

AI を活用したスランプ予測技術のセグメント製品への適用

日本ヒューム 正会員 ○江口 秀男 田中 敏嗣 早野 博幸

日本ヒューム 井手野下 俊明

太平洋セメント 正会員 工藤 正智

1. はじめに

コンクリートのスランプ値は、品質管理において最も重要な項目の一つであり、プレキャスト製品工場では、成形性や仕上げ性などの施工性にも大きく関わる。プラントではオペレーターが、ミキサの電力負荷値やコンクリートの動きを目視で判断し、適正な配合で混練されているかフレッシュ性状を確認している。一方で、近年の建設分野においては AI 技術の活用が盛んで¹⁾²⁾、コンクリート分野でも製造時における練混ぜ直後のスランプ予測への適用が検討されており、これまでに一般的なスランプの範囲で有効性が実証されている³⁾。本検討で対象とするセグメント製品は、形状および施工性の観点から、低スランプの硬練りコンクリートで、かつ変動幅の小さいスランプ管理が要求される。そこで、本研究では同様に AI 技術を活用し、セグメント製品を対象として、実機製造プラントのコンクリートの練混ぜ映像からスランプを予測する技術が適用できるか検討した。

2. 実験概要

セグメント製品を対象としたコンクリートのスランプ目標値は 3.0cm（管理許容差 ± 1.5 cm）であり、実機製造プラント（1.5m³）の強制二軸ミキサで混練し、スランプ試験をして実測値とした。

ミキサの練混ぜ動画とスランプ値をセットとした学習データを 200 バッチ収集して、予測モデルを作成した。その後、AI モデルを搭載した PC を実装し、スランプの予測値と実測値の検証をした。なお、JIS のスランプ値は、通常 0.5 cm 単位で予測するが、精度を高めるため、0.1 cm 単位で記録した。

AI の学習ライブラリとしては TensorFlow を使用し、手法は畳み込みニューラルネットワークを適用した。概要を図 1 に示す。学習では、入力層であるコンクリートの練混ぜ動画から静止画像を時系列に連続して抽出し、輝度で表す画像に変換した。これを 1 枚の練混ぜ画像だけでなく、一定時間の複数の静止画

像を動画データとして、その変化（コンクリートの動き）も特徴として学習させた。畳込み層では、連続した画像の中からスランプの予測に繋がる特徴を検出・抽出し、プーリング層では特徴として重要な情報を残しながら画像を縮小し、これらを繰り返す。最終的には、誤差関数を最小二乗法とした回帰モデルを使用し、スランプを数値として予測するものである。

