

AI を用いた練混ぜ画像によるスランプ予測技術における精度評価に関する検討

太平洋セメント(株) 正会員 ○工藤 正智
太平洋セメント(株) 正会員 立岩 華英

太平洋セメント(株) 正会員 千石 理紗
太平洋セメント(株) 正会員 江里口 玲

1. はじめに

現在、労働人口の減少に伴い、国土交通省では生産性向上に向け建設 DX を推進している。コンクリート製造時では、技術者が練混ぜ状況を目視により確認しコンクリートの流動性を評価しているが、技術者の熟練度に依存する。著者らは、AI を用いてコンクリートの練混ぜ画像からスランプ値を予測する手法について研究を進めてきた。既往の検討では、AI により比較的高精度にスランプを予測できるが、予測値のばらつきを含めた精度に関して検証が十分ではない。そこで本検討では、練混ぜ画像を AI に学習させ、スランプを出力する予測モデルを構築し、試験者によるスランプ実測値と AI によるスランプ予測値の比較を行った。

2. 検討概要

本検討では、AI に学習させる練混ぜ画像とスランプ試験のデータ収集を、試験練りミキサ(60L, 強制二軸)で行った。使用配合を表 1 に、データ収集状況を図 1 に示す。データ収集の手順は次の通りである。①セメント、細骨材および粗骨材をミキサに投入、②30 秒練混ぜ、③注水、④30 秒練混ぜ、⑤録画後 90 秒以上練混ぜ、⑥ミキサからコンクリートの排出、⑦試験者 3 名が同時にスランプ試験。さらに、試験後のコンクリートをミキサに戻し、⑤～⑦の手順を所定のデータ数になるまで繰返し試験を実施した。なお、練量は 1 バッチあたり 35L とし、収集データに偏りが無いよう、表 1 の配合 No.5 で繰返し試験を 3 回実施した。データ収集により、計 84 件のスランプ実測値および練混ぜ画像データが得られ、スランプ実測値は 0.5～21.5cm の範囲となった。

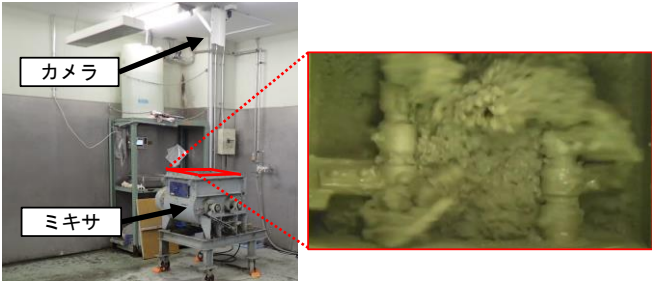


図 1 データ収集状況および取得画像の一例

3. 検討結果

既往の検討を参考に、AI に練混ぜ画像を学習させ、スランプを出力する予測モデルを構築し、その後、未学習のデータ(検証用データ)を予測モデルに入力し、予測値を出力した。データの作成では、練混ぜ画像とスランプ実測値の関連付けを行い、1 バッチあたり 90 秒間の動画から、練混ぜ安定後の 1～20 秒、21～40 秒、41～60 秒の 3 区間に分割し、各区間から 1 動画、計 3 動画を抽出し、取得した 84 件のうち 57 件を学習用データ、残り 27 件を検証用データとした。AI への学習では、畳み込みニューラルネットワークを使用し、練混ぜ画像 1 枚(画素数 960px×480px)から切り出した 256px×256px を 64 px×64 px に画像を圧縮したものを学習データとした。なお、スランプ実測値が、JISA 1101 で規定される通り 0.5cm 単位で測定するのが一般的であることや、分解能により標準化偏差を直接比較することができないことから、予測値の分解能を①0.1cm、②0.5cm の計 2 種類で評価することとした。検証では、予測値と実測値の差分を算出後、各差分が許容差以内に入る件数を累積し、検証した全件数と許容差以内に入る件数の割合を正解率とした。

表 1 学習に用いた配合

配合	W/C (%)	設計 空気量 (%)	細骨材 (%)	W (kg/m³)	C (kg/m³)	S (kg/m³)	G (kg/m³)	AE減水剤 (C×%)	空気量 調整剤 (C×%)	遅延剤 (C×%)	収集バッチ数 (件)	注水から繰返し試験 終了までの経過時間 (分)
1	55	4.5	46	153	278	850	1011	1.2	0.006	0.2	3	31
2	55	4.5	46	155	282	847	1006	1.2	0.006	0.2	4	42
3	55	4.5	46	164	298	831	985	0.7	0.006	0.2	4	46
4	55	4.5	46	176	320	808	959	1.2	0.006	0.2	5	51
5	55	4.5	46	180	327	800	951	1.2	0.006	0.2	(a) 6,(b)2,(c)4	(a)66,(b)26,(c)37

キーワード AI, コンクリート, スランプ, t 検定
連絡先 〒285-8655 千葉県佐倉市大作 2-4-2 太平洋セメント(株) TEL043-498-3902

