

AIを活用した粒度判定システム「ASYST」

夏 坂 亮 太

施工に伴って発生する土（建設発生土）を有効利用する場合、土の粒度特性に基づいた施工箇所・用途の選定が重要となる。しかしながら、粒度特性を得るために実施される「土の粒度試験方法（JIS A 1204）」は結果の取得に数日程度の時間を要し、迅速な判断が必要とされる施工管理にとって時間的な制約課題となっていた。

今回開発した「ASYST（アシスト）」は、AIによる画像解析によって土の画像から粒径加積曲線を推定する技術である。短時間で粒度特性を取得可能な点から、施工等への即時反映が期待できる。

キーワード：AI、画像解析、粒度試験、粒径加積曲線

1. 開発の背景

1991年に「再生資源の利用の促進に関する法律」が制定されて以降、建設発生土は有用な資源と見直され、業界を挙げて建設発生土リサイクルに取り組んできた。これにより、建設発生土の有効利用率は、2008年度から2018年度にかけて71.7%から79.8%に向上したものの、2018年度の内陸受入地への搬出量（有効利用できなかった残土量）は5,873万 m^3 と膨大であり、建設発生土リサイクルは今後も継続的に取り組むべき重要課題の一つとなっている（表—1）。

ここで、国交省が通知する発生土利用基準²⁾にも示される通り、建設発生土の適用用途選定では対象土の粒度特性が重要な指標となる。また、土工事や地盤改良工事では、対象土の粒度特性に基づく技術的判断を施工中に下す場面も多く発生する。このように、土の粒度特性は施工計画や施工管理における判断の重要指標でありながら、数日から1週間程度の時間を要する粒度試験（JIS A 1204）に頼らざるを得ず、取得結果を即時反映させることが難しい状況にあった。こうした状況の中、短時間に粒度情報を取得する技術として、土砂の画像から粒度を判定する技術開発が多方面で進められているが^{3)~5)}、土砂内の細粒分が礫分などに付着することで細粒分含有率を過大に判定してしまうといった課題も報告されている⁴⁾。

そこで、細粒土を含む多様な土砂にも適用可能な粒度判定技術の確立を目的に、AIが持つ画像解析の強みを活かした粒度判定システム「ASYST」（以下、本

表—1 建設発生土の発生量と有効利用率の推移¹⁾

	2008年度	2012年度	2018年度
建設発生土発生量（万 m^3 ）	21,336	28,705	28,998
現場内利用	7,273	14,625	15,735
場外搬出	14,063	14,079	13,263
工事間利用	3,425	4,332	3,484
土質改良プラント	744	706	383
準有効利用	3,852	2,667	3,523
内陸受入地	6,042	6,375	5,873
建設発生土有効利用率（%）	71.7%	77.8%	79.8%

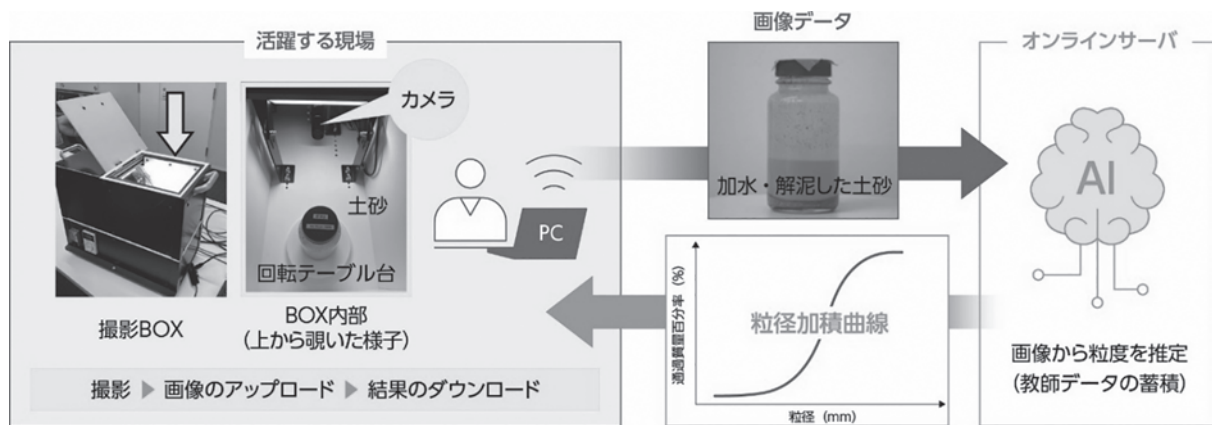
システム）を開発した。本稿は、システムの特長および開発時の取組み、実工事における現場適用性の検証について報告するものである。

