

A I 的方法を利用した地山評価に関する研究

大林組 技術研究所 正会員 ○畑 浩 二

大林組 技術研究所 正会員 中岡 健一

1. はじめに

近年、人工知能（以下、AI）が注目を集めている。著者ら¹⁾は、1980年代後半から1990年代前半にかけて、山岳トンネルの支保選定にAI的技術を試行し、エキスパートシステムを構築した経緯がある。しかし、当時の建設業を取り巻く環境やシステムの情報処理能力の貧弱さから広く実用化するには至らなかった。また、当時多くのシステムが競って開発されたものの生き残っているものは皆無である。昨今のAIに関する取り組みは第3世代に属し、コンピュータの高速化やアルゴリズムの革新性なども相まって再びブームになっている。

本報告では、AIの深層学習技術を山岳トンネルの切羽観察評価に利用する取り組みを示し、その適用性や課題について述べる。

2. 機械学習（マシンラーニング）と深層学習（ディープラーニング）

人間は、今までに獲得した知識と経験を基に事象の判定や推論を行っている。このように人間が自然に行っている学習能力と同等、あるいはそれ以上の機能をコンピュータで実現しようとする技術や方法が機械学習である。言い換えれば、AIを実現するための一つのアプローチと見なすことができる。一方、深層学習とは機械学習を実現するための一つの手法であり、アルゴリズムに相当する。ニューラルネットワークはその代表的な手法である。

3. トンネル切羽評価への適用性検討

トンネル施工において、切羽の地山性状を観察し、必要に応じて支保規模の修正を図ることが重要となる。そのため、技術者は地質性状を正確に読み解く技量や目を持つことが求められる。多くの現場では、土木技術者がその任に当たり、日々地山を評価しているが、いかなせん地質学的な専門教育を受けていることは少ない。そこで、切羽写真を基に、切羽を評価する諸特性の判別がAI的方法で支援できれば地山判断の高精度化に繋がり、引いては最適支保規模の選定に役立つものと考えた。切羽性状を判定する項目には、①強度、②風化変質、③割目間隔、④割目状態、⑤走向傾斜、⑥湧水量、⑦劣化度合がある。本検討では、②～④の3つの項目について試行を実施した。

3.1 学習用データ（トンネル切羽画像）

当社が過去施工したトンネルの内6件を選定し、機械学習が可能と認識した70ヶ所の切羽観察記録を試行モデルとした。これらのデータは、ランダムに学習用：テストラン用＝7：3に選別し、利用した。岩種は、砂岩、粘板岩、泥岩、頁岩、花崗岩、流紋岩、凝灰岩、凝灰角礫岩と多種にわたり、地山等級はDIII～CIまでを網羅している。また、上記②～④の評価項目で選定された評価区分は現場で記載した情報をそのまま「正」として取り扱った。なお、学習用データを生成するためには、図1に示すように、前処理として画像サイズの統一、切羽部分のみの切出し、および画像の天端・左右肩部の3つの領域に分割し、さらに、227×227×3（ピクセル、RGB）に画像分割した。

