

山岳トンネルにおける掘削サイクル判定システムの開発 Development of Excavation Cycle Judgement System for Rock Tunnels

三井 善孝*

Yoshitaka Mitsui

山下 雅之*

Masayuki Yamashita

山本 悟*

Satoru Yamamoto

要 約

当社ではAI（人工知能）を活用して山岳トンネルの省人化・自動化施工を目指す『山岳トンネルAIソリューション』の構築を進めており、その要素技術として『掘削サイクル判定システム』を開発した。本システムの目的は、現状の掘削サイクルを把握することで、作業手法・手順を改善することや坑内設備の自動制御に活用することにある。今回、施工中の現場への本システムの適用を開始して結果を分析し、判定精度向上のためのいくつかの方策を見出した。

目 次

§ 1. はじめに

§ 2. 『山岳トンネルAIソリューション』

§ 3. 『掘削サイクル判定システム』

§ 4. 適用例

§ 5. まとめ

§ 1. はじめに

近年では、人口減少に伴う働き手不足や技術伝承の難化をはじめとした労働に関する課題が増えてきており、その解決策のひとつとして、AI（人工知能）活用技術の開発が進められている。AIは、人の知的な振舞いを模倣するための人工的なシステムであり、答えが一意に定まらないような問題を人の代わりに判断するために用いられている。特に、画像や映像等のデータ（入力）が与えられた時に、人がどのような判断（出力）をしたのか、という前例（教師データ）を基に判断基準を構築する「教師あり学習」を利用した例が多く存在する。例えば、防犯・監視の分野では、事前に登録された挙動をする人物や特定の人物を監視カメラの映像から検知するシステムが開発され、人による目視に比べて広範囲を少人数で警備出来るようになってきている。また、自動運転の分野では、カメラやセンサの情報から危険を検知して、運転手をサポートするように車両を操作する技術が開発されている。

一方、建設業においては、同様の課題を抱えているも

の、人間の暗黙知に基づいた作業が未だに多く、機械化による改善の余地が大いに残されている。また、他業種と比べて労働災害数が多く、危険を検知・防止する策や、危険性のある場所への立ち入りを減らすための策が必要とされている。そのため、建設業においてAI活用技術を導入することは、これらの種々の課題を解決し、生産性向上や安全強化をもたらすことに繋がると考えられる。

そのような背景のもと筆者らは、工程が周期的であり、土木工事の中でも作業が比較的単調と考えられるにも関わらず自動化が進んでいない山岳トンネル工事に着目し、AIを活用して山岳トンネルの省人化・自動化施工を目指すための『山岳トンネルAIソリューション』の構築を進めている。今回はその要素技術として、掘削サイクルを把握するためのシステム『掘削サイクル判定システム』を開発した。

本稿では、当社の『山岳トンネルAIソリューション』について説明するとともに、その要素技術である『掘削サイクル判定システム』の内容や適用例を紹介する。

§ 2. 『山岳トンネルAIソリューション』

筆者らは、山岳トンネル工事における「施工・品質」、「地山評価」、「安全・健康」等の様々な課題を解決し、究極的には完全無人化施工を実現することを目指している。そのためにAI活用技術の開発を進めており、それらの要素技術を取り纏めたものを『山岳トンネルAIソリューション』と称している（図-1）。

例えば、「施工・品質」の分野では、重機制御や切羽作

* 技術研究所土木技術グループ

業の判定等の、自動化の要素技術となるような AI 活用技術の開発が考えられる。また、覆工コンクリート評価のように、広範囲を対象に観察作業を行う場合には、AI に代行させることで効率化が期待される。

「地山評価」の分野では、切羽評価、切羽前方探査、変位予測等に関する技術の開発が考えられる。これまで経験豊富な技術者が担っていた高度な判断を AI に実施・補助させることにより、知識の浅い若手職員でも業務を容易に実施可能となると考えられる。