2. システムの概要

本システムの全体概要を図—1に示す。当技術は、AIによる画像解析技術を利用し、土砂の粒径加積曲線を短時間で推定するものである。主な特長を以下に示す。

（1）粗粒土～細粒土（4.75 mm 以下）の粒度推定に特化

浚渫・埋立事業や臨海部での地盤改良事業など、軟弱地盤を対象とする施工現場で高頻度に出現する、粒径4.75 mm以下の粗粒土～細粒土の粒度推定に特化した仕様とした。一方、4.75 mm以上の粒径を含む土砂を対象とする場合であっても、事前に4.75 mmふ

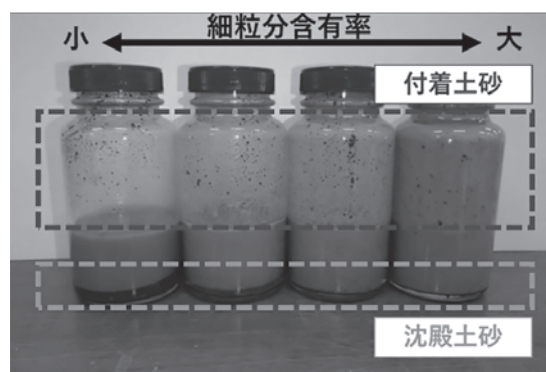


図ー1 本システムの全体概要

るいにかけたうえで、残留分をふるい分析に、通過分を本システムに供し、それぞれの結果を統合することで対象土全体の粒度分布を現場で迅速かつ簡易に把握することが可能である。

(2) 解泥土砂を利用した粒度推定

文献4)で報告されている通り、細粒土の粒度推定を画像解析で行う場合には、粒子同士の付着や細粒分の団粒化によって粒径を誤認識してしまう懸念がある。そこで、当技術では解泥状態の土砂を撮影対象とすることでこれらの発生を抑制し、さらには土砂の付着状況や沈殿状況といった画像的特徴をAIに学習させる工夫も併せ持たせることで、細粒土への対応を可能とした(図ー2)。



図ー2 撮影対象とした解泥土砂

(3) 短時間での粒度推定を実現

当技術では、土の採取を含む試料の準備からAIによる粒度推定までを1時間以内で実施可能である。そのため、得られる推定結果を施工管理等に即時反映させることができる。

(4) 専用撮影装置(撮影BOX)を用いた画像取得

当技術では、粒度推定に使用する画像の取得を専用撮影装置にて行う。これにより、天候・時間・場所などの影響や制約を受けずに常に一定環境下での画像取得が可能となり、推定精度の向上に繋がっている(図ー3)。

(5) オンラインサーバ上での粒度推定

当技術は、オンラインサーバ上での粒度推定が可能である。したがって、特別なスペックを持つPC等のデバイスを必要とせず、インターネットに接続できる環境下であれば、場所や時間を問わずに任意のタイミングで粒度推定を行うことができる。



