

AIを活用したトンネル切羽地質状況自動評価システムの構築および施工現場への適用

宇津木 慎司¹・中谷 匡志²・鶴田 亮介³・野村 貴律⁴

¹正会員 安藤ハザマ土木事業本部土木設計部 (〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20)
E-mail: utsuki.shinji@ad-hzm.co.jp

²正会員 安藤ハザマ土木事業本部土木設計部 (〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20)
E-mail: nakaya.masashi@ad-hzm.co.jp

³正会員 安藤ハザマ土木事業本部土木設計部 (〒107-8658 東京都港区赤坂6-1-20)
E-mail: tsuruta.ryosuke@ad-hzm.co.jp

⁴非会員 日本システムウェア株式会社 (〒150-8577 東京都渋谷区桜丘町31-11)
E-mail: tnomural@gw.nsw.co.jp

ダムやトンネルなど岩盤構造物の建設に際しては、まず事前調査段階において、計画地点における地質状況を詳細に把握し、その状況に応じた最適な設計を実施することが重要となる。そして施工時には、実際の掘削のり面やトンネル切羽において認められる地質状況を評価し、事前想定との差異を確認した上で、その状況によっては追加対策工の検討など、逐次、設計や施工計画などを修正する必要がある。これに対して、近年、他業種において、AI(Artificial Intelligence:人工知能)を活用した多岐にわたる検討が実施されており、種々の評価における高度化、省力化が図られている。本論文においては、他業種では既に実用化されているAIの画像認識技術であるCNN法により、切羽観察記録と当該地点で得られた弾性波速度を教師データとして、切羽の地質状況を自動評価するシステム構築の検討を実施した内容について詳述する。

Key Words : AI, tunnel face, elastic wave velocity, automated evaluation

1. まえがき

ダムやトンネルなど岩盤構造物の建設に際しては、計画地点における地質状況を詳細に把握し、その状況に応じて最適な設計および施工を実施することが重要となる。これに対して、調査・設計段階において、地質調査や物理探査などを実施することにより、計画地点を構成する地質の分布状況や工学的特性などを評価し、その結果をもとにダム基礎やトンネル支保などの設計が行われる。ただし、この調査・設計段階において、種々の検討にかかる費用に限度があるとともに、上述した地質調査や物理探査の精度自体に限界があるため、この段階で広範にわたり詳細な地質状況を把握することは困難となる^{1), 2)}。

これに対して、施工段階においては、実際のトンネル切羽や掘削のり面において地質状況を直接確認し、事前に想定されていた状況と実際の状況との差異を評価する。その際、目視による地質観察とともに、種々の探査や計測による定量的な物性値や変位状況なども重要な判断材料となり、その状況によっては、当該仕様の変更や追加対策工の検討、工程進捗管理の妥当性検証を実施するな

ど、施工計画や設計を見直すことが重要となる。

ただし、上述した検討に際しては、主にコスト面の観点から、地質技術者が直接関わる機会が少ないことが課題として挙げられる。具体的には、ダム基礎の地質状況確認、スケッチ作成、基礎としての適正評価など、重要度の高い要件については、地質評価の業務として企業者からコンサルタントに発注されるものの、掘削のり面の安定性評価、トンネル切羽の支保パターン妥当性検討などの日常管理業務においては、現場に常駐する土木技術者により実施される場合が大半である。

このような状況の中、近年、特に他業種において、AI(Artificial Intelligence : 人工知能)を活用した多岐にわたる検討が実施されており、種々の評価における高度化、省力化、そしてこれに伴う業務全体の生産性向上が図られている³⁾。このうち、AIを利用した画像認識技術は、評価対象の外観の特徴を大量の事例の中から自動的に学習し、評価の最適化、高度化を図る手法であり、車載カメラ画像の自動評価技術を利用した自動車自動運転技術、従来は医者が目視で実施していたがん細胞評価の自動化などに適用されている。

本論文においては、上述したように他業種で利活用されている、AIの画像認識技術であるCNN法を土木施工現場に適用することを目的として実施した、トンネル切羽における地質状況評価の自動化、高度化に関する種々の検討内容について詳述する。

