

# 遺伝的プログラミングを用いた 穿孔データに基づく地山評価手法の開発

辰巳 順一<sup>1</sup>・河邊 信之<sup>2</sup>・土井 美里<sup>3</sup>・佐々木 亨<sup>4</sup>・森本 真吾<sup>5</sup>・進士 正人<sup>6</sup>

<sup>1</sup>正会員 安藤ハザマ 土木事業本部 技術第三部 (〒107-0052 東京都港区赤坂6-1-20)  
E-mail: tatsumi.junichi@ad-hzm.co.jp

<sup>2</sup>正会員 安藤ハザマ 土木事業本部 技術第三部 (〒107-0052 東京都港区赤坂6-1-20)  
E-mail: kawabe.nobuyuki@ad-hzm.co.jp

<sup>3</sup>非会員 元山口大学 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)  
E-mail: charlie@yamaguchi-u.ac.jp

<sup>4</sup>学生会員 山口大学大学院 理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)  
E-mail: tsasaki@yucivil.onmicrosoft.com

<sup>5</sup>正会員 山口大学大学院 創成科学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)  
E-mail: charlie@yamaguchi-u.ac.jp

<sup>6</sup>正会員 山口大学大学院 創成科学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)  
E-mail: shinji@yamaguchi-u.ac.jp

山岳トンネルの施工において、切羽前方の地質性状を事前に予測することは、施工時の安全性の向上や最適な支保工選定にとって重要である。近年では、油圧削岩機の穿孔データ（フィード圧、回転圧、打撃圧、穿孔速度など）から切羽前方の地質性状を予測する様々な手法が多数の現場で適用されている。これらの手法は、穿孔データを掘削体積比エネルギー等に変化し、その変化に着目して地質性状を予測するものである。しかしながら、掘削体積比エネルギーは、地山の硬軟の目安にはなるものの、地山を評価する一般的な指標となるまでは至っていない。

本研究では、進化計算の一分野である遺伝的プログラミングを用いて穿孔データと切羽評価点の機械学習を行い、穿孔データから切羽評価点を直接算出する新たな地山評価手法の開発を試みた。

**Key Words :** *genetic programming, ground assessment, face assessment scores, drilling data*

## 1. はじめに

山岳トンネルの施工において、切羽前方の地質性状を事前に予測することは、施工時の安全性の向上や最適な支保工選定にとって重要である。このため、切羽前方の地山を評価するために、トンネル坑内からボーリング調査を実施することがある。坑内で実施するボーリング調査は、大きく分けてコアボーリング探査とノンコアボーリング探査の2種類に分けることができる。コアボーリング探査は、専用のボーリングマシンにより切羽前方地山のコアを採取し、コアの目視観察や室内試験により切羽前方の地山を評価する手法である。一方、ノンコアボーリング探査は、油圧削岩機から得られる穿孔データ（フィード圧、回転圧、打撃圧、穿孔速度など）の変化

の傾向から地山を評価する手法である。ノンコアボーリング探査は、コアボーリングと比べて、掘削サイクルに与える影響が少なく対策費用も安価である。このため、近年では、ノンコアボーリング探査が多くの現場で適用されている。

ノンコアボーリング探査は、大きく「探りノミ」と「穿孔検層」の2種類に分けることができる。探りノミは、穿孔速度、スライムの状況、リターン水の色および量などから切羽前方の地山を評価する手法である。一方、穿孔検層は、穿孔データから掘削体積比エネルギー（単位体積あたりの岩盤を破碎するのに要した仕事量）を算出し、掘削体積比エネルギーの変化に着目して切羽前方の地山を評価する手法である。しかしながら、穿孔速度や掘削体積比エネルギーは、地山の硬軟の目安にはなる

ものの、地山を評価する一般的な指標となるまでには至っていない。

本研究では、進化計算の一分野である遺伝的プログラミングを用いて、切羽の地質性状を表す切羽評価点を穿孔データから直接算出する手法を開発し、その有効性を確認した。

## 2. 進化計算の概要

進化計算は、生物の進化を模倣してデータ構造を変形、合成、選択することで、最適化問題の解法や有益なデータ構造の生成に利用する工学的手法である。進化計算の代表的なものが遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms, GA) と遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) と呼ばれる計算のアルゴリズムである<sup>1)</sup>。本研究では、遺伝的プログラミングを用いた新たな地山評価手法の開発を試みた。

