機械学習によるトンネル切羽面の岩盤評価と支保設計への適用性に関する研究

関西大学大学院　学生会員　○榎並　大希
関西大学大学院　学生会員　金子　元紀
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
近畿建設協会　西尾　彰宜

１．背景・目的

NATM 工法における山岳トンネル工事の施工時は，地山等級の判定を行い，安全性及び経済性を確保した合理的な施工ができる様，設計時に設定された支保構造（支保パターン）を必要に応じて変更する必要がある．地山等級の判定は，トンネル先端部の断面（切羽）における岩の硬さや亀裂等を観察し，その結果を現場の技術者によって点数付けされ地山を評価する．しかし，建設業では，近年，熟練者の定年や若者の不確保による人員不足が懸念され，また，施工現場は常に危険を伴う環境下にある．このような諸問題の解決策の 1 つとして，情報化施工が注目され，実際のトンネル建設現場でも，ICT（Information and Communication Technology）や AI（Artificial Intelligence）を現場の技術者によって行われていた作業に導入している．

そこで，本研究の目的は，山岳トンネルの施工時において，技術者によって行われている切羽面の岩盤評価と支保設計に機械学習を導入することによって，技術者に代わるシステムを提案することである．具体的には，機械学習の 1 手法である SVM（Support Vector Machines）を用いて，国土交通省による岩盤評価項目を適用し，支保パターン分類への適用性について検討する．

２．トンネル切羽の岩判定（国土交通省）

(1) 評価点

支保パターンは，切羽断面の観察結果を点数付けしたもの（評価点）をもとに決定される．点数を付ける項目は表.1 に示す圧縮強度や風化変質などの 9 項目であり，切羽断面を 3 つに分けた部分（左肩，天端，右肩）の各々に対し，4 段階で評価される．

表.1 切羽評価表[1]

評価項目	内容
(A) 切羽の状態	切羽における岩塊の状態
(B) 素掘面の状態	素掘面の肌落ち程度
(C) 圧縮強度	岩石の硬さ
(D) 風化変質	風化・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	湧水量
(I) 水による劣化	水による岩石の劣化程度

(2) 支保パターン

合理的な施工を行うために，地山の特徴に応じた支保構造を選定する必要がある．支保パターンは B，CI，CII，D，DII，DIII があり，支保の強さは DIII が最も強い，すなわち岩盤の状態が最も悪いといえる．パターンの違いとしては，ロックボルトの本数や吹付けコンクリートの厚さ，インバートの有無等がある．本研究では，トンネルの坑口付近や土被りが低い場所など評価点以外のところで判定される DIII を除いた，CI，CII，DI，DII の 4 つの支保パターンを判別する．

３．SVM (Support Vector Machines)

(1) 概念

SVM は，教師ありの学習に用いられるパターン認識法の 1 つであり，2 クラスの分類問題を解くために作られた学習機械である．あるデータの集合に境界線を引くことで識別させるという考え方のもとで，境界線と最も近いデータとの距離（マージン）を最大化することによって，判別精度の向上が期待できる．

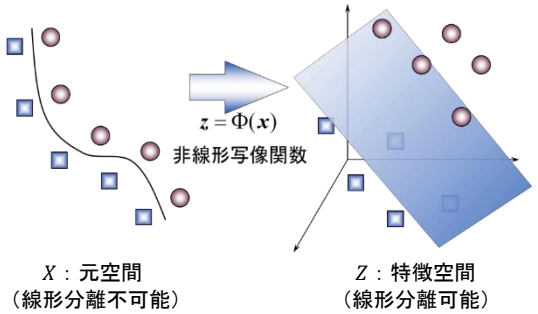

図.1 SVM 基本概念

キーワード　NATM 工法，岩判定，Support Vector Machines
連絡先　〒564-8680　大阪府吹田市山手町 3 丁目 3 番 35 号　関西大学　ＴＥＬ06-6368-1121

© Japan Society of Civil Engineers

また，図.1 に示すように，元のあるパターン分類問題が線形分離不可能な場合，ある非線形写像によって，高次元空間にマッピングすることで，線形分離可能な状態となり，最適な分離超平面を求めることができる[2].

