社会実装していく予定である。

なお、本報告は、国土交通省建設技術研究開発助成並びに(一財)先端建設技術センター自主研究開発の成果の一部である。

参考文献: 1) 吉川: 山岳トンネル現場実務者による地質の観察評価へのAI活用・支援の試み、日本応用地質学会先端技術ワークショップ (No. 2)、2021. 2、
 2) <https://arxiv.org/abs/1512.03385>、
 3) <http://image-net.org/index>、
 4) <https://arxiv.org/abs/1610.02391>



(a) 元画像と処理箇所 (b) Grad-Cam 可視化結果

図-4 推論結果の可視化

AIによる切羽観察表 (全岩質共通)

項目	内容	評価			
1. 地質	1. 崩落から岩塊の形状をみる	2. 崩落の押し出しをみる	3. 崩落は自然発生する	4. その他	5. その他
2. 崩落	1. 崩落の発生位置	2. 崩落の発生時刻	3. 崩落の発生回数	4. 崩落の発生回数	5. 崩落の発生回数
3. 崩落	1. 崩落の発生回数	2. 崩落の発生時刻	3. 崩落の発生回数	4. 崩落の発生回数	5. 崩落の発生回数
4. 崩落	1. 崩落の発生回数	2. 崩落の発生時刻	3. 崩落の発生回数	4. 崩落の発生回数	5. 崩落の発生回数
5. 崩落	1. 崩落の発生回数	2. 崩落の発生時刻	3. 崩落の発生回数	4. 崩落の発生回数	5. 崩落の発生回数

地質区分(切羽全面スケッチ)

風化変質

評価点	左側	天端	右側
1	22%	18%	24%
2	51%	63%	52%
3	16%	2%	3%
4	11%	17%	22%
結果	2	2	2

割れ目の傾度

評価点	左側	天端	右側
1	1%	0%	2%
2	6%	5%	11%
3	89%	91%	82%
4	3%	4%	5%
結果	3	3	3

肌落ちの可能性評価

図-5 切羽地質評価支援システムとの統合