

マルチモーダル AI を用いた山岳トンネル掘削サイクルの自動分析技術「CyclEye™」

(株)大林組 正会員 ○吉田 健一

(株)アラヤ 非会員 福田 雄太 非会員 原口 将征

1. はじめに

山岳トンネル工事の生産性向上は、より早く掘ることによって達成される。そのためには、ムダ・ムリ・ムラを削減し、サイクルタイム（各作業に要する時間）とダウンタイム（機械の故障等による掘削停止時間）を最小化する必要がある。つまり、生産性を分析するためには、昼夜繰り返し行われる掘削作業時間を継続して計測する必要がある。しかし、常時人の目で監視し続けることは現実的に不可能である。

近年、AIは長足の進歩を遂げているが、その発展には深層学習が深くかかわっている。深層学習によって、大量のデータを機械に学習させて情報処理モデルを生成し、特定のタスクを実行することが可能になった。中でも深層学習の代表的手法である畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を活用することで、画像認識や音声認識の性能が大幅に向上した。本稿では、マルチモーダル AI を用いた山岳トンネル掘削サイクルの自動分析技術「CyclEye™」の概要について記述する。

2. マルチモーダル AI モデルの構築

(1) 山岳トンネル工事の特徴

標準的な山岳トンネル掘削サイクルと各作業で用いられる施工機械を図1に示す。ここから、切羽作業で使われている施工機械を認識することによって、現在の作業内容を推定できることが分かる。

(2) 学習データとデータ取得方法

データ取得の費用と手間を最小限にするために、映像と音声を学習データに使用した。映像の利点は、人間が一目で作業内容を識別できるため正解ラベル付けが容易である点がある。欠点は、物体同士の重なりや、作業中なのか停止中なのかの識別が困難な点にある。その欠点は音声で補うことが可能である。なぜなら、作業中はその作業に固有の音声が発生するからである。データ取得方法は、カメラとマイクが一体となったクラウドカメラ「Safie pocket2」を使用した。

(3) 作業内容推定 AI モデル

図2に作業内容を推定する AI モデルの全体図を示す。これは、合計5つのニューラルネットワーク構造を統合したものである。まず、物体検知モデルにYOLOv5を使用した。このモデルによって、映像内にある施工機械の種類や位置情報、切羽からの順序情報を取得することが可能になる。

画像認識モデルは、施工機械だけでなく映像内にある全ての情報から特徴量を抽出するモデルである。ドリルジャンボのブームの動きや、オペレータ



図1 掘削サイクルと施工機械

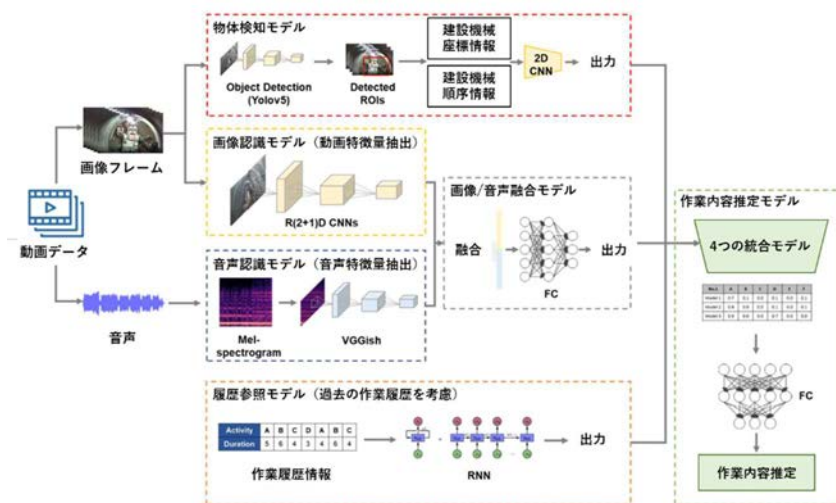


図2 AIモデルの全体図

キーワード マルチモーダル AI, 生産性向上, サイクルタイム, 物体検知, 山岳トンネル

連絡先 〒108-8502 東京都港区港南 2-15-2 株式会社大林組 先端技術推進室技術開発部 TEL 050-3828-7717

の動作などあらゆる情報が学習に利用される。学習用に選定したモデルは、2D の画像平面情報と 1D の時系列を考慮することが可能な R (2+1) D CNN であり、計算効率がよく過剰適合を緩和することで知られている。

