



AIを用いたコンクリートのスランプ予測システム

「PreSLump AI[®]」の 予測精度および実工場での検証結果

太平洋セメント株式会社 中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム 小池 耕太郎
 太平洋セメント株式会社 中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム 工藤 正智
 太平洋セメント株式会社 中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム 立岩 華英
 太平洋セメント株式会社 中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム 千石 理紗
 太平洋セメント株式会社 中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チームリーダー 石田 弘徳

1. はじめに

労働人口の減少や働き方改革に伴い、建設業界では生産性向上に向けたデジタル技術の導入を推進している。コンクリート分野ではコンクリート製造時から施工時における省力化による生産性向上が求められている¹⁾。

コンクリート製造時において、品質管理項目の一つとして流動性を評価するスランプ試験が定められている。スランプ試験は簡便かつ現場適用性が高い手法であるが、試験者の技量や試料の採取方法によるばらつきが懸念されている²⁾。コンクリートの流動性については、スランプ試験以外にも目視により練混ぜ状況を確認しているが、人間が経験則に基づき判断するため、熟練度合いによる差異が生じやすい。このような背景から、著者らは個人の技量に左右されない定量的なコンクリートの品質管理方法の確立を目指し、AIを用いてコンクリートの練混ぜ画像からスランプを予測する手法について検討を進めてきた³⁾。しかしながら、その予測精度やばらつきの定量的な評価は十分であるとは言えない。そのため、コンクリートの練混ぜ画像をAIに学習させ、練上がりのスランプを出力する予測モデルを構築した。本稿ではこの予測モデルの精度評価に関する検討、ならびに試験者によるスランプ実測値およびAIによるスランプ予測値のばらつきの比較を紹介する。

なお、予測モデルは生コンクリート工場や

コンクリート製品工場での実証を経てAIスランプ予測システム「PreSLump AI[®]」として、2023年4月からパシフィックシステム(株)より販売を開始している⁴⁾。

2. 実験概要

2-1 学習データの収集

AIに学習させるためのデータとして、コンクリートの練混ぜ画像とスランプ実測値の収集を行った。表-1に学習に用いた配合を示す。コンクリートの使用材料として、水は上水道水(記号:W)、セメントは普通ポルトランドセメント(記号:C、密度:3.16g/cm³)、細骨材は山砂(記号:S、表乾密度:2.59g/cm³)、粗骨材は碎石(記号:G、表乾密度:2.62g/cm³)、AE減水剤は標準形(リグニンスルホン酸系、C×0.25%)、空気量調整剤はロジン系(1A=C×0.002%)、遅延剤は減水剤・遅延剤(1種)を用いた。なお、検討では1配合のコンクリートに対し、後述する通り繰り返し練混ぜを行う

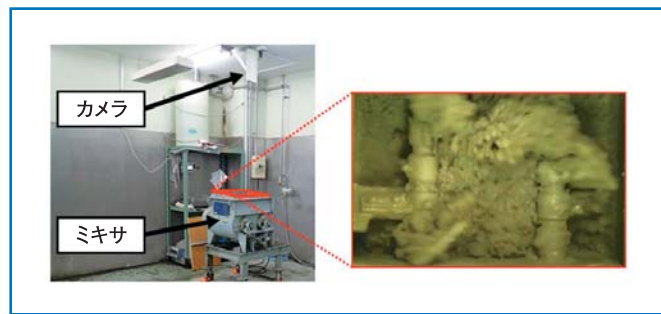


図-1 データ収集状況および取得画像の一例

表-1 学習に用いたコンクリートの配合

配合	W/C (%)	設計空気量 (%)	細骨材 (%)	W (kg/m ³)	C (kg/m ³)	S (kg/m ³)	G (kg/m ³)	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	1回目:6 2回目:2 3回目:4	1回目:66 2回目:26 3回目:37

ことから、セメントの水和反応に起因する生コンクリートの性状に変化がないようにするため、凝結遅延性の高い遅延剤を用いた。

図-1にデータ収集の状況を示す。データの収集は20℃・70%・RHの恒温恒湿室で行った。ミキサは強制二軸ミキサ(容量60L)を使用した。スクリー軸のモータの仕様は200V三相電源、出力2.2kW、回転速度1分間100回転である。

