

施工時データと人工知能技術を活用した岩種判定手法に関する研究

五洋建設 正会員 ○秋本哲平 正会員 熊谷隆宏
正会員 石田仁 正会員 藤田真司

1. はじめに

土工事における岩種判定は、ロックシュミットハンマーや弾性波速度計測による抜き取り検査によって実施されるのが一般的である。岩種判定の検査を実施するためには、対象地盤面を地表面に出し、検査員が対象地盤面に対して検査を行う必要がある。対象地盤は平地に限らず、急な法面である可能性もあり、時には危険な作業となる。危険作業の防止と省人化を目的として、トンネル工事における切羽の岩種判定ではカメラ画像による判定に関する研究¹⁾が行われているものの、土工事を対象としたものは少ない。また、熊谷・秋本²⁾は、人工知能技術のうちニューラルネットワークを用いることで、ボーリング削孔時の計測データから細粒分含有率やN値といった土質定数を高い精度で推定できることを示している。本研究では、ニューラルネットワークを活用し、施工時に取得できる音、振動、画像データを用いて、土砂、軟岩、中硬岩といった岩種を判定する手法について検討した。

2. データ取得

ニューラルネットワーク (NN) を活用するために、学習データとして掘削時の施工データを取得した。取得したデータは、0.8m³級のバックホウで掘削した際の音、振動、画像データである。写真-1、写真-2 にデータ取得状況を示す。音、振動データは、掘削箇所上部の小段に取得装置を設置し、画像データは、バックホウのキャビン前にカメラを設置して取得した。音データは、OLMPUS製のボイスレコーダ (LS-P4) を使用し、96.0kHz/24bit のリニア PCM 形式にて無圧縮で録音した。振動データは、リオン社の振動レベル計 (VM-55) を使用し、x,y,z の3方向分の振動レベルと振動加速度レベルを10Hzで取得した。画像取得用のカメラは、GoPro社のGoPro HERO9 Blackを使用して0.5秒間隔でのタイムラプス撮影を行った。



写真-1 データ取得状況 (音・振動)

3. 岩種判定方法

3種類のデータで個別に岩種判定を行い、判定結果を正解率に応じて重みづけして統合し、総合的な岩種判定を行った。取得データの例として、振動データの時刻歴を図-1に示す。取得したデータの状態では岩種判定に必要な特徴を捉えることは困難であるため、それぞれのデータを加工してから岩種判定に使用した。

3.1 データ加工

掘削時の音については、周波数別の音の大きさの特徴が岩種によって異なると考えられることから、0.1秒間ごとに短時間フーリエ変換 (STFT) を行い、周波数特性を分析した。さらに、得られたデータに対して、1秒間分のデータになるように10データを統合し、画像化して1枚の教師データとした。すなわち、時間と周波数で分解されたスペクトルデータを用いるものである。図-2に画像化した1秒分の音データを示す。横軸が時間、縦軸が周波数、色が振幅を示しており、振幅はデシベルに変換して表示した。振動データは、データ加工を行わずに使用した。カメラにて



写真-2 データ取得状況 (画像)

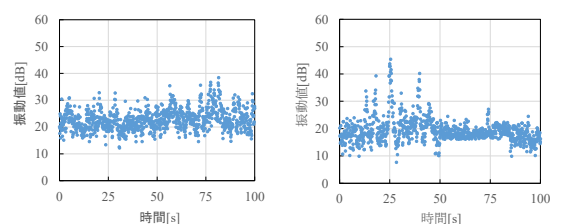


図-1 振動データの時刻歴

キーワード 人工知能, 土工事, 掘削, 施工データ

連絡先 〒329-2746 栃木県那須塩原市四区町 1534-1 五洋建設(株)技術研究所 TEL 0287-39-2116

撮影した画像データを図-3に示す。クロップ前に写っている背景やバックホウのアーム等は、岩種判定には不要であり、学習データとして使用した場合、汎化性能を低下させる要因となるため、1000×1000ピクセルにクロップして使用した。

3.2 判定手法

音データと画像データでの岩種判定は、機械学習のうち分類系のNNであるResNet (Residual Network)³⁾を用いた。ResNetは階層を深くして性能を向上させることができ、画像認識に優れたモデルであることから、画像化した音データとカメラで撮影した画像データでの判定に適用した。振動データは、ぶれが大きく(図-1参照)単一での岩種判定が難しいことから、時系列データの取り扱いを得意とするRNN (Recurrent Neural Network)³⁾の一種であるLSTM (Long Shot Term Memory)を用いた。これを適用することにより、瞬間のデータだけではなくこれまでの振動の履歴を考慮することが可能となるため、本検討では100データ分となる10秒前までの履歴を考慮した。

