

切羽のデジタルデータを活用した 機械学習による支保パターン選定に関する検討

山下 慧^{1*}・宮嶋 保幸¹・戸邊 勇人¹・岩永 昇二²・平河 怜³・鶴澤 雄大⁴

¹鹿島建設株式会社 技術研究所 (〒182-0036 東京都調布市飛田給2-19-1)

²株式会社地層科学研究所 (〒242-0017 神奈川県大和市大和東3-1-6 JMビル4F)

³株式会社システム計画研究所 (〒150-0031 東京都渋谷区桜丘町18-6 日本会館)

⁴株式会社ティール・エス・イー (〒350-1306 埼玉県狭山市富士見 1-3-11)

*E-mail: keiy@kajima.com

山岳トンネルの建設では、地質状況に応じた支保パターンを選定するため、切羽の地質状況を直接観察して評価する岩判定による立会が実施される。立会では関係者が切羽に集合する必要があるため、掘削サイクルの中断と多くの関係者を拘束し、生産性向上の妨げとなっている。一方、近年コンピュータジャンボの普及やネットワーク環境の向上などによって切羽の膨大なデータをリアルタイムに取得し、共有することが可能となり、これらのデータを利用すれば岩判定のための切羽での立会の省略が期待できる。そこで、筆者らは、切羽定量評価技術による強度、風化度、割れ目間隔の結果を利用し、機械学習によって支保パターンを選定した結果について報告する。

Key Words : Tunnel face evaluation, Machine Learning, On-site inspection of support pattern selection

1. はじめに

山岳トンネルの建設では、地質状況に応じた支保パターンを選定するため、切羽の地質状況を直接観察して評価する岩判定による立会が実施される。立会では、掘削を中断して発注者・施工管理者・請負者が切羽に集合するため、多くの関係者の生産性向上の妨げとなっている。

一方、近年 ICT 技術の進歩が著しく、著者らもコンピュータジャンボの穿孔データを利用したトンネル周辺の岩盤の硬さを 3 次元的に評価するシステム¹⁾や、切羽写真を画像解析することで岩盤の風化度や割れ目情報を評価するシステム²⁾³⁾⁴⁾を開発し、現場で定量的な地山評価が可能となってきている。今回、切羽定量評価技術による強度、風化度、割れ目間隔の結果を利用し、機械学習によって支保パターンを選定した結果について報告する。本稿は、当システムを H30-33 能越道鷹ノ巣山 2 号トンネル工事に適用した結果を報告するものである。

なお、本取り組みは、国土交通省公募の「2020 年度建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」⁵⁾の成果である。

2. 機械学習に用いたパラメータと機械学習手法

コンピュータジャンボ穿孔データと画像解析技術によって、切羽の強度や風化度、割れ目間隔、割れ目交差密度といった定量評価結果を得ることができるが、割れ目状態や湧水を切羽観察と同様に定量的に得ることは現状では困難である。そこで今回は、強度・風化度・割れ目間隔に加え、肌落ちと関連する割れ目交差密度から、機械学習を利用して切羽評価点を算出し、支保パターンを選定した。機械学習には 3 つの機械学習手法 (ニューラルネットワーク、サポートベクターマシン、ツリー系アルゴリズム) を利用した。以下に各手法の特徴を述べる。

① ニューラルネットワーク

教師データの量が豊富な場合、高い精度が期待できる。一方、教師データが少ない場合は過学習や学習が収束しないといった問題が発生する恐れがある。

② サポートベクターマシン

ニューラルネットワーク等と比較して学習時に調整が必要なパラメータの数が少なく、データ量が比較的少量でも学習可能な手法である。データ量が少ないうちは、ニューラルネットワークと比較して高い精度が得られることが想定される。

③ ツリー系アルゴリズム

ツリー系アルゴリズムの一つである Gradient Boosting Decision Tree (GBDT) を使用する。入力データの前処理（正規化等）が少なく済み、手軽に評価を実施できるという特徴がある。