### (1) 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (GA) は、データを遺伝子で表現した「個体」を複数用意し、適応度の高い個体を優先的に選択して、交叉、逆位、突然変異の操作を繰り返しながら最適解を探索するアルゴリズムである。

GAのアルゴリズムは以下の通りである。

#### STEP1：初期集団の作成

N個の個体が入る集合を二つ用意し、それぞれ「現世代」「次世代」とする。

#### STEP2：個体群の作成

現世代にN個の個体をランダムに作成する。

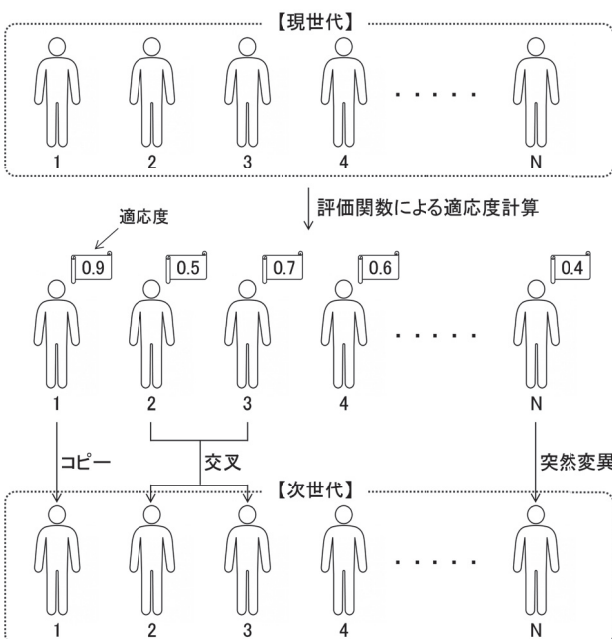


図-1 GPの仕組み

#### STEP3：適応度計算

評価関数により、「現世代」の各個体の適応度をそれぞれ計算する。

#### STEP4：遺伝的操作

ある確率で次の4つの動作のいずれかを行い、その結果を「次世代」に保存する。

- 個体を二つ選択して交叉を行う。
- 個体を一つ選択して逆位を行う。
- 個体を一つ選択して突然変異を行う
- 適合度の高い個体をそのままコピーする

#### STEP5：進化手法

「次世代」の個体数がN個になるまでSTEP4を繰り返す。「次世代」の個体数がN個になった段階で、「次世代」の内容を全て「現世代」に移す。

#### STEP6：最適解の決定

STEP3以降の動作をG回まで繰り返し、最終的に「現世代」の中で最も適応度の高い個体を最適解として出力する。

GAにおけるデータの遺伝的操作の仕組みを図-1に示す。

### (2) 遺伝的プログラミング

遺伝的プログラミング (GP) はGAを拡張したもので、コンピュータに実現象の傾向を学習させ、実用的なモデルを構築する機械学習技法である。GAでは「個体」の表現が主に数値の配列であるのに対して、GPでは「個体」の表現に木構造を用いる。このため、GAでは表現できなかった数式やプログラムコードなど、構造をもったデータを表現することができる。土木工学分野での応用事例は少ないが、産業用ロボットの制御プログラム作成、電子回路の設計、株価予測など様々な分野で応用されている。

## 3. 遺伝的プログラミングを用いた穿孔データに基づく地山評価手法の概要

山岳トンネルの施工において、油圧削岩機から得られる穿孔データと地山評価指標 (切羽評価点、弾性波速度、一軸圧縮強度など) には、経験的に相関関係があるとされている。しかしながら、その相関関係を数理モデルで表現することは困難である。その理由は、山岳トンネルの地山条件や地山特性は、施工する現場毎に多種多様であることから、一義的な数理モデルを作成することが難しいためと考えられる。