試験者による実測値と AI によるスランプ予測値の関係を図 2 に示す。図中の値は、9 バッチの試験者 3 名分の実測値と予測値（分解能：0.1cm）を対応させた結果であり、点線は許容差±2.5cm を示している。図より、JIS A 5308 の箇条 5.3 に規定される許容差の範囲に予測値が分布している。また、同一のバッチであっても、試験者 3 名のスランプ実測値は許容差範囲内で乖離があるが、AI による予測値では近い値を予測することが分かった。次に、正解率と許容差の関係を図 3 に示す。予測値の分解能によらず、練混ぜ画像を学習させた AI により、スランプを予測することができ、JIS 許容差範囲内で正解率が 100%に到達した。

続いて、試験者 3 名の実測値とそれに対応した AI による 3 件の予測値について、各種統計量を表 2 に示す。偏差最大値と偏差最小値は、同一バッチ 3 件の平均値と実測値と差分（偏差）を算出後、全バッチの偏差の最大値を偏差最大値、最小値を偏差最小値とした。表より、AI による予測値の分解能によらず、試験者と AI の平均値は同程度であり、標準偏差は AI のほうが 0.2cm 程度小さくなった。さらに、偏差最大値と偏差最小値に着目すると、試験者の場合 1.0～1.5cm であったが、AI の場合においては、予測値の分解能によらず 0.5cm 以下となり、試験者より AI の偏差が小さいことが分かった。すなわち、値のばらつきが小さいデータ群においては、分解能 0.5cm よりも 0.1cm の標準偏差が大きくなる可能性が高いにも関わらず、本検討では、AI は高分解能かつ試験者よりも標準偏差が小さくなったといえる。

本検討ではデータ数が少ないことから、有意差検定として t 検定を行った。t 検定による試験者と AI の比較結果を表 3 に示す。t 検定では、有意水準 0.05、帰無仮説 $\mu \neq \mu_0$ (μ は AI の平均値、 μ_0 は試験者の平均値) とした。表より、試験者と AI のデータの相関性が 0.99 と極めて高くなった。また、t 値の絶対値より t 値が大きくなり、試験者と AI の平均値は統計的に差がなく同等といえる。さらに、分解能が異なる場合でも検定結果に違いは認められない。以上より、試験者の実測値と AI による予測値の平均値は同等であり、AI のほうが高分解能で標準偏差が小さいことが明らかとなった。

4. まとめ

練混ぜ画像を学習した AI でスランプを予測した結果、試験者の実測値と AI による予測値の各平均値は同等で

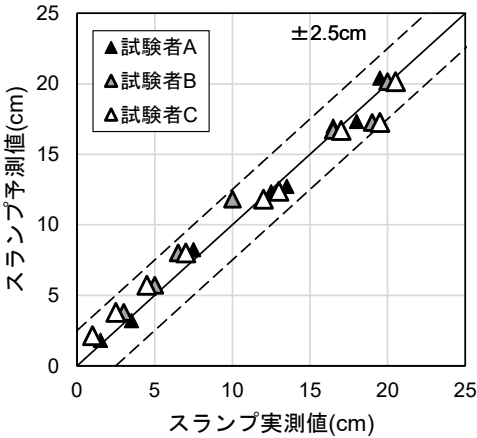


図 2 実測値と予測値の関係

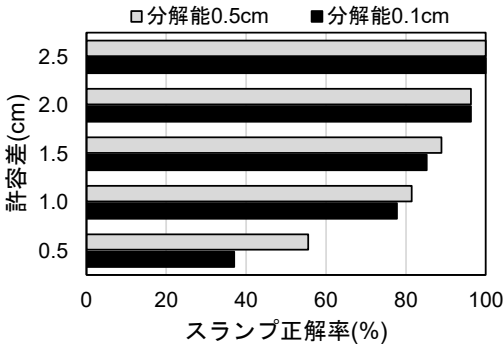


図 3 正解率と許容差の関係

表 2 試験者と AI における統計量

種類	項目	試験者	AI(0.1)	AI(0.5)
スランプ	平均値(cm)	10.7	10.9	10.9
	標準偏差(cm)	0.4	0.2	0.2
	変動係数(%)	6.9	3.0	2.6
	偏差最大値(cm)	1.0	0.4	0.5
	偏差最小値(cm)	1.5	0.3	0.5

表 3 t 検定による試験者と AI の比較

種類	スランプ		
	試験者	AI(0.1)	AI(0.5)
平均値	10.7	10.9	10.9
分散	45.6	38.9	38.5
相関		0.99	0.99
t		-6.50	-5.98
t 境界値 両側		2.06	2.06

あり、JIS 許容差範囲内を正解率とした場合、正解率は 100%に到達した。また、試験者の実測値の標準偏差より AI の予測値のほうが小さい結果となった。

参考文献

1) 早野博幸, 工藤正智, 小池耕太郎: AI を用いたコンクリートの製造時のスランプ予測技術, 日本コンクリート工学, Vol.60, No.5, pp.392-396, 2022.5