3. 切羽デジタルデータを活用した定量評価技術

近年、切羽を直接観察せずに切羽状況を評価する技術開発が進められている^{6),7)}。これらはAIに切羽写真と目視観察結果を機械学習させるものである。

一方、筆者らは、地質的・力学的な根拠に基づいた切羽の定量評価技術の開発に取り組んでいる。具体的には、『岩盤の強度・風化度・割れ目間隔・割れ目状態・湧水量』のうち、岩盤の強度・風化度・割れ目間隔に加えて、肌落ちと関連する割れ目交差密度について評価する技術を開発している。以下に、切羽定量評価技術の概要を述べる。

(1) コンピュータジャンボ穿孔データによる強度評価

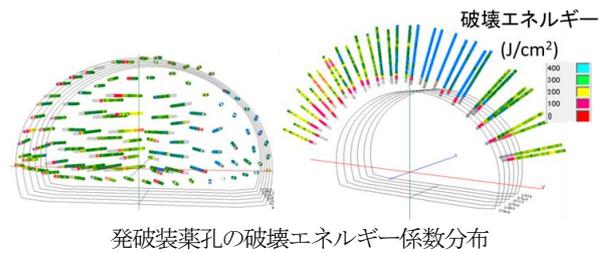
岩盤の硬軟の評価には、サイクル毎に取得するコンピュータジャンボの穿孔データから破壊エネルギー係数を算出し、これらのデータをクリギングという地球統計学的処理により、3次元的に空間補完するシステム⁸⁾を利用した（図-1）。破壊エネルギー係数の3次元分布から切羽を定量評価するため、切羽観察と同じように切羽を天端と左肩、右肩に3分割し、切羽位置のそれぞれの破壊エネルギー係数分布の平均値を当該箇所の評価とした。また、当システムを試行するまでの既掘削区間のデータから、切羽観察による強度評価と破壊エネルギー係数の相関を分析して指標を作成し、破壊エネルギー係数から切羽観察の強度評価区分を定量評価結果として出力した。

(2) 切羽写真の画像解析による風化度の評価

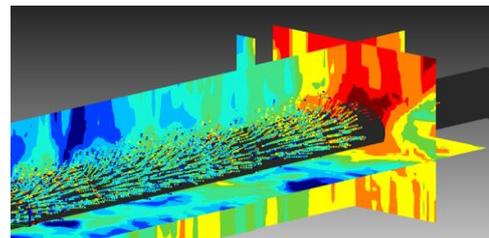
切羽の風化度の評価には、スマートフォンで撮影した切羽写真の画素値から風化度を定量評価するシステム⁹⁾を利用した（図-2）。岩石は風化により生成した粘土鉱物の色調や、酸化に伴う茶褐色化などの影響を受けるため、色調から風化程度を評価することができる。（1）の強度評価と同様に、切羽の3分割評価と既掘削区間から指標を作成し、画像解析による風化度と切羽観察の評価区分を定量評価結果として出力した。