(2) 多クラス分類方法

一般的に SVM は，2 クラスを分類する手法であるが，本研究では，4 つのクラスに分類する必要があるため，図.2 に示す 2 つの方法を用いる．図.2(a)で表しているように 1 つ目は 1 対 1 分類法で，複数あるクラスの中で，2 つのクラスの間で作る SVM モデルを全ての組み合わせで作成する方法である．一方，図.2(b)の 1 対他分類法では，1 つのクラスとその他のクラスとの間で SVM を作成する手法である．

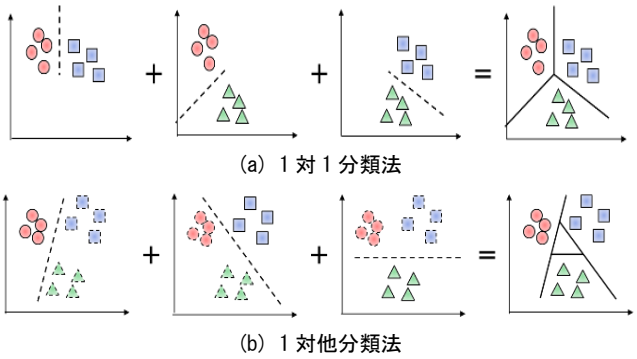

図.2 多クラス分類方法

4．解析結果及び考察

本研究の検証で使用した 34 箇所のトンネルについて，そのデータ数と内訳を図.3 に示す．ある 1 つのトンネルに対し，切羽面の評価点データを入力，採用された支保パターンを出力とし，SVM を用いて学習を行う．その後，作成された SVM モデルを用いて，残りの 33 箇所のトンネルにおける支保パターンの予測を行い，その精度を解析する．これにより，実際の現場に即した方法で解析を行うことが期待できる．

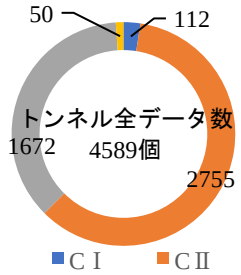

図.3 使用データ

図.4 は解析結果を多クラス分類方法別で混同行列に示したものである．結果図からわかるように，全体の精度および支保パターン CII，DI の判別精度は 80%以上で高い．しかし，CI と DII の判別精度は約 40%で低く，学習用データに使用された CI と DII のデータ数が CII，DI のデータ数に比べ極端に少ないことが 1 つの原因として挙げられる．クラス間のデータ数の偏りによる影響を少なくするために，支保パターン CI と DII の評価点データに対する重みを考慮する必要があると考えられる．また，実際に採用された支保パターンと SVM で予測された支保パターンが一致していない部分は，全てにおいて，明らかに異なった支保パターンではなく，1 つ隣の支保パターンを誤って判別していることから，このような複雑なデータに対しても SVM は正確に評価できているといえる．

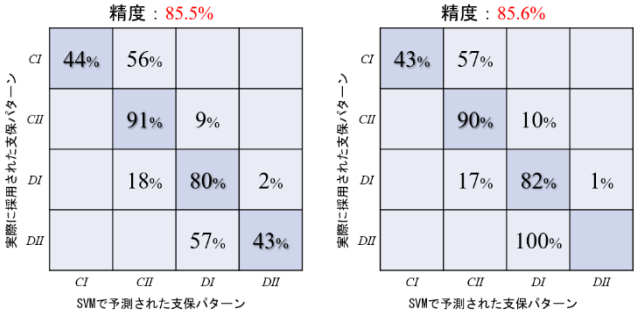

図.4 解析結果(左：1 対 1，右：1 対他)

5．まとめ

本研究では，4589 個のトンネル評価点データを使用し，機械学習の一手法である SVM を用いて解析を実施し，4 つの支保パターン分類の適用性について検討した．解析結果より，データ数が少ない支保パターン CI，DII の判別精度は低いが，CII，DI の判別精度及び全体の精度が 80%以上であることから，SVM は支保パターン分類において，適用性があると考える．課題としては，データ数が少ない支保パターン CI，DII に対して，Oversampling や SVM のパラメータ C の変更等で重み付けを行い，判別精度の向上を図ることと，さらに，切羽断面の画像解析により，評価点（割れ目に関する項目）の出力を行うことである．

参考文献

(1) 近畿地方整備局：トンネル地山等級判定マニュアル（試行案），2016.

(2) B. Schölkopf and A. J. Smola：Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond (Adaptive Computation and Machine Learning series)，The MIT Press，2020

© Japan Society of Civil Engineers