

山岳トンネル切羽評価 AI システムによる生産性向上

畑 浩二・中 岡 健一

日本列島は急峻な地形形状とともに非常に複雑な地質構造を成している。そのため、種々の建設工事では、断層破碎帯や突発湧水などの極めて施工が難しい事態に遭遇することが少なくない。山岳トンネル工事を安全安心に推進すると共に、工期・工費を遵守する観点からは施工最前線の岩盤掘削面（切羽）を良く観察し、地質性状を読み解くことが求められる。しかし、地質専門家や数多くの観察を経験した技術者が従事しているわけではなく、実状を踏まえた適切な観察評価が全ての現場で実施できるとは限らない。そこで、昨今注目度の高い AI を活用し、観察評価を手助けできる技術の構築を行い、現場の生産性向上に寄与した。

キーワード：人工知能、AI、ディープラーニング、ニューラルネットワーク、切羽、岩盤

1. はじめに

近年、人工知能（以下、AI）は種々な分野で活用の研究がされている。例えば、車の自動運転、医療分野における病巣の発見支援や新薬開発、ロボット制御、株式売買など枚挙にいとまがない。建設分野では、1980年代後半から1990年前半にかけて、AIが注目され基礎から実用化まで試行された。著者ら¹⁾は、山岳トンネルの支保選定支援にAI的技術を試行し、ルールベースプログラミングを主としたエキスパートシステムを構築した経緯がある。この時期はAIの第2世代と称されニューラルネットワークやファジー理論に注目が集まったが、コンピュータのハードやソフトが貧弱であったため試行段階の域を抜けていなかった。一方、現在は第3世代と称され、特にハードの目覚ましい進歩に伴いビッグデータ解析が可能になったことから、深層学習（以下、ディープラーニング）に注目が集まるとともに成果が上がりつつある。

本報告では、AI技術の一つであるディープラーニングを山岳トンネルの切羽観察評価に利用する取組みを示し、その適用性や課題について述べる^{2), 3)}。

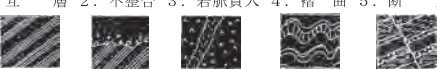
2. 山岳トンネルにおける切羽評価の必要性

山岳トンネルでは、計画段階において地表踏査や物理探査により計画路線の地質構造や施工に際しての問題点や課題を抽出する。しかし、多くの場合、トンネ

ルは地下深くに建設されることから地表踏査で得られた地層が出現するとは限らない。また、物理探査では技術の限界もあり、同様に正確な地質構造を把握することは困難とされている。したがって、多くの土木構造物とは異なり、施工中に得られる情報をその都度評価しながら当初設計を必要に応じて修正し対応することになる。いわゆる、情報化施工を積極的に推進する工種となる。

掘削最前線を「切羽（きりは）」と称する。掘削直後は、地山の素顔が出現するため重要な情報を得ることができる。例えば、地質学的特性として岩種や生成年代、物理・力学的特性として岩質の硬軟、脆さ程度、割目の頻度や卓越方向などである。観察後、地山の自立性が不足する場合には吹付けコンクリートが施工されたりするため、短時間で切羽観察や評価を行わなければならない。施工のスピードアップが要求される現在、従来から重要視されてきた直接切羽を観察する時間が削られている状況にある。そのため、デジタルカメラによる撮影画像を基に切羽評価することが通常行われており、平面的かつ間接的な判断となり切羽の適切な判断を低下させている遠因があるものと考えられる。

切羽評価する場合、発注者による多少の違いはあるものの図-1に示すような強度、風化変質、割目の頻度や状態、湧水状況、湧水による劣化状況などを数値判断し定量評価することが一般的に行われている。これに、必要に応じて地質構造の詳細情報やスケッチを