(3) 切羽写真の画像解析による割れ目間隔の評価

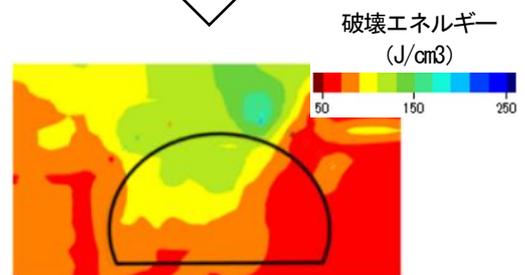
切羽の割れ目間隔の評価には、スマートフォンで撮影



↓ クリギングによる
空間補完



↓

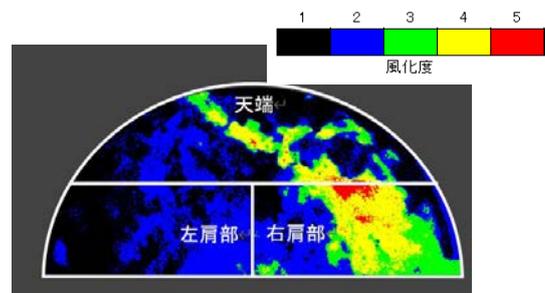


切羽断面における破壊エネルギー係数の2次元分布図

図-1 穿孔データによる切羽前方予測



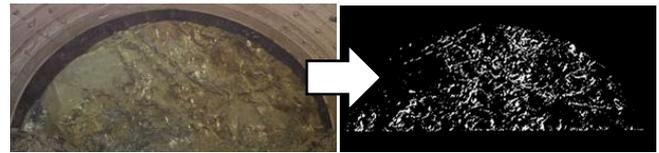
切羽写真



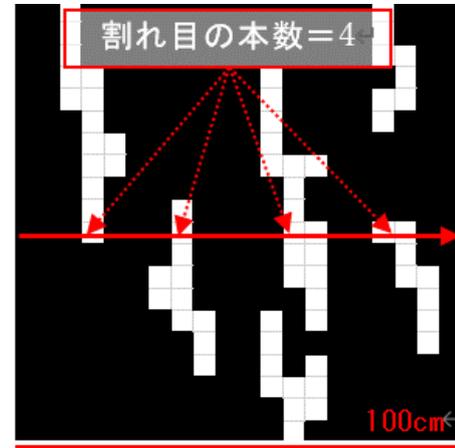
風化程度の図化（コンター図）

図-2 切羽の風化変質解析結果

した切羽写真から割れ目を抽出するシステム³⁾を利用した。切羽において割れ目の凹部と凸部では照明の反射に差が生じるため、割れ目を輝度の差の大きい部分として発現しやすい。この性質を利用し、切羽写真中で輝度の大きく変化する部分を白い画素、それ以外を黒い画素に区分すると、割れ目が白色線として抽出される(図-3)。そして、抽出した割れ目画像をメッシュに区分し、メッシュ内を走査して割れ目の本数を計測する。幅100cmのメッシュにおいて割れ目の本数が4である場合、割れ目間隔はメッシュの幅を割れ目の本数で除算し算出する。図-3の例では割れ目間隔は $100/4=25$ (cm)と算出される。これをメッシュ内の全走査線で行えば、メッシュごとの割れ目間隔の最大値(メッシュ内の最大値、以後「メッシュ最大値」)、最小値(メッシュ最小値)、平均値(メッシュ平均値)が算出できる。また、上記のメッシュ最大値・メッシュ最小値・メッシュ平均値について、切羽に含まれるメッシュから最頻値(切羽内の最頻値、以後「切羽最頻値」)、平均値(切羽平均値)、標準偏差(切羽標準偏差)を算出することにより、切羽における割れ目間隔の特徴を定量的に表すことができる。(1)の強度評価と同様に、切羽の3分割評価と既掘削区間から指標を作成し、画像解析による風化度と切羽観察の評価区分を定量評価結果として出力した。



割れ目抽出結果(白色線が抽出した割れ目)



割れ目間隔の算出方法

図-3 割れ目間隔の定量評価

(4) 切羽写真の画像解析による割れ目交差密度の評価

肌落ちと関連する割れ目交差密度について、割れ目間隔と同様に、スマートフォンで撮影した切羽写真から割れ目を抽出するシステム³⁾を利用した。切羽画像から抽出した割れ目画像をメッシュで区分し、メッシュ内で割れ目の主要な卓越方向を2成分まで検出する。隣接するメッシュで卓越方向を比較することで割れ目の交差程度を割れ目交差密度という指標によって評価した(図-4)。(1)の強度評価と同様に、切羽の3分割評価と既掘削区間から指標を作成し、画像解析による割れ目間隔と切羽観察の評価区分を定量評価結果として出力した。

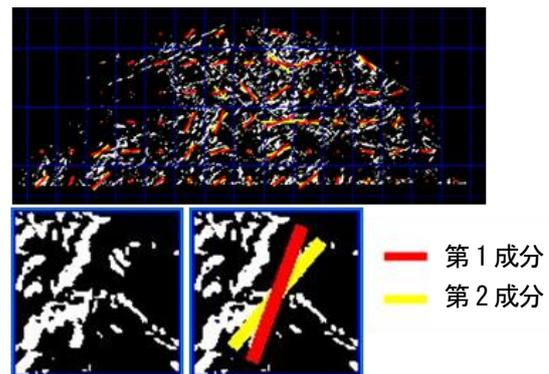


図-4 割れ目の卓越方向の検出

4. 機械学習による支保パターン選定

(1) 機械学習モデルの作成

入力パラメータの値は、コンピュータジャンボの穿孔データから得られる「破壊エネルギー係数」と切羽写真の画像解析から得られる「風化度」、「割れ目間隔」、「割れ目交差密度」である(表-1)。学習モデルは、これらの入力パラメータの値を学習することで、切羽評価点の推定値を出力した。切羽観察では切羽を天端・左肩・右肩の3つの部位に分けて切羽評価点をつけているため、1切羽あたり3データを取得した(41切羽で123デー

