

AI 技術を用いたコンクリートのスランプ予測における解析領域の検討

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 工藤 正智

太平洋セメント（株）正会員 立岩 華英

1. はじめに

コンクリート製造時における品質管理項目の 1 つである流動性は、現状、熟練の技術者により練混ぜ状況を目視で定性的に評価されており、定量的に評価する技術の開発が求められている。著者らは¹⁾、コンクリートの練混ぜ画像とスランプ実測値を事前に学習させた AI を用い、カメラで撮影した練混ぜ画像を AI が解析することで、練混ぜ中のスランプ値を予測する技術を開発した。AI への学習では、コンクリートの動きに特徴がある領域を解析領域として使用している。しかし、実際の環境では、予測時の解析領域が大きく変化すると、AI の正解率にも影響する恐れがある。そこで本検討では、練混ぜ画像を学習させた AI によるスランプ予測において、解析領域ごとのスランプ予測値と実測値との比較を行うことで、解析領域の違いがスランプ予測値に及ぼす影響を確認した。

2. 実験概要

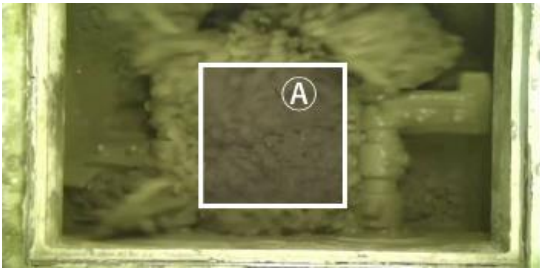
コンクリートの水セメント比は 55%とし、設計スランプは 8cm, 12cm および 18cm とした。練混ぜは、2 軸ミキサ（容量 60L）を用い、練混ぜの様子をミキサ直上からカメラで撮影して練混ぜ画像を取得した。表－1 に設計スランプとそれに対応するスランプ実測値を示す。

3. スランプ予測モデルの構築

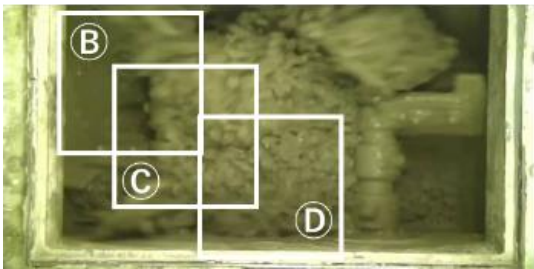
既往の研究¹⁾を参考に、撮影した練混ぜ画像を AI に学習させ、スランプ値を出力する予測モデルを構築した。予測モデルは、練混ぜ画像を入力することで 1 秒ごとにスランプ予測値を出力するものとした。学習時の教師データとしては、図－1 に示す練混ぜ画像内中央の領域（256×256px）をスランプ実測値と関連付けて学習させた。なお、学習には、練混ぜが安定する排出前 20 秒間の練混ぜ画像を使用した。図－2 に解析領域の違いを模擬した学習領域とは異なる解析領域 B, C および D を示す。前述の予測モデルにより、各解析領域における

表－1 設計スランプとスランプ実測値

設計（cm）	8	12	18
実測（cm）	7.5	12.5	19.5
	6.5	10.5	20.0
	7.0	12.0	20.5



図－1 学習領域 A（Reference）



図－2 スランプ予測における解析領域

排出前 20 秒間のスランプ予測値を出力した。また、リファレンスとして、学習に使用した領域 A においてもスランプ予測を行った。

4. 実験結果

図－3 に各解析領域で算出した正解率を示す。正解率は、試験者によるスランプ実測値と 1 秒ごとに出力された予測値との差分をそれぞれ算出し、設定した許容差以内に入る数をカウントした。出力した予測値の全数のうち、許容差以内に入る件数の割合を正解率とし、式（1）により算出した。

$$Ac = \frac{n_x}{n_0} \times 100$$

(1)

