

トンネル切羽観察(風化変質)のAI(自己組織化マップ:SOM)による自動評価の試み

佐藤工業(株) 技術部 正 ○瀬谷正巳
 佐藤工業(株) 技術研究所 正 黒田千歳, 歌川紀之
 筑波大学 島田拓夢, 安永守利

1. はじめに

山岳トンネルの施工において地山の状況を把握することは、安全で効率的な施工を実現するために重要である。地山の状況を把握するための方法としては観察調査、変位計測、切羽前方探査などがあるが、その一つである切羽観察は、切羽に出現する地山の地質状況を目視にて観察、記録するものである。その結果は切羽の安定性や支保パターンの妥当性を判断するための資料とされるなど非常に有用性が高いが、その一方で適切な切羽観察を行うためには経験と知識が必要であること、観察者の主観を排除できないこと、適切な観察時間が必要なことといった問題点がある。そのため、これまでも切羽写真を解析するなどして切羽の地山を自動的、客観的に評価する試みが行われてきたが一般的になるまでには至らなかった。しかし、最近、解析技術の進歩により、新しい成果が報告されつつある¹⁾。本報告では、切羽観察の風化変質の項目の評価に対して人工知能(AI)技術の一つである自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Maps)を適用した結果について述べる。

2. 自己組織化マップ

自己組織化マップ(SOM)は、機械学習アルゴリズム(人工知能、AI)の一つであり、大脳皮質の視覚野の働きをモデル化することで開発された(図-1)。人工知能としては、最近、深層学習(Deep Learning)が注目されているが、SOMは深層学習とは異なり、①教師なし学習であり、②学習(自己組織化)の過程と結果を可視化できることが特徴である²⁾。

自己組織化マップの学習の一般的な手順を以下に示す。

- ① 入力データをn次元のベクトル化する。
- ② $N \times M$ の神経細胞モデル(ノード)の配列(マップ)を設定する(マップの大きさはデータ数などによる)。それぞれのノードには入力ベクトルと同じ次元の重みベクトルをランダムに与える。
- ③ 学習データセットである全ての入力ベクトルについて、それぞれ入力ベクトルに最も近い重みベクトルを持つノード(BMU: Best Matching Unit)を選ぶ。
- ④ BMU およびその近傍のノードの重みベクトルを少し入力ベクトルに近づける。この際、入力ベクトルに近づける度合いはBMU との距離に応じて定める。
- ⑤ ③~④の操作を十分に多い回数繰り返す。

この手順を実施することによって、互いに似た性質のノード(似た重みベクトルをもったノード)がマップ上でクラスタを形成するようになる。そして、クラスタと入力データのカテゴリを関連付ければ、新規の未知なデータについても、マップ上のそれと最も類似したノード(BMU)を選ぶことで、新規データは選択されたBMUが属しているクラスタ(カテゴリ)に含まれると推定(判定)することができる。

3. 切羽観察への自己組織化マップの適用

3-1. 解析の対象とするデータ

切羽観察では、一般に観察項目として岩種、切羽の状態、圧縮強度、風化変質、割れ目の頻度、湧水などを観察、記録するが、今回は「風化変質」の項目について解析を行った。風化変質の状態は一般に4段階に区分

