

泥土圧シールドの排土画像による土砂性状評価システムの開発

鹿島建設(株) 正会員 ○西澤勇祐 吉迫和生 本田和之
本間伸一

1. 背景および目的

泥土圧シールド工法では切羽土圧を適切に保ち、土砂の取り込みすぎによる地表面沈下等の事故を防ぐため、掘削土砂の性状を把握し、添加材の量の調整などにより、適切な塑性流動性を保つ必要がある。特殊な測定装置を使ったチャンバー内土砂の性状評価はゼネコン各社が取り組んでおり、当社でもチャンバー内に塑性流動測定装置を設置、活用している。一方、以前からスクリーコンベアからの排土の様子を直接あるいはモニターでオペレーターが確認し、土砂性状を判断して施工に活かしている。そこで筆者らはシールド工事の安全性確保、更には将来の自動化施工に資することを目的に、排土画像から土砂性状を評価するシステムの開発を進めている¹⁾。本稿ではシステムの精度向上と判別クラスの細分化を目的に、画像の品質を向上させたデータセットを用いて土砂性状評価を行った結果と考察、および実際に現場に試適用した結果を示す。

2. 実験方法

2.1 土砂性状の判別

シールドマシンのオペレーターはモニター映像で、ベルトコンベア上を流れる土砂の性状を、正常な状態に対して硬いか、軟らかいかの見かけで判断している。今回土砂画像を表-1の6クラスに分け、画像認識に適したCNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いてどのクラスに該当するかを判別することで土砂性状を評価することを試みた。画像の分類は泥土圧シールド工事の施工経験者が行った。

表-1 クラスの分類基準

クラス	硬い	やや硬い	正常	やや軟い	軟い	対象なし
画像例						
判断基準	表面に乾き具合や塊感があり塊にエッジが確認できる	「硬い」のように塊だが、連続で排出される	排土として適当な硬さ	正常よりも緩いが、ある程度の粘性感がある	ほぼ液状でやや軟いよりもさらに緩い	ベルトコンベア上に土砂が乗っていない

2.2 画像データの作成

既往研究¹⁾と比較し、判別クラスの細分化と高精度化を行うため、高解像度のカメラを使用したほか、シャッタースピードを調節し画像の品質向上を図った(図-1)。画像は判別モデルに入力するため土砂が流れる部分を正方形に切り出した。また、土砂の詳細なテクスチャの画像と広い範囲で土砂を写した画像で精度に差が見られるかを確認するために解像度224×224ピクセルと448×448ピクセルの2パターンの画像サイズで切り出した。判別モデルの学習およびテストに使用する画像数は各クラス1010とし、土質による色の変化の影響を抑えるためグレースケールに変換した。

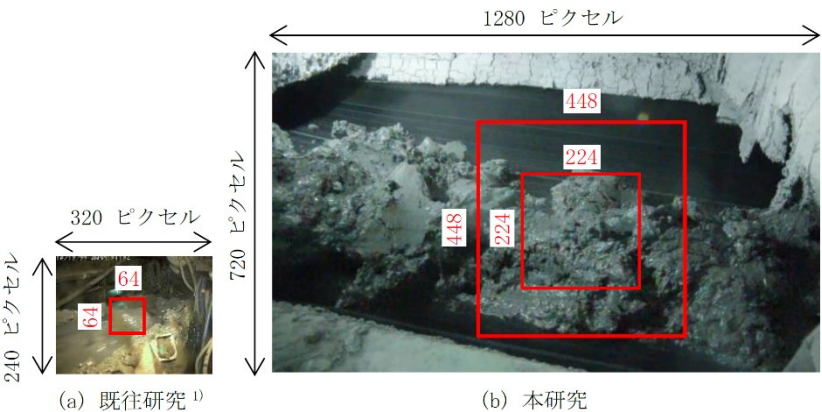


図-1 画像の品質向上と切り出し位置

キーワード： 泥土圧シールド工法, ディープラーニング, CNN, 土砂性状, 自動化

連絡先 〒182-0036 東京都調布市飛田給 2-19-1 鹿島建設(株)技術研究所 TEL 042-489-8404

2.3 判別モデルの学習

判別モデルのアルゴリズムには、画像認識の分野で定評のある VGG16²⁾と ResNet50³⁾の pretrain 済みモデルを使用し、全層のパラメータを学習した。入力画像から学習データの画像平均を引く処理を行ったほか、Optimizer に SGD を使用した。時系列データであることから撮影時期の古い順に 4/5 をモデル評価用の学習データおよび検証データからなる 4 分割のクロスバリデーションセットとし、残りをテストデータとした。