キーワード AI, 予測, スランプ, 画像解析

連絡先 〒285-8655 千葉県佐倉市大作 2-4-2

太平洋セメント（株）中央研究所 TEL043-498-3902

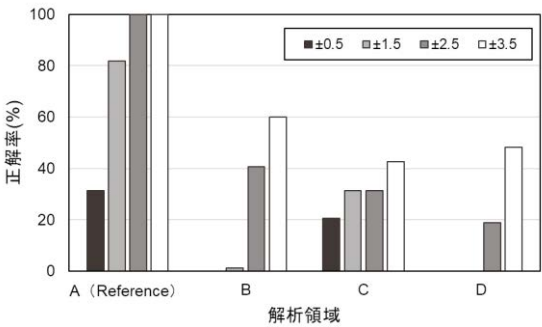
ここで、 Ac は正解率（％）， n_x は $|P_s - A_s| \leq x$ を満たすデータ数， n_0 は出力された予測値の全数， P_s はスランプの予測値（cm）， A_s はスランプ実測値（cm）， x は任意の許容差（cm）とする．図－3（a）より，各解析領域において，許容差が大きくなるにつれて正解率が向上し，許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ においては，全てのスランプ種類で領域Aの正解率が100％に到達した．しかし，領域B，CおよびDにおいては，いずれの解析領域においても，許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ では正解率が50％以下であり，許容差 $\pm 3.5\text{cm}$ であっても正解率は60％以下であった．解析領域ごとの明確な違いは見られず，リファレンスと比較して正解率は低かった．図－3（b）に許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ におけるスランプ種類ごとの正解率を示す．図より，領域B，CおよびDでは，一部のスランプ種類の正解率が許容差の範囲内で高い結果となった．

図－4 にスランプ予測値と実測値の関係を示す．予測値は，各解析領域で20秒間に出力された予測値の平均値をプロットし，許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ の範囲を直線で示した．参考として，図中には，領域Aを画像左上方向に10pxまたは20pxずつ移動した解析領域A'，A''での予測結果もプロットした．図より，領域Aは許容差の範囲内に予測値が全てプロットされていることが分かる．領域Aとの差異が1％以内であるA'とA''においても，許容差の範囲内にほとんどの点がプロットされている．一方，領域B，CおよびDは出力された予測値が近い値で推移していることが確認できた．すなわち，学習領域と解析領域の差異が大きくなるとスランプの予測が困難であると分かった．

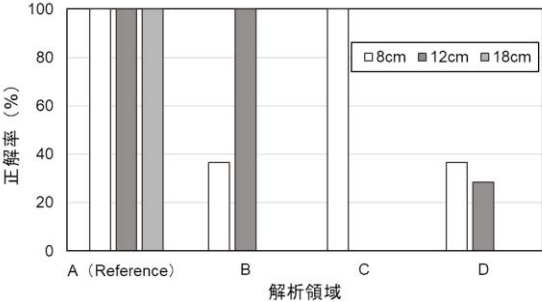
本技術では，練混ぜ画像の輝度からスランプを予測しているため，撮影した練混ぜ画像の輝度解析を行った．解析では，練混ぜ画像20秒間の各解析領域の平均輝度，標準偏差，最大値および最小値を算出した．表－2にスランプ実測値12.5cmの練混ぜ画像の解析結果を示す．表より，本検討における正解率と解析した輝度値との相関は確認できなかった．今後，さらなる解析手法の検討を行う必要がある．

5. 結論

練混ぜ画像を学習したAIにより，異なる解析領域でスランプを予測した結果，学習領域とスランプ予測時の解析領域が異なる場合は正解率が低下した．

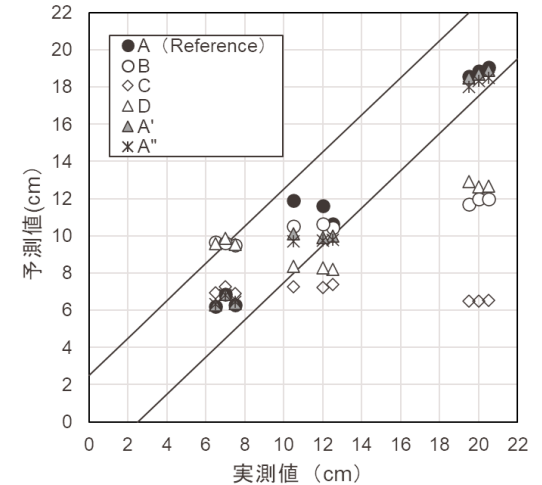


(a) 許容差ごとの各解析領域の正解率



(b) $\pm 2.5\text{cm}$ における各解析領域の正解率

図－3 各解析領域の正解率



図－4 予測値と実測値の関係

表－2 練混ぜ画像の輝度値解析

実測値	領域	平均	標準偏差	最大	最小
12.5 cm	A	108	22	145	56
	B	84	8	108	61
	C	89	21	131	51
	D	115	17	149	65

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