表-1 機械学習のモデルの入力パラメータ

入力パラメータ	
破壊エネルギー係数	
風化度	
割れ目交差密度	
割れ目間隔	メッシュの平均値の最頻値
	メッシュの平均値の平均値
	メッシュの平均値の標準偏差
	メッシュの最小値の最頻値
	メッシュの最小値の平均値
	メッシュの最小値の標準偏差
	メッシュの最大値の最頻値
	メッシュの最大値の平均値
メッシュの最大値の標準偏差	

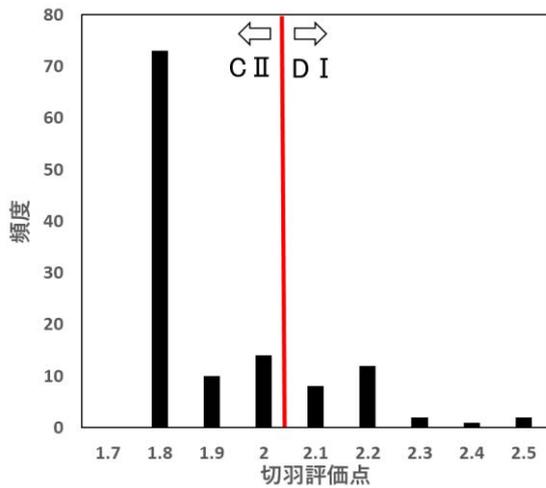


図-6 切羽評価点のデータ数

表-2 切羽評価点のデータ数

切羽評価点	データ数	補正率	補正後のデータ
1.8	73	1	73
1.9	10	7	70
2	14	5	70
2.1	8	9	72
2.2	12	6	72
2.3~2.6	6	12	72

タ) . データの分布を図-6 に示す. 切羽評価点 1.8 にデータが偏り, 切羽評価点 1.9 以上の算出精度が低くなる恐れがあったため, 元データを複製してデータ数の偏りを補正してからモデルの学習を行った. 表-2 にデータ数と補正率, 学習に利用した補正後のデータ数を示す.

(2) 学習モデルの性能評価

各機械学習モデルの精度評価には, 一個抜き交差検証 (leave-one-out cross-validation) を用いた. この手法はデータを実際の切羽評価点の値別にグループ分けし, 一個抜き交差検証の結果を用いてグループ毎に平均絶対誤差 (MAE : Mean Absolute Error) を算出するものである. 各モデルの切羽データに対する平均絶対誤差を図-7 に示す. 切羽評価点 2.3, 2.4, 2.5, 2.6 の切羽データに関しては, 1~2個ずつしか存在しないため, 記載していない. 図-7 より, サポートベクターマシンで構築した機械学習モデルの方が切羽データに対する平均絶対誤差がニューラルネットワークとツリー系アルゴリズムのモデルと比較して低いことがわかる. また, 図-8, 9 より, ツリー系アルゴリズムの機械学習モデルは, 入力パラメータの値の大小に関わらず切羽評価点の推定値が 2.0~2.1 の値を返しているため, 切羽評価点が 2.0~2.1 以外のデータに適用できないモデルとなっている. 上記理由により, 現状の機械学習モデルの中では, サポートベクターマシンが最も適切であると想定される.