2. トンネル施工現場における地質評価に関する課題

(1) 調査・設計段階における地質評価に関する課題

トンネルや大規模地下空洞の地質調査は、当該地域における既往地質調査に関する文献調査に始まり、その状況や構造物の規模に応じて地表面踏査、ボーリング調査などの地質調査および地山の弾性波速度や比抵抗値測定などの物理探査が実施される。しかしながら、施工事例の多い道路や鉄道トンネルなどは、線状の構造物が広範にわたり設定されるとともに、最大数百m程度以深の地山深部に計画される場合もあるため、掘削箇所全線の地質状況を事前に詳細に把握することは、調査費用の観点、そして調査精度の観点から、非常に困難である。

このため、トンネル全線の設計については、図-1に示すように、比較的容易に広範の地質状況を推定できる地表面からの弾性波探査や比抵抗探査の結果をもとに、地下深部のトンネル掘削箇所における岩盤の工学的特性を推定し、支保パターンや設計および低速度帯や断層破碎帯の評価など、詳細な検討が実施される。ただし、上述したような種々の制約により、設計時に設定された支保パターンと、掘削時に切羽の地質状況を確認した上で設定した実績との差異がある事例も多くあり、これにより生じる設計変更に伴う工費の増大などが課題として指摘されている。

また、近年、計画が進められている、高レベル放射性廃棄物地層処分空洞やリニア中央新幹線トンネルなどにおいては、深度300m以深の広範に計画されていることもあり、高地圧に起因する空洞の不安定化や突発湧水の発生などが想定されている。これに対しては、施工時の安全確保とともに、恒久的な地下空洞の安定性を保持するために、空洞設置箇所の地質状況を詳細に把握した上で、その状況に応じた最適な対策を講じるなど、通常の地下構造物建設よりも高い品質が要求される。さらに、近年、公共工事における調査・設計段階から建設段階そして維持管理段階まで見越した全体工費の抑制が重要課題として指摘されており、Q(品質)、C(工費)、D(工期)、S(安全)、E(慣用)、あらゆる側面に寄与するためのより効率的かつ効果的な施工が求められている。

(2) 施工段階における地質評価に関する課題

上述した課題に対処するためには、施工開始前において事前調査段階で推定された地質状況を把握し、その状況に応じた最適な施工計画を策定するとともに、掘削時に地質状況をより詳細に観察することにより、事前想定との差異を確実に評価し、状況に応じて最適な追加対策を講じる必要がある。これに対しては、掘削時の地質状況観察が通常、一日一回、数m間隔で実施され、その結果は表-1に示すような岩盤の特性要素に関する評価項目などについて切羽観察結果として整理される。そして、支保パターンの検討などを企業者と現地で実施する岩判定時においては、既掘削箇所は吹付工が施されているため、この切羽観察記録を参照して掘削箇所周辺の状況を評価するとともに、唯一、直接、地質状況を確認できる切羽のみで評価が行われる。これについては、観察記録で当該箇所における地質状況は適格に整理されているものの、表-1に示すような、岩盤の圧縮強度や割れ目の頻

