

## 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関する研究開発③ —AI を活用した複合解析モデルについて—

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
(一財) 先端建設技術センター	フェロー	山本 拓治	(株)安藤・間	正会員	辰巳 順一
(一財) 先端建設技術センター	正会員	橋立 健司	鹿島建設(株)	正会員	白鷺卓
基礎地盤コンサルタンツ(株)	正会員	三木 茂	清水建設(株)	正会員	垣見康介
			戸田建設(株)	正会員	辻川泰人

### 1. はじめに

筆者らは、AI 技術と画像処理技術を用いた山岳トンネルの切羽観察支援システムの開発を進めている<sup>1)</sup>。②の報告<sup>2)</sup>では、切羽観察 DB を作成し相関分析及回帰分析予測を行い、切羽観察項目同士には相関の高い項目があり、その説明変数を使用した回帰予測の精度が比較的高いことがわかった。そのため、画像データに統計データを加え補正するプログラムを構築した。また、筆者らは、評価対象の前切羽やその前の切羽のデータとの連続性を考慮した AI モデルが構築できれば予測精度がさらに向上すると考えた。本報告では、画像だけの評価モデルに統計データを加えた複合評価モデルと、それにさらに時系列データを加えた評価モデルの概要を紹介する。図-1 に切羽観察支援システムの解析フローを示す。ステージ 1 では画像のみを使用し深層学習により各切羽観察の評価項目の評価区分(点数)を予測する。従来の研究では、ステージ 1 のみの支援システムが多いと思われる。次に、岩石グループ毎に分類した相関分析、回帰予測に基づくモデルにより評価区分を補正する。さらに、ステージ 3 では、掘削中の評価対象切羽の前の切羽とその前の切羽の人が評価した正解の評価区分を加えて補正する。なお、このシステムでは、ステージ 2 までの結果を出力するか、ステージ 3 までを出力するか選択できるようにしている。

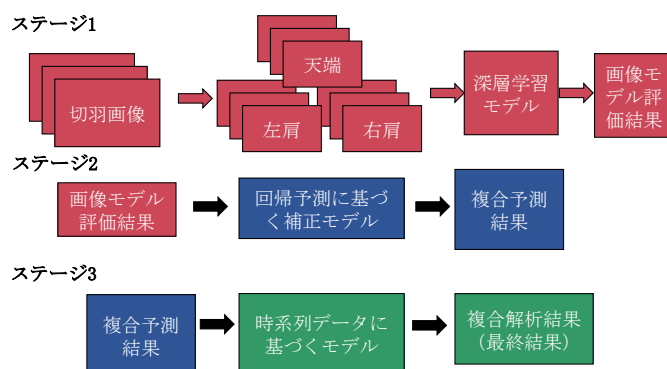


図-1 切羽観察支援システムの解析フロー

### 2. 画像モデル

表-1 は、深層学習に使用したモデルの一覧である。地質区分の評価は、教師なし学習である IIC (Invariant Information Clustering) を使用している。クラス分類数は事前にパラメータ設定を行うことで数を制限することができ、25 色に設定した。IIC の特徴は色の境界や割れ目等の鋭角な特徴をクラス分類することができることである。割れ目の頻度の評価は、Canny 法によりエッジ検出し、その結果を 実際の割れ目の頻度と相関させる線形回帰による手法を採用した。風化変質の評価は K-means によるクラスタリング、ベイズ最適化によるラベル評価を手法として採用した。K-means は与えられたデータを任意の クラスタ数に分け、クラスタの重心を計算した後、クラスタの再配置を行うステップを、繰り返すことによってデータを任意の数のクラスタに分類 する手法である。割れ目の形態も、上記の 3 つの評価項目と同様に画像の目視により評価可能と考え、教師データとして切羽画像

表-1 深層学習使用モデル一覧

評価項目	使用モデル	教師データ
地質区分	IIC	無
切羽の状態	ECA-NFNet-L0	有
素掘面の状態	ECA-NFNet-L0	有
圧縮強度	ECA-NFNet-L0	有
風化変質	K-means	無
割れ目の頻度	Canny法	無
割れ目の状態	ECA-NFNet-L0	有
割れ目形態	ECA-NFNet-L0	有
湧水	ECA-NFNet-L0	有
水による劣化	ECA-NFNet-L0	有

キーワード 山岳トンネル, 肌落ち, AI 技術

連絡先 〒112-0012 東京都文京区大塚 2-15-6 (一財) 先端建設技術センター TEL 03-3942-3991

を岩盤形態毎にラベリングし、ResNet と EfficientNet により正答率を評価した。

しかし、ECA-NFNet-L0 のモデルにより正答率を評価した結果の方が、精度が高かったため、最終的には ECA-NFNet-L0 を使うこととした。

NFNet とは、Google の DeepMind 社が開発したバッチ正規化を用いない (Normalization-Free Net) である。バッチ正規化は、大きな学習率を使用可能にし、過学習を回避する効果を有しているが、学習時とテスト時でモデルの挙動が変わってしまう。また、1つ1つのデータ間の独立性が壊れる等のデメリットがあった。NFnet では、バッチ正規化を取り除きながら、バッチ正規化の機能を保持する工夫がなされており、EfficientNet より高い性能を有している。

### 3. 複合予測モデル

複合予測モデルは、図-1 に示すように画像モデルで得られた評価結果を回帰予測に基づき補正するものである。補正に採用したモデルはテーブルデータの予測に実績のある LightGBM である。ステージから推論した結果を入力データとし、学習済みモデルにより評価点の再予測を行うモデルである。

LightGBM とは、Microsoft が開発した決定木アルゴリズムに基づいた勾配ブースティングアルゴリズムを扱うための機械学習フレームワークである。勾配ブースティング決定木のフレームワークには XGBoost や Catboost もあるが、処理時間が早く、精度も比較的高い LightGBM を選定した。

### 4. 複合解析モデル

複合解析モデルは、図-1 に示すように複合予測モデルにより得られた評価結果を時系列のデータにより補正するものである。

図-2 に複合解析モデルの概要を示す。この図に示すように、 $n$  地点の切羽画像と  $n-1$  地点と  $n-2$  地点の切羽観察区分 (ソフトから出力した計算結果か、結果を修正入力した結果) を入力データとして機械学習により評価区分の再評価を行うものである。機械学習モデルは、勾配ブースティングのアルゴリズムである LightGBM を使用した。評価対象項目は、相関分析や回帰分析などの事前解析から関係性が把握されている項目である。

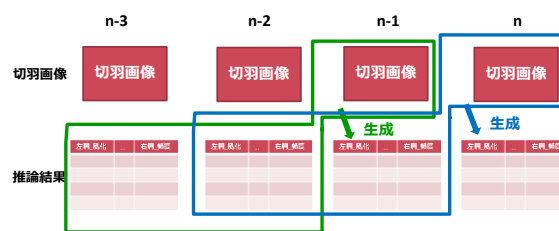


図-2 複合解析モデル

### 4. おわりに

本システムは、掘削中の評価対象切羽の前の切羽とその前の切羽の人が評価した正解の評価区分 (相関の高い評価項目のみ) を加えて画像による AI 評価結果を補正するシステムである。今後は、データを増やすことにより更なる精度向上を目指すとともに、切羽観察記録の自然言語処理も検討していく所存である。

### 参考文献

- 1) 野村貴律ら：AI を活用した切羽評価支援システムのプロトタイプについて、令和 3 年度土木学会学術講演会、CS14-28、2021
- 2) 山本拓治ら：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関する研究開発②、令和 4 年度土木学会学術講演会投稿中