「安全・健康」の分野では、職員や作業員の体調を AI に判定させることで、より客観的に健康状態を把握・管理することが可能となると考えられる。また、重機や作業員をトラッキングさせ、接触の危険性がある場合に警報を出させることで、事故を防止することが可能となる。

ここに挙げたものは現時点で考えられる要素技術の一例であり、現場の需要や社会情勢の変化に合わせて開発内容を検討していく。

§ 3. 『掘削サイクル判定システム』

3-1 概要

『掘削サイクル判定システム』は、ネットワークカメラで取得した切羽の映像を常に AI に見せ、穿孔・装薬、発破、ずり搬出等の切羽作業を判定させることで、掘削サイクルを把握することを可能とするシステムである。

従来は目視により断続的に施工状況を把握していたが、本システムでは連続的に、昼夜問わず自動で判断することが出来る。これによって日々の掘削サイクルをより正確に把握・分析することが可能となり、掘削サイクルの見直しや改善による生産性向上が期待出来る。また、掘削サイクルをデータとして取得・利用することが出来るため、他のシステムや機械と容易に組み合わせることが出来る。例えば、切羽作業の内容に合わせた送風機の出力の調整や、坑内重機を自動制御するための入力要素としての利用が期待される。

図-1 に示されているように、本システムは山岳トンネルの施工に関わる技術であり、導入による生産性向上が期待された。また、本システムは山岳トンネルのメインの作業場所である切羽の管理に直接関与しており、今後開発する様々な技術の構成要素となり得る。これらの理由により、早期の開発に至った。

3-2 構成

本システムは、図-2 に示されているように、ネットワークカメラ、クラウドサーバー、および複数の PC 端末により構成される。

切羽に向けて設置されたネットワークカメラから、現場 LAN を通してライブ映像が配信される（図-2 中①）。ネットワークカメラは、表-1 に示すスペックを考慮して選定した。つまり、切羽作業の判定に用いる映像が不

鮮明にならないよう、ビデオの解像度やフレームレートの数値が十分大きいものとした。また、設置場所が施工中のトンネル内となることから、無線 LAN の接続が不安定になった際の影響を受けないよう PoE 給電方式であり、湧水や粉塵が発生する環境下でも耐えられるものとした。

なお、ネットワークカメラの基本的な設置場所は電源台車としている（写真-1）。その主な理由は、電源台車が切羽進行に合わせて適宜前方へ移設されるため、ネットワークカメラの移設作業が不要となることである。また、ネットワークカメラを切羽からある程度離すことで、



図-1 『山岳トンネル AI ソリューション』の構想

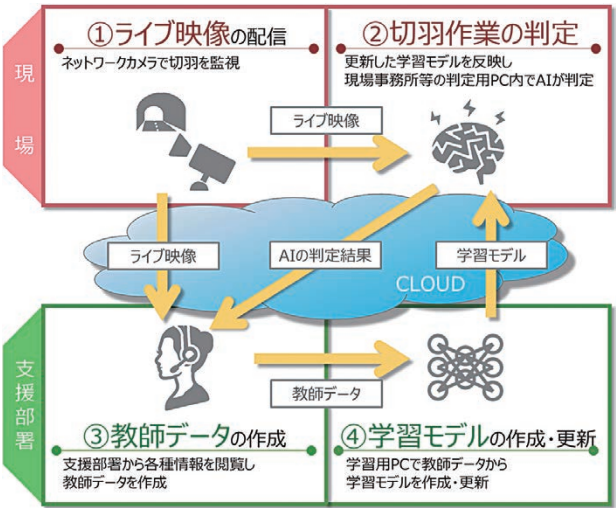


図-2 掘削サイクル判定システムの構成

表-1 ネットワークカメラの主なスペック

項目	仕様
ビデオ解像度	1920×1080ピクセル
フレームレート	50/60fps
電源	PoE給電
防水規格	IP66

切羽全体を確実に画面内に収めることや、発破時の振動や重機との接触による機材トラブルの危険性を減らすことも考慮している。

現場事務所等に設置された判定用 PC には学習モデル（学習済みの AI）が入っており、配信されたライブ映像から切羽作業の内容が判定される（図-2 中②）。判定の際には、単純にひとつの静止画フレームのみを参照するのではなく、複数のフレーム情報を用い、時間の経過による影響を考慮している。