図ー3 専用撮影装置

3. 開発時の取組み

(1) 解泥土砂を利用した粒度推定

開発の第一フェーズでは、解泥土砂の画像から粒度情報を読み取るアプローチとして粒度を調整した24種類の混合土（以下、人工試料）を対象に細粒分含有率 F_c の推定を試みた。人工試料の詳細を表—2に示す。人工試料は、礫分含有率を2種類（10%，20%）に大別した上で、砂分含有率を8パターン、細粒分含有率 F_c を4パターンに区分して作製した。礫分と砂分は最大粒径9.5 mmの砂質土（ $F_c=0.6\%$ ）をふるい分けしたものを、細粒分はコンシステンシー特性の異なる3種類の粘性土を用いた。

解泥土砂は、土試料の土粒子重量 $m_s=50\text{ g}$ を定量として密閉容器（ガラス製；胴径63 mm，高さ126 mm，容量260 mL）に投入し、含水比を $w=150\%$ に調整したのち、上下に振り混ぜて作製した。ここで、含水比 $w=150\%$ は事前実験を通じて設定した数値であり、一般的な自然土の液性限界 w_L の上限値以上⁶⁾ かつ付着土砂の特徴を容易に視認できる値として採用したものである。その後、回転テーブル台の中心に解泥土砂を

表—2 人工試料の配合条件

試料 No.	含有率（％）			細粒分調整用 粘性土種類
	礫分 (2.00 mm ～ 4.75 mm)	砂分 (0.075 mm ～ 2.00 mm)	細粒分 (0.075 mm 未満)	
1	10	80	10	粘性土 A $\left\{ \begin{array}{l} w_L=57.4\% \\ w_P=22.0\% \\ I_P=35.4\% \end{array} \right\}$
2	20	70	10	
3	10	60	30	
4	20	50	30	
5	10	40	50	
6	20	30	50	
7	10	20	70	
8	20	10	70	
9	10	80	10	粘性土 B $\left\{ \begin{array}{l} w_L=64.7\% \\ w_P=29.3\% \\ I_P=35.4\% \end{array} \right\}$
10	20	70	10	
11	10	60	30	
12	20	50	30	
13	10	40	50	
14	20	30	50	
15	10	20	70	
16	20	10	70	
17	10	80	10	粘性土 C $\left\{ \begin{array}{l} w_L=147.7\% \\ w_P=35.6\% \\ I_P=112.1\% \end{array} \right\}$
18	20	70	10	
19	10	60	30	
20	20	50	30	
21	10	40	50	
22	20	30	50	
23	10	20	70	
24	20	10	70	

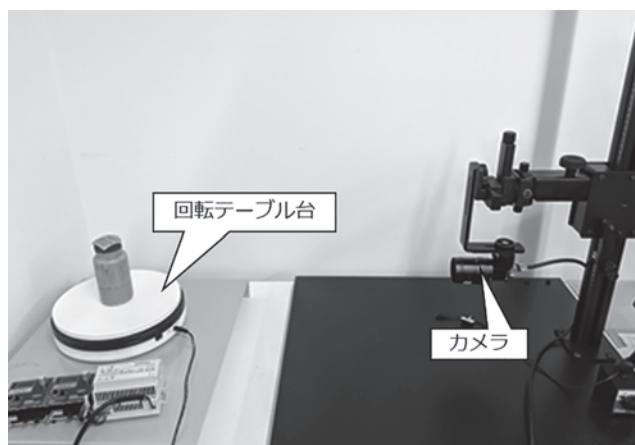
セットし、回転テーブル台が1回転する60秒間の様子を側方から固定カメラにより撮影速度約6.7枚/秒で撮影した（図—4）。これを1試料当たり20回繰り返し、約8,040枚（=60秒×約6.7枚/秒×20回）の画像を取得した。

上記の手順は各試料2セットずつ実施し、取得した画像をそれぞれ教師データとテストデータに用いた。なお、 F_c を推定するAIモデルの構築は、深層学習手法の一つであるCNN（Convolutional Neural Network）[ResNet18]⁷⁾を採用している。

