

Deep Learning によるコンクリート骨材の粒径判別技術に関する基礎的研究

(株)熊谷組 機 材 部 正会員 ○北川 博一
(株)熊谷組 ダム技術部 正会員 佐藤 英明

1. 目 的

コンクリート製造設備では、粒径別の骨材貯蔵設備への誤投入が生じないよう慎重な運転管理が求められている。これまで、骨材の運搬・搬入は、納品書（納品伝票）による方法が一般的であったが、誤投入を防止する方法として電子デバイス（例えば、IC タグなど）の方法が開発されている。しかし、このような方法によっても、データの誤記入や設備の誤操作などによる人的ミスを完全には排除することは難しかった。このような問題を解決するために、筆者らはステレオカメラを利用して立体画像の分析から骨材の粒径（粒径区分）を判別するシステムを実用化し、実際のダム施工現場での有効性を確認してきた。

本研究では、この技術をさらに発展させ、撮影した画像（写真）から最新の AI 技術（Deep Learning：深層学習）による骨材判別の可能性について研究を行い、十分に判別できることを確認した。

以下に、その概要について示す。

2. Deep Learning による骨材判別技術の概要

(1)教師データ

骨材画像から Deep Learning によって粒径を判別するためのモデルを作成するためには、教師データが必要となる。今回、この教師データについては、前述 1) のステレオカメラでダンプトラックの荷台を撮影した碎石と山砂で、ダムコンクリート用の 4 種類の骨材（粗骨材 G1：80～40mm，G2：40～20mm，G3：20～5mm，および細骨材 S：5mm 以下）の全画像 26,079 枚からランダムに各 250 枚，合計 1,000 枚を抽出して用いた。なお、撮影した写真は、分解能を約 0.5mm/pixel として、画像寸法を 22.4cm×22.4cm（448×448pixel）切り出して使用した。

教師データの Deep Learning は、GPU 搭載の PC で市販の画像処理ライブラリでニューラルネットワークを行った。Deep Learning における学習時間は、教師データ画像 1,000 枚で約 140 分（1 枚当たり約 8.4 秒）であった（図-1）。

(2)判別データ

判別データとしては、全画像データ（26,079 枚）から、教師データを除いた 25,079 枚の画像を用いた。

なお、表-1 に、教師データおよび判別データに用いた骨材の諸元および粗粒率を示す。

3. 判別結果

Deep Learning による判別の結果、誤判定は全画像データ 25,079 枚のうち 57 枚で、正しく判別（Ok）できた画

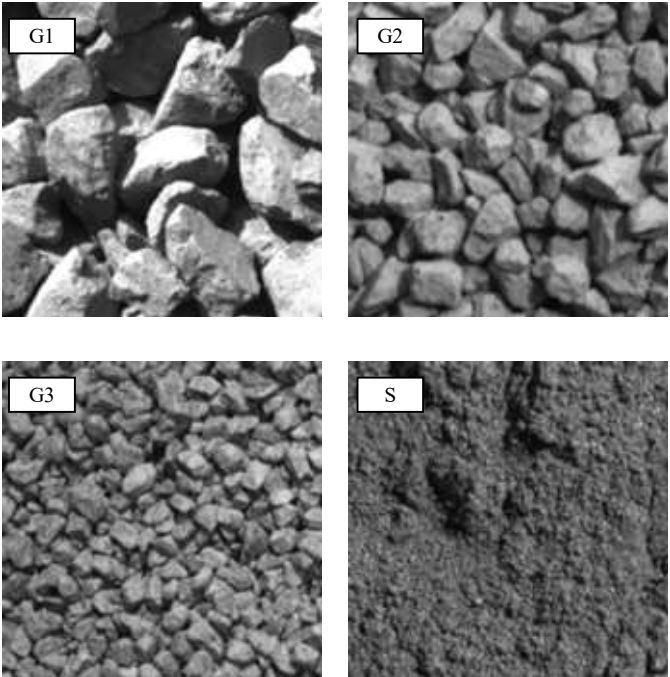


図-1 各骨材の教師データ画像の一例

表-1 教師／判別データに用いた骨材の諸元および粗粒率

区 分	粗骨材			細骨材
	G1 80～40mm	G2 40～20mm	G3 20～5mm	S
骨材種類	碎石			山砂
産地／岩種	兵庫県赤穂市産／流紋岩質溶結凝灰岩			
粗粒率 ^{※)}	8.98～9.09	7.90～7.99	6.58～6.83	2.62～2.95