そこで、本研究では、GPを用いた穿孔データに基づく地山評価手法を考案した。この手法では、まず始めに、掘削済み区間の穿孔データと切羽評価点を機械学習の教

師データとして、その相関関係を学習する。これにより、穿孔データから切羽評価点を算出できる最適な数理モデルを構築する。次に、構築した数理モデルを用いて、新たな穿孔データから未掘削区間の地山の評価を行う。以下に、今回開発した地山評価手法の詳細を示す。

### (1) 個体群の作成

まず始めにGPにおける個体群を作成する。本手法における個体は、四則演算子、累乗関数、指数関数からなる数理モデルとし、木構造で表現する。例えば、**図-2**は、 $X \times (2 - Y)$  という数理モデルを表している。本研究では、1世代あたりの個体群を1,000個と設定した。教師データには**表-1**に示すように穿孔データ（穿孔速度、回転圧、フィード圧、打撃圧）と切羽評価点を用いる。教師データのうち、穿孔データを入力データ、切羽評価点を出力データとして設定する。各数理モデルは、入力データから出力データを算出する。

### (2) 適応度計算

各数理モデルの適応度は、平方根平均二乗誤差（Root Mean Squared Error ; RMSE）により評価することとした。RMSEの定義式を式(1)に示す。RMSEとは、数値予測問題における精度評価指標のひとつで、予測値が実測値からどの程度乖離しているかを表す。RMSEが0に近いほど精度のよい数理モデルであるといえる。

本研究では、切羽評価点の実測値と各数理モデルで算出した切羽評価点の予測値からRMSEを算出した。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - a_i)^2}$$

N : 全予測対象数（個体総数）  
 $y_i$  : 切羽評価点の実測値  
 $a_i$  : 切羽評価点の予測値

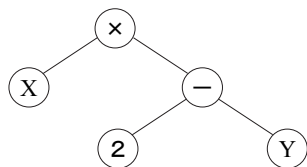


図-2 GPの遺伝子構造の例

表-1 本研究における教師データの例

教師データ				
入力データ				出力データ
$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	Y
穿孔速度 (cm/sec)	回転圧 (MPa)	フィード圧 (MPa)	打撃圧 (MPa)	切羽評価点
0.9	62	90	139	2.0
0.7	56	90	140	2.4

### (3) 遺伝的操作

各数理モデルの適応度（RMSE）に基づいて遺伝的操作を行い、次世代の個体群を作成する。GPにおける遺伝的操作は、適応度が高い個体を次世代にそのままコピーするエリート選出のほか、ランダムに選択した個体を交叉、逆位、突然変異を行う。

交叉とは、親となる2つの個体間の交叉点をランダムに選び、部分木を交換することで新しい個体を2つ作成する操作である。

逆位とは、親となる1つの個体において、部分木の並びを逆順にする操作である。

突然変異とは、親となる1つの個体の部分木を、ランダムに作成した部分木と入れ替える操作である。突然変異により、交叉や逆位だけでは探索できない解を見出すことが可能となる。

GPの遺伝的操作の概念図を、**図-3**に示す。

### (4) 最適数理モデルの決定

上記の操作を1,000回繰り返し、もっとも適応度の高い個体を最適な数理モデルとして採用する。**表-2**に、本研究におけるGPの設定条件を整理する。なお、本研究では、操作を簡略化するために、遺伝的操作をエリート選出と突然変異に限定した。