実験結果を表—3に示す。表中の「正解率」は、問題と解答（推定結果）が一致した割合を意味している。正解率は各 F_c によってばらつきが見られるものの、平均正解率は82.8%と比較的高い結果となった。この結果から、画像を用いた粒度推定として解泥土砂でのアプローチが有用と判断し、その後の粒径加積曲線の推定に着手することとした。

(2) 粒径加積曲線の推定

開発の第二フェーズでは、土砂画像から粒径加積曲線を推定するAIモデルの構築に取り組んだ。AIモデルの教師データには、人工試料24種の粒度試験結果（粒径加積曲線）から抜粋した10点の粒度データを使用した。すなわち、75 μm より大きい粗粒分の範囲は規定のふるい目粒径（7点）、75 μm 以下の細粒分



図—4 第一フェーズにおける撮影状況

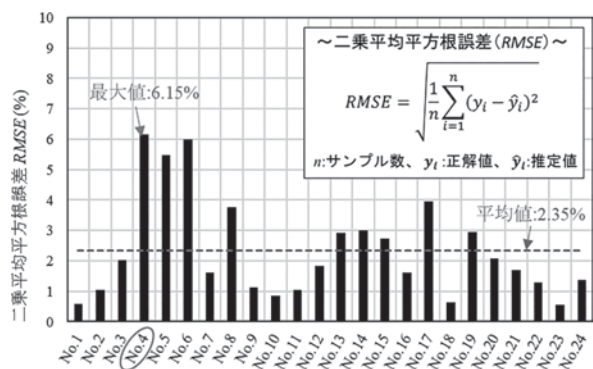
表—3 細粒分含有率 F_c の推定結果

細粒分 含有率	正解数	不正解数	合計	正解率
10%	45,037	3,202	48,239	93.4%
30%	37,127	11,112	48,239	77.0%
50%	35,532	12,708	48,240	73.7%
70%	42,142	6,098	48,240	87.4%

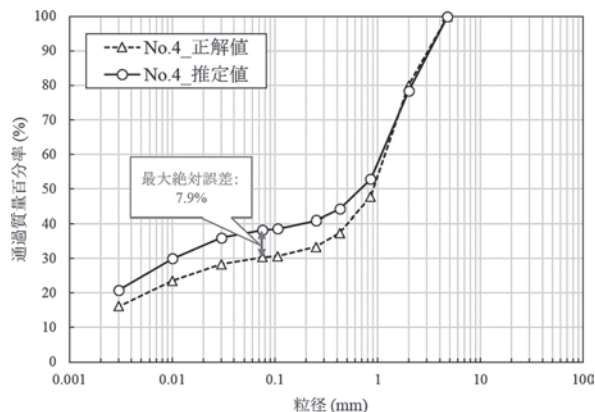
平均正解率 82.8%

の範囲は曲線からの読み取り値（0.03 mm, 0.01 mm, 0.003 mm の3点）である。また、粒度データと対をなすもう一つの教師データ画像は、併せて開発した専用撮影装置（図—3）で取得した。これは、推定精度を低下させる要因となり得る「背景の映り込み」や「照度や画角等の違い」を排除する目的であり、時々刻々と状況が変化する建設現場での利用においても安定した推定精度を発揮することを期待したものである。したがって、本取組みにおける AI モデルは、粒径加積曲線から抜粋した10点の粒度データと専用撮影装置で撮影した画像を1対の教師データとし、その相関性を学習する形で最適化されたものとなっている。

本取組みによる粒径加積曲線の推定結果を図—5に示す。推定精度の評価指標には、二乗平均平方根誤差 *RMSE* (*Root Mean Squared Error*) を採用した。これは、教師データに採用した10点の粒度データにおける正解値（粒度試験結果）と推定値との誤差を平均化したものを意味しており、値が小さいほど推定精度が高いことを示す指標である。各試料における *RMSE* の結果を見ると、全試料の平均は2.35%であり、No.4にて6.15%の最大値を示している。No.4の推定結果を図—6に示すが、正解値と推定値の差を表す絶対誤差は最大でも7.9%にとどまっており、粒度特性の



