

AIによる物体検出手法を用いたシールド掘削土砂の連続評価技術

(株)大林組 ○正会員 大前 慶恵 正会員 山崎 啓三
 正会員 山下 健司 正会員 福武 健一
 正会員 山田 祐樹 青山 裕作

1. はじめに

少子高齢化が進み、建設業界においても技能労働者が減少していることから、自動化による生産性向上・省力化が喫緊の課題となっている。トンネル工法のひとつであるシールドは、シールド機を用いた機械式掘削であり、他工種に比べて、機械化はかなり進んでいるが、未だに自動運転にまでは至っていない。当社でもシールドの自動化技術「大林インテリジェントシールド (OGENTS)」の開発を進めており、その要素技術のひとつとして、掘削土砂の連続評価を行っている。本稿では、AI (人工知能) による物体検出手法を用いた掘削土砂の連続評価技術の概要および実験結果について述べる。

2. 掘削土砂の連続評価技術の概要

泥土圧シールドの掘削では、シールド機から検出される様々なデータを監視しながらシールド機を運転している。その中には、掘削土砂の重量や体積といった連続データがあり、土量管理や切羽圧管理などに反映されているが、掘削土砂の性状は、1日に1回、もしくは片番に1回の頻度で人力により計測して掘進に活用しており、連続的に評価していない。そこで、シールド掘削の自動化を実現するために必要となる掘削土砂性状の連続評価法として、AIによる物体検出手法を用いた画像解析技術の適用性について検証を行った。

本技術は、シールド掘削土砂を坑外へ搬出するためのベルトコンベヤー上で撮影した動画を対象に、目視により行っている掘削土砂の性状推定を画像解析技術で連続的に行うものである。近年、AIを用いた画像解析技術のうち、画像の中から定められた物体の位置とカテゴリーを識別する物体検出技術として様々な手法が提案されている。本研究では、他の手法と比べて検出速度に優れ、汎用性の高い物体検出アルゴリズムであるYOLO¹⁾ (You Only Look Once) を用いて、ベルトコンベヤー上を高速で移動する掘削土砂をVerysoft(超軟弱)、Soft(軟弱)、Normal(通常)、Dry(さらさら)の4種類の区分に分類する連続性状推定モデルを作成し、作成した推定モデルの適用性を確認した。図-1にベルトコンベヤーによる掘削土砂の搬出状況を、表-1に坑内から掘削土砂を搬出するベルトコンベヤーの仕様を示す。

3. AIによる性状推定モデルの構築手順

掘削土砂を撮影した動画に対するAIによる性状推定モデル構築の手順を図-2に示す。初めに現場で撮影した動画をフレームごとの静止画に変換した後、土砂の凹凸や水分による光の反射



図-1 ベルトコンベヤーによる土砂搬出状況

表-1 ベルトコンベヤーの仕様

項目	仕様
ベルト幅	1,400mm
ベルト速度	2m/sec
排土量	1,000m ³ /h

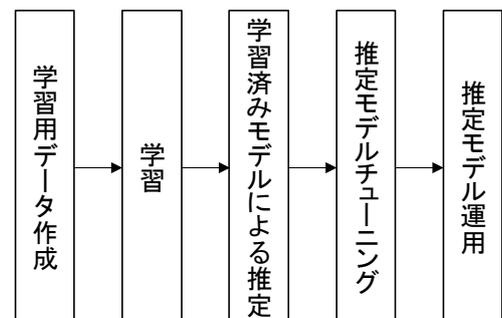


図-2 推定モデル構築手順

キーワード 泥土圧シールド, 掘削土砂, ベルトコンベヤー, AI (人工知能), 物体検出手法,

連絡先 〒108-8502 東京都港区港南 2-15-2 品川インターシティ B 棟 (株)大林組 TEL 03-5769-1318

の有無を基に4種類の性状推定区分に分類してタグ付けし、学習用データを作成した。図-3に推定区分ごとに作成した学習用データ例を示す。次に、用意した学習用データを用いてAIによる学習を行うことで、推定モデル内のパラメータの最適化を行った。作成した推定モデルは、テスト動画を用いて汎化性能を確認し、必要に応じてパラメータを調節した後、掘削土砂の性状推定モデルを完成させた。

4. 連続性状推定モデルの試行結果

作成した連続性状推定モデルの適用性を確認するため、ベルトコンベヤー上の掘削土砂を撮影した動画を対象として推定モデルの実証実験を行った。実証実験では、ベルトコンベヤー上の掘削土砂撮影動画にリアルタイムの推定結果を表示するとともに、掘削1リングごとの推定結果の出力割合を集計した。撮影動画上の推定結果表示および推定結果のデータ出力は4回/秒の頻度とした。ベルトコンベヤー上の掘削土砂の区分ごとの推定結果表示例を図-4に、1リング分の推定結果の集計例を図-5に示す。