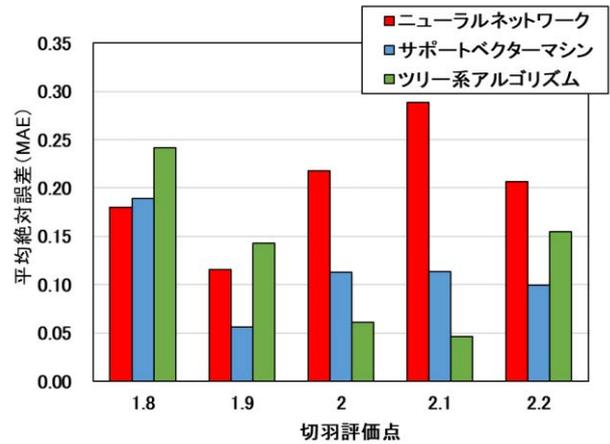


図-7 各手法の切羽評価点ごとの平均絶対誤差

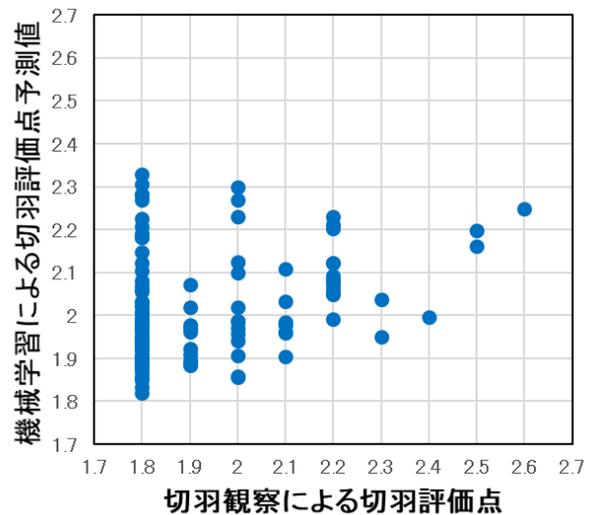


図-8 サポートベクターマシンの切羽評価点算出結果

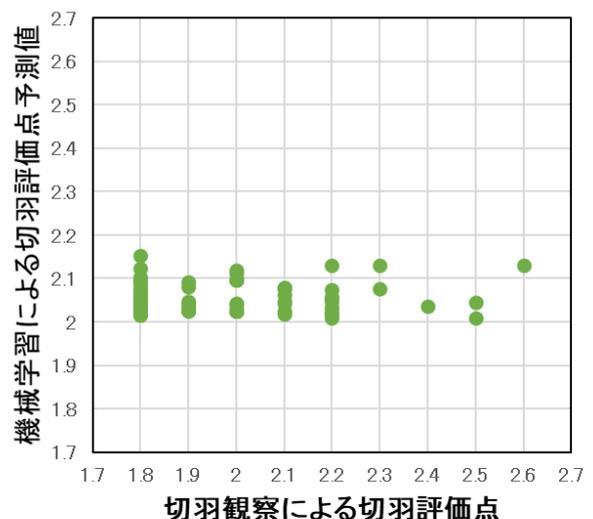


図-9 ツリー系アルゴリズムの切羽評価点算出結果

(3) 機械学習による支保パターン選定結果

本システムによる切羽定量評価結果と人による目視観察結果を比較した結果を図-10 に示す。ここでは、3 つの機械学習のうち、最も適切だと判断したサポートベクターマシンによる評価結果を示す。

切羽定量評価によって選定された支保パターンは人によって選定された支保パターンと概ね一致していた。特に TD150m~210m では、掘削が進むにつれて目視観察により算出した評価点は減少傾向であるが、機械学習により算出した切羽評価点も同様の傾向を示している。一方、結果が大きく異なる切羽がいくつか確認された。原因として、切羽定量評価と目視観察との間の差異が切羽評価点の差に現れたと考えられる。切羽評価点が大きく異なっている地点 (TD.406m) の切羽定量評価結果と人による目視観察評価結果を比較した (表-3, 図-11) 。評価項目の一つである風化度に着目すると、切羽定量評価では 3~4 点 (強く風化している) , 人の目視観察では 2 点 (それほど風化していない) であった。このことから、TD.406m は切羽定量評価では状態のよくない切羽、人による目視観察ではよい切羽と判断されたと考えられる。このように、人は地質の連続性や計測結果を踏まえ、総合的に切羽を評価しているのに対し、切羽定量評価では対象とする切羽の状態のみで評価したため、差異が生じたものと考えられる。

