

AI重機判別によるトンネル施工工程の判別実験結果

飛島建設 正会員○松元 和伸 正会員 鈴木 亮汰
沖電気工業 渡辺 孝弘 海野 彩 山本 剛司

1. はじめに

山岳トンネル建設工事では、トンネル掘削の進捗・掘削速度が工程に大きな影響を与える。工程を適切に管理し、生産性を高めるためには、大型重機の導入・高機能化による掘削サイクルの短縮にとどまらず、重機トラブルや材料ロス等、生産性を阻害する要因の排除とともに、掘削サイクルの共有による待機時間の削減が重要である。筆者らは、作業員や建設重機・車両の位置・動きの分析等を通じた作業支援に着目して、IoT・AIを活用した工程管理システムを開発し、現場検証を行ってきている。これまで、AI エンジンに構築する学習データの偏りや工程判別方法の不備により、重機判別精度や工程判別精度が一部工程で極端に低下し、実用上の課題を有していた。

本報では、それらの課題に対する対策を実施した実験結果について報告する。

2. システム概要

本システムは、IoT・AI を活用して重機および人を自動的に判別し、工程管理を行うものである。システムの概要を図-1 に示す。まず、AI による重機判別のための学習データを取得し、AI エンジンに構築する。次に、3D LiDAR&カメラ型センサーをトンネル切羽近傍の左右側壁に設置(図-2)し、同センサーで取得した位置情報と映像の解析・統合処理を行い、対象重機や人の正確な3次元位置情報を算出する。同時に、機械学習を行ったAI エンジンにより施工重機の種類と作業工程を自動判別し、映像を記録する。

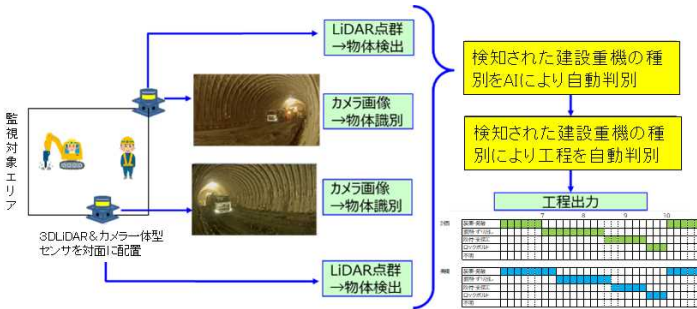


図-1 システムの概要

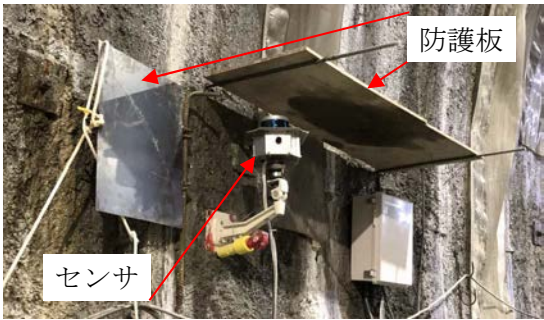


図-2 センサとセンサ設置例

3. 重機認識のための AI エンジンの更新

表-1 に示すケース1の学習データでは、各重機の枚数に差があり、かつ切羽から遠距離の画像データが少なかったことが要因で重機判別や工程判別の精度が低くなる傾向が見られた¹⁾。今回、ケース2に示すように、センサーからの切羽までの距離が近距離(約20～30m)、中距離(約30～40m)、遠距離(約40m～)で、10種類の重機に対して表-1に示すような均等な画像数で学習させたAI エンジンに再構築した。

表-1 学習データ数の内訳

ケース	距離パターン	左センサー側	右センサー側	小計
1	近距離 (約20～30m)	3,879	3,760	7,639
	中遠距離 (約30～45m)	580	605	1,185
	小計	4,459	4,365	8,824
2	近距離 (約20～30m)	2,000	2,000	4,000
	中距離 (約30～40m)	2,000	2,000	4,000
	遠距離 (約40m～)	2,000	2,000	4,000
	小計	6,000	6,000	12,000

4. 工程判別結果

実験の工程判別の評価はカメラ映像を目視判別した掘削サイクル工程と、本システムが出力した掘削サイクル工程を比較して評価を行った。評価工程は、「掘削・ずり出し工」、「吹付け・支保工」、「ロックボルト工」の3工程とし、表-2のように切羽近傍で作業する重機種別を参考に工程判別を行っている。

キーワード：AI, 3DLiDar, カメラ, 工程判別

連絡先 : 〒270-0222 千葉県野田市木間ヶ瀬5472 飛島建設技術研究所 TEL 04-7198-7572, FAX 04-7198-7586

表-3 に、AI エンジン再構築前後の個別工程判別結果の比較を示す。同表の結果は現地で記録した各サイクル約 8 時間分のデータを処理した工程別の判別結果である。ケース 2 については、センサの前に待機重機が停車しているかどうかで、区別した判別結果も併せて示す。ケース 1 の場合、「吹付け・支保工」で 80%を超える正判別結果を示しているが、他の工程では判別精度が低いのが特徴的である。これに対して、ケース 1 の AI エンジンの学習データの偏りを改善したケース 2 では、AI エンジン再構築の効果がよく表れており、ケース 2-1（センサ前に重機停車なし）において、90%を超える高い正判別結果が得られている。ここで、課題となったのが、センサ前に次工程の重機が待機してセンサに映り込んだケース 2-2 の場合である。このような場合、切羽近傍で作業する重機ではなくセンサ前の停車重機により工程判別が行われ、判別結果を誤るケースが多くみられた。