練混ぜ画像データの収集に使用したカメラは、コンクリート製造現場でミキサ内の確認に用いるアナログカメラを使用した。図-1のようにカメラはミキサの直上に固定し、ミキサの中央部と撮影する画角の中央部を一致させ、ミキサの容器内全体が撮影できるように調整した。解像

度は960×480px、撮影間隔は1秒間に30枚、撮影時間は録画を開始してから90秒以上とした。

データ収集は次の手順で行った。①セメント、細骨材および粗骨材をミキサに投入、②30秒間の練混ぜ、③注水、④30秒間の練混ぜ、⑤録画を開始、⑥90秒間以上練混ぜ、⑦ミキサからコンクリートを排出、⑧録画を停止、⑨試験者3名がそれぞれに排出したコンクリートのスランプ試験を実施。注水から繰り返し試験が終了するまでの経過時間は90分以内とした。

コンクリートの練量は1バッチ当たり35Lとし、スランプ試験はJIS A 1101の試験方法に準拠して行い、計84件のデータを収集した。なお、スランプ試験と併せて空気量試験を実施し、全てにおいて空気量が設計値の±1.5%以内であることを確認している。

2-2 AIによる予測モデルの構築・検証

既往の検討⁵⁾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の構築を行った。学習に先立ち、練混ぜ画像とスランプ実測値の関連付けを行った。関連付けでは、まず1バッチ当たり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動画を抽出した。続いて、各動画の開始から15秒間450枚の練混ぜ画像と各試験者の実測値を関連付けた。取得した84件のうち57件を学習データ、残り27件を検証データとした。予測モデルの構築に当たり、本検討では人間が着目している練混ぜの動きを学習させるため、時間情報の学習が可能な畳み込みニューラルネットワークの一種である3D-MixConv⁶⁾をAIとして使用した。また、データの作成に当たっては練混ぜ画像データ960×480pxの1枚から5枚の画像を切り出した。

まず中央部の256×256pxを1枚切り出し、続いて256×256pxを中央部から上下左右4方向に10×10pxずつ移動させることで4枚切り出し、その画像を256×256pxから64×64pxに圧縮した。その後、全450枚分をAIに学習させて予測モデルを構築した後、検証データを予測モデルに入力し予測値を出力した。

2-3 統計的手法による予測値のばらつき評価

2-2の検証データ27件(3名×9バッチ分)を用いて、試験者の実測値とAIによる予測値について、それぞれ平均値と標準偏差ならびに実測値と平均値の差分である偏差の最大値と最小値を算出し比較した。

3. 実験結果

3-1 予測モデルの構築・検証

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。図-2にスランプにおける予測値と実測値の関係を示す。図中の値は9バッチ試験者

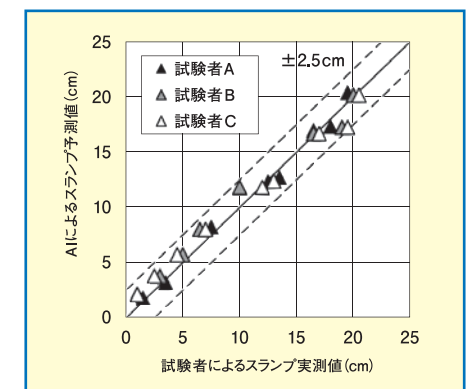


図-2 スランプの実測値と予測値の関係

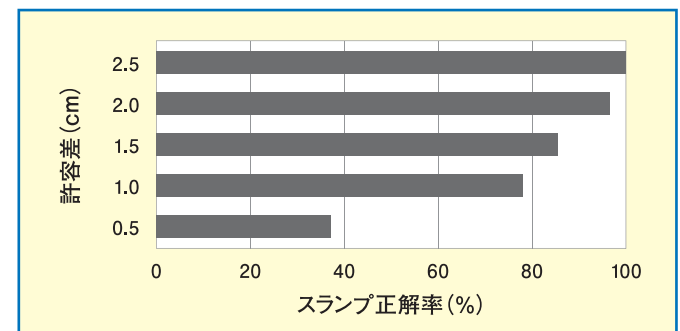


図-3 許容差と正解率の関係

3名分の実測値と予測値を対応させた計27点をプロットしており、点線は許容差±2.5cmを示している。図-2よりJISに規定される許容差±2.5cmの範囲に予測値がプロットされていることが分かる。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による予測値では同一バッチであれば予測値のばらつきは小さいことが分かる。