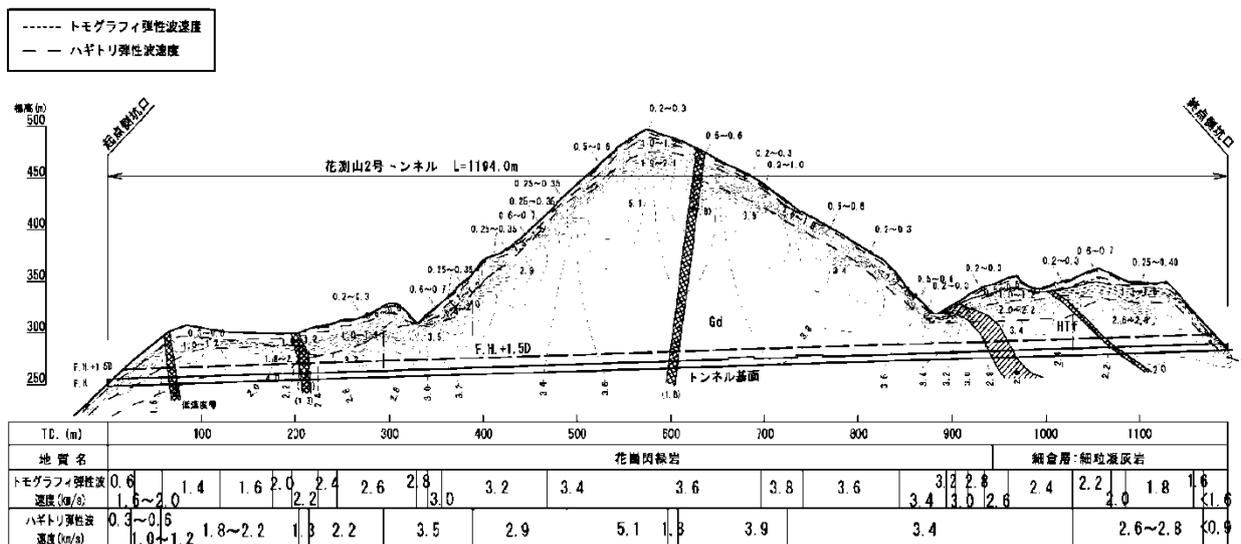


図-1 トンネル地質縦断面図の例

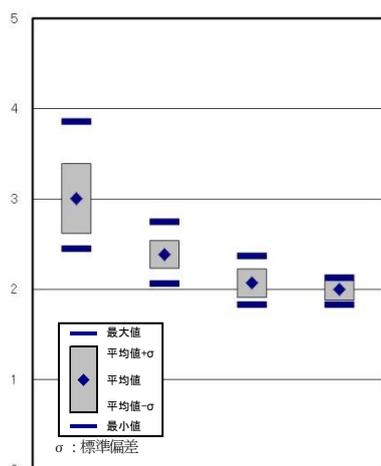
度、風化変質などの各評価項目が、幅を持った定量的な評価か定性的な評価に留まっている。また、各評価項目に重み付けして算出される切羽評価点についても、図-2に示すように、支保パターンとの相関関係は確認されているものの、データのばらつきがやや大きいことが課題とされている。

これに対して、実際のトンネル掘削時においては、この地質観察とともに、切羽や前方の状況確認手段として、探りボーリングや削孔検層、各種切羽前方探査が適用される事例が増えてきている。これにより、断層などの地山不良部や大量湧水発生分布位置などを事前に予測し、その状況に応じた追加対策などを実施することにより、トンネルの安定性を確保している。ただし、上述した調査についても、それぞれ調査に関わる費用や精度、そしてトンネル施工を中断することによる工程への影響などが課題として挙げられている。

上述した現状や課題を踏まえ、地質状況の複雑なわが国において、特に大土被りで重要度の高い地下構造物を建設する際には、事前地質調査結果より得られる情報に限界があることを認識するとともに、施工時に得られる地質情報や物理探査結果をもとに実際の地質状況をより詳細に把握した上で、その状況に応じたより効率的かつ効果的な施工を実現する必要があると考えられる。

表-1 切羽観察記録における地質状況評価項目の一例

	1	2	3	4
圧縮強度	100MPa以上 ハンマー打撃はね返る	100～20MPa ハンマー打撃で砕ける	20～5MPa 軽い打撃で砕ける	5MPa以下 ハンマーの刃先食い込む
割れ目の頻度	1m以上 割れ目なし	1m～20cm	20～5cm	5cm以下 破碎当初より未固結
風化変質	なし・健全	岩目に沿って変色 強度やや劣化	全体に変色 強度相当に低下	土砂状・細片状・破碎 当初より未固結



区分	DI-b	CII-b	CI	CI-L
度数	65	73	26	9
最大値	3.86	2.75	2.37	2.13
平均値+σ	3.39	2.54	2.22	2.12
平均値	3.01	2.39	2.07	2.00
平均値-σ	2.62	2.23	1.91	1.87
最小値	2.45	2.06	1.83	1.83
標準偏差	0.38	0.15	0.16	0.12

図-2 支保パターンごとの切羽評価点頻度分布例 (CIは縮小)

3. トンネル切羽地質状況自動評価システムの開発および施工現場への適用

本章においては、2章で述べた既往のトンネル施工現場における課題を踏まえ、種々の検討を実施したトンネル切羽地質状況自動評価システムについて、(1)開発に際し実施した既往施工事例を用いた検討と(2)施工現場において実運用するためのシステム開発内容に分けて詳述する。