3. 判別結果

アルゴリズムと画像サイズごとの結果を表-2 に示す。クロスバリデーションセットごとに学習データでモデルを学習し、検証データで全クラスの平均精度を求め、最後に全クロスバリデーションセットの平均を算出した。VGG16 について画像サイズを変えたところ 448×448 の精度が高く、詳細なテクスチャより広い範囲で土砂が写っている画像が土砂性状の判別に適していることがわかった。またアルゴリズムでは ResNet50 がより高い精度を示した。

最も高い精度を示した、画像サイズ 448×448 の ResNet50 を使用し、精度比較で用いた検証データとは別のテストデータに対して判別を行った結果の詳細を表-3 に示す。全クラスの平均精度は約 83%だった。誤判別については

図-2 のように見かけが似ているものが誤って判別された。これは今回のクラスの分類が施工経験者の主観によることが原因と考えられ、解決策としてスランプ値など定量的な指標と組み合わせた分類にすることが考えられる。

4. 現場への試適用

同判別モデルを用いてリアルタイムに2～3枚/秒の画像を判別する土砂性状評価を行うシステムを作成し、実際にデータを取得したシールド工事の現場で稼働させた。施工状況と映像から土砂が「正常」～「やや硬い」と見られる時間帯の画像の一例を図-3 に、判別結果を図-4 に示す。大半の判別結果が「正常」～「硬い」に収まり施工状況と映像に整合した結果が得られた。一方、カメラが汚れたり向きが変わるなど撮影環境の変化で誤判別が大きく増えたことから、一定の撮影環境を保つ工夫が必要である。また、今回の教師データの土層と、試適用時の掘進土層はほぼ同一であるため比較的良好な結果が得られたが、土層が変化することで判別結果が妥当でなくなることも考えられ、今後更なる検証が必要である。

5. まとめ

泥土圧シールドにおいて、画像による掘削土砂性状評価を行った。その結果 6 クラスの判別において約 83%の精度が得られたほか、実際の現場にシステムを適用し、施工状況と映像に整合した結果が得られることを確認した。

参考文献

1) 本間ら：ディープラーニングを用いた画像解析による土砂性状判別，2018 年度人工知能学会全国大会（第 32 回），2018。
2) K. Simonyan et al.：Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, Intl. Conf. on Learning Representations (ICLR), 2015.
3) K. He et al.：Deep residual learning for image recognition, CVPR, pp.770-778, 2016.

表-2 精度一覧

アルゴリズム	画像サイズ	平均精度 (%)
VGG16	224×224	82.3
VGG16	448×448	83.2
ResNet50	448×448	85.5

表-3 テストデータに対する判別結果

		判別結果						精度 (%)
		硬い	やや硬い	正常	やや軟い	軟い	対象なし	
正解	硬い	101	87	13	0	0	1	50.0
	やや硬い	18	139	45	0	0	0	68.8
	正常	1	13	188	0	0	0	93.1
	やや軟い	0	0	0	172	30	0	85.1
	軟い	0	0	0	1	201	0	99.5
	対象なし	1	0	0	0	0	201	99.5
全クラス平均精度								82.7

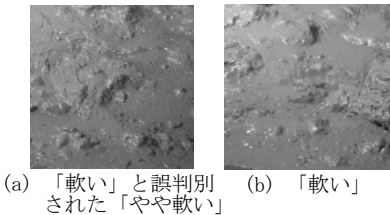


図-2 誤判別例



図-3 試適用時の画像例

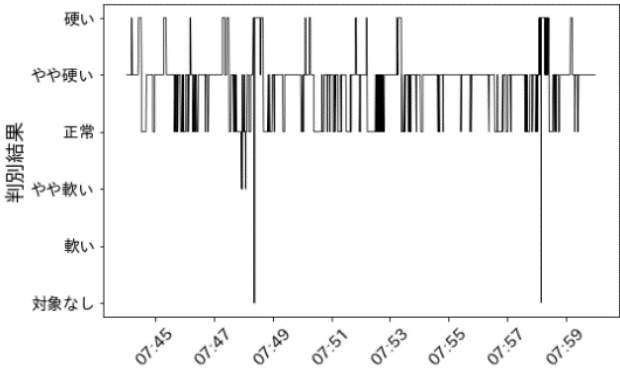


図-4 試適用時の判別例