

機械学習による NATM 工法トンネルにおける切羽面の岩盤評価

関西大学大学院 理工学研究科 学生員 ○KARNALLISA DESMY HALIM
 関西大学環境都市工学部 正会員 尹 禮分
 関西大学環境都市工学部 フェロー会員 楠見 晴重

1. はじめに

New Austrian Tunneling Method (NATM 工法) で建設された山岳トンネルにおいて、地山の工学的な性質によって分類され、その判定に応じて地山を安定化させるための支保パターンを設定している。現在の技術では、トンネル地山等級判定は熟練した技術者によってトンネル切羽面の岩盤強度や不連続を観察し、9項目を4段階で点数付けが行われている。しかし、技術者の経験に基づく岩盤判定に対する基準の個人差が生じ、統一かつ標準的法とはいえない。また、少子高齢化による人手不足や建設現場における安全向上のため、近年、さまざまな社会インフラの各段階で人工知能が導入されている。そこで、本研究では、機械学習（サポートベクターマシン）を導入することにより、切羽面の岩盤を評価する手法について検討を行った。

2. NATM 工法における支保パターン

NATM 工法は日本で多く使用されている山岳トンネルの建設工法である。トンネルの掘削時の切羽面は通常、国土交通省の基準では3部分（左肩、天端、右肩）に分けて9項目（表1）で岩盤評価が1～4点の点付けによって行われる。さらに、この27個の評価点のある計算方法で計算された総合評価点によって支保パターンが決まる。支保パターンはB, CI, CII, DI, DII, DIIIの6つに区分され、ロックボルトの本数や吹付コンクリートの厚さなどの支保工を決定する。支保パターンBほど岩盤が良好で、Dにつれて岩盤が脆弱となる。なお、支保パターンBのデータが入手できないため、また、DIIIは土被りの高さによって決定されるため、本研究では、支保パターンCI, CII, DI, DIIのデータを用いて解析を行う。さらに、使用したトンネルの切羽面データは地山区分され、福井県での飛騨帯および和歌山県での四万十帯である。

表1. 切羽面評価項目一覧

評価区分	説明
(A) 切羽の状態	切羽における岩塊の状態
(B) 素掘面の状態	素掘面の肌落ちの程度
(C) 圧縮強度	岩石の硬さ
(D) 風化変質	風化や変質の程度
(E) 割れ目の頻度	割れ目の間隔
(F) 割れ目の状態	密着、開口の状態
(G) 割れ目の形態	割れ目の性状
(H) 湧水	湧水的位置、量
(I) 水による劣化	水による岩石の劣化の程度

3. サポートベクターマシン (SVM)

本研究で用いる機械学習は、パターン認識問題を解くためのツールであるサポートベクターマシン（以下SVM）を利用した。パターン分類の問題が線形分離によって分離できない場合、SVMによって非線形分離ができるように特徴空間を高次元への写像を行う。本研究の解析は、Python言語によりSVMモデルを作成することによって実施される。

4. 解析結果および考察

4.1 トンネルごとの支保パターン判定

本研究では、主に和歌山県、福井県における16本のトンネルのデータをデータベース化し、支保パターンの判定ができるようにSVMモデルを学習させる。本研究の実用化にあたって、ある一つのトンネルで支保パターン判定を実施するため、1本のトンネルをテスト用データとし、実際に採用された支保パターンを正解と扱う方法で判定を行う。16本のトンネルについて支保パターン判定を行い、精度の比較とその要因について考察する。その結果は図1のように示される。16トンネルを判定したところ、精度が最大で91.0%（トンネ

キーワード NATM 工法, トンネル, サポートベクターマシン, 支保設計, 岩盤判定

連絡先 〒564-8680 大阪府吹田市山手町3-3-35 E-メール: k696905@kansai-u.ac.jp

ル L), 最小は 48.5% (トンネル N) となり, 精度のばらつきが大きいことを確認した. その理由として, トンネルごとの占める採用支保パターンの割合が異なることを挙げられる. 図 2 は, 研究対象としたトンネルに占める採用支保パターンごとの加重平均を示す. これによって, 支保パターン CII・DI に対する精度が最も高く, 次に CI・CII・DI, 最後に DI・DII の精度が低くなった. その要因として, CI や DII のデータ数が少なく SVM モデルを十分に学習させることができないと考えられる. 精度を向上させるために, 岩質グループ別や地質帯別の判定を行った.