(1) 既往の施工実績を用いた自動評価システム検討

本システムは、実際のトンネル現場の切羽観察記録と、当該切羽において得られる岩盤の物性値で、支保設計の根拠となる弾性波速度を教師データとした、システム開発を行った。ここでは、具体的なシステムの概要と実際に実施した検討内容について述べる。

a) 評価システムの概要

今回開発したシステムは、人工知能の画像認識技術を活用し、切羽写真から岩盤の工学的特性を自動評価するものである。開発に際しては、当社開発の掘削発破を利用した弾性波探査手法であるTFT探査⁹⁾より得られる切羽の弾性波速度と、当該地点の切羽写真を教師データとして、その両者の関係をAIに学習させた。

岩盤の工学的特性を判断する手法として、ダム基礎岩盤の評価に適用する、電中研式岩盤等級区分が現在でも広く適用されている⁹⁾。これは、地質専門技術者が経験的に把握している、図-3に示すような、CH～CM～CL級と等級が落ちるごとに新鮮岩～弱風化岩～強風化岩と漸移的に変化する岩盤の外観、表-1に示すような岩質部の圧縮強度、割れ目の頻度、風化変質などの細評価項目の組み合わせから岩盤の工学的特性をランキングし、それを図中に示すような等級ごとにグルーピングする手法である。この岩盤等級区分においては、表-2に示すように、既往の岩盤試験結果より、強度特性、変形特性などとの対応関係が確認されており、トンネルの設計根拠となっている弾性波速度との相関関係も認められている⁹⁾。

上述した既往の評価手法に準じて、岩盤の外観を示す切羽写真とその工学的特性を示す弾性波速度との関係を人工知能に学習させるのに際し、図-4に示すようなCNN法と呼ばれる他部門では広く適用事例がある人工知能の



図-3 岩盤等級区分評価例

機械学習手法を適用した。CNN法とは、上述した教師データをもとに反復的に学習し、そこに潜むパターンを自動的に見つけ出す機械学習の一手法である。脳機能に見られるいくつかの特性を、計算機上のシミュレーションによって表現することを目指した数学モデルであるニューラルネットワークを多層化した手法の一つで、畳み込みニューラルネットワークと呼ばれる。これに画像などのデータを入力すると、情報が第1層からより深くへ伝達されるうちに、各層で学習が繰り返される。この過程で、これまでは画像や音声などにより当該分野の研究者、技術者が手動で設定していた特徴量が自動で計算される。

b) 教師データとなるTFT探査による弾性波速度測定

一般的に、屈折法弾性波探査は、探査測線上に複数の受振器を設置し、小規模な発破により弾性波を発生させ、各受振器に到達する弾性波を測定する。この際、発破による電気信号を出力する弾性波探査用発破器を使用し、発破と同時にデータロガーの記録を開始することで各受振器に弾性波が到達する時刻の差（初動到達時間）を測定する。さらに、予め測量等により求められる発破点から受振点の距離と初動到達時間により走時曲線を作成し、その勾配から弾性波速度を算出する。

TFT探査システムは、測定データの集約器となるトンネルフェイステスターと周辺機器（電流センサー、地震計、ICレコーダー）から構成される。トンネルフェイステスターは電流センサーおよび地震計から入力された信号を2チャンネルの電圧信号としてICレコーダーに出力する。電流センサーは非接触型センサーであり、発破回路に取り付けることで、発破時の電流を感知し、独

立した回路に電圧として安全に出力する。また、弾性波データを記録するために音楽用録音機として汎用的に使用されているICレコーダー（TASCAM製DR-05、最大分解能24bit、最大サンプリング周波数96kHz）を使用し、連続録音状態とすることにより、複数回の発破により発生する弾性波および発破信号を記録することができる。地震計は、屈折法地震探査で使用されるジオフォン（OYO製GS-20DH、固有周波数28Hz）を使用し、トンネル支保工として坑壁に打設されているロックボルト（通常、L=3~4m）をウェーブガイドとして利用し、その頭部に機械的に設置する。