4. 精度検証

全データのうち、8割を学習データとして機械学習に使用し、2割をテストデータとして精度の検証用に使用した。したがって、精度の検証は、学習に使用していないデータでの検証であるため、汎化性能を評価することができる。検証結果を表-3に示す。なお、画像データは、クロップ後も背景や重機が写っているデータが残ってしまったため、「背景・重機」として分類して学習した。したがって、画像データの検証結果は、「背景・重機」と判定した結果を除いて示している。3種類の結果を統合する際は、画像で「背景・重機」と判定されたものは、音と振動の2種類で評価した。3種類のデータは全てにおいて高い判定精度であるが、音データと画像データでは土砂に対して、振動データでは軟岩に対しての精度が低くなった。3種類のデータは岩種によって得手不得手が見られるものの、3種類の結果を積み重ね統合することで苦手部分を補って高い判定精度となった。判定対象地盤と同じ場所、同じ条件で取得したデータを用いて学習することで、高精度で岩種を判定することが可能である。

5. まとめ

本研究では、バックホウで掘削する際の音、振動、画像といった施工時データを使用して、NNを活用することで、掘削している地盤の岩種を判定する手法について検討した。判定箇所と同じ場所の学習データを使用することで、高精度で岩種判定が可能であることが示唆された。本手法の適用により、岩種判定が全量検査となるため、品質向上も期待できる。しかしながら、実用化する際は、判定場所で多くの学習データを取得できることは少ないと考えられるため、未学習場所における検討が必要である。

5. まとめ

本研究では、バックホウで掘削する際の音、振動、画像といった施工時データを使用して、NNを活用することで、掘削している地盤の岩種を判定する手法について検討した。判定箇所と同じ場所の学習データを使用することで、高精度で岩種判定が可能であることが示唆された。本手法の適用により、岩種判定が全量検査となるため、品質向上も期待できる。しかしながら、実用化する際は、判定場所で多くの学習データを取得できることは少ないと考えられるため、未学習場所における検討が必要である。

謝辞 本技術の実証にあたり、国土交通省「建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」の助成を受けた。

参考文献

- 1) 翟思敏, 大森禎敏, 大和田済熙, 川村洋平: ハイパースペクトルデータを用いた岩種分類法を現場適用のための光源によるスペクトル変化の補正手法の検討, 令和2年度土木学会全国大会第75回年次学術講演会, III-227, 2020.
- 2) 熊谷隆宏, 秋本哲平: 人工知能技術とボーリング削孔時の計測データを活用した土質および強度推定手法に関する研究, 土木学会論文集B3 (海洋開発), Vol.75, No.2, I_163-I_168, 2019.
- 3) 斎藤康毅: ゼロから作るディープラーニング - Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装 -, pp.252-265, オライリー・ジャパン, 2016.

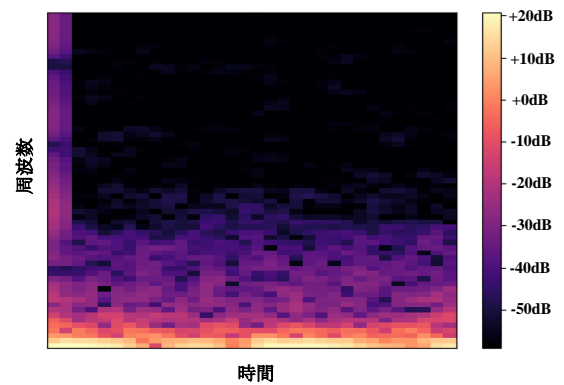


図-2 画像化した1秒分の音データ



写真-3 画像データのクロップ前後

表-1 精度検証結果

	音データ 判定				振動データ 判定			
	土砂	軟岩	中硬岩	正解率	土砂	軟岩	中硬岩	正解率
正解	461	0	156	0.747	599	0	18	0.971
誤解	0	388	0	1.000	8	338	42	0.871
誤判	9	0	184	0.953	0	0	193	1.000
3種類正解率	0.862				0.943			
	画像データ 判定				統合結果			
	土砂	軟岩	中硬岩	正解率	土砂	軟岩	中硬岩	正解率
正解	251	2	33	0.878	594	0	23	0.963
誤解	0	183	1	0.995	0	388	0	1.000
誤判	6	1	103	0.936	1	0	192	0.995
3種類正解率	0.926				0.980			