

◇報告◇

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Prediction Accuracy and Verification Results at Factory of
PreSLump AI, a Concrete Slump Prediction System Using AI小池 耕太郎*, 工藤 正智*, 立岩 華英*, 千石 理紗*,
石田 弘徳**, 尾崎 奨***, 清水 勇***KOIKE, Kotaro*; KUDO, Masatoshi*; TACHIIWA, Hanae*; SENGOKU, Risa*;
ISHIDA, Hironori**; OZAKI, Sho***; SHIMIZU, Isamu***

要 旨

コンクリート製造時における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。近年、コンクリート分野では生産性向上が求められており、AIを用いたコンクリートの練混ぜ動画からスランプを予測する技術の研究が行われている。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ない。そこで本検討では、ミキサ内におけるコンクリート練混ぜ画像を学習させたAIによる予測値の正解率の評価、ならびに統計手法によるばらつきの評価を行った。その結果、AIによるスランプ予測値は、JISで規定される許容差の範囲内で高い正解率が得られ、また、スランプ試験のばらつきよりも小さい結果となった。なお、著者らは、AIがコンクリートのスランプを予測するシステム「PreSLump AI[®]」をパシフィックシステム株式会社と共同開発し、2023年4月に販売を開始した。

キーワード：フレッシュコンクリート、AI、畳み込みニューラルネットワーク、スランプ

* 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

Incubation Promotion Team, Research & Development Promotion Department, Central Research Laboratory

** 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

Manager, Incubation Promotion Team, Research & Development Promotion Department, Central Research Laboratory

*** パシフィックシステム株式会社 PACIFIC SYSTEMS CORPORATION

ABSTRACT

A slump test is a standard method to evaluate fluidity of fresh concrete as one of the quality control items in concrete production. With an increasing demand for improved productivity in the field of concrete, research has been conducted to establish a technology to predict the slump of concrete from video information of concrete mixing by using AI. However, no sufficient quantitative evaluation has been made on its prediction accuracy and variation. In this study, AI slump prediction was performed by using image data of concrete mixing inside a mixer for training, and the predicted values were analyzed to determine the accuracy rate and statistically evaluate the variation. The results showed that the AI-predicted slump values had a high accuracy rate within the tolerance specified by the JIS, with a smaller variation compared to that in slump test results. After verification at our factory, the AI slump prediction system has been completed as a product of joint development with Pacific System Co., Ltd. and launched under the name of PreSLump AI® in April 2023.

Keywords : *Fresh concrete, Artificial intelligence, Convolutional neural network, Slump*

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ける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、試験方法以外にも、通常、人間が目視によりコンクリートの練混ぜ状況を確認しているが、人間が経験則に基づき流動性を判断するため、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い難い。

そこで本検討では、コンクリートの練混ぜ画像をAIに学習させ、練上がり時のスランプを出力する予測モデルを構築し、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を比較した。検証したAIを、生コンクリート工場やコンクリート製品工場で実証し、AIスランプ予測システムを構築し、「PreSLump AI®」として2023年4月からパシフィックシステム株式会社より販売を開始した^{4), 5)}。

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。

Table 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：3.16 g/cm³）、細骨材は山砂（記号：S、表乾密度：2.59 g/cm³）、粗骨材は碎石（記号：G、表乾密度：2.62 g/cm³）、AE減水剤は標準形（記号：AE、リグニンスルホン酸系、C×0.25%）、空気量調整剤はロジン系（記号：Ad、1A=C×0.002%）、遅延剤は減水剤・遅延形（記号：Re、I種）を用いた。なお、検討では、1配合のコンクリートに対し、後述する通り繰返し練混ぜを行うことから、セメントの水和反応に起因する生コンクリートの性状の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。

Table 1 Mix proportion of concrete
(学習に用いたコンクリートの配合)

No.	W/C (%)	Air content (%)	s/a (%)	W (kg/m ³)	C (kg/m ³)	S (kg/m ³)	G (kg/m ³)	AE (C×%)	Ad (C×%)	Re (C×%)	Number of repetition	Elapsed time (min)
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	1st : 6 2nd : 2 3rd : 4	1st : 66 2nd : 26 3rd : 37

Fig. 1に、データ収集の状況を示す。データは20℃ 70%RHの恒温恒湿室で収集した。ミキサは、強制二軸ミキサ（容量60L）を使用した。スクリュウ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。Fig. 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画角を調整した。解像度は960px×480pxとし、撮影間隔は1秒間に30枚とした。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。排出されたコンクリートをミキサに戻して④～⑨を繰り返す。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バッチあたり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⁶⁾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あたり、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、時間情報を学習させること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-MixConv⁷⁾をAIとして使用した。デー