上述したような手法により、トンネル施工を中断することなく、トンネル前方からの反射波、切羽発破箇所からの直接波を連続的に測定することが可能となる。

トンネル掘削において発生する弾性波はトンネル周辺の岩盤を伝播し、その弾性波速度は切羽と地震計との距離と弾性波の初動到達時間より求めることができる。図-5に弾性波速度の計測概念図を示す。ここで、地震計と切羽間の距離： L_i 、弾性波の初動の到達時間： t_i から、切羽と地震計との間の弾性波速度は次式のように表すことができる。

$$V_{p1} = L_i / t_i \quad (1)$$

掘削進行に伴い同一直線上で前進する切羽からの弾性波を、地震計の位置を変えずに計測した場合、既測定区間の弾性波伝播経路は同一と考えられ、その際の弾性波速度は、既計測区間と進行区間との合成であると考えられる。既計測区間よりn基掘削が進行した場合の区間弾性波速度 $V'_{p\ i\sim i+n}$ は次式のように表すことができる。

$$V'_{p\ i\sim i+n} = (L_{i+n} - L_i) / (t_{i+n} - t_i) \quad (2)$$

地震計の位置が同一の場合、図-6に示すように計測距離（切羽～地震計）Lと弾性波の初動到達時間tの関係（走時曲線）が線形を有する場合、切羽進行区間の区間弾性波速度 V'_p は走時曲線から求めることができる。走時曲線と区間弾性波速度を次式に示す。

$$t = aL + b \quad (3)$$

$$V'_p = dL/dt = 1/a \quad (4)$$

表-2 電中研式岩盤等級区分と物性値の関係⁵⁾

岩盤等級	岩盤の変形係数 (kg/cm ²)	岩盤の静弾性係数 (kg/cm ²)	岩盤の粘着力 (kg/cm ²)	岩盤の内部摩擦角 (°)	岩盤の弾性波速度 (km/sec)	ロックテストハンマー反発度
A~B	50,000以上	80,000以上	40以上	55~65	3.7以上	36以上
C _H	50,000~20,000	80,000~40,000	40~20	40~55	3.7~3	36~27
C _M	20,000~5,000	40,000~15,000	20~10	30~45	3~1.5	27~15
C _L	5,000以下	15,000以下	10以下	15~38	1.5以下	15以下
D						

(1kg/cm²=0.098MPa)

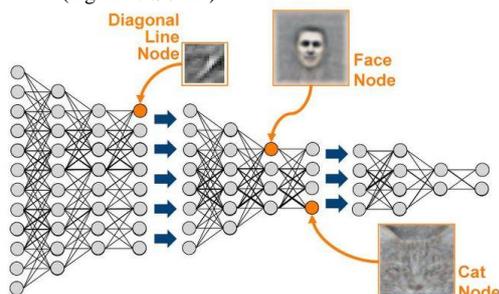


図-4 CNN法の概念図

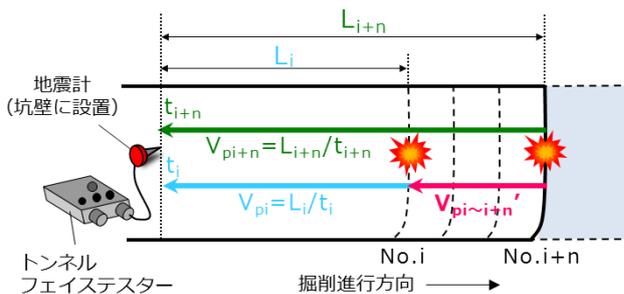


図-5 弾性波速度計測概念図

c) 切羽観察記録と弾性波速度を用いた検討手法の詳細

本検討においては、上述したシステムによる評価結果の妥当性を検証する目的で、既往の当社施工実績である、花崗岩を掘削した1.2kmのトンネルにおける134枚の切羽観察記録を用いた検討を実施した。具体的には、当該切羽における地質状況写真と弾性波速度を教師データにして両者の関係をAIに認識させた後に、新たな切羽写真をもとに判定を実施すると、既往の学習済み画像と当該切羽の特徴の類似点を自動的に評価し、弾性波速度を瞬時に自動判定する仕組みとなっている。

上述したような同様な検討の際、約数万程度の学習実績が必要とされているため、切羽写真において1辺0.5m, 1.0m, 2.0mの正方形枠を一単位として切羽内で数十cmごとずらしていき、一切羽280箇所を検討を実施することで所要の検討数を確保した。なお、一枠の大きさについては、表-1、図-3に示すように、岩盤等級区分の判定が、岩質部の圧縮強度、割れ目間隔、風化程度の組み合わせにより評価されていることを考慮し、この内、特に割れ目間隔に着目し、地質不良部10cm間隔程度以下、良好部20cm間隔程度以上を網羅できる50cm以上とした。