## 4. 遺伝的プログラミングを用いた穿孔データに基づく地山評価手法の適用性確認

### (1) 適用事例（Aトンネルの例）

対象としたAトンネルは、福島県に位置する延長367mの山岳トンネル現場である。本トンネルの地質は花崗

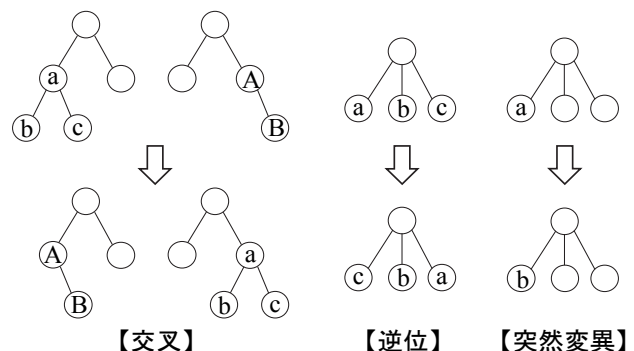


図-3 GPの遺伝子操作の例

表-2 GPの設定条件

設定項目	設定値
木構造の深さ	8
木構造の枝数	15
1世代あたりの個体数	1,000
総世代数	1,000
エリート選出数	5
突然変異確率	5%

閃緑岩であり、熱水変質帯が不規則に出現することが想定されていたため、穿孔検層をトンネル全線で実施し、穿孔データを採取していた。穿孔検層は、切羽前方探査のためにトンネル掘進25 mごとに実施されており、穿孔箇所はトンネル1断面あたり3カ所（天端、右側、左側）であった。

本トンネルで得られた穿孔データと切羽評価点をもとにGPによる機械学習を行い、穿孔データから切羽評価点を算出する数理モデルを構築する。なお、教師データに用いる穿孔データは穿孔検層の実施時に得られたもの、切羽評価点は現場職員が切羽観察により点数付けをおこなったものとした。

#### a) 教師データの整理

本トンネルでは113断面で切羽観察を実施しており、1断面につき切羽を天端、右側、左側の3箇所分割して点数付けを行っている。したがって、GPの教師データに用いる切羽評価点は、天端、右側、左側の3箇所を足し合わせた合計339データである。なお、現場で用いていた切羽観察記録は、国土交通省近畿地方整備局の「トンネル地山等級判定マニュアル」に準じて実施している。

穿孔データは、データ取得頻度を1秒間に1回としていたため膨大な数となる。教師データとして用いるためには、穿孔データのデータ数を切羽評価点のデータ数と同一にする必要がある。このため、教師データに用いる穿孔データは、切羽観察を実施した断面の手前1 m間の穿孔データを抽出し、その区間の穿孔データを平均化したものとした。

#### b) 穿孔データの標準化

機械学習に用いる教師データは、各データの単位や桁数が異なっているため、全データの標準化を行った（式(2)参照）。標準化とは、データを標準正規分布に変換して無次元化する操作である。重回帰分析や多変量解析では、データの単位や大きさが異なっている場合には、結果として出てくる係数の扱いを統一するために標準化することが望ましいとされている<sup>2)</sup>。

$$\text{標準化データ} = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

X：元のデータ

$\mu$ ：データの平均値

$\sigma$ ：データの標準偏差

#### C) 結果

構築した数理モデルを式(3)に示す。また、切羽評価点の観測値と予測値の相関図を図-4に示す。数理モデルの当てはまりの良さを表す決定係数 ( $R^2$ ) が0.614であることから、教師データのうち約60%については、入力データから出力データを説明できる。

また、切羽評価点の観測値と予測値を比較したグラフを図-5に示す。支保パターンの中率は天端部で約90%、右側部で約93%、左側部で約96%であることを確認した。なお、支保パターンの中率とは、支保パターンの目安となる切羽評価点の幅の中に含まれる予測値の割合とした。