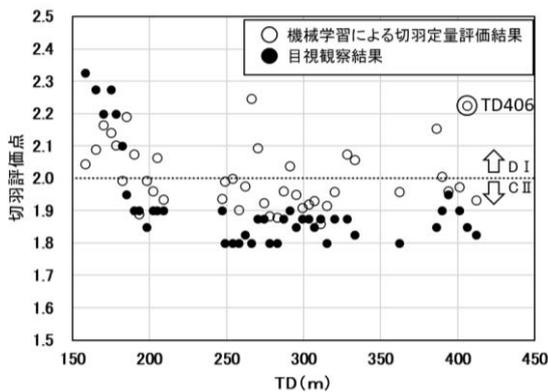


図-10 切羽定量評価と目視観察による比較

表-3 切羽定量評価と目視観察との比較

	切羽定量評価			目視観察結果		
	天端	左肩	右肩	天端	左肩	右肩
岩盤強度	2	2	3	2	2	3
風化度	3	3	4	2	2	2
割れ目間隔	2	2	2	2	2	2
切羽評価点	2.33			1.85		

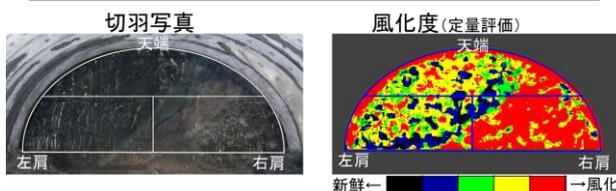


図-11 切羽写真と切羽定量評価による風化度の解析

6. まとめ

本研究では、機械学習を利用した切羽評価点の算出について検討し、学習手法によって特徴があることがわかった。サポートベクターマシンで構築した学習モデルにおいて、切羽定量評価によって選定された支保パターンは人によって選定された支保パターンと概ね一致しており、当システムの有用性を確認することができた。

今後、継続したデータ蓄積と切羽定量評価技術と機械学習モデルの精度改善を図ることで、人よりも切羽の物性値を正確に評価することが可能となり、従来の切羽観察よりも厳密な支保パターン選定が可能になると考える。今回の取り組みはその第一歩であり、今後、完成度の高い切羽定量評価技術を目指して開発を推進する所存である。

参考文献

- 1) 白鷺卓, 宮嶋保幸, 山本拓治, 西川幸一, 福田博之; トンネルの施工穿孔データを利用したオンタイム切羽評価と前方予測, トンネル工学会報告集, 第 27 巻, I-19, pp. 1-5, 2017.
- 2) 工藤翔太, 戸邊勇人, 宮嶋保幸, 山下慧: 画像解析によるトンネル切羽の割れ目間隔の自動解析手法と現場への適用, 2021 年度土木学会第 76 回年次学術講演会講演集, 2021.
- 3) 戸邊勇人, 宮嶋保幸, 白鷺卓, 山本拓治: 山岳トンネル切羽の剥落危険度評価システムの開発と現場への適用, 第 46 回岩盤力学に関するシンポジウム講演集, pp. 81-86, 2019.
- 4) 戸邊勇人, 宮嶋保幸, 白鷺卓, 山本拓治, 川端淳一: 画像処理解析による山岳トンネルの切羽剥落危険度予測システムの開発, 2018 年土木学会第 73 回年次学術講演会講演集, 2018.
- 5) 国土交通省: 「2020 年度 建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」
https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo08_hh_000708.html
- 6) 生島直樹, 金井千鶴子, 三上英明, 杉山崇, 辻川泰人: 「人工知能 (AI) を用いた切羽評価支援システムの開発」2020 年度土木学会第 75 回年次学術講演会講演集, VI-667, 2020.
- 7) 畑本浩伸, 飛鳥馬翼, 青木宏一, 北原成郎: 山岳トンネルにおける切羽画像 AI 診断システムに関する検討, 2020 年度土木学会第 75 回年次学術講演会講演集, VI-669, 2020.

A STUDY ON THE SELECTION OF SUPPORT PATTERNS
BY MACHINE LEARNING USING DIGITAL DATA OF TUNNEL FACE

Kei YAMASHITA, Yasuyuki MIYAJIMA, Hayato TOBE,
Shoji IWANAGA, Rei HIRAKAWA, Yudai UZAWA

In the construction of tunnels, On-site inspection of support pattern selection is performed to evaluate the geological conditions of the tunnel face by direct observation. On-site inspection contributes to reduce productivity because it is necessary to get together at the face for related people (contractor, construction manager, operator, etc.), it interrupts the excavation cycle and restricts the many people. However, in recent years, the widespread using computer jumbo and improvement in the network environment have made it possible to acquire and share enormous data in real time. In this study, we report on the results of selecting support patterns by machine learning using the results of the quantitative tunnel face evaluation.