上述した学習を実施する際には、図-7に示すように、弾性波速度をもとにしてC I、C II、D Iの3区分の画像群、さらにそれぞれを3～4区分に分けた10区分の画像群に分けて検討を実施し、同一区分内の画像における特

徴の類似点、他区分画像との差異など、特徴点の自動評価を実施した。また、新たな未知の画像を用いた判定に際しては、所要の数量の学習後に、当該画像が何れの区分の画像群に類似しているかを判定させ、当該地点で得られた弾性波速度との関係を正答率とした。

d) AI弾性波速度自動評価結果

ここで表-3に、一枠の大きさを0.5m, 1.0m, 2.0mとした際の検討結果を示す。このうち、3分類の認識率とは、学習させていない切羽写真を学習済みの人工知能に判定させた際、その判定結果と実際の弾性波速度との関係が、上述した3分類の範囲内で判定しているか否かを示したものである。これを見ると、何れの枠においても約85%程度を呈しているものの、1.0m枠で最も正答率が良いことが明らかになった。これにより、当該検討により、概ね支保パターンごとの地山の判定を実施できる可能性があることを確認できた。

これに対し、各大区分を3～4区分、全体を10区分した小項目に対する正答率を確認したところ、約40～60%程度の正答率があり、検討枠が大きいくほど正答率が高くなる傾向が認められた。なお、事前に学習させた切羽写真を再度、AIに認識させた際に得られる、トレーニング

表-3 AI弾性波速度自動評価結果

画素サイズ	画像フォーマット	分類数	
		分類数	認識率
32x32 (0.5m枠)	RGB	3分類	84.6%
		10分類	41.0%
		トレーニング画像10分類	77.6%
64x64 (1.0m枠)	RGB	3分類	86.7%
		10分類	56.5%
		トレーニング画像10分類	99.1%
128x128 (2.0m枠)	RGB	3分類	85.8%
		10分類	61.0%
		トレーニング画像10分類	97.0%
64x64 (1.0m枠)	Gray	3分類	76.30%
		10分類	41.50%
		トレーニング画像10分類	95.9%