切 羽 観 察 記 録									
トンネル名	〇〇トンネル	位 置	起点からの距離 k m 坑口からの距離 k m 支保No.						
土 被 り	△△ m	総 判 断	地山区分あるいはパターン区分の判定						
岩 種	G		岩 石 名 砂岩及び頁岩 形成地質時代						
特殊条件 状 態	膨張性土圧・偏圧・流動性・土被り小 () m・重要構造物接近・谷の直下 その他特殊な条件:								
補助工法	長尺先受け (本)・短尺先受け (本)・鏡ボルト (本)・地盤改良								
地質構造	1. 互 層 2. 不整合 3. 岩脈貫入 4. 褶 曲 5. 断 層 6. その他 								
掘削地点の地山の状態と挙動									
A	切羽の状態	1. 安定	2. 鏡面から岩塊が抜け落ちる	3. 鏡面の押出しを生じる	4. 鏡面は自立せず崩れあるいは流出	特記事項 点数			
B	素掘面の状態	1. 自立	2. 時間がたつと緩み肌落ちする	3. 自立困難 掘削後早期に支保する	4. 掘削に先行して山を受けておく必要がある	2			
C	圧縮強度	1. $\sigma_c \geq 100\text{MPa}$ ハンマー打撃ではね返る	2. $100 > \sigma_c \geq 20$ ハンマー打撃でくずれはね返る	3. $20 > \sigma_c \geq 5$ ハンマーの軽い打撃で砕ける	4. $5\text{MPa} > \sigma_c$ ハンマーの刃先がくい込む	2			
D	風化変質	1. なし・健全	2. 岩目に沿って変色、強度やや低下	3. 全体的に変色強度相当に低下	4. 土砂状、粘土状破碎、当初より未固結	3			
E	破碎部の切羽に占める割合	1. 5% > 破碎	2. 20% > 破碎 $\geq 5\%$	3. 50% > 破碎 $\geq 20\%$	4. 切羽面の大部分が破碎されている状態	3			
F	割れ目の頻度	1. 間隔 $d \geq 1\text{m}$	2. $1\text{m} > d \geq 20\text{cm}$	3. $20\text{cm} > d \geq 5\text{cm}$	4. 5cm < d 破碎、当初より未固結	3			
G	割れ目状態	1. 密着	2. 部分的に開口	3. 開口	4. 粘土をはさむ、当初より未固結	2			
H	割れ目形態	1. ランダム方形	2. 柱状	3. 層状、片状、板状	4. 土砂状、細片状当初より未固結	3			
I	湧 水 目視での量	1. なし、滲水程度	2. 滴水程度	3. 集中湧水 (0/分)	4. 全面湧水 (0/分)	2			
J	水による劣化	1. なし	2. 緩みを生ず	3. 軟弱化	4. 崩壊・流出	2			
合 計 24									
割れ目の方向性	縦断方向 (切羽鏡面)	1. 水平 ($10^\circ > \theta > 0^\circ$) 2. さし目 ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ$, $80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 3. さし目 ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 4. 流れ目 ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 5. 流れ目 ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ$, $80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 6. 垂直 ($\theta \geq 80^\circ$) [最大傾斜角]							
	横断方向 (切羽鏡面)	1. 水平 ($10^\circ > \theta > 0^\circ$) 2. 右から左へ ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ$, $80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 3. 右から左へ ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 4. 左から右へ ($60^\circ > \theta \geq 30^\circ$) 5. 左から右へ ($30^\circ > \theta \geq 10^\circ$, $80^\circ > \theta \geq 60^\circ$) 6. 垂直 ($\theta \geq 80^\circ$) [見掛けの傾斜角]							
未固結地山の場合は、下記項目の追記を要す									
地山の状態	地層の状態	1. 単一土層 2. 互層 (1. 水平 2. 傾斜) 3. レンズのはさま層 (1. なし 2. あり) 4. その他 ()							
	特殊な状態	1. 崖錐層 2. 段丘堆積物 3. 火山砕屑岩 4. 泥流層 5. 岩盤との境界部 6. 断面外の上部に軟弱層あり 7. 埋土・盛土 8. その他 ()							
	不連続面	1. 割れ目発達 2. シーム 3. 断層 4. 不整合 5. その他 ()							
土質	1. 粘性土 2. 砂質 3. 礫質土 4. 特殊土 (1. まさ土 2. 火山灰土 3. しらす 4. 有機質土) 5. その他 ()								
状態 ※する 特欄 土は	粘性土	1. 軟らかい ($4 > N$) 2. 中位 ($8 > N \geq 4$) 3. 硬い ($15 > N \geq 8$) 4. 非常に硬い ($30 > N \geq 15$) 5. 固結 ($N \geq 30$)							
	砂質土状 礫質土統面	1. 緩い ($10 > N$) 2. 中位 ($30 > N \geq 10$) 3. 密な ($50 > N \geq 30$) 4. 非常に密な ($N \geq 50$)							
地山の特性	N値	透水係		1. 透水層 2. 不～難透水性 3. 両者の互層 4. その他 ()					
地下水頭 (掘削時)	FLより±	m上		備考					
【切羽画像・スケッチ】 天端部に岩塊抜け落  【記 事】 _____ _____ _____									
記者氏名					〇〇〇〇				