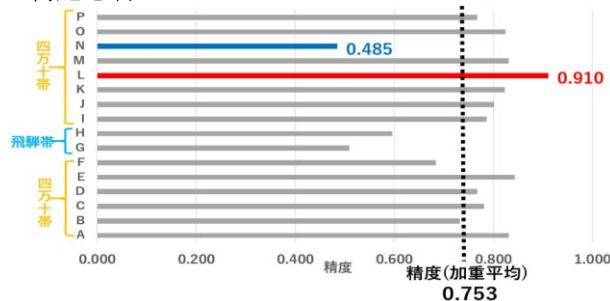


図 1.16 トンネルの判定結果

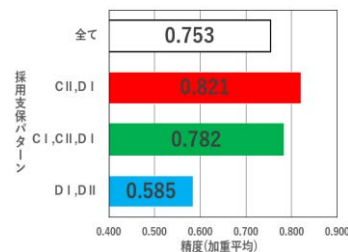


図 2. 採用支保パターン別の加重平均精度

4. 2 岩質グループを考慮した判定

岩盤の岩質グループは岩盤の硬さや形状により, 軟質岩 (層状), 中硬質岩 (層状), 中硬質岩・軟質岩 (塊状), 硬質岩の 4 種類に区別される. SVM モデルを用いて岩質グループ別ごとに解析を行った結果の一部が図 3 に示す.

トンネル A~F の精度が岩質別の解析は考慮しない解析より一定か向上することが多いと見られる. ただし, トンネル B の精度が 0.9% で低下したが, トンネル B の解析結果を確認すると, 岩質を考慮しない際, 判定ができていなかった CI が岩質を考慮することで判定可能となった.

一方, トンネル G, H の精度が低下し, これらのトンネルは飛騨帯に位置していることが考えられる. 研究の現段階では, 飛騨帯のデータが少ないため, SVM モデルを十分に学習させることができないと考えられる. よって, 新たなトンネルデータを増やし解析することで, 考察の正当性を高めていく必要がある.

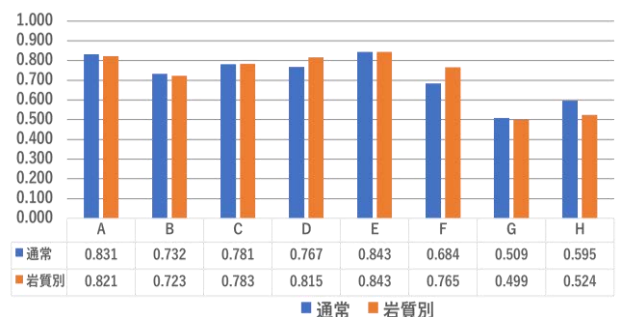


図 3. 岩質グループ別の判定結果

4. 3 地質帯別を導入した判定

日本列島ではプレートの動きにより付加体が形成される影響で, 地質帯ごとに岩石の地質学的な性質が異なるため, データを飛騨帯 (トンネル 2 本) と四万十帯 (トンネル 14 本) に分類し, 地質帯を考慮する解析を実施する. この結果を表 3 にまとめ, 地質帯を考慮した場合

の全体精度が 3.4% で向上し, 飛騨帯は 20% 以上の精度向上が見られる. よって, 支保パターン判定に地質帯を考慮する方法が有効な手段といえる. さらに, SVM モデルのハイパーパラメータの最適な組み合わせを探るグリッドサーチを導入する方法で全体の精度は 79.1% (1.7% 向上) となり, 地質帯別およびグリッドサーチの組み合わせで, 精度は 83.0% (5.6% 向上) となった.

5. まとめ

本研究では, トンネル別で SVM により判定を実施し, トンネルの特徴を基に考察を行った. 岩質別の解析では, 支保パターン CI を持つトンネルで精度向上し, 地質帯別の解析やグリッドサーチの導入による精度向上も確認した. 実用化にあたって CI や DII, 飛騨帯の切羽評価点データを増やし, 更なる検討が必要である.

参考文献

- 近畿地方整備局道路部道路工事課: トンネル地山等級判定マニュアル(試行案) <https://www.kkr.mlit.go.jp/kingi/database/27/kirha01.pdf>
- B. Schoelkopf, A.J. Smola: Learning with Kernels - Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond, The MIT Press, 2002

表 2. 地質帯別の判定結果

解析方法	精度 (加重平均)	
	全 16TN	飛騨帯
地質帯を考慮しない判定	0.753	0.515
地質帯を考慮した判定	0.787	0.726