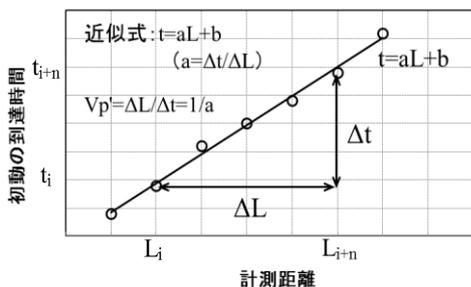


図-6 走時曲線

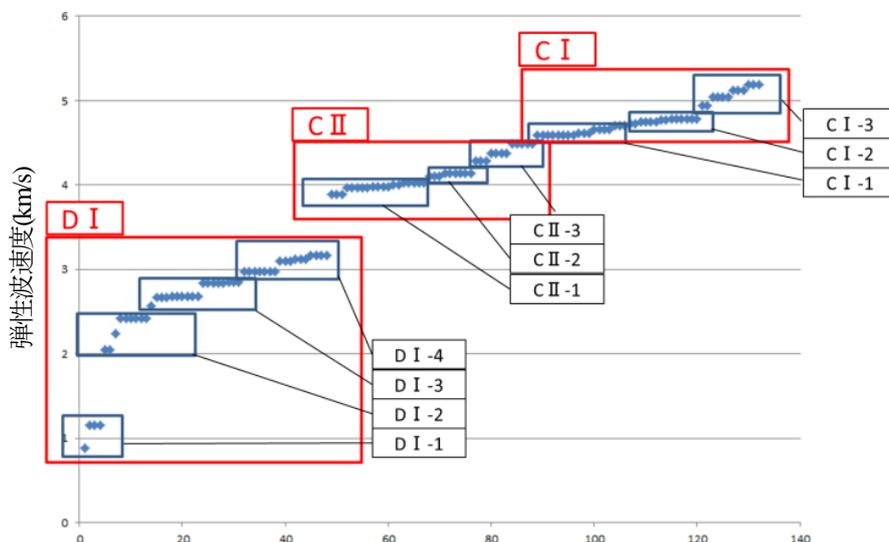


図-7 検討を実施した弾性波速度評価区分

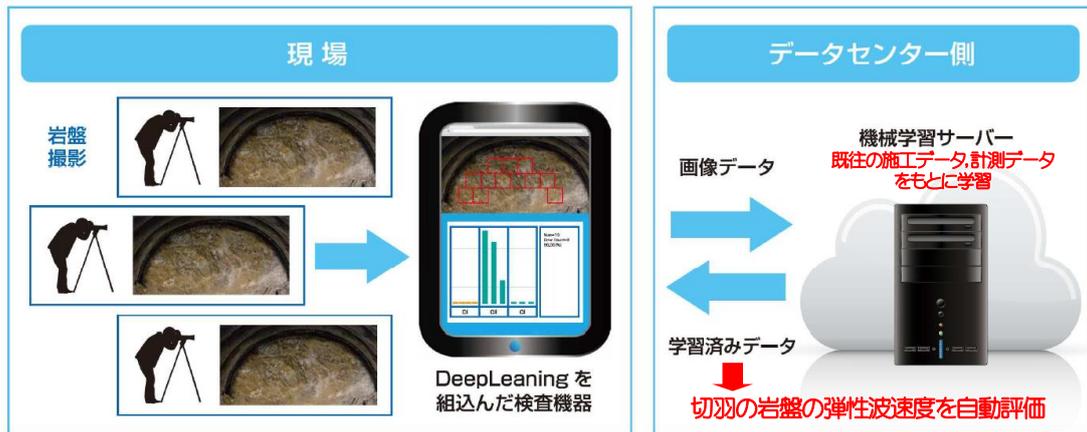


図-8 現場運用システムの概要

画像の正答率をみると、0.5m枠については77%程度であるものの、1.0m、2.0m枠とも97%以上の高い正答率を示した。

また、AIが岩盤の色をどの程度評価対象にしているかを確認する目的で、上述した検討に用いた画像を白黒にしたもので1m枠の検討を実施した。その結果、カラー画像の場合と比較して、未知の画像に対する正答率が10%程度低下するとともに、トレーニング済み画像については約3%程度しか正答率が下がらなかった。これは、人工知能が図-3に示す岩盤の色味を判定材料としているものの、良好な岩盤ほど割れ目間隔が粗いとともに形状の凹凸が大きく、不良な岩盤ほど割れ目間隔が細かいとともに形状の凹凸が少ないことを、主要な判断材料としていると考えられる。

(2) 施工現場運用システムの構築

上述した既往の施工実績を用いた検討を踏まえ、図-8に示すような稼働現場において実務として運用するシステムを構築した。具体的には、トンネルにおける発破、掘削整形が完了した時点で、即時に切羽写真撮影を実施する。そして、写真をデータセンターに転送すると、AIが既往の施工実績や当該トンネル既掘削部の地質状況と弾性波速度との関係などを参照し、即座に当該切羽の推定弾性波速度を返信する。

これにより、当該切羽手前における既掘削部の地質状況と当該地点との差異を定量的にリアルタイムで評価できるため、切羽鏡吹付の必要性評価、発破孔配置判定、支保パターンの妥当性評価など、従来、現場技術者や坑夫による定性的な判定や、種々の探査や調査を実施後、整理した結果などを参考にしてきた種々の判断を、発破直後に得ることが可能となった。

なお、TFT探査による切羽弾性波速度については、上述したAIで自動判定した掘削直後から、数十m掘進が進捗した時点で、図-6に示すような数箇所の探査結果を参

照しながら判明する。そのデータについては、結果が判明した時点で逐次、図-8に示す機械学習サーバーに蓄積される。そして、その時点で、再度、掘削直後に推定した速度と実績値との差異をAIが学習し、新たな掘削箇所のリアルタイム判定に際しては、その学習結果が逐次反映されていく。

上述したシステムについては、当社のトンネル施工現場1箇所において、試験運用を開始した。今後は、実務実施時に確認された現場のニーズをもとにシステムの改良を加えていくとともに、当社で20箇所程度ある全てのトンネル施工現場全体を管理する仕組みを構築していく所存である。