図—5 各試料における二乗平均平方根誤差

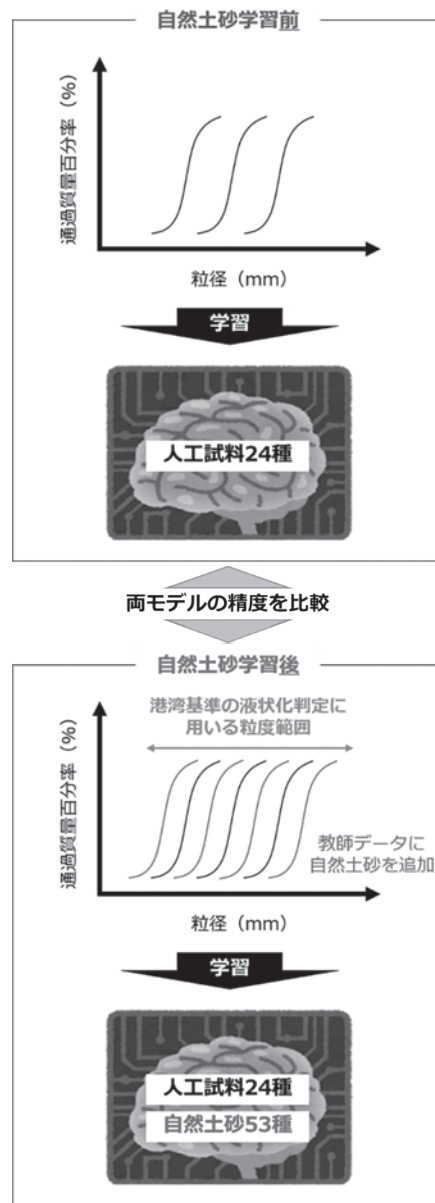


図—6 正解値と推定値の比較 (No.4)

傾向をつかむ概略判定としては十分な精度といえる。

(3) 追加学習の効果

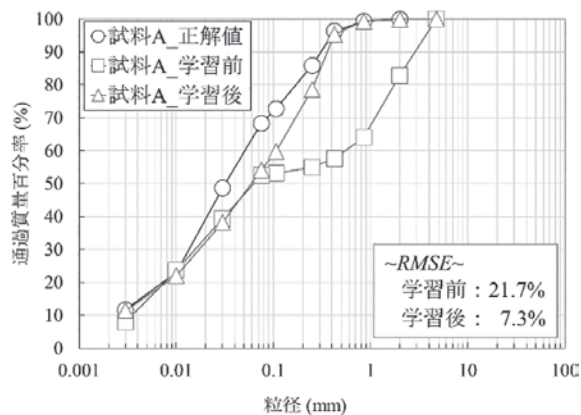
現場実装に備え、これまで学習してきた人工試料のみならず、適用範囲を自然土砂まで拡張させる必要があると考えた。また、実装後は教師データの拡充（追加学習）を繰り返しつつ運用することを想定しているため、開発の最終フェーズとして自然土砂を用いた追加学習を行い、自然土砂への適用性と追加学習の効果を確認することとした。本取組みにおける追加学習効果の検証イメージを図—7に示す。なお、検証では『港湾の施設の技術上の基準・同解説』⁸⁾を参考に、液状化判定として検討すべき粒度範囲 ($U_c \geq 3.5$, 特に液状化の可能性あり) を学習範囲に設定した。これは、やみくもに収集した試料のデータによって、AI モデ