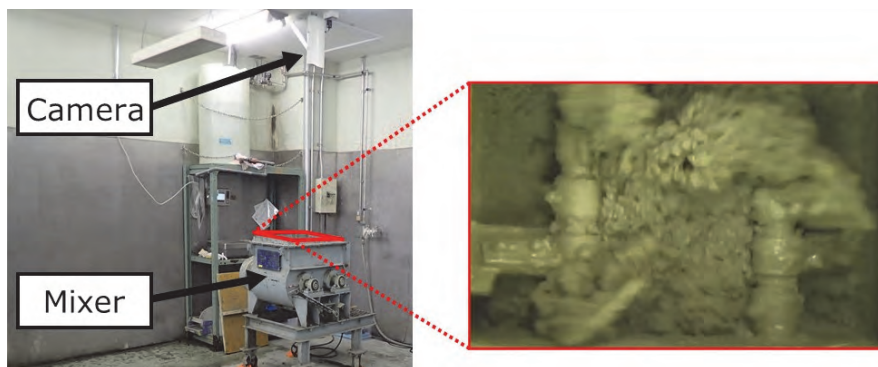


Fig.1 Example of data collection status and captured image
(データ収集状況および取得画像の一例)

タの作成にあたり、練混ぜ画像データ 1 枚である 960px×480px から、5 枚の練混ぜ画像を切り出した。5 枚の画像は、まず中央部の 256px×256px を 1 枚切り出し、256px×256px を中央部から上下左右 4 方向に 10px×10px ずつ移動させることで 4 枚切り出した。画像切り出し後、256px×256px から 64 px×64 px に画像を圧縮した。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。**Fig. 2**に、スランプの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 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 $\pm 2.5\text{cm}$ を示している。**Fig. 2**より、JIS に規定される許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ 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、同一バッチであっ

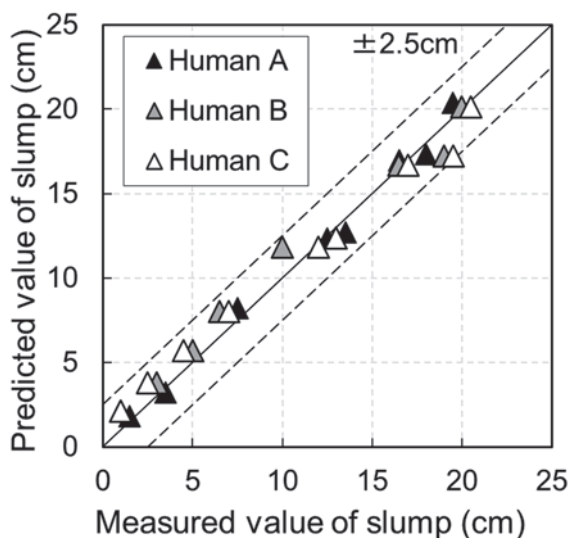


Fig.2 Relationship between measured value of slump and predicted value of slump (スランプの実測値と予測値の関係)

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、**Fig. 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したがい正解率は高くなり、許容差 $\pm 1.5\text{cm}$ で 80% 以上、許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ 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、試験者の技量差によるばらつきや、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、既往の研究により各々の要因に伴うスランプ試験の不確かさについて報告されている²⁾。そこで、統計量として、試験者 3 名による実測値、これらに対応した 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、結果の確からしさを評価するための有意差検定である t 検定も行った。

Table 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 件の全平均値、標準偏差は同一バッチ 3 件の値から標準偏差を算出し、全バッチの標準偏差の平均値を試験者または AI の標準偏差とした。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、全バッチの偏差の最大値を偏差最大値、最小値を偏差最小値とした。**Table 2**より、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、試験者の場合において、偏差最大値 1.0cm、偏差最小値 1.5cm であった。一方、AI の場合における偏差は、偏差最大値 0.4cm、偏差最小値 0.3cm となり、試験者より AI の偏差が小さくなった。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 のばらつきが小さいことが明ら