これらのライブ映像や AI の判定結果はクラウドへも自動で転送される。これによって、現場だけでなく本社や支社等の支援部署においても、データの閲覧が可能となり、判定結果の修正も容易となる（図-2 中③）。

映像と修正された判定結果は、現場とは別のリモートサイトに設置された学習用 PC に転送される。これらのデータを教師データとして AI に「教師あり学習」を施し、判定用 PC 内の学習モデルを更新することで、判定精度の継続的な向上を図る（図-2 中④）。

3-3 操作画面

ライブ映像や AI の判定結果の閲覧、教師データの作成、データの分析等の一連の処理を外部からも円滑に行うことが可能となるよう、ウェブブラウザを通してクラウド上のデータを操作出来る仕様とした。各操作画面の内容を以下に示す。

(1) リアルタイム判定画面

リアルタイム判定画面の例を図-3 に示す。本画面では、ネットワークカメラのライブ映像と、AI の判定結果を閲覧することが出来る。現場 LAN 等の環境にも依るが、ライブ映像の遅延は数秒程度であり、切羽の作業状況をリアルタイムで把握することが可能である。

(2) 教師データ作成画面

教師データ作成画面の例を図-4 に示す。本画面では、AI の判定結果を閲覧するとともに、教師データの作成を目的としてその修正を効率的に行うことが可能である。本システムが開発される以前は、教師データを作成するために、支援部署での映像のダウンロード、切羽作業に基づいた映像の分割、学習用 PC へのデータの送付等が必要であり、1 日分の映像を処理するのに 8 時間程度掛かっていた。それに対し、本システムでは、シークバー上で各切羽作業の開始・終了時刻を指定するだけで教師データを作成することが出来、1 週間分の映像を 3 時間程度で処理することが可能となった。

(3) データ分析画面

データ分析画面の例を図-5 に示す。本画面では、各切羽作業に掛かった時間の累計値や割合を、任意の期間を対象に集計することが出来る。データを日々確認することで、現状の掘削サイクルを分析したり、普段の掘削サイクルよりも遅れが生じた場合にその詳細を把握したりすることが可能である。また、AI の判定結果とその修

正結果を日々比較することで、学習モデルの更新による判定精度の向上具合を確認することも可能である。

(4) 過去映像閲覧画面

過去映像閲覧画面の例を図-6 に示す。過去に配信された映像は 1 時間毎に区切られて保存されており、本画面から閲覧することが出来る。例えば、データ分析の結果から掘削サイクルの遅れが発覚した場合に、過去の映像を閲覧してその原因を調べることで、掘削サイクルの改善に繋がることが期待される。

§ 4. 適用例

4-1 概要

当社施工中の現場にて、本システムの適用を開始した。本現場では発破掘削が適用されていることから、図-7 に示す A から E までの 5 項目の切羽作業に分類して AI の学習や判定を行うこととした。なお、適用開始以降の経過期間は数ヶ月程度であり、教師データが不十分であるため、学習モデルの更新回数は 1 回に留まっている。