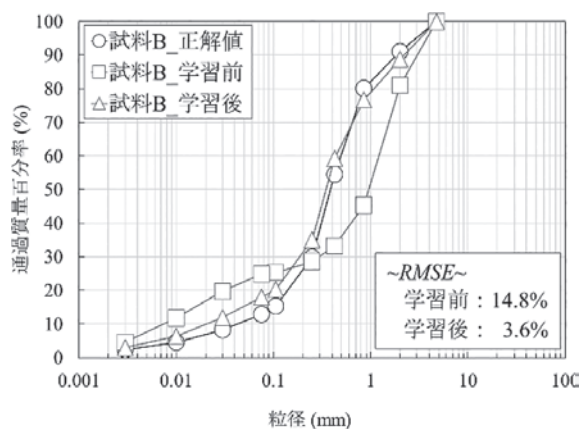
図—7 追加学習に用いた土砂

ルの学習効果が発散することを防ぐ目的である。この考えのもと、自然土砂の中から該当する土砂（53種類）を選定し、教師データに追加した。

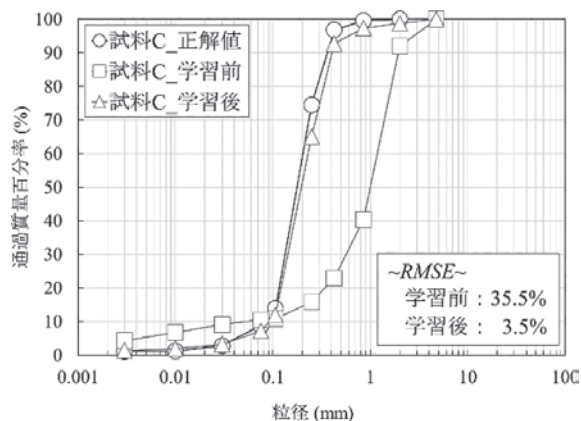
追加学習による推定精度の比較結果を図—8～10に示す。ここでは、粒度特性の異なる3種類（試料A、試料B、試料C）の結果を挙げている。いずれも追加学習によって推定精度は大幅に向上し、試料CではRMSEが10分の1程度まで低下している。この結果から、追加学習による推定精度向上と当技術が自然土砂に対しても十分に適用可能であることを確認した。



図—8 追加学習の効果（試料A）



図—9 追加学習の効果（試料B）



図—10 追加学習の効果（試料C）

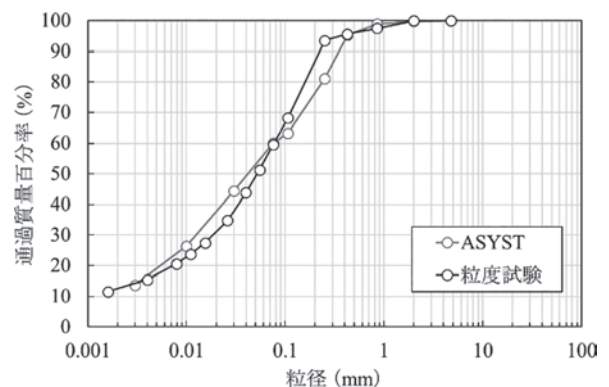
4. 現場適用性の検証

前述の各種取組みを通じて開発した本システムを、実工事の施工管理ツールとして適用可能か検証⁹⁾した（図—11）。対象工事は、東京湾浅場造成事業の関連工事であり、他工事から受け入れた建設発生土を粒度調整し、湾内に存在する自然由来の窪地を埋め戻すものである。