続いて、図-3に許容差と正解率の関係を示す。スランプは許容差が大きくなるに従い正解率は高くなり、許容差±1.5cmで80%以上、許容差±2.5cmで100%になった。

3-2 統計的手法による予測値のばらつき評価

スランプ試験は試験者の技量差や試料の採取方法・位置によるばらつきが懸念されることから、既往研究より各々の要因に伴うスランプ試験の不確かさが報告されている²⁾。そこで、統計量として試験者3名による実測値、AIによる3件の予測値について、それぞれの平均値、標準偏差、変動係数、偏差の最大値と最小値を算出した。また、結果の確かさを評価するための有意差検定であるt検定も行った。

表-2に試験者とAIの各種統計量およびt検定の結果を示す。平均値は27件の全平均を、標準偏差は同一バッチ3件の値から算出、全バッチの平均値とした。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の差分を偏差として算出した後、全バッチの偏差

表-2 統計量ならびにt検定による試験者とAIの比較

項目	試験者	AI
平均値 (cm)	10.7	10.9
標準偏差 (cm)	0.4	0.2
変動係数 (%)	6.9	3.0
偏差最大値 (cm)	1.0	0.4
偏差最小値 (cm)	1.5	0.3
分散	45.6	38.9
相関	1.0	-
t	-6.5	-
t境界値両側	2.1	-

の最大値を偏差最大値、最小値を偏差最小値とした。スランプにおいて平均値は試験者とAIが同程度であり、標準偏差は試験者と比べAIが0.2cm小さかった。さらに、偏差最大値と偏差最小値に着目すると試験者においては偏差最大値1.0cm、偏差最小値1.5cmであった一方、AIでは偏差最大値0.4cm、偏差最小値0.3cmとなり、試験者よりAIの偏差が小さい結果となった。すなわち、同一バッチでのスランプに着目すると、試験者よりもAIの方がばらつきが小さいことが明らかとなった。

続いて全27件の平均値を1次元配列としたt検定を行った。本検定では正負方向(両側)の有意水準を0.05、帰無仮説を $\mu \neq \mu_0$ (μ はAIの平均値、 μ_0 は試験者の平均値)としており、表-2におけるt値の絶対値がt境界値に対して大きい場合、比較値は同じであると検定できる。表よりスランプにおいてはt値の絶対値が6.5、t境界値が2.1と大きく、試験者とAIの平均値は統計的に差がないことから、試験者による実測値とAIの予測値は同様に扱える可能性が示唆された。

4. コンクリート製造現場における予測システムの開発

4-1 AIスランプ予測システムの開発

次に、AIによるスランプ予測を生コンクリート工場とコンクリート製品工場で実証した。実証に当たっては各工場にヒアリングを行い、実装に適するAIスランプ予測システムの機器構成を検討した。