図一 山岳トンネルにおける切羽観察の一例

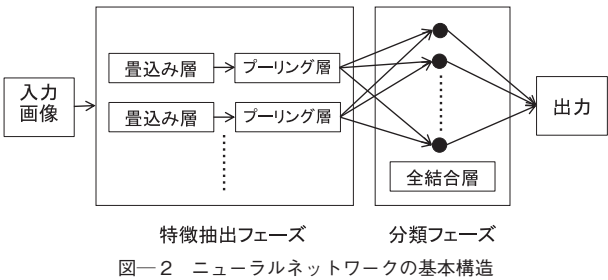
基に特徴を付加することもある。当初設計の妥当性や不整合を明確にするためには、この切羽観察記録作成が必要不可欠であり、これに基づき発注者と受注者が協議し必要に応じて支保規模を修正することになる。このような観点から、切羽を特徴づける上記した強度以下の項目を適切に判定しなければならない。

3. AI の活用

AI は人間の有する知覚や知性を人工的に再現することと考えられているが、明確な定義があるわけではない。一方、人間が自然に行っている学習能力と同等あるいはそれ以上の機能をコンピュータで実現しようとする技術や方法が機械学習（以下、マシンラーニング）である。また、マシンラーニングを実現するため多くの方法が考えられているが、その一つに最近特に注目を集めているディープラーニングがある。以下詳述するニューラルネットワークは、ディープラーニングを実行するための一手法であり、アルゴリズムもしくは解析モデルに該当する。

(1) ニューラルネットワーク

本技術では、切羽画像を解析することで特徴を抽出し分類していることから、画像分析の視点からニューラルネットワークを概説する。一般的なニューラルネットワークの構成を図一2に示す。まず、入力画像に対し、特徴抽出フェーズと分類フェーズを通過することで結果の出力を行う。特徴抽出フェーズは、鮮鋭化フィルターやノイズ処理フィルター等を介してRGB変化を基にした画像の局所的な特徴を捉える畳込み層と、得られた局所特徴量を基に平均値や最大値を取って画像のサイズ圧縮（画像を数ピクセル領域に低減）を行うプーリング層からなる。つまり、畳込み層では、



あるピクセル領域内の特定ピクセルにしかなかった確定情報が、特徴を表す分析情報に変換されることになる。その結果、例えば入力画像が少し平行移動した場合でも特徴を表す同種の画像であると認識され、いわゆるロバスト性が高い学習データを得ることが可能になる。次いで、分類フェーズでは、全結合層により前フェーズで出力された結果の数(ニューロン)だけデータが与えられ、これらを重ね合わせることで認識精度を高める働きをしている。初期のニューラルネットワークでは、この畳込み層とプーリング層が1層もしくはは少なかったが、近年ではより多くの層から成り、より複雑な情報処理を行っている。

