特集≫ IoT, AI, ビッグデータ ┃

自律飛行型ドローンと AI を活用した トンネル発破施工の最適化

NATM 発破良否判定システム『Blast Eye/AI』

中林雅昭·杉山 崇·本木章平

山岳トンネルの発破掘削工法において、ドローンにより自動取得した発破後の飛石形状から、発破の良否を AI により判定する発破良否判定システム『Blast Eye/AI:ブラスト・アイ』(以下「本システム」という)を開発した。本システムは、事前にトンネル線形と切羽位置を自律飛行制御装置に学習させた自律飛行型ドローンにより、発破後の飛石形状の3次元形状データをデジタルカメラで自動採取する『Blast Eye』(以下「本見える化システム」という)と、その形状データから発破パターンの良否を人工知能(AI)で自動判定する『Blast AI』(以下「本判定システム」という)により構成されている。本システムにより従来、熟練トンネル技能者が発破後に目視と経験により行っていた発破の良否判定を自動化できるため、将来的な山岳トンネルの完全自動化の一技術とすることができる。

キーワード: NATM, 発破良否判定, AI, 3次元データ, ドローン, 自律飛行

1. はじめに

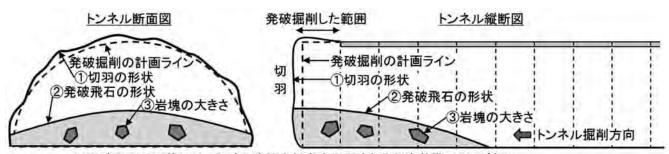
中硬質岩の山岳トンネルでは、約1~2m毎に発破作業を繰り返して行いトンネルを掘り進んでいく。 発破作業は穿孔数、穿孔方向、穿孔深さ、装薬量、雷管段数、等々の組み合わせ(以下、発破パターン)により行うが、地質の不連続性などから、発破作業の良否を都度判定し、次の発破パターンに反映する必要がある。

一般的に発破の良否判定は、大別して、①発破後の素掘り面状態(余掘り・過掘り)、②発破後の飛石形状、③発破後の飛石岩塊の大きさの3項目から実施している(図一1)。①は幾何学的な目標ラインに対する凹凸などから3Dレーザースキャナ等により定量的に判定できる。しかし、②・③は適切な形状・大きさが曖昧で定量的な判定基準がなく、トンネル熟練工の目視

判定に委ねてきた。

さらに、発破後は後ガスの希釈・拡散のための換気作業(立入禁止)や、その後の発破ずり搬出作業(関係者以外立入禁止)の関係から、現場職員が発破の良否判断基準たる②と③を確実に把握せず、定性的にも定量的にも判断基準資料を得ることも残すこともできないケースが多かった。

これらの問題解決のために,短時間の換気時間内で無人により発破飛石形状データを入手し,さらに熟練工のもつ経験(暗黙知)を人工知能(AI)に学習させ,発破パターンの判定を速やかに合理的に実施する必要があった。また,近年の熟練工の減少に伴うノウハウの継承と,将来的なトンネル掘削の完全自動化に向けた一技術としても開発の必要性があった。以下,開発内容について説明する。



※発破飛石の形状には、発破の良否を判定する明確なる判定基準ラインがない

2. 本システムの概要

本システムは、本見える化システムと本判定システムの2つの技術から構成されている(図-2)。

本見える化システムは、トンネル発破後の3次元飛石形状を自律飛行型のドローンにより自動撮影し、デジタル画像から3次元データ作成を目的とした技術である。本判定システムは、3次元飛石形状パターンから人工知能(AI)により発破の良否を自動判定する技術である。2つの異なる技術の組み合わせにより、発破後の良否判定を速やかに、且つ、合理的に実施することを可能とした。

3. ドローンにより発破の「見える化」: 本見 える化システム

ステレオカメラを用いた Visual SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) 技術によるドローンの自律飛行が、線状閉鎖構造物のトンネル内で可能であるか否か、ドローン搭載の単眼カメラにより撮影した切羽画像から SfM (Structure from Motion) 技術により 3 次元データの作成が可能であるか否か、当社施工中のトンネル工事現場で検証した。