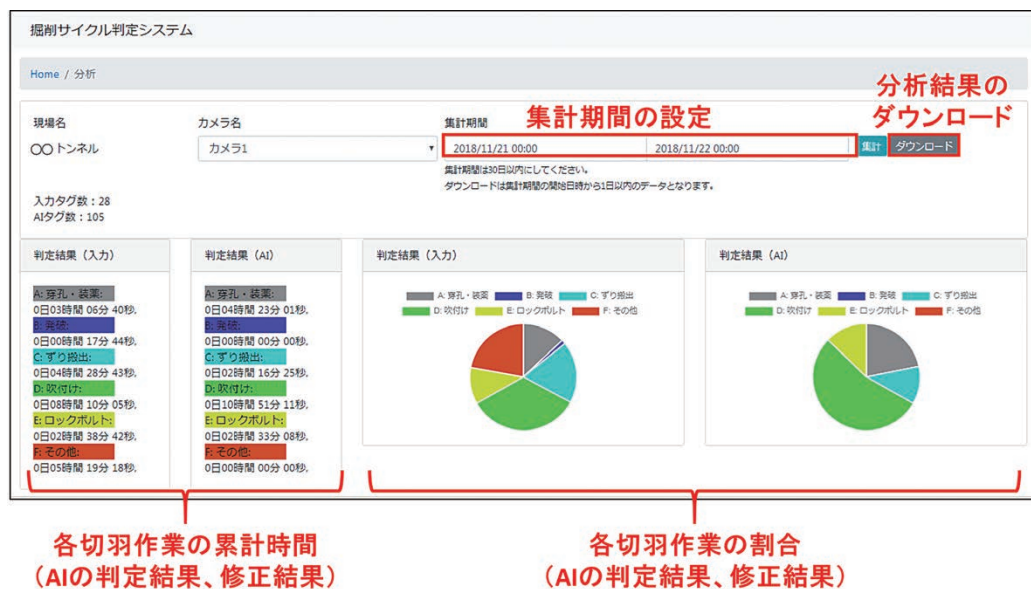
写真-1 ネットワークカメラ設置の様子



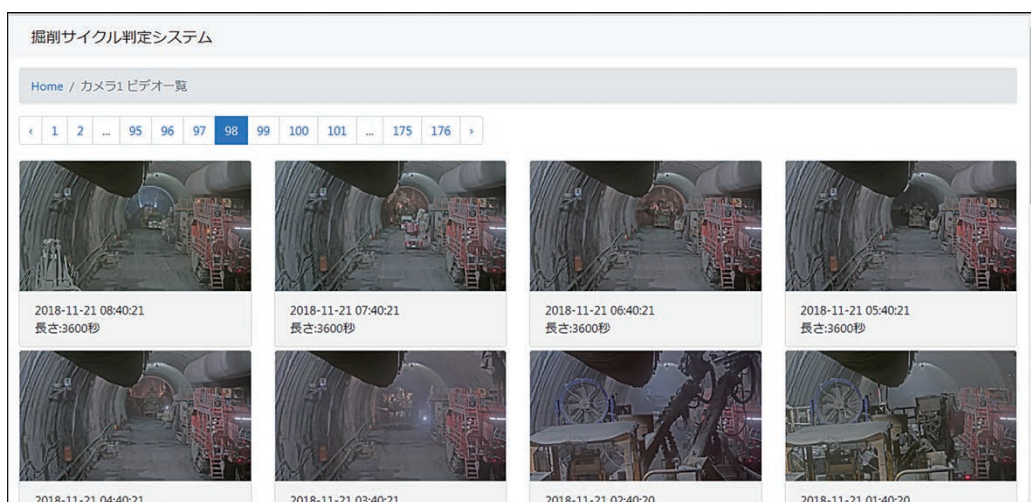
図-3 リアルタイム判定画面の例



図-4 教師データ作成画面の例



図一5 データ分析画面の例



図一6 過去動画閲覧画面の例

4-2 評価方法

AIの判定結果に対して、混同行列を作成することとした。混同行列は、表-2のように、AIの判定結果と正解の項目を各々横軸と縦軸に配置し、対応するデータの数を2次元行列上に配置することで、AIの判定の良否を判り易く表示したものである。対角成分（表中の太字）の値は、AIの判定が正しい場合のデータの数を表わしており、この値が大きいくほど判定の精度も良いといえる。