(2) マシンラーニングの手法

マシンラーニングにおいて学習データを構築するには、図-3に示すように判定や分類の基となる訓練データの有無によって大別できる。例えば、機械の故障診断のように過去の計測データを基に判断させる場合は教師あり学習と称する。方法としては分類や回帰式を利用することになり、具体的には決定木、サポートベクターマシン (SVM)、線形／非線形回帰式や上記のニューラルネットワークを多層構造にしたディープニューラルネットワークを利用する。一方、人類は100mを何秒で走破できるかという問題には、過去の記録は参考にはなるものの、未知なる情報や知識を創出することになり、教師となるデータは無い。この場合、クラスタリングと称する多変量解析やクラスター分析手法などを利用する。

4. 切羽評価 AI システムの構築と的中率

(1) 使用アルゴリズム

本システム開発では、トロント大学で開発された多層型ニューラルネットワーク AlexNet⁴⁾を使用した。このアルゴリズムは、2012年のILSVRC(International Large Scale Visual Recognition Challenge)コンペティションにおいて、識別エラー率で二位チームを大きく引き離し優勝したことから、その後世にディープラーニングブームを起こした先駆的な存在である。図-4に AlexNet の層構造を示す。今回の適用では、第3と第4層のプーリング処理を省いている。また、全結合では4096ニューロンが2層と、1000ニューロンが1層で構成している。以下に、その特長を示す。

- ・特徴抽出フェーズ5層および分類フェーズ3層から構成される。
- ・層構造が少ないためGPUを使用しなくても演算

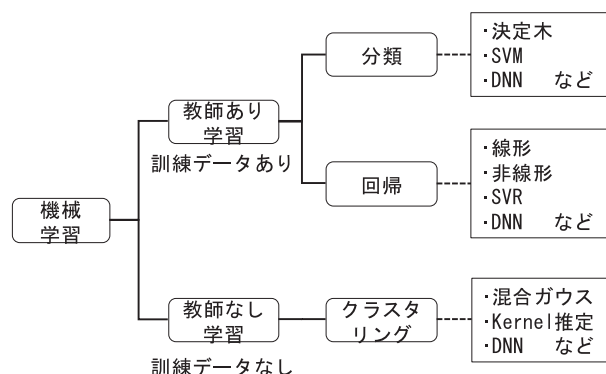


図-3 機械学習における手法の分類

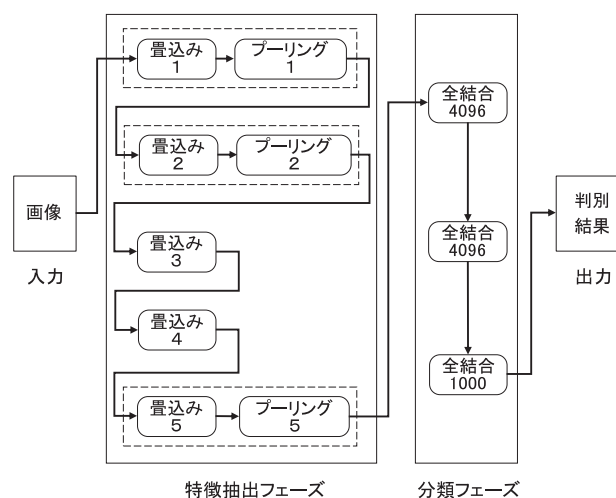


図-4 AlexNet の層構造

時間が少なく済む。

- ・画像から物体そのものを認識するための特徴量のみならず、他の物体と識別する特徴量を抽出できる。
- ・画像データベース ImageNet を用いて、学習用120万画像、テスト用15万画像および検証用5万画像を基に構築されたモデルである。

ニューラルネットワーク開発の速度は非常に速く、多層でより複雑なアルゴリズムとなる傾向が強い。しかし、AlexNet は非常に少ない層で構成されていることから、少ない演算時間で試行錯誤を繰り返すことができる利点がある。また、既に ImageNet を用いて鍛え上げられているため、少ない教師データから学習データを構築する場合は有効である。