図-4より適用した推定モデルによる推定結果は、4種類のすべての区分で概ね目視による推定結果と一致しており、ベルトコンベヤー上を秒速2mと高速で移動する掘削土砂に対してもリアルタイムの性状推定が可能であることが確認できた。1リング分の推定結果の割合は、Normalが84.5%と最も大きく、Dryが9.5%、Verysoftが5.7%であり、Softの推定結果が0.3%と最も小さくなった。性状推定結果の詳細な時系列データを確認したところ、Softの推定結果はNormalとVerysoftの推定結果の間で出力されており、目視による推定傾向と一致した。Softの推定区分は人の目視による判断でも推定があいまいとなる区分である。推定モデル構築時の学習用データ作成におけるタグ付け作業でも判断が難しかった区分であり、AIによる物体検出手法を用いた推定モデル構築時には、適切な学習用データ作成が重要であることを再認識した。

5. まとめ

本稿では、泥土圧シールドの掘削土砂に対するAIによる物体検出手法を用いた連続評価技術の適用性について報告した。作成した掘削土砂の性状推定モデルによる実証実験では、撮影した掘削土砂の動画に対して、人間の目視による推定と同等の推定が可能であることが確認できた。今後は、土質の異なる掘削土砂への適用性を確認するとともに、サンプルデータ数の追加、他のアルゴリズムモデルの検討を積極的に進め、シールド掘削の自動運転技術の実用化に向けて検討を進めていく予定である。

参考文献

1) Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick and Ali Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection", arXiv:1506.02640 [cs.CV], <https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf>

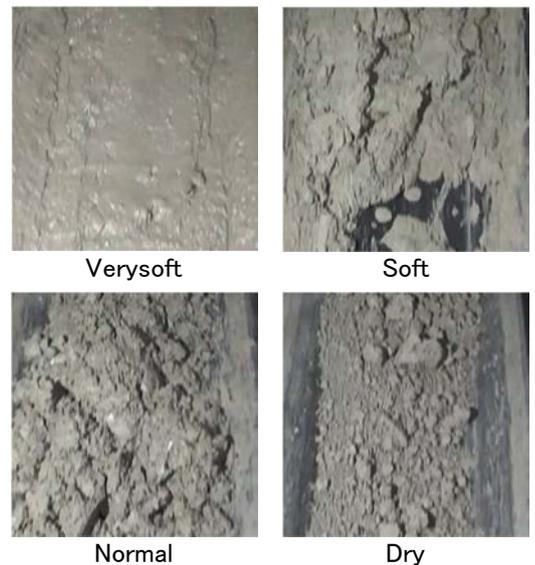


図-3 学習用データ例(推定区分4種類)

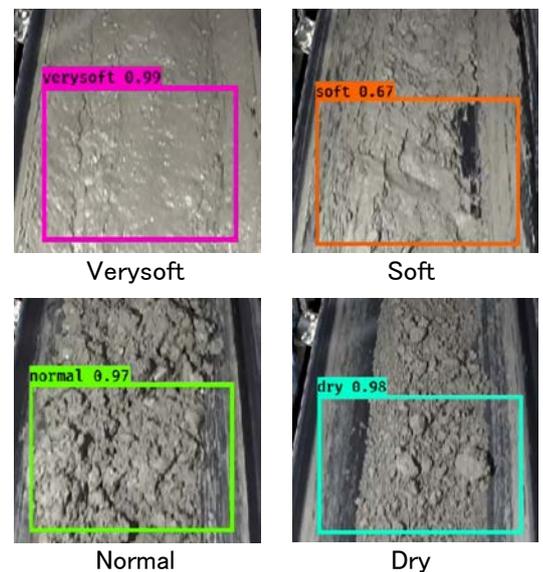


図-4 推定結果表示例

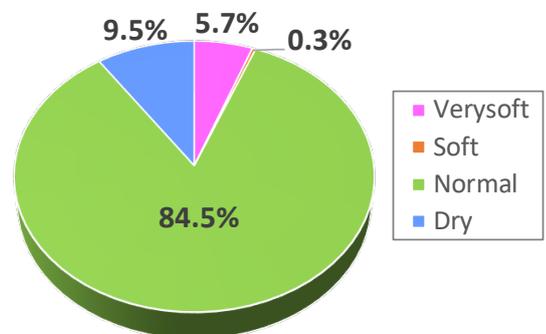


図-5 推定結果の出力割合例