さらに、AIの判定精度を定量的に表わす指標値として、正解率、適合率、再現率を算出することとした。本来は扱う問題に応じて適した指標値を選択するものであるが、今回は適した指標値を事前に判断することができなかったため、全ての値を用いることとした。

正解率は、全てのデータのうち、どれだけが正解であったかを示し、全体のデータ群に対して1つだけ求められる値である。正解率 *Accuracy* は、表中の記号を用いて(1)式のように算出される。

$$Accuracy = (TP + FN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

適合率は、各項目を対象としたAIの判定のうち、どれだけが正解であったかを示す値である。それに対して再現率は、各項目を対象とした正解のデータ数のうち、どれだけがAIによって判定されたかを示す値である。適合率 *Precision* と再現率 *Recall* は各項目に対して求められる値であり、表中の記号を用いて各々(2)、(3)式のように算出される。

$$Precision = (TP) / (TP + FP) \quad (2)$$

$$Recall = (TP) / (TP + TN) \quad (3)$$

4-3 結果

本適用により作成された混同行列を表-3に、算出された正解率、適合率、再現率の値を表-4に示す。データは学習モデルを更新した後の掘削サイクル15周分のものを対象としており、筆者による修正結果を正解としている。また、本システムではAIの判定結果が1秒毎に出力されるため、混同行列の成分や各指標値は各切羽作業の累計時間（秒）から算出されている。

得られた結果から、以下のことがいえる。

- ① 正解率は52%であり、AIの判定結果のうち半分程度が正解である。ただし、各切羽作業の適合率や再現率は16~77%の間に分布しており、判定の良否に偏りがある。
- ② 「B：発破」では適合率が高い（77%）。この切羽作業では移動式発破防護バールン¹⁾が用いられているが、これが他の切羽作業で使用されないことや、視認し易い大きさであったことにより、AIが切羽作業の特徴を把握し易かったためと考えられる。
- ③ 「D：吹付け」では、適合率と再現率がともに比較的高いが（各々72%、57%）、「C：ずり搬出」と互いに誤判定される傾向にある。原因の一つとして、これらの切羽作業中にはドリルジャンボがネットワークカメラの前で待機しているため、切羽付近の状況が見え難いことが考えられる（図-4中の左上の写真）。また、「C：ずり搬出」の作業中に、次の「D：吹付け」で用いる吹付け機が映像に映り込む位置で待機していることも原因であると考えられる。これ

