

モバイル端末カメラ画像を用いた機械学習による粒度分布推定

五洋建設株式会社

五洋建設株式会社

五洋建設株式会社

株式会社システム計画研究所

株式会社システム計画研究所

株式会社システム計画研究所

正会員

正会員

正会員

正会員

非会員

非会員

熊谷 隆宏

○江守 辰哉

木井 敦夫

平河 怜

西岡 拳

葛西 剛史

1. はじめに

土の粒度分布は、地盤の締固め特性や透水性などを推定するための重要な指標の一つである。しかしながら、土の粒度試験（JIS A 1204）は、土材料の品質管理を高い頻度で実施することができず、土材料の物性のばらつきによる施工不良を生じることがある。そこで、筆者ら¹⁾は土材料の画像から粒度分布をほぼリアルタイムに推定する機械学習モデルを開発しており、本検討では、機械学習モデルの汎用化を目的として粒径加積曲線を関数近似し、形状決定パラメータを推定することによる粒度分布推定を試みた。本稿では、粒径加積曲線の近似に用いた近似関数の特徴を示し、機械学習モデルによる粒度分布推定手法および結果について報告する。

2. 近似関数について

粒径加積曲線の関数近似に用いた関数を式-1に示す。これは、機械学習モデルにおける活性化関数として一般的に用いられている双曲線関数（tanh 関数）を取り入れたものであり、下限値から上限値までを滑らかな曲線で定義して出力する特性を持つ。一般的な土質材料の粒径加積曲線と式-1のパラメータを調整してフィッティングを行ったグラフを図-1に示す。様々な粒径加積曲線を2つのパラメータ a 、 b で概ね再現可能であることがわかる。

$$\tanh(x) = \frac{100(\tanh(b \log_{10} ax) + 1)}{2}$$

(式-1)

3. 機械学習モデル

本検討における機械学習モデルとして「EfficientNet」²⁾の手法を採用した。これは、画像分類手法の1つであり、ネットワークの深さ、幅、解像度のすべての次元を均一にスケールリングすることができる手法である。本手法は他のモデルと比較してパラメータが少ないため推論にかかる時間が短く、画像分類の学習および転移学習で他のモデルと同等以上の精度で推定を行うことが可能となる。

4. 使用材料および撮影機材

本検討では、図-2に示す沖縄県で採取された軽石の画像を学習用データとし、0.075～19mmの軽石粒子を所定の粒度分布となるように混合・粒度調整した。図-3に撮影した軽石の粒径加積曲線を示し、表-1に学習用データとして撮影した軽石の近似関数のパラメータを示す。また、現場単位での使用を目的としているので、工事現場の施工監理にも多く使用されている汎用性の高いカメラとしてiPad Pro（Apple社製）を用いて撮影を行った。

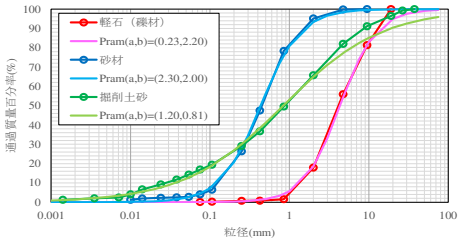


図-1 粒径加積曲線の近似精度



図-2 軽石の外観写真

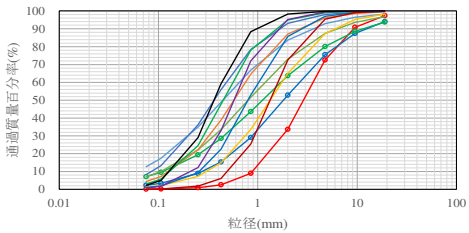


図-3 軽石の粒径加積曲線

表-1 学習用データ（軽石）

試料No.	材料名	粒度			近似パラメータ	
		總分(%)	砂分(%)	細粒分(%)	a	b
No.1	軽石	27.461	72.444	0.095	0.35	2.20
No.2	軽石	24.489	73.187	2.324	0.55	1.15
No.3	軽石	19.972	72.955	7.073	0.90	1.10
No.4	軽石 (粒度調整)	12.631	80.260	7.109	1.25	1.25
No.5	軽石 (粒度調整)	7.095	80.251	12.654	2.25	1.25
No.6	軽石 (粒度調整)	12.662	86.094	1.244	0.75	1.75
No.7	軽石 (粒度調整)	3.845	91.788	4.366	1.75	1.75
No.8	軽石 (粒度調整)	1.972	89.708	8.320	2.75	1.75
No.9	軽石 (粒度調整)	2.985	96.045	0.970	1.25	2.25
No.10	軽石 (粒度調整)	0.966	96.038	2.996	2.25	2.25
No.11	軽石 (粒度調整)	4.588	95.308	0.103	0.75	2.75
No.12	軽石 (粒度調整)	0.631	98.592	0.776	1.75	2.75
No.13	軽石 (粒度調整)	0.215	97.533	2.251	2.75	2.75