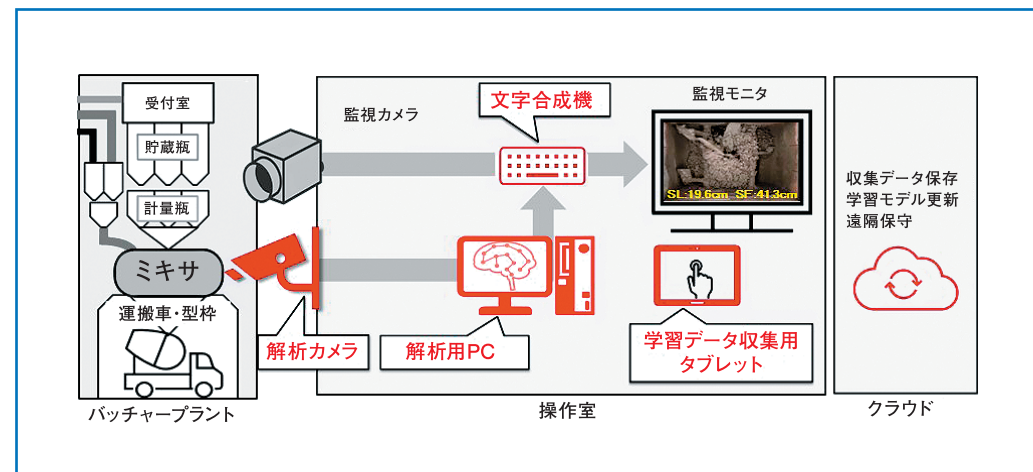


図-4 システムの機器構成

まず、学習データ収集の負荷を低減するため、スランプの実測値を入力するだけで動画と紐づけされるシステムを開発した。実測値の入力は場所や時間を選ぶことなくできるよう、タブレット端末を用いることとした。次にリアルタイムで予測されるスランプ値が、従前から工場で使用しているミキサの容器内を監視するモニターに表示されるようにした。この仕様にするだけで、製造担当者はこれまで通りに監視モニターで実際の練混ぜ状況を確認しながら、定量的なスランプの予測値を把握することができる。図-4にAIスランプ予測システムの基本的な機器構成を示す。

4-2 コンクリート製造工場でのシステムの適用事例

図-5に4-1で開発したシステムを生コンクリート工場に実装し、そこで得られたAIの予測値とスランプ試験の実測値の関係を示す。図中には455件のデータをプロットしており、点線は許容差 ± 2.5 cmであることを示している。AIの予測値は、スランプ15cm付近の領域で図-2の室内実験と比較して正解率が低下したことが認められた。この原因を分析したところ、スランプ領域の学習データ数が少ないことが判明したため、追加データを学習させ正解率を改善した。実工場では短期間で多くのスランプ領域のデータをまんべんなく取得することは難しく、追加学習を前提とした運用が望ましい。実際、実証した生コンクリート工場を追加データを複

数回にわたり学習させることで、図-6に示すように正解率は向上し、特に許容差 ± 2.5 cmにおける正解率は初期導入時と比べて20.4%向上した。以上より、AIは稼働後も継続的にデータを収集し追加学習を行うことで、正解率の維持・向上が期待できる。

5. PreSLump AIの概要

5-1 PreSLump AIの導入の流れと運用

本システム導入の流れは次の通りである。①現地調査による機器仕様の決定、②図-4に示す解析カメラ・解析用PC・文字合成機およびタブレットを工場に設置、③スランプ試験の実測値と対応する練混ぜ画像を収集し学習データを準備、④予測モデルを作成、⑤解析用PCに予測モデルを実装。

システム導入後に運用開始となるが、前項で述べたように学習データの蓄積によって正解率は向上する。PreSLump AIの運用開始後も継続して予測モデルにデータを学習させることで、AIの正解率の維持・向上につなげる。

5-2 PreSLump AIの導入効果

PreSLump AIの導入効果は種々あるが、コンクリート製造にもたらすメリットをいくつか紹介する。

① 製造工程の標準化

コンクリートの練混ぜ状況の確認は製造担当者の技量に依存する部分が多く、熟練者といえども判断に迷う場面もある。PreSLump AIのスランプ予測は定量的に行われ基準も変動しないため、製造工程の標準化に大きく寄与する。

② 品質管理

PreSLump AIはリアルタイムにスランプ予測を行う。そのため手間をかけずに全数の品質確認が可能となり、異常品も即時に検出できるため生産性の向上に貢献する。

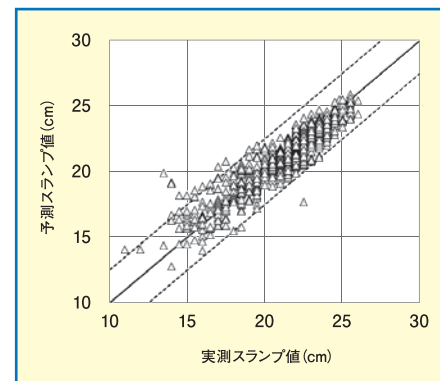


図-5 スランプの実測値と予測値の関係 (生コンクリート工場での一例)

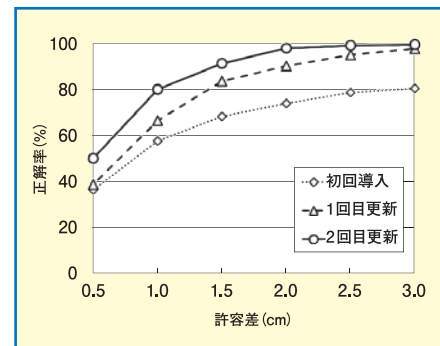


図-6 再学習による正解率向上の一例

③ 品質保証

PreSLump AIは全数のデータを保存する。すなわち、トレーサビリティ機能を備えたシステムであり品質保証体制の強化につながる。

④ 効果的な教育

熟練者もいずれは退職を迎える一方、コンクリート製造分野においては若手の採用に苦労している。熟練者の卓越した技量は一朝一夕で身に付くものではなく、若手を採用しても技量の継承には時間を要する。PreSLump AIを導入することでリアルタイムでの教育が可能となり、若手が技量を習得する時間を大幅に短縮することが可能となる。