4. あとがき

本論文においては、トンネル現場における切羽の地質評価に関する迅速化、省力化、高度化を目的とした、AI自動評価システムに関する概要と、花崗岩の分布する既施工トンネルにおける実績を用いた検討結果を示した。今後、多種の岩盤における実績を増やしていくとともに、現場でシステムを運用していきながらその際のニーズに即した改良を加えていく所存である。

また、今回の検討は、通常デジタルカメラで撮影された切羽写真をもとに実施している。今後は、カメラや照明などの条件を全現場で統一するとともに、図-9に示すような主に岩盤の硬さを示すDRISSの画像、図-10に示すような風化特性を示すスペクトルカメラ撮影画像など、表-1に示す岩盤の特性要素画像をAIに併せて認識させ、その正答率を高めていく所存である。

上述した検討を進め、トンネル掘削時の地質状況をより詳細、かつ瞬時に自動評価し、その結果を支保判定や発破仕様決定などに反映させることにより、施工の最適化を図っていくことができると考える。これを、ダム基

礎掘削や造成現場における法面における地質評価の自動化、また地質以外の種々の施工現場における評価、判定の迅速化、自動化、高度化に展開していく所存である。

これにより、既往の施工現場においては主に土木技術者が実施してきた、トンネル支保の選定、掘削のり面保護工選定などについて、地質技術者が現場に赴かなくても最適な評価を自動的に実施できる可能性がある。今後も種々の検討を計画的に実施していき、地質状況に応じた最適な建設事業の実現に寄与していく所存である。

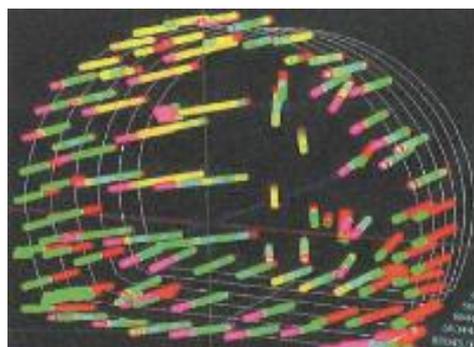


図-9 掘削発破孔施工時のエネルギー分布図

参考文献

- 1) 土木学会：トンネルの地質調査と岩盤計測，pp.1，1983.
- 2) 土木学会：ダムの地質調査，pp.2，1986.
- 3) 日経ビックデータ：グーグルに学ぶディープラーニング，2017.
- 4) 中谷匡志，山本浩之，宇津木慎司，大沼和弘，鈴木雅行：掘削発破を用いた切羽評価システムの開発と適用事例，土木学会トンネル工学報告集，vol.23，pp.209-215，2013.
- 5) 菊地宏吉：地質工学概論，pp.115，1990.

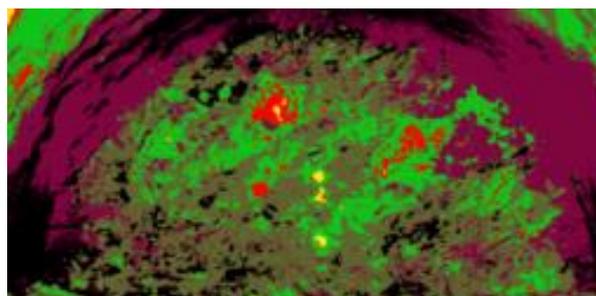


図-10 ハイパースペクトルカメラによる風化評価画像

(2017.8.11 受付)

DEVELOPMENT OF A SYSTEM FOR AUTOMATIC EVALUATION OF THE GEOLOGICAL CONDITIONS OF TUNNEL FACE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND APPLICATION TO A CONSTRUCTION SITE

Shinji UTSUKI, Masashi NAKAYA, Ryosuke TSURUTA and Takanori NOMURA

Various studies using artificial intelligence (AI) have been carried out in recent years, and substantial advancement and labor-saving have been achieved in various evaluations, especially in other industries outside of construction. This paper presents the details of investigations for constructing a system to automatically evaluate the geological conditions of tunnel faces by the convolutional neural network method, which is AI image recognition technology that has already been put to practical use in industries outside of construction, using face observation records and elastic wave velocities measured at the corresponding points as training data.