キーワード 機械学習、画像解析、粒度分布、生産性向上、高解像度画像

連絡先 〒329-2746 栃木県那須塩原市四区町 1534-1 五洋建設株式会社技術研究所 TEL:0287-39-2116

5. 検討結果

5.1 粒度分布推定 AI モデルの精度検証

表-1 に示す軽石画像のデータセットを用いて学習・精度検証を実施した。推定精度の検証は「Leave-one-out (1 点抜き交差検証)」にて行い、すべてのパッチ画像の正解パラメータ (True(a,b)) と推定パラメータ (Pred(a,b)) の平均二乗誤差を用いて評価を行った。学習および検証に使用したパラメータの分布図を図-3 に示す。結果として、パラメータ a, b の平均推定誤差は $MSE=0.171$ であり、特に学習データセットのパラメータ分布に対して推定データのパラメータが内挿範囲にある場合、パラメータの誤差は非常に小さく、粒度試験で得られた粒径加積曲線と同等な形状の曲線を推定することができた。一方、推定データのパラメータが外挿範囲になる場合、やや推定精度が低下するが、土質材料の工学的分類上は同じ材料として扱われる程度の誤差であった。また、学習データセットの内挿範囲に位置するパラメータ推定精度が比較的高いことから、学習データを拡充することで推定精度を向上させることができると考えられる。

5.2 構築した粒度分布推定モデルの汎用性検証

前節の学習で構築したモデルの汎用性を確認するため、他現場で採取された砂質土を撮影した画像を用いて推定精度の検証を行った。また、撮影画像の色味による推定精度の違いを確認するため、図-4 に示すように色調が黄褐～茶褐色の試料 (砂質土 A) と灰～灰白色の試料 (砂質土 B) の粒度分布の推定を実施した。砂質土の粒径加積曲線の正解値と推定結果を図-5 および図-6 に示す。未学習地のデータであっても学習時と同様に、内挿範囲は非常に高い精度で推定でき、外挿範囲はやや推定精度が低下する傾向が確認できた。また、土材料の色調が異なっても推定精度にはほとんど影響がなく、今回構築した粒度分布推定モデルは様々な現場の土材料に適用することができる汎用性の高いモデルであると考えられる。

6. まとめ

本検討で構築した粒度分布推定モデルは、画像の色味による影響を受けていないことから、土試料の構成鉱物に推定精度が左右されにくく、比較的汎用性の高いモデルであると考えられる。今後は、細粒分の多い材料を含む学習データの拡充を行うことで、幅広い土質に適用できるモデルの構築を実施する予定である。

謝辞

本検討を実施するにあたり、内閣府沖縄総合事務局 開発建設部 那覇港湾・空港整備事務所より軽石試料をご提供いただきました。ご協力いただいた関係者の皆様に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 江守辰哉ら：高解像度カメラを用いた機械学習による粒度分布推定に関する基礎的研究，土木学会第 76 回年次学術講演会概要集，2021
- 2) Tan, Mingxing, and Quoc Le. "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." International conference on machine learning. PMLR, 2019.

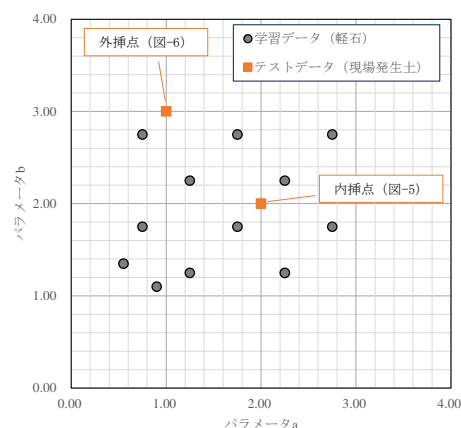


図-3 近似関数のパラメータ分布図

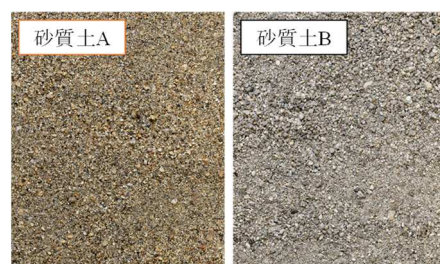


図-4 現場発生土の写真

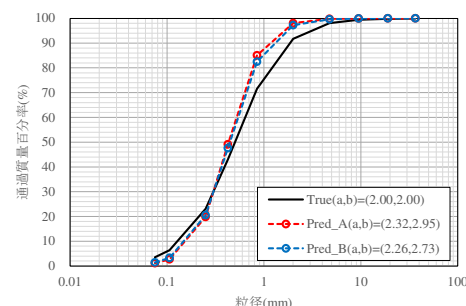


図-5 砂質土の推定結果 (内挿点)

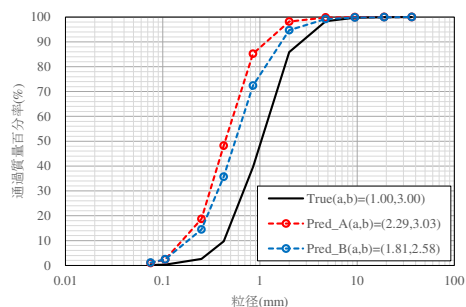


図-6 砂質土の推定結果 (外挿点)