(2) 学習データの構築

本問題では、過去の施工で積み重ねてきた切羽観察記録を判定や分類の一助として活用するため、教師あり学習として基本データを構築した。以下に手順を示す。

当社が過去施工した相当数のトンネルの内6件を選

定し、AlexNet の学習データとして利用可能な 70 ヶ所の切羽観察記録を使用した。データ選定に関しては、切羽画像が鮮明なデジタル画像として残っている事、地山を判定する①強度、②風化変質、③割目間隔、④割目状態、⑤走向傾斜、⑥湧水量、⑦劣化度合の 7 項目が明確に表されている事を基準とした。これらのデータを学習構築用：テスト用に 7：3 の比率で無作為抽出し使用した。岩種は、砂岩、粘板岩、泥岩、頁岩、花崗岩、流紋岩、凝灰岩、凝灰角礫岩と多種にわたり、地山等級は DⅢ～CⅠまでを網羅している。具体的には、図—1 に示す切羽観察記録で、岩盤評価を示す左欄評価項目（強度等）と切羽画像に着目することになる。なお、AlexNet の使用条件から、切羽画像を 227×227 ピクセルに細分化し、特徴抽出フェーズで処理した後、それぞれの画像と評価値を分類フェーズで紐づけする。このような手順で構築した学習データを基盤とし、未知画像を入力すると画像の特徴が解析され、それに合致する項目評価が出力されるという流れになる。

(3) AlexNet による画像処理

9 種類のトンネル切羽画像をシステムに入力すると、各畳込み層で画像処理が行われる。通常は、入力 227×227 ピクセル画像は順次処理の過程で縮小化されるが、便宜上それらを合成して元画像との比較で示したものが図—5 である。

層が進めば進むほど、切羽画像は抽象化が進むように、最終の 5 層まで進むともはや切羽とは認識しえない画像となる。ディープラーニングでは、このような

人間が認識するのが困難な出力を与えるのが特徴である。

(4) 的中率

分類フェーズで設定した画像の特徴と評価区分の関連づけを検証する。学習データ構築用に使用した残りの 30% のテスト用データとして 227×227 に分割した画像総数は約 1000 枚である。一例として、風化変質における実質評価と予測評価を対比した結果を表—1 に示す。風化変質は、概ね新鮮、割目に沿って風化変質、岩芯まで風化変質および土砂状風化未固結土砂の 4 つのカテゴリーに分類される。表中、縦欄に切羽観察記録に記載された評価区分を、横欄に予測した評価区分を示し、該当する画像数の累積を示した。すなわち、対角に並んだ網掛けの箇所が予測した評価と実質評価が合致したことになり的中と判断できる。この場合、的中率は 73% となった。全 7 項目における的中率は以下ようになった。