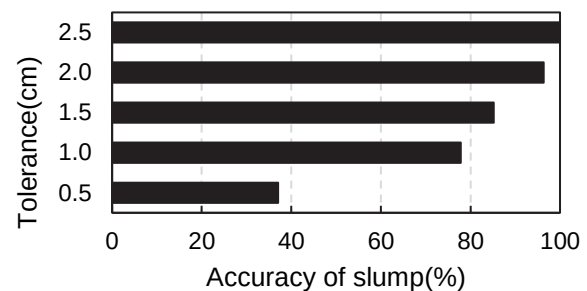


Fig.3 Relationship between accuracy of slump and tolerance (許容差と正解率の関係)

Table 2 Comparison between human and AI by statistics and t-test

(統計量ならびにt検定による試験者とAIの比較)

Data	Human	AI
Average(cm)	10.7	10.9
SD(cm)	0.4	0.2
CV(%)	6.9	3.0
Max Deviation(cm)	1.0	0.4
Min Deviation(cm)	1.5	0.3
Variance	45.6	38.9
Correlation	1.0	-
t	-6.5	-
t critical value (two-sided test)	2.1	-

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、Table 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。Table 2より、試験者とAIのデータの相関性が0.99と極めて高く、また、t値の絶対値が6.5、t境界値が2.1と、t値が大きく、試験者とAIの平均値は統計的に差がない、つまり同等といえる。

以上より、AIの予測値は試験者による実測値と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スランブ予測システムの開発

次に、AIによるスランブ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。実証に併せて、各工場にヒアリングを行い、工場への実装に適するAIスランブ予測システムの機器構成を検討した。まず、学習データ収集の負荷を低減するため、スランブ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、検査室でも入力できるように、当該システムを備えた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ブ値が、従前から使用されているミキサの容器内を監視するモニタに表示されるようにした。この仕様とすることで、製造担当者はこれまで通りに監視モニタで実際の練混ぜ状況を確認しながら、スランブの

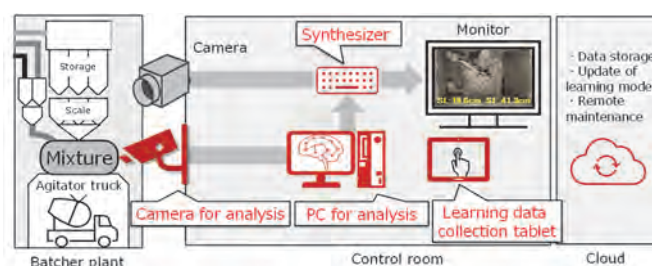


Fig.4 System configuration
(システムの機器構成)

予測値も定量的に把握することができる。Fig. 4に、AIスランブ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

Fig. 5に、4.1で開発したシステムを生コンクリート工場へ実装し、得られた予測値と実測値の関係を示す。Fig. 5には、工場で行ったスランブ試験の実測値と、AIの予測値を対応させた計455データをプロットしており、点線は許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ を示している。Fig. 5より、AIの予測値は、スランブ15cm付近の領域で、Fig. 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、このスランブ領域の学習データ数が少ないことが判明した。そこで、学習データ数の少ない領域の追加データを予測モデルに再学習させることで、正解率が改善した。しかしながら、実工場では、短期間で

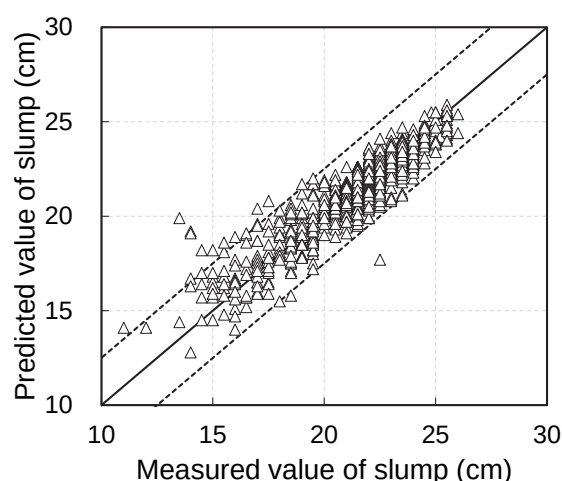


Fig.5 Relationship between measured value of slump and predicted value of slump
(スランブの実測値と予測値の関係（生コンクリート工場での一例）)

多くのスランプ領域のデータを取得することは難しい。実証した生コンクリート工場では、追加データを複数回にわたり再学習させることで、正解率はFig. 6に示すように許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ における初期導入と2回目更新を比較すると、20.4%向上した。すなわち、学習データ数の少ない領域を予測モデルに継続して再学習させることが、正解率の維持・向上の観点から重要であるといえる。