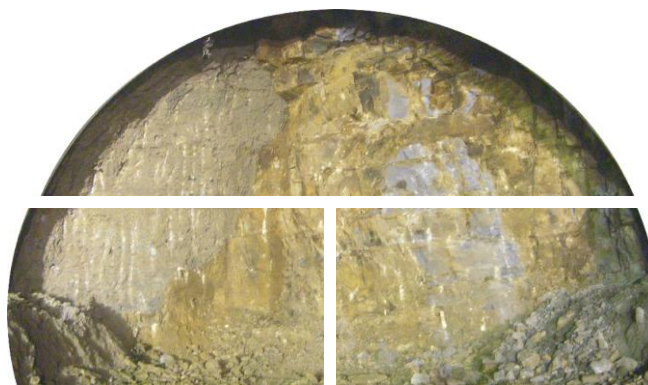


図1 砂岩・泥岩地山（地山等級：DI）

キーワード：AI, 機械学習, ディープラーニング, トンネル, 切羽

連絡先：〒204-8558 東京都清瀬市下清戸 4-640 (株)大林組技術研究所 TEL042-495-0918

3.2 深層学習による手順と用いた方法

前処理を施した分割画像データを元に、深層学習を施し、②～④の評価項目で選定された評価区分フォルダーに格納する。これによって画像の特徴と評価区分が関連づけられる。深層学習における特徴抽出には AlexNet²⁾と称するディープニューラルネットワーク（以下 DNN）の一部機能を使用した。その特徴は、種々なフィルタを介して切羽の局所領域の特徴を捉える「畳み込み層」と、得られた特徴点を代表数値（例えば平均値や最大値）などに置き換える「プーリング層」を繰り返すことで識別精度を向上させるものである。すなわち、DNN は畳み込み層とプーリング層を積み重ねて作成された多層のニューラルネットワークとも言える。

また、AlexNet で得られた画像特徴と評価区分を繋ぎ合わせる分類計算には、サポートベクタマシン（以下 SVM）と称する分類器を利用した。分類器には、決定木やロジスティック回帰など種々存在するが、SVM は解析精度の観点で優位性があることから利用した。

図 2 に前処理から学習用データ生成に至る手順を示す。

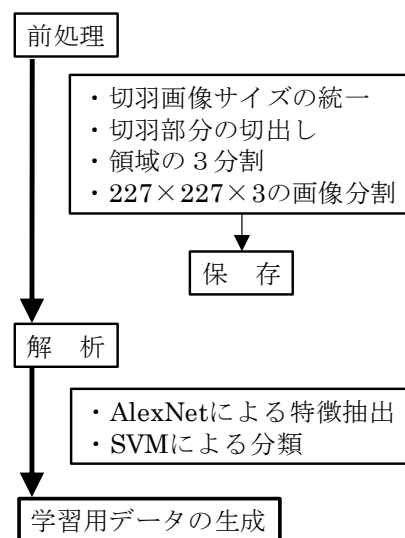


図 2 前処理から生成に至る流れ

4. 試行結果

生成した学習データの検証を、テストラン用のデータを用いて実施した。分割画像数は 1,035 である。②風化変質における解析結果を表 1 に示す。表中、縦軸に切羽観察記録に記載された評価区分を、横軸に予測した評価区分を示す。すなわち、このマトリックス内で対角の部分が実質と予測が合致した「正」と見なされ、それ以外は「誤」となる。例えば、概ね新鮮と区分されたカテゴリーでは、総数 110 画像に対して正解は 74 となり、正解率は 67% となる。全体平均で見ると、正解率は 87% となる。一方、③割目間隔では 69%、④割目状態では 89% となった。

表 1 風化変質分類における検証結果

	評価区分	予測した評価			
		概ね新鮮	割目沿いの風化変質	岩芯まで風化変質	土砂状風化未固結土砂
実質評価	概ね新鮮	74	35	1	0
	割目沿いの風化変質	41	742	17	2
	岩芯まで風化変質	1	22	80	3
	土砂状風化、未固結土砂	0	9	2	6

5. おわりに

今回、トンネルの切羽評価に対して AI 的方法の適用性を試行した。試行段階ではあるが、正解率も悪くなく、今後の発展性に期待が持てる結果を得たと考えられる。今後は、サンプルデータ数の見直し、学習用データの再生成、他の解析アルゴリズムの適用試行等を進め、実用化を目指したい。

本研究に関し、MathWorks Japan の井原瑞希氏にご協力いただいた。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 畑 浩二, 吉岡尚也: トンネル支保工選定支援システムの開発, トンネルと地下, 第 27 巻, 1 号, pp.65~71, 1996
- 2) Wei Yu, Kuiyuan Yang, Yalong Bai, Tianjun Xiao, Hongxun Yao and Yong Rui: Visualizing and Comparing AlexNet and VGG using Deconvolutional Layers, Proc.eeding of the 33rd International Conference on Machin Learning, 2016