⑤ 省力化・省人化

PreSLump AIは24時間365日、労働時間や超過勤務を気にすることなく運用が可能である。担い手不足や働き方改革が叫ばれる昨今、コンクリート製造および施工の省力化・省人化に大きく貢献するシステムである。

6. まとめ

当社はコンクリートの練混ぜ画像をAIに学習させ、スランプを出力する予測モデルを構築した。本モデルを用いたAIによるスランプ予測は、許容差 ± 2.5 cmで正解率を100%に到達することが可能なシステムである。また、スランプの実測値とAIによる予測値の各平均値は同等であり、標準偏差は実測値と比べAIによる予測値が小さいことから、人間よりもAIの方が信頼に足ることを示した。当社で検証したAIは生コンクリート工場やコンクリート製品工場で実証を行い、「PreSLump AI」としてシステム化し、2023年4月にパシフィックシステム(株)からサービス提供を開始した。

現在、建設業界ではコンクリート製造における安定品質の確保に向けた取り組みが推進されている⁷⁾。一方、コンクリート製造現場では担い手の不足が深刻化しており、生産性向上を目的とする新たな技術開発が活発に行われている。こうした流れは規格にも反映されており、例えば日本建築学会 JASS 5 においては2022年11月の改訂で、これまで標準化されていなかったセンサやAI等のIT機器を用いた試験方法ならびに確認方法を品質管理に適用することが可能となった⁸⁾。本稿で紹介した PreSLump AIはこのような情勢に十分対応できる技術であり、コンクリート製造における品質の安定化と生産性向上を実現する革新的な技術であると確信している。今後もコンクリートの製造および施工に貢献する新技術の開発に鋭意邁進する所存である。

【参考文献】

- 1) 矢作智之, 堤英彰: コンクリート工生産性向上に向けた取り組み—全体最適の導入(コンクリート工の規格の標準化等)—, コンクリート工学, 2017.55, pp.87-95.
- 2) 財団法人建材試験センター: 工業標準化法JN LA制度における測定の不確かさの推定及び技能試験用試料開発に係る調査委託業務成果報告書, 2004
- 3) 工藤正智, 小池耕太郎, 星健太, 早野博幸: AIを用いたフレッシュコンクリートのスランプ予測技術, 太平洋セメント研究報告, 2022, 182, pp.38-46.
- 4) 太平洋セメント: 人工知能(AI)を用いてコンクリートのスランプ値をリアルタイム予測するシステム PreSLump AI® を販売開始, 2023-03-27,

- <https://www.taiheiyo-cement.co.jp/news/news/pdf/230327.pdf> (accessed 2023-07-26)
- 5) 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, 2022. 50(5), pp.392-396.
 - 6) Mingxing Tan: Quoc V Le MixConx.Mixed Depthwise Convolutional Kernels, arXiv. 1907.09595, 2019.1
 - 7) 国土交通省: コンクリート生産性向上検討協議会第12回—サプライチェーンマネジメント等の検討—, 2023.2, <https://www.mlit.go.jp/tec/content/001587863.pdf> (accessed 2023-08-09)
 - 8) 野口貴文, 陣内浩, 兼松学: コンクリート工学 No.4, 日本コンクリート工学会, 2023, pp.297-300

こいけ・こうたろう

【著者略歴】

2019年 太平洋セメント株式会社入社
現在 同社中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム

くどう・まさとし

【著者略歴】

2017年 太平洋セメント株式会社入社
現在 同社中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム

たちいわ・はなえ

【著者略歴】

2020年 太平洋セメント株式会社入社
現在 同社中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム

せんごく・りさ

【著者略歴】

2019年 太平洋セメント株式会社入社
現在 同社中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チーム

いしだ・ひろのり

【著者略歴】

1996年 日本セメント株式会社入社
(現 太平洋セメント株式会社)入社
現在 同社中央研究所研究開発推進部インキュベーション推進チームリーダー