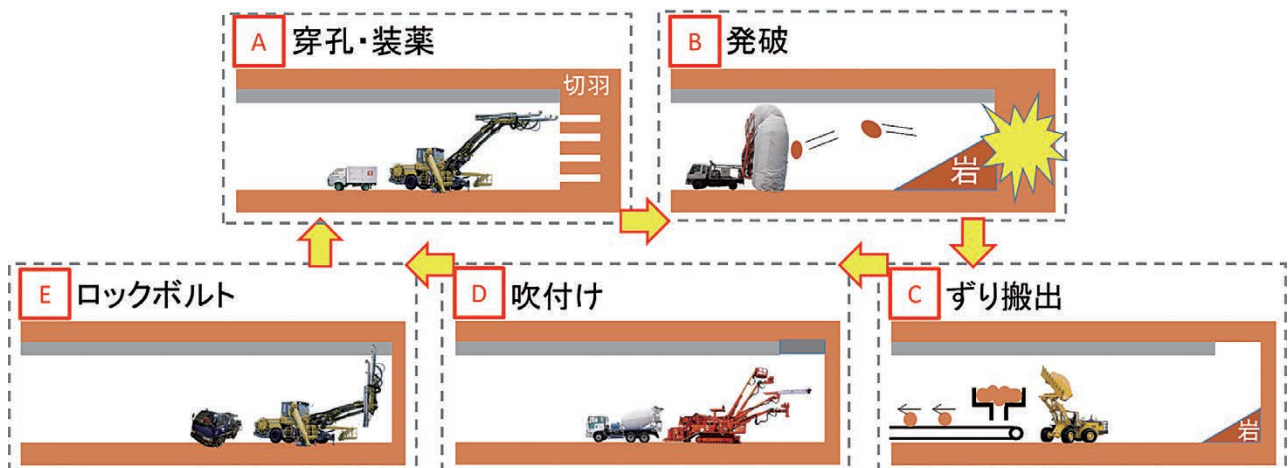


図-7 本システムで学習した掘削サイクル中の切羽作業

表-2 混同行列の例（2項目の場合）

		AIの判定結果	
		陽性 (Positive)	陰性 (Negative)
正解	正解 (True)	True Positive (TP)	True Negative (TN)
	不正解 (False)	False Positive (FP)	False Negative (FN)

表一３ AI の判定結果と正解の比較（混同行列、各成分は切羽作業の累計時間（秒））

		AIの判定結果				
		A：穿孔・装薬	B：発破	C：ずり搬出	D：吹付け	E：ロックボルト
正解	A：穿孔・装薬	25,505	368	4,329	645	3,714
	B：発破	654	2,497	396	143	1,402
	C：ずり搬出	1,019	15	14,591	10,438	12,624
	D：吹付け	2,023	151	14,732	31,079	6,846
	E：ロックボルト	8,680	216	1,836	851	4,688

表一４ AI の判定結果の評価

	項目				
	A：穿孔・装薬	B：発破	C：ずり搬出	D：吹付け	E：ロックボルト
正解率	52%				
適合率	67%	77%	41%	72%	16%
再現率	74%	49%	38%	57%	29%

らの影響は、ネットワークカメラの設置位置や重機の待機場所を変更することにより排除出来るものと考えられる。それに加え、切羽作業の最中と重機の入替え中では切羽付近の様相が異なることも考慮して教師データを作成すべきであると考えられる。

- ④ 「A：穿孔・装薬」では、適合率と再現率がともに高いが（各々 67%，74%）、「E：ロックボルト」と互いに誤判定される傾向にある。両方の切羽作業において共通の重機であるドリルジャンボを用いていることや、現状のネットワークカメラ位置では穿孔方向等の細かい内容を判別し難いことが原因であると考えられる。
- ⑤ 一方、ドリルジャンボを用いている場合（切羽作業 A，E）とドリルジャンボを用いていない場合（切羽作業 B，C，D）が互いに誤判定されることもあり、人の判断では起こり難い間違い方をしている場合が少なくない。このことより、AI が人とは異なる基準で判定を行っている可能性が考えられ、今後は AI の判断の傾向を制御・把握した上で教師データを作成していく必要があると考えられる。

§5. まとめ

今回、掘削サイクルを把握するためのシステムとして『掘削サイクル判定システム』を開発し、当社施工中の現場への適用を開始した。本システムは、AI 活用技術によって山岳トンネルの省人化・自動化を目指す『山岳トンネル AI ソリューション』の要素技術である。

適用の初期段階ということもあり、各切羽作業の判定精度には偏りが認められたが、これに関しては、教師データの蓄積や学習モデルの更新・再構築、ネットワークカメラや重機の位置の工夫等により、改善が可能であると考えている。

今後は、上記の検討をはじめとした判定精度向上に向けた取組みを本現場にて継続するとともに、掘削方式や坑内設備の異なる他現場へも本システムを積極的に展開していく予定である。

謝辞. 本システムの開発にあたり、(株) sMedio の担当者の方々には大変お世話になりました。感謝申し上げます。

参考文献

- 三井善孝，山本悟，塚田純一，小林雅彦：山岳トンネルにおける『移動式発破防護バルーン』の適用，土木学会第 73 回年次学術講演会，VI-077，pp. 153-154，2018。