そこで、センサ前に停車している重機を自動検出し、停車重機が検出された場合はそのセンサによる重機判別結果を利用しないという改良を行い、上記のデータの再評価を行った。その結果を表-4 に示す。ケース 2-2 に示すように、センサ前に重機が停車している場合でも 90%を超える精度で工程判別ができていたことがわかる。

表-3および表-4の結果は1秒毎のシステム判別結果を示したものであるが、実際のシステム運用時には、10 分単位で現在の工程を表示するようにしており、1 秒単位での判別結果を平均化（10 分以内での評価の高い工程を評価値とする）できるようにしている。表-5 は、4 日間約 25 時間分のデータを処理して、10 分毎の判別結果を示したのものであるが、平均 91%の工程判別精度となった。その誤判別の主要因を精査すると、「掘削・ずり出し」を「ロックボルト」と誤判別したケースが 7、「吹付け・支保工」を「掘削・ずり出し」と誤判別したケースが 6 であった。前者は、他の工程で出現する重機に特徴が似ている重機が出現したケース（モルタル台車に似たクレーン付き重機が掘削中にセンサ内の出現）であり、後者は、右センサ前にバックホウが停車していたが、更に左センサ近くにアジテータ車が停車したため、よりセンサに近いアジテータ車を停止重機とシステム側で判別したために発生した誤判別である。多くのケースが、停車重機検出のパラメータ調整と施工側の運用（可能な限りセンサ前に重機を停車させない）で避けられるものである。

5. まとめ

AI 重機判別を活用したトンネル掘削時の工程判別の現場検証を実施した。各工程ともに 90%を超える高い精度で判別できることが示された。今後、現場での運用性を向上させるためシステムの完成度を高めていきたいと考えている。

参考文献

1) 松元和伸, 鈴木亮汰, 山本剛司, 渡辺孝弘: トンネル重機のマシンビジョンAI判別による工程管理の現場試行, 土木情報学シンポジウム講演集, Vol. 46, pp. 93-96, 2021.

表-2 検出・判別された重機と工程の関係一覧

工程	作業重機			
	サイドダンプ	10tトラック	バックホウ	ブレーカー
掘削・ずり出し工	サイドダンプ	10tトラック	バックホウ	ブレーカー
吹付け・支保工	吹付け機	アジテータ車	バックホウ(待機)	ブレーカー(待機)
ロックボルト工	ドリルジャンボ	モルタル台車	—	—
その他	学習対象外の重機	判別信頼度の低い重機	—	—
作業無し	重機が存在しない	—	—	—

表-3 AI エンジン再構築前後の判別結果（1 秒単位）

ケース	実工程	判別工程				
		掘削・ずり出し	吹付け・支保工	ロックボルト	その他	作業なし
1	掘削・ずり出し	51.4%	36.2%	4.1%	3.4%	4.8%
	吹付け・支保工	6.9%	83.9%	2.9%	2.1%	4.2%
	ロックボルト	7.1%	74.0%	6.9%	3.6%	8.4%
2-1 センサ前に 重機停車なし	掘削・ずり出し	93.7%	0.4%	0.1%	5.8%	0.0%
	吹付け・支保工	6.3%	92.2%	0.1%	1.4%	0.0%
	ロックボルト	1.6%	1.6%	90.8%	6.0%	0.0%
2-2 センサ前に 重機停車あり	掘削・ずり出し	8.6%	80.6%	0.0%	10.9%	0.0%
	吹付け・支保工	50.1%	7.9%	0.2%	41.8%	0.0%
	ロックボルト	—	—	—	—	—

表-4 改良後のシステムによる判別結果（1 秒単位）

ケース	実工程	判別工程				
		掘削・ずり出し	吹付け・支保工	ロックボルト	その他	作業なし
2-1 センサ前に 重機停車なし	掘削・ずり出し	97.8%	1.0%	0.4%	0.7%	0.0%
	吹付け・支保工	0.6%	97.9%	0.1%	0.9%	0.5%
	ロックボルト	2.6%	0.0%	96.9%	0.4%	0.0%
2-2 センサ前に 重機停車あり	掘削・ずり出し	93.7%	0.0%	0.0%	6.3%	0.0%
	吹付け・支保工	3.6%	92.4%	1.6%	0.4%	2.1%
	ロックボルト	—	—	—	—	—

表-5 検出・判別された重機と工程の関係一覧

	総単位時間 (10分)数	正判別数	誤判別数	工程判別率
1日目	36	33	3	91.7%
2日目	48	43	4	89.6%
3日目	45	42	3	93.3%
4日目	23	21	2	91.3%
合計	152	139	13	91.4%