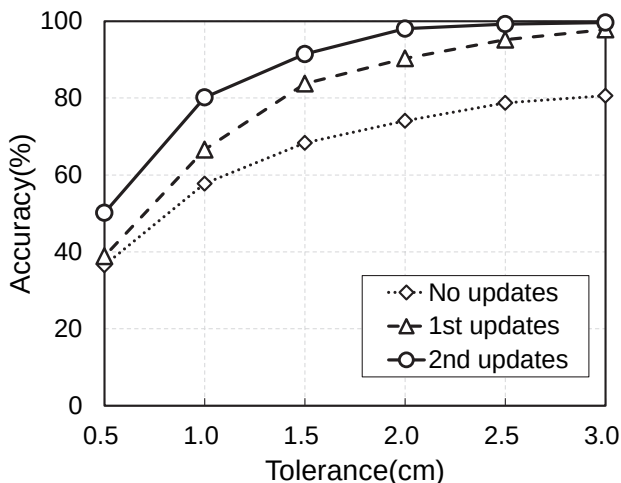


Fig.6 Example of an improvement in the accuracy rate due to an update
(再学習による正解率向上の一例)

5. PreSLump AIの概要

前項までの内容はこれまでの取り組みの一部であるが、室内実験での基礎検討、ならびに生コンクリート工場やコンクリート製品工場での検証を重ね、本スランプ予測システムを完成させた。そして、2023年4月より本システム「PreSLump AI®」(読み：プレスランプエーアイ)を、パシフィックシステム株式会社から販売を開始した。

5.1 PreSLump AIの導入の流れと運用

システム導入まで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、②Fig. 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、運用が開始されるが、前項で述べたように、学習データの蓄積で正解率は向上するため、PreSLump AIの運用開始後も④の予測モデル作成後

も③を継続して行い、予測モデルに再学習させることで、AIの正解率の維持・向上を行う。

5.2 PreSLump AIの導入効果

PreSLump AIの導入効果は種々あり、コンクリート製造に貢献できる項目の例を以下に示す。

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大きく、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、手間をとら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。

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も若手の採用には苦労している。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、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、PreSLump AIは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。

以上の内容は、生コンクリート工場ならびにコンクリート製品工場での検証を通じ、各工場から挙げた意見である。今後、PreSLump AIの使用を重ねることで、上記以外の新たな効果が見出されることが、弊社だけでなく工場からも期待されている。

6. ま と め

本検討では、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。AIによるスランプ予測値は、今回の検討では、許容差 $\pm 2.5\text{cm}$ の範囲内で正解率が100%に到達した。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かった。さらに、当社で検証したAIを、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、予測システムを構築し、2023年4月にパシフィックシステム株式会社から「PreSLump AI」の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⁸⁾。

一方、コンクリート製造現場では担い手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。本報で取り上げたスランプ試験についても、これまでの手法を代替する技術の開発が各所で進められている。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JASS5では、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⁹⁾。本報で紹介したPreSLump AIはこのようは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。著者らは、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. コンクリート工の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(9), p. 726-730.
- 2) 建材試験センター. 工業標準化法JNLA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. 2005.
- 3) 工藤正智, 小池耕太郎, 星 健太ほか. 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), p. 38-46.
- 4) パシフィックシステム, 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. パシフィックシステムニュースリリース. 2023-03-27.
<https://www.pacific-systems.co.jp/news/?year&category&page=1>, (accessed 2023-07-26)
- 5) 太平洋セメント, パシフィックシステム. 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. 太平洋セメントニュースリリース. 2023-03-27.
<https://www.taiheiyo-cement.co.jp/news/news/pdf/230327.pdf>, (accessed 2023-07-26)
- 6) 早野博幸, 工藤正智, 小池耕太郎. 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. 2022, 60(5), p. 392-396.
- 7) Mingxing Tan; Quoc V. Le. MixConv: Mixed Depthwise Convolutional Kernels. Computer Vision and Pattern Recognition. 2019, e1907.09595 .
- 8) 国土交通省. サプライチェーンマネジメント等の検討(生コンクリート情報、帳票類の電子化について、生コンクリートの全数測定による品質管理試験について). 第12回コンクリート生産性向上検討協議会, 資料3. 2023.
<https://www.mlit.go.jp/tec/content/001587863.pdf>, (accessed 2023-08-09)
- 9) 野口貴文, 陣内 浩, 兼松 学. 日本建築学会「建築工事標準仕様書・同解説 JASS 5 鉄筋コンクリート工事」の大改定の概要. コンクリート工学. 2023, 61(4), p. 297-303.