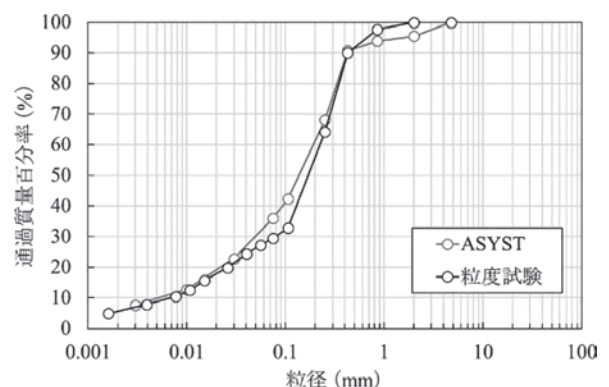
検証では、実際に工事で扱う土砂（受入土砂、埋立材料）を対象にそれぞれ粒度試験と本システムによる粒度推定を実施し、結果の比較を行った。検証結果を図—12、13



図—11 現場検証状況



図—12 検証結果（受入土砂）



図—13 検証結果（埋立材料）

に示す。絶対誤差の最大値は、受入土砂で12.4%程度、埋立材料で9.5%程度となり、これまで室内試験で確認してきた結果と同等の傾向であった。これは、専用撮影装置による画像取得が効果的に働いた結果であり、装置開発の目的であった「建設現場での安定した推定精度の発揮」を達成した成果と捉えている。

また、全国の試験機関を対象とした室内試験結果の比較報告¹⁰⁾によれば、例えば細粒分含有率 F_c の測定結果は試験機関によって約6～30%の範囲でばらつきが生じている。したがって、本システムの推定精度は実用上で十分な推定レベルにあると判断でき、追加学習を繰り返すことでさらなる精度向上が見込める点からも現場適用性について特段の問題はないと考えている。

5. 今後の展望

土の粒度特性は、土工事や地盤改良工事をはじめとする様々な建設工事において最も基本的かつ重要な指標であり、今回開発した「ASYST」にて実用上十分な精度を持った推定結果を迅速に取得することができる。

また近年では、建設生産プロセス全体の生産性向上および省人化の観点から「デジタル技術の導入」が重要視されている。デジタル技術の代表格であるAIを活用したASYSTが、未来の技術者ならびに建設業を支援（アシスト）する技術として発展することを期待している。

今後は、より多くの現場に積極的に展開することで

事例を積み重ね、教師データの拡充によって精度の向上を図りたい。

J C M A

《参考文献》

- 1) 国土交通省 HP：国土交通省「リサイクル」、平成30年度建設副産物実態調査結果（確定値） 参考資料 https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/region/recycle/d02status/d0201/page_020101census.htm.
- 2) 国土交通省 HP：国土交通省「技術調査関係」、発生土利用基準（H18.8.10） <https://www.mlit.go.jp/tec/kankyoku/hasseido.html>.
- 3) 川野健一、藤崎勝利、黒沼出、岡本道孝、小林弘明：デジタルカメラ画像を用いたロック材の粒度解析システム、土木学会第67回年次学術講演会、pp363-364, VI-182, 2012.
- 4) 岩下将也、大塚義一：深層学習を用いた土の粒度分布推定法の基礎的研究、奥村組技術研究年報 No.45, pp109-114, 2019.
- 5) 阿部友貴、小林泰三：深層学習による地盤材料の工学的分類の実現に向けた基礎的検討、第56回地盤工学研究発表会、13-2-3-04, 2021.
- 6) 地盤工学会：地盤材料試験の方法と解析〔第一回改訂版〕－二分冊の1－, p168, 2020.
- 7) Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun : Deep Residual Learning for Image Recognition, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp770-778, 2016.
- 8) 日本港湾協会：港湾の施設の技術上の基準・同解説（上巻）、pp408-417, 2018.
- 9) 夏坂亮太：AIを活用した土の粒度判定システム「ASYST」、HEDORO, No.145, pp36-41, 2024.
- 10) 地盤工学会 HP：技能試験実施委員会、地盤材料試験の技能試験報告書（2013～2021年度） https://www.jiban.or.jp/?page_id=550.

【筆者紹介】

夏坂 亮太（なつさか りょうた）
東亜建設工業㈱
技術研究開発センター
地盤・防災技術グループ