※) 約一年間の変動範囲

キーワード コンクリート，骨材判別，AI，Deep Learning，深層学習

連絡先 〒162-8557 東京都新宿区津久戸町 2-1 (株)熊谷組 土木事業本部 機材部 T E L 03-3235-8649

像は 25,022 枚、判定率は 99.8%であった。

表-2 に、Deep Learning による判定結果を、既往のステレオカメラによる結果¹⁾と併せて示す。

この結果、細骨材については、何れの判別方法においても誤判定は見られない。一方、粗骨材については、今回の Deep Learning による方法によっても僅かではあるが誤判定は生じるものの、既往のステレオカメラと三次元画像処理による方法に比べて誤判定は大幅に低減できることが分かる。なお、骨材全体の判定率は、既往のステレオカメラによる方法では 98.6%であったが¹⁾、今回の Deep Learning では判定率を 1.2 ポイント高くすることができた。これより、良質な教師データを用いることで、信頼性の高い Deep Learning による学習モデルを確立できることが把握できた。

4. 他の骨材の判別

以下では、上記で示した Deep Learning した学習モデルを用いて、他の骨材についても正しく粒径判別が可能か検証を行った。判別に用いた骨材は、一般コンクリート用の 5 種類の骨材（粗骨材 20～5mm：2 種類、細骨材 5mm 以下：3 種類）で、骨材の産地（岩種）および粗粒率などは学習した教師データとは異なっている（表-3）。なお、各骨材は、表乾状態として屋内（室内光／日陰）および屋外（太陽光／日向）と、屋内（室内光）で骨材表面に散水した状態のもの計 3 パターンについて、撮影位置や方向、表面の状態、色調の変化などを変えながらそれぞれ 100 枚ずつ合計 1,500 枚撮影し、前述の教師データに合わせて分解能を約 0.5mm/pixel、画像寸法を約 22.4cm×22.4cm（448×448pixel）に切り出して判別に使用した。

判別の結果、誤判定は 1 枚で Ok は 1,499 枚、判定率は 99.9%であった。これより、学習データとは異なる骨材であっても粒径の規格が同様の範囲であれば十分に判別が可能であることが明らかとなった。

5. まとめ

今回開発した学習モデルは、骨材粒径規格が同じであれば学習データと異なる骨材でも 99%以上の判定率で骨材粒径を判別することができることが確認できた。一方、コンクリートダム現場や一般の生コンクリート製造設備では、骨材の所要判定の回数は数万回以上に及ぶので、誤判定による誤投入のリスクを下げるためにはできるだけ判定率を 100%に近づける必要がある。

表-2 に示した誤判定画像 57 件を分析すると、撮影画像が太陽光の斜光による影で大きな明暗が生じる場合や、降雨等で骨材表面が濡れて画像が暗くなる場合などで画像判定の信頼度が下がり誤判定となったケースが見受けられた。したがって、Deep Learning では、学習階層の調整やデータ量も判定率向上の重要な要因であるが、安定した撮影照度を確保や撮影距離・解像度・輝度・撮影角度など撮影環境を一定にして画像データの質を向上させることが重要であると考える。今後は、実際のプラントでさらに検証を行っていく予定である。

参考文献

1) 佐藤英明，北川博一，戸田修実：ステレオカメラを利用した骨材粒径判別システムの開発，熊谷組技術研究報告，第 75 号，2016。

表-2 各骨材の粒径判定結果

区 分		Deep Learning				ステレオカメラ			
		総数	Ok	誤判定	判定率	総数	Ok	誤判定	判定率
粗骨材	G1 (80～40mm)	5,471	5,450	21	99.6	2,706	2,663	43	98.4
	G2 (40～20mm)	5,842	5,834	8	99.9	2,794	2,707	87	96.9
	G3 (20～5mm)	6,724	6,696	28	99.6	3,241	3,196	45	98.6
細骨材	S (≦ 5mm)	7,042	7,042	0	100.0	3,384	3,384	0	100.0
合 計		25,079	25,022	57	99.8	12,125	11,950	175	98.6

表-3 判別に使用した他の各骨材の諸元および粗粒率

区 分	粗骨材 I	粗骨材 II	細骨材 A	細骨材 B	細骨材 C
骨材種類	砕石 20～5mm	砕石 20～5mm	山砂	山砂	砕砂
産地／岩種	高知県吾川産 ／石灰石	茨城県桜川産 ／硬質砂岩	千葉県富津産	静岡県掛川産	茨城県桜川産 ／硬質砂岩
粗粒率	6.61	6.68	2.58	2.68	2.77

表-4 他の骨材の粒径判定結果

区 分		Deep Learning			
		総数	Ok	誤判定	判定率
粗骨材 (20～5mm)	I	600	599	1	99.8
	II				
細骨材 (≦ 5mm)	A	900	900	0	100.0
	B				
	C				
合 計		1,500	1,499	1	99.9