

山岳トンネルにおける掘削施工サイクルの自動取得システムの開発

安藤ハザマ 正会員 ○天童 涼太
 安藤ハザマ 横内 静二
 安藤ハザマ 正会員 早川健太郎
 エルグベンチャーズ 森田 祐一

1. はじめに

山岳トンネルの工事では通常 1.0～2.0m ずつ掘削を進める。掘削作業では①削岩（穿孔・装薬・発破）、②ずり出し、③鋼製支保工建込み、④コンクリート吹付け、⑤ロックボルト打設等の一連の作業を繰り返して行う（図-1 参照）。これらの一連の作業の流れが掘削サイクルであり、作業の流れをタイムテーブルにしたものがサイクルタイムである。サイクルタイム内の各工程はそれぞれクリティカルパスとなっており、各工程のサイクルを把握し、分析することは、トンネル掘削作業の効率化に向けて重要な項目である。

筆者らは、詳細で精度の高いサイクルタイムの分析を行うことを目的に、切羽監視のために常設されるカメラから得られる画像から自動でサイクルタイムを取得するシステムを開発した。本報文では、開発したシステムについて報告する。

作業工程	削岩(穿孔・装薬・発破)	ずり出し	鋼製支保工建込み	吹付け	ロックボルト
作業概要					

図-1 トンネル掘削作業

2. トンネルサイクルタイム取得の意義と開発コンセプト

サイクルタイム取得の目的は、掘削作業における無理・無駄の把握、実績に基づく適切な原価・工程管理を行うことである。しかし、トンネル掘削作業は昼夜を問わず行われ、正確なサイクルタイムを取得するのは容易ではない。そこで、これまでに、当社では、サイクルタイムの自動取得に向けて、重機に IC タグをつけてログ情報を取得する方法などを検討してきたが、このような現場の重機等に新たな設備を設ける手法だと、たとえ、モデル現場では実施することができたとしても、社内の全トンネル現場に適用することは、メンテナンスなどの面から容易ではないと判断した。

そこで、筆者らは、近年、トンネル切羽に常設している切羽監視カメラに着目し、切羽画像から、サイクルタイムを取得する手法の開発に取り組んだ。本手法は、サイクル取得のために、トンネル内の設備の改造や新たな施設の増設の必要がなく、データの分析・整理の作業は現場事務所もしくは本支店で行うことができる。

画像からサイクルを識別するためには、最初に機械学習を行う必要がある。機械学習のために大量の教師データを作成する必要があると普及はままならない。そこで、本システムの開発にあたっては、新規の現場に導入した場合でも、最小限の機械学習で済むシステムを目指した。



図-2 切羽カメラ画像例

キーワード 山岳トンネル、掘削サイクルタイム、機械学習、YOLO

連絡先 〒107-8658 東京都港区赤坂 6-1-20 (株)安藤・間 TEL03-6234-3673

3. 判別手法

(1) 機械学習による画像識別

現場に常設しているカメラから得られた画像を Google 社開発の機械学習のためのライブラリ TensorFlow を使い、画像分類の学習済みモデル Inception-v3 を転移学習させることで掘削施工サイクルの分類モデルを構築した。学習に用いた画像は 6 サイクル分 (2,000 枚) である。

当初、機械学習による作業分類は、図-1 に示す掘削施工サイクルの 5 工程の作業の分類を目標に

スタートした。しかし、「削岩とロックボルト」、「鋼製支保工建込みと吹付け」は、それぞれ同じ重機を用いて作業するため、カメラ画像上、極めて似通った作業となる。そのため、十分な精度を確保するためには、膨大な教師データが必要となることから、運用上、適さないと判断した。そこで、「削岩とロックボルト」、「ずり出し」、「鋼製支保工建込みと吹付け」の 3 工程区分で、判定を行うものとした。図-3 はある区間の 5 工程を目視判別によりサイクルタイムにしたものである。これを 3 工程にまとめて、さらに、機械学習による画像識別で得られたサイクルタイムを重ね合わせたものが図-4 である。作業分類を 3 工程区分としたことで、目視によって判定したサイクルタイムの 95% の正解率に達することが確認できた。

(2) 機械学習によるオブジェクト検知

3 工程を 5 工程に分けるため、物体検知アルゴリズム YOLO を用いて、各工程区分に関連するオブジェクトの検知を行った。着目したオブジェクトは、エレクターの動作、生コン車、火薬運搬車である。図-5 にオブジェクト検知状況、図-6 にオブジェクト検知情報をサイクルタイムに重ね合わせたものを示す。



(a) エレクターの認識



(b) 生コン車の認識



(c) 火薬運搬車の認識

図-5 オブジェクト検知状況

画像識別に、オブジェクト検知結果のデータを加えて判断することで、3 工程を 5 工程に分けることが可能となった。例えば、画像識別では判別が困難であった削岩とロックボルト作業について、オブジェクト検知で捉えたガイドセルの向きから、ロックボルト作業を終えて削岩に切り替わるタイミングを特定し、分類している。図-7 に画像識別にオブジェクト検知情報を加え、サイクルタイムを取得した結果を示す。

4. まとめ

実際のトンネル掘削作業では、重複して作業が行われたり、サイクル間での重機の入替の際に坑内整備など雑作業も行われるため、経験のある技術者でも、切羽動画のみでサイクルタイムを算定することが難しい。しかし、機械学習による作業分類とオブジェクト検知を併用して掘削施工サイクルを分析することで、最小限の機械学習で、詳細で精度の高いサイクルタイムを取得することができた。

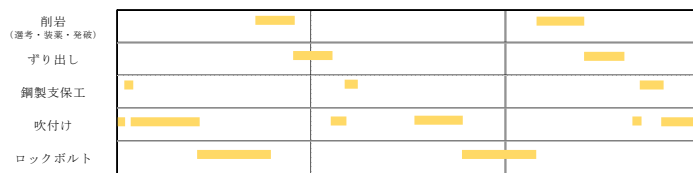


図-3 目視によるサイクルタイム

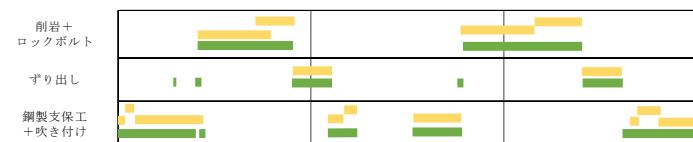


図-4 画像識別によるサイクルタイム判別(3工程区分)



図-6 オブジェクト検知情報とサイクルタイム

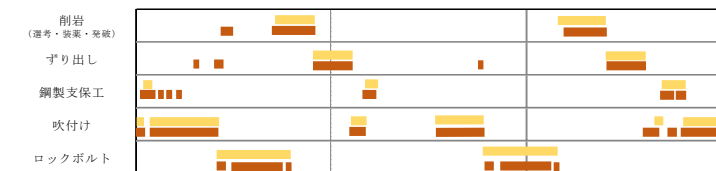


図-7 サイクルタイム自動取得結果