$$X = 0.231A + 0.193B + 0.312e^{0.569C} \{e^{-0.786D} + 1\} - 0.888 \quad (3)$$

X：切羽評価点の予測値

A：穿孔速度

B：回転圧

C：打撃圧

D：フィード圧

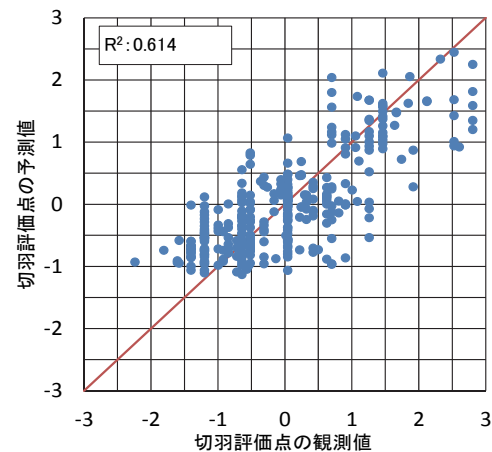


図-4 切羽評価点の観測値と予測値の相関図

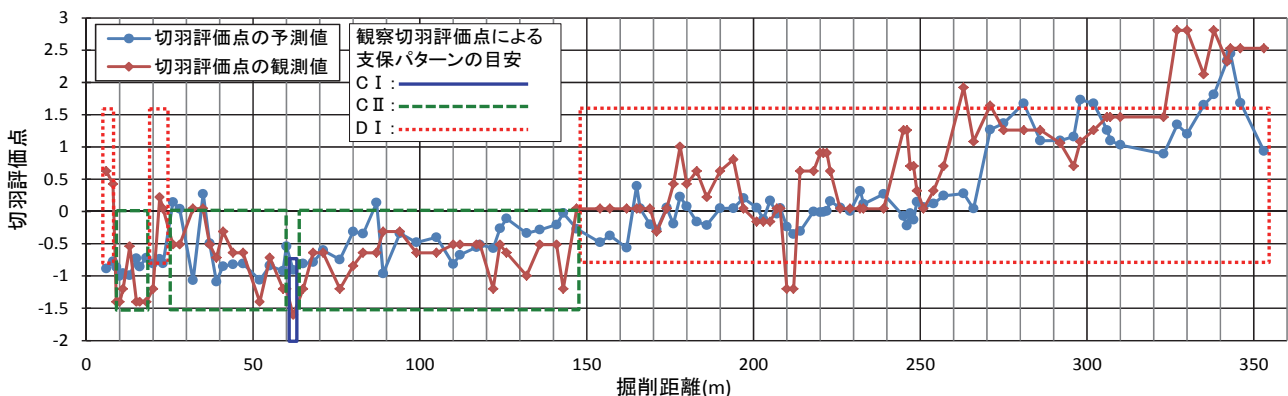


図-5 切羽評価点の観測値と予測値の比較（天端部、支保パターンの中率：90%）

## 5. まとめ

本研究では、施工時に得られる穿孔データと切羽評価点を用いてGPによる機械学習を実施することで、穿孔データから切羽評価点を予測する新たな地山評価手法を開発した。この手法では、穿孔データから切羽評価点を直接算出できるため、従来の手法と比較してより定量的な地山評価が可能となる。また、山岳トンネル現場においてその適用性を確認し、支保パターンの中率が90%以上あることが確認できた。このため、当該手法は切羽観察を担当する現場技術者とほぼ同程度の精度があると判断できる。

今回は、施工済み区間のデータを用いた回帰分析的な検討が主であった。今後、施工データが得られる毎にGPによる機械学習を行うシステムを構築する。これにより、トンネルの掘削が進むたびに数理モデルを更新す

ることで、掘削の進捗に伴い精度の向上が可能であると考える。また、同様の地質・岩種であれば、同一の数理モデルを用いてもある程度の予測精度が期待できる。このため、様々な地質・岩種のトンネル現場の穿孔データと切羽評価点をもとにデータベースを構築し、新規トンネルの掘削初期段階の数理モデルに活用する。

今後は、当該手法を多くの山岳トンネル現場へ適用してデータを蓄積し、教師データの処理方法等を工夫することでさらなる精度向上を図っていく。

### 参考文献

- 1) 伊庭斉志：進化計算と深層学習，pp.7-16，オーム社，2015.
- 2) 秋山孝正，上田孝行：すぐわかる計画数学，pp.35-36，1998.

(2016. 8. 5 受付)

## DEVELOPMENT OF GROUND ASSESSMENT METHOD BASED ON DRILLING DATA BY GENETIC PROGRAMMING

Junichi TATSUMI, Nobuyuki KAWABE, Misato DOI, Toru SASAKI,  
Shingo MORIMOTO and Masato SINJI

In the construction of a mountain tunnel, possible to predict the geological properties of the face forward in advance, it is important of safety and optimal supports selection at the time of construction.

To perform a machine learning of the drilling data and the face assessment scores by Genetic Programming, we have developed a new ground assessment method to directly calculate the face assessment scores from the drilling data.