(1) トンネル内でのドローン自律飛行を可能にする 工夫

通常、ドローンの自律飛行は衛星からの測位データや SLAM により自己位置を推定することで可能となる。トンネル内の非 GNSS 環境下での自律飛行には、SLAM 技術による自己位置推定が必要であるが、長い線状の狭隘な連続空間であり SLAM の精度誤差が大きいこと、単調で飛行時に参照する特徴点の少ない

路面であること, 照度が不十分でありカメラにより特 徴点を抽出しにくいことが課題として挙げられた。そ のため, 以下の工夫により解決を図った。

① SLAM 用カメラをトンネル上部(天端部)に向けて自律飛行

SLAM 用カメラを変化に乏しく特徴点が補足しづらい路面ではなく、鋼製支保工やロックボルト等の特徴点を補足しやすいトンネル上部に向けて自律飛行を実施(図一3)。

②ステレオカメラと LED ライトの使用

ステレオカメラによる視差を用いることで天端部からの距離を正確に認識することが可能となり、ドローンの離陸地点と着陸地点の位置は数十cmの誤差であった。また、特殊な高感度LEDライト(照度760 lux)を使用することで、安定的な自律飛行を可能とした(写真一1,2)。

(2) 指定位置で自動撮影し3次元データ作成

切羽近傍の3次元データはドローン機体下部に設置 したデジタルカメラを使用し取得した。予め撮影位置 をプログラミングしておくことで、撮影高度および位

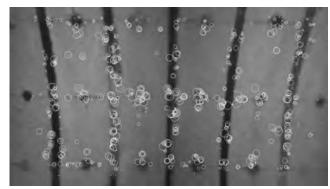


図-3 SLAM で補足した特徴点

本見える化システム 本判定システム ②ドローンによる自動撮影 ③画像処理 「自律飛行 (Visual SLAM) 「中学習したAlが良否判定 「中学習したAlが良否判定 本判定システム 人工知能Al Deep Learning 「中学習したAlが良否判定 「中学習したAlが良否判定

図―2 本システムの概要



写真-1 ドローンの機体構成



写真-2 トンネル内の自律飛行

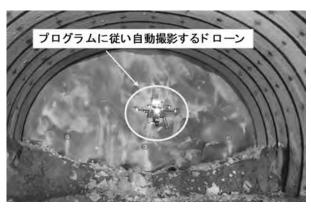
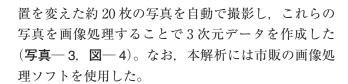


写真-3 切羽近傍の自動写真撮影



(3) 今後の展開

本見える化システムは、発破後の飛石形状に限らず、トンネル内の様々なデータをドローンにより自動で取得可能な技術である。SLAM技術の位置精度向上により、測量、計測、環境測定、安全管理等への応用も期待できる。また近年、切羽画像や切羽形状から地山等級をAIにより判定させる試みが行われているが、今回開発した技術は、無人化・効率化・安全性の観点から、切羽の3次元形状データを取得するための有効なツールになり得ると考える。

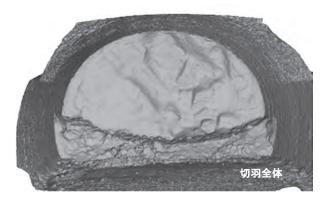
当社では、生産性・安全性向上のために、本見える 化システムのさらなる可能性を追求していきたいと考 えている。

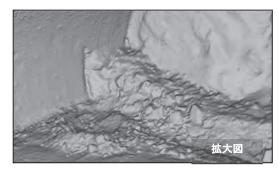
4. 人工知能 (AI) による発破掘削の良否判定: 本判定システム

「発破後の3次元飛石形状」と「熟練者による良否判定結果」の対のデータを教師データ(学習用データ)とする深層学習(Deep Leaning)により、AIモデル本判定システムを開発した。

(1) 模擬的なトンネルで学習用データを準備

施工中のトンネルの発破データでは、AI 学習に必要な学習用データ数が十分かつ迅速に得られないため、実験室内に写真—4に示す模擬的なトンネル(R=400 mm, L=1,400 mm)を作成した。この模擬トンネルで「良好な発破」・「普通の発破」・「不良な発破」の3カテゴリーの飛石形状を模して、デジタルカメラで撮影した写真を基に画像処理ソフトでそれぞれの3