音声認識モデルの学習は、元データを短時間フーリエ変換してメル尺度スペクトログラムを取得し VGGish を活用して行った。VGGish は現実世界の幅広い音声を網羅した学習済みモデルである。

翻って、トンネル掘削作業の順番が変わることはない。発破したあとずり出しが行われ、コンクリート吹付後にロックボルト打設作業が行われる。この順番が決まっているというトンネル掘削作業の性質を利用したのが履歴参照モデルであり、リカーレントニューラルネットワーク (RNN) 構造を持つため、いわば短時間の記憶を持つことができる。物体検知・画像認識・音声認識モデルは現時点での情報をリアルタイムに分析する一方で、このモデルは作業の流れも考慮できるため、より信頼性を向上させることが可能になる。

上記 4 つのモデルを統合し、最終的な作業内容推定結果を出す AI には、多重パーセプトロンを使用した。

(4) 学習結果

7 サイクル、合計約 28 時間の動画データを学習データとして使用し、テストした結果を図 3 に示す。音声を活用することで、画像認識だけでは識別が困難だった削孔作業 (Drilling) と装薬作業 (Charging) を高精度に推定できた。また、物体検知だけでなく動画全体の特徴量を活用することによって、発破孔削孔作業 (Drilling) とロックボルト削孔作業 (RockBolting) も高精度に推定できた。発破 (Blasting) の前は、作業員や施工機械を一斉退避させるため、何も作業していない状況 (Nothing) と誤検知してしまった可能性がある。しかし、学習データとテストデータを同じ現場データとした場合、非常に高精度な統合 AI モデルを構築出来たことが分かる。

Drilling	0.94	0.02	0.00	0.00	0.01	0.00	0.02	0.00	0.00
Charging	0.03	0.92	0.00	0.00	0.01	0.00	0.02	0.01	0.01
Blasting	0.00	0.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.50
Mucking	0.01	0.01	0.00	0.89	0.01	0.04	0.02	0.00	0.02
Scaling	0.00	0.00	0.00	0.01	0.75	0.14	0.01	0.03	0.04
Spraying	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.97	0.00	0.01	0.00
ErectingBeam	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.13	0.85	0.00	0.01
RockBolting	0.02	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.96	0.00	0.00
BreakTime	0.00	0.01	0.00	0.00	0.02	0.03	0.00	0.93	0.00
Nothing	0.00	0.03	0.00	0.07	0.01	0.03	0.00	0.02	0.82
	Drilling	Charging	Blasting	Mucking	Scaling	Spraying	ErectingBeam	RockBolting	BreakTime

図 3 作業内容推定モデル学習結果

3. CyclEye™のユーザーインターフェース (UI)

上記 AI を実装した山岳トンネル掘削サイクルを自動分析するソフトウェアを開発した (図 4)。Safie のストリーミング API 機能を用いることによって、Safie pocket2 で取得した動画データをリアルタイムで分析することができる。画面には、物体検知状況、現在の作業、作業開始時刻、作業経過時間等が表示される。重ダンプトラックの搬出回数やペイローダーの積み込み回数も施工機械位置情報を分析することでカウントできるため、推定ずり出し量もそこから計算可能である。また、発破時刻や、これまでの作業内容推定結果の履歴を棒グラフの形で可視化する機能も実装した。一日の終わりには昼勤班と夜勤班の結果を比較することも可能であるため、データを用いてより効率的な掘削手法のディスカッションを行うことも可能になる。なお、リアルタイム分析結果の確認は、ブラウザを通じて PC やタブレット、スマートフォンで行うことができるため、特別なアプリやソフトウェアを各個人が各々のデバイスに導入する必要はない。



図 3 CyclEye™の UI

画像認識と音声認識を融合させたマルチモーダル AI モデルを構築し、深層学習を行った。動画データのリアルタイム分析に加えて過去の作業履歴も考慮することで、高精度な統合 AI モデルを構築することができた。それをベースとして、山岳トンネル掘削サイクルの自動分析技術「CyclEye™」を開発した。今後、様々な種類のデータを学習させることによってロバスト性を高めていく。本稿で示した技術を山岳トンネル工事現場に実装することで、生産性の向上とデータドリブンで迅速な意思決定の一助となれば幸いである。