練混ぜ動画を AI に学習させ、スランプ予測モデルを作成

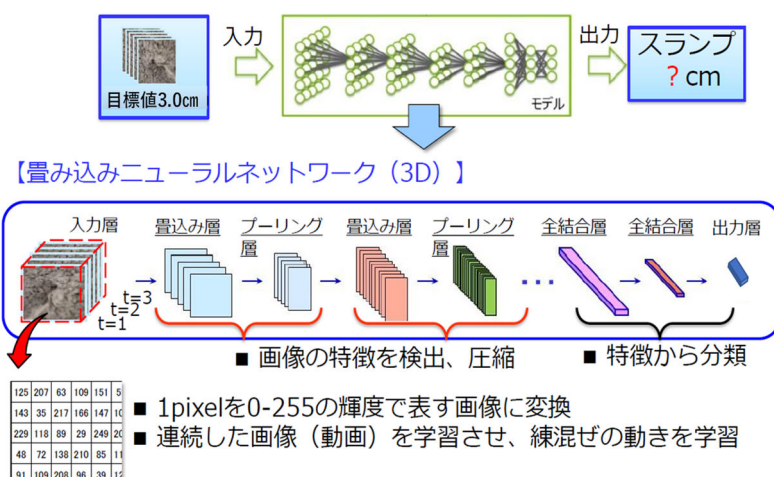


図1 畳み込みニューラルネットワークによる
スランプ予測技術の概要

キーワード AI, スランプ予測, セグメント, 畳み込みニューラルネットワーク, 深層学習

連絡先 〒360-0161 埼玉県熊谷市万吉 3300 TEL 048-536-5431

3. 実験結果および考察

予測スランプ値と実測値の関係を図 2, AI スランプ予測による正解率を表 1 に示す。正解率は、予測値が実測値±許容差以内となった割合とした。

当初、200 データをベースに作成した初期学習モデルでは、許容差±0.4 cmでは 100%の正解率であったが、実機導入後の検証では 50%まで低下した。これは全体的に学習データの数が少なく、かつ目標値となる 3cm 以下の低スランプ値の学習データが不足していることが原因で、その範囲において実測スランプより大きい値を予測したと考えられる。改善策として、低スランプを中心に拡充データ(162 データ)を取得し、再学習させたモデルで検証した結果、正解率が最終的に 95%まで上昇したことを確認できた。(学習データ：281, 検証データ：81)

工場に実装したスランプ予測システムの画面を写真 1 に示す。スランプ予測値は、カメラ撮影用開口部およびミキサゲートの蓋の開閉による輝度値変化を検知し、注水後 90 秒間練り混ぜた後からコンクリートがホッパーに落下するまでの期間、予測値を表示させるように設定した。予測に用いる画像データは、練混ぜ動画から連続した静止画を抽出して瞬時に予測を行い、複数画像の移動平均値による予測値をリアルタイム(1 秒間隔)で表示した。

以上より、低スランプを対象としたセグメント製品において AI 技術を活用し、スランプ予測が可能であることを実証した。今後は、本技術を応用して、将来的には図 3 に示すように、スランプに大きな影響を及ぼす骨材の表面水率の補正などを自動化する技術開発も視野に入れ検討していく予定である。

4. まとめ

- (1) AI スランプ予測技術を応用し、低スランプであるセグメント製品への適用可能性を実証した。
- (2) スランプ予測の実証試験では、許容差±0.4 cmで 95%と高い予測精度であった。
- (3) スランプ予測は、練混ぜ動画から連続した静止画を抽出して瞬時にを行い、複数画像の移動平均値による予測値をリアルタイムで表示した。

参考文献

- 1) 深層学習は土木を変える—AI 活用の可能性を探る—, 土木学会誌, Vol.103, No.3, pp.6~35, 2018.2
- 2) 日経コンストラクション：特集, 維持・補修 2017 助けて AI, 第 670 号, pp36~61, 2017.8
- 3) 早野博幸, 工藤正智：AI を用いたコンクリート製造時のスランプ予測技術, コンクリート工学, Vol.60 No.5, pp392~396, 2022.5

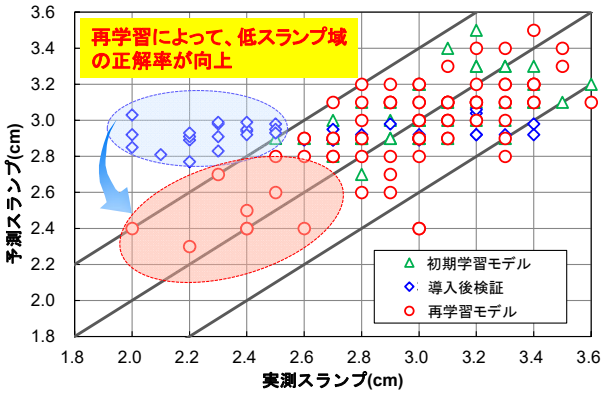


図 2 予測スランプ値と実測値の関係

表 1 AI によるスランプ予測の正解率

許容差[cm]		±0.1	±0.2	±0.3	±0.4
正解率	初期学習モデル	38%	69%	79%	100%
	導入後検証	9%	21%	26%	50%
	再学習モデル	48%	78%	89%	95%

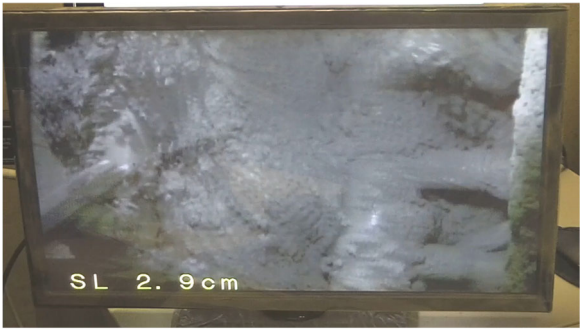


写真 1 スランプ予測システムの画面



図 3 予測システムの概念図