圧縮強度（6 分類）：96%

風化変質（4 分類）：73%

割目間隔（5 分類）：73%

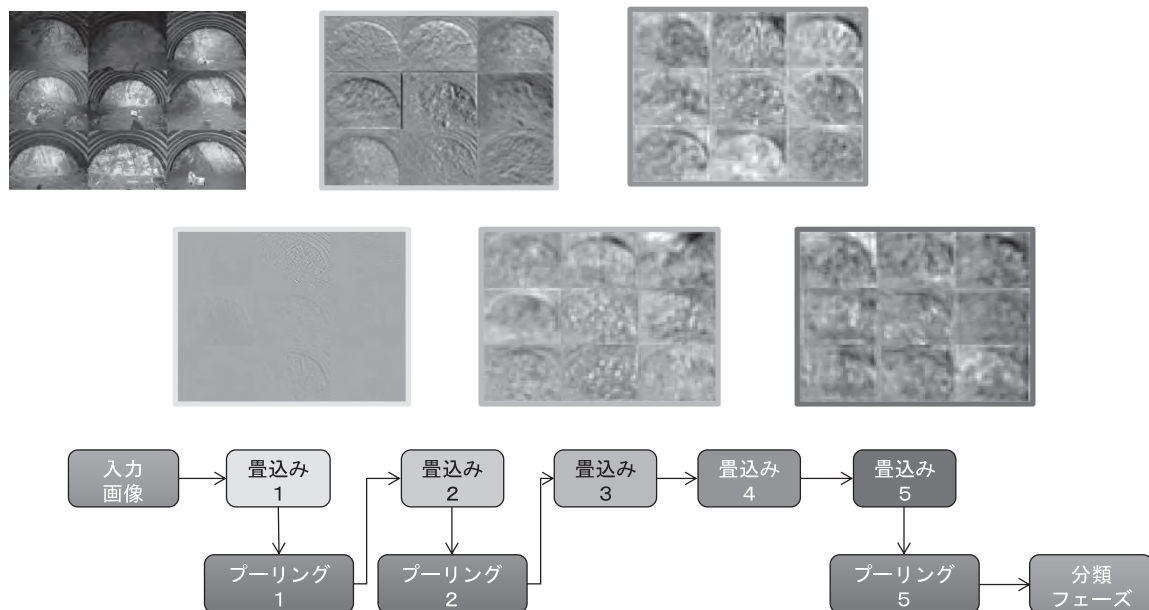
割目状態（5 分類）：83%

走向傾斜（5 分類）：81%

湧水量（4 分類）：88%

湧水による劣化度合（4 分類）：97%

今回構築した学習データを用いると、切羽画像を入力するだけで 73% 以上の的中率で地山特性を出力できる結果となった。4～6 分類と比較的多数の分類で、これほど高い的中が得られるとは当初予想していな



図—5 入力画像と畳込み層 1～5 で画像処理した後の出力画像

表—1 風化変質における実質評価と予測評価の適合性

	評価区分	予測した評価			
		概ね新鮮	割目沿いの風化変質	岩芯まで風化変質	土砂状風化、未固結土砂
実質評価	概ね新鮮	175	75	12	1
	割目沿いの風化変質	73	449	49	1
	岩芯まで風化変質	9	46	126	5
	土砂状風化、未固結土砂	0	3	6	5



図—6 ヒートマップ（細分化）表示の一例

かった。現場での未経験者や知識の乏しい技術者への地山判定支援ツールとしては実用に十分耐えうると考えられる。

今回開発した切羽評価 AI システムは、切羽画像を入力すると図—6 のように細分化し評価点を出力する。したがって、局所的に不安定となる箇所や脆弱な箇所を指示することにも使え、修正設計のみならず対策工選定にも役立てることが可能と考える。

5. おわりに

トンネルの切羽評価に AI 技術の一つであるディープラーニングを利用すべく試行的研究を行ってきた。適用した AlexNet は、今となっては古典的なアルゴリズムであるが、高い的中率が得られたことから潜在能力の高さがわかった。また、当社過去の切羽観察データを用いているが、岩盤力学と地質の専門家によるデータの見直しと再構成が功を奏したとも考えられ

る。今後は現場で実適用を続けながら、教師データの拡充と学習データの更新に努め、的中率の向上を図っていく予定である。

謝 辞

本研究に関し、MathWorks Japan の縣 亮氏にご協力いただいた。ここに記して感謝の意を表す。

J C M A

《参考文献》

- 1) 畑 浩二, 吉岡尚也: トンネル支保工選定支援システムの開発, トンネルと地下, 第 27 巻, 1 号, pp.65 ~ 71, 1996.
- 2) 畑 浩二, 中岡健一: AI 的方法を利用した地山評価に関する研究, 第 72 回土木学会年次学術講演会講演概要集 Ⅲ-343, pp.685 ~ 686, 2017.
- 3) 畑 浩二, 中岡健一: 山岳トンネル切羽評価への人工知能適用に関する研究, 第 27 回トンネル工学研究発表会 トンネル工学報告集, 第 26 巻, 1-9, pp.1 ~ 6, 2017.
- 4) Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever and Geoffrey E. Hinton: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems (NIPS) 2012.

【筆者紹介】

畑 浩二 (はた こうじ)
 ㈱大林組
 技術研究所 地盤技術研究部
 部長



中岡 健一 (なかおか けんいち)
 ㈱大林組
 技術研究所 地盤技術研究部
 副部長