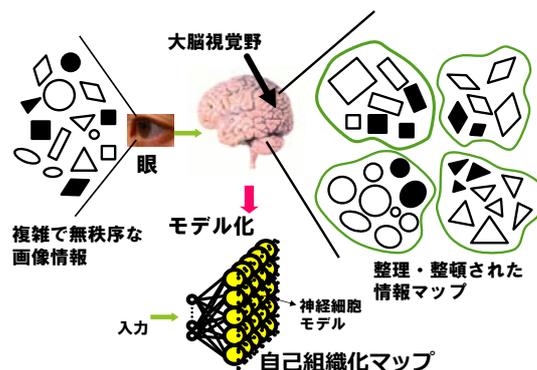


図-1 自己組織化マップの概念図

キーワード 山岳トンネル, 切羽観察, 地山評価, 風化変質, AI, 自己組織化マップ

連絡先 〒103-8639 東京都中央区日本橋本町4-12-19 佐藤工業(株) 土木事業本部 技術部 TEL: 03-3661-4794

される。この区分に基づき、砂岩泥岩互層から成るトンネルでそれぞれの切羽面について風化変質の程度を専門技術者が目視にて評価することで、比較的良好な部位(区分 1 および 2, 概ね CH~CM 級相当)と風化変質が進んで比較的不良な部位(区分 3 および 4, 概ね CL~D 級相当)に判別し、その切羽の切羽写真のそれぞれの部位から適切な箇所の画像(100×100 pixel)を計 135 画像切り取り(入力用データ:115 画像、対照用データ:20 画像)、解析用のデータとした(図-2)。



図-2 画像データの抽出

3-2. 入力データの作成 (ベクトル化)

解析用の画像データについては、グレースケール化した後に空間領域でフーリエ変換し、周波数スペクトルの二次元的なヒストグラムを作成する。次に、この二次元ヒストグラム上の個々のスペクトルに対して、同心円状に(中心からの距離に応じて)平均を求め、その全ての平均値を要素とするベクトルを当該画像データのベクトルとした(今回作成したベクトルは 70 次元のベクトル)。

3-3. 自己組織化マップを用いた解析結果

今回の解析では、比較的良好な地山のデータ 51 個と比較的不良な地山のデータ 64 個を入力データとして 20×20 のマップ上で学習させた後に、それとは別のデータそれぞれ 10 個ずつ計 20 個を対照データとして学習済のマップに配置し、解析結果の妥当性を検証した。学習後のマップと対照データの配置の例を図-3 に示す。

この検証を 20 回行い、全ての結果を集計して対照データについての正解率を求めた。正解率を表-1 に示す。

表-1 対照データの正解率

	正解	不正解
良好な地山のデータ	72.5% (145/200)	27.5% (55/200)
不良な地山のデータ	71.5% (143/200)	28.5% (57/200)

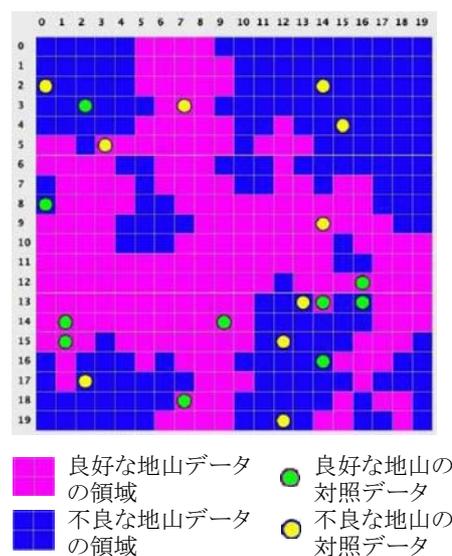


図-3 学習済マップと対照データの配置例

4. まとめ

山岳トンネル掘削における切羽観察の風化変質の項目に着目し、切羽写真を基に自己組織化マップを用いた解析を行ったところ、70%程度の正解率で地山の良・不良を判別できた。今回の解析は一つのトンネル現場での事例に過ぎないが、自己組織化マップを含めて AI 技術を用いた地山の自動評価はこれから一層発展すると思われる。今後は、手順を工夫し正解率の向上を目指すとともに、今回の事例とは異なる地質条件に適用するなどして、切羽観察における地山評価のより適切な自動化を目指したいと考えている。

参考文献：

- 1) トンネル切羽 AI 自動評価システム (特願：2016-146956)
- 2) 島田, 安永, 歌川, 黒田：自己組織化マップ(SOM)による打音法の探査性能の向上, 非破壊検査協会平成 28 年度秋期講演大会, 2016