図─4 自動撮影画像から作成した3次元データ

次元飛石形状 DXF データを取得し、学習用データを 準備した(図—5)。

(2) AI モデル構築

種々の模擬発破飛石形状を、トンネル経験が豊富な熟練者に判定させ、学習用データ約150組を準備した。AIモデル構築における工夫点として、以下の2点をあげる。

①データシャッフル

入力する複数の3次元飛石形状(点群)データの順番をランダムに並び替えた。これにより、仮に「良好な発破」×10、「普通の発破」×10、「不良な発破」×10のデータを入力した時に、最初に入力されたデータが「良好」、最後に入力されたデータが「不良」と学習してしまう可能性を排除した。

②点群回転・小移動によるデータ数増加

点群データを、その中心点を基準にランダム(全方位 360°)に回転するとともに、座標値をランダムにずらした。これらをそれぞれ別の点群データとして保存して利用することにより、データ数を約9倍の約1,350組に増加させ、学習精度の向上を図った。

(3) 実用可能な AI モデルを実証

構築した AI モデルを用いて, 学習用データとは別に正答率確認用データを 30 組準備し. AI による良否

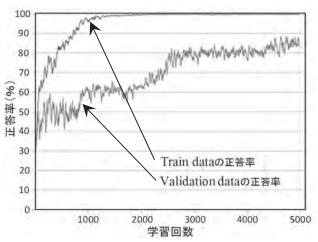


写真-4 実験室内模擬トンネル

判定を検証した結果,正答率は約85%となり,この段階のAIモデルとして実用可能であることを確認できた(図-6,7)。なお,点群データ(DXF)入力後,判定に要する時間は10秒前後と短時間である。

(4) 今後の展開

今回開発した本判定システムは発破の3次元飛石形 状を判定するAIモデルであり、写真等の2次元画像 によるAIモデルが一般的な中で、3次元の領域(形



Train data: 3カテゴリーの特徴を学習させるために使用するデータ Validation data: 学習をしながら、その時点でのモデルの性能(正答率) を評価するためのデータ

図─6 AIの学習履歴のプロット

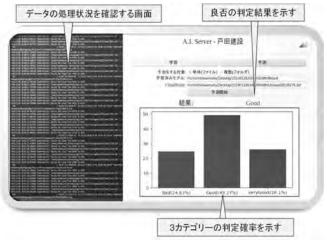


図-7 AI モデルの判定結果イメージ



[不良な発破:爆薬量が不足した例]



[良好な発破]



[不良な発破:爆薬量が過大な例]

図一5 学習用データに使用した室内模擬発破形状(3次元データ)の一例

状の良否判定) に AI の適用範囲を拡大できた。

しかし、1. はじめにで述べた判定要素の一つである 飛石岩塊の大きさは、室内実験の都合上一定値とした ことに加え、点群データでは岩塊の大きさを表現でき なかった。また、学習アルゴリズムのメモリ制限等に より、点群データ(80,000 ポイント前後)を約 1/10 (8,192 ポイント)にリサイズして軽くする必要があっ たため、点群データの精密性を下げざるを得なかった。

当社では今後、これらの課題をクリアする、もう1 段階進めた AI の構築を模索するとともに、今回の AI の開発過程において得た多くのノウハウを、種々 の施工分野や用途に幅広く活用していく計画である。

5. おわりに

本システム『Blast Eye/AI』を開発したことで、これまで発破直後のトンネル熟練工の経験(暗黙知)に判定を委ねてきた発破の良否が、発破直後の切羽に近付かず自律飛行ドローンで自動取得した3次元飛石形状を基に、AIモデルにより判定できることが判った。今回開発した本判定システム『Blast AI』の AIモデルは、実験室内での模擬発破データを使用したものだが、今後本見える化システム『Blast Eye』のデータ収集技術を活用して全国の発破掘削のデータを集積

し、深層学習を重ねていくことで、実際のトンネル工 事の完全自動化に向けた実用可能な AI を構築できる 可能性がある。

尚,本開発に使用した画像処理ソフトは Agisoft 社の「Metashape(旧 PhotoScan)」, AI モデル構築には Google 社の「TensorFlow」,スタンフォード大学の「PointNet」を使用した。

J C M A



[筆者紹介] 中林 雅昭 (なかばやし まさあき) 戸田建設㈱ 土木技術営業部 郵長



杉山 崇 (すぎやま たかし) 戸田建設㈱ 土木技術営業部 技術1課 課長代理



本木 章平(もとき しょうへい) 戸田建設(株) 技術開発センター 施工革新ユニット 係員