画像によるスランプ管理システム「AI スランプトラッカー」の開発と現場適用

㈱大林組　正会員　○髙橋拓馬
フェロー会員　新村　亮
正会員　末宗利隆
㈱エム・ソフト　安齋広行　片渕貴大

１.はじめに

コンクリートのワーカビリティーはコンクリート材料の品質,砂の表面水率の変動等によって影響を受ける.また,アジテータ車による運搬中にもワーカビリティーが変化する.受入試験では通常 20～150m^3 毎にスランプ試験を実施し,また,技術者による目視確認が行われる.しかし,試験未実施部分は品質変動を定量的に把握できず,目視確認には経験が必要である.ワーカビリティーが低下したコンクリートを打設すると充てん不良などの初期欠陥が生じる可能性がある.また,圧送配管の閉塞による打設中断により,コールドジョイント発生の原因ともなる.

本稿で紹介する技術は荷卸し時に,アジテータ車のシュート上を流下するコンクリートの画像から AI（人工知能）によってコンクリート全量のスランプを推定するものである.

２.AI によるスランプ推定技術の概要

スランプの変化に伴い,荷卸し時のアジテータ車のシュート上を流下するコンクリートの凹凸や質感などの表面性状が変化する.本技術はシュート上のコンクリートの流動状況の画像から,AI（畳込みニューラルネットワーク）によりスランプを推定するものである.

配合毎に各種スランプのコンクリートの荷卸し画像を事前に撮影し,撮影した画像によりAIの学習を行う.AIの学習,スランプ推定のためには,シュート排出口付近の静止画を切り取り,グレー化,ヒストグラム均一化等の前処理を行って使用する（**図-1**）. AI開発にはオープンソースソフトウェアのKeras,TensorFlowを使用し,CNNにはVGG16を用いスランプ（連続値）を回帰推定した.

本技術におけるスランプ管理方法を**図-2**に示す.シュート正面に学習済AIを搭載したスマートフォンを設置することにより連続してスランプを推定する.生コン車のシュートの位置やコンクリートの排出開始・終了はAIが自動で検知し,スランプ推定値が管理基準を逸脱した場合には警告メッセージを発出する.

一連の運用フローを**図-3**に示す.事前学習データはスランプ変動を考慮し,目標スランプ,±2.0cm, ±4cm程度の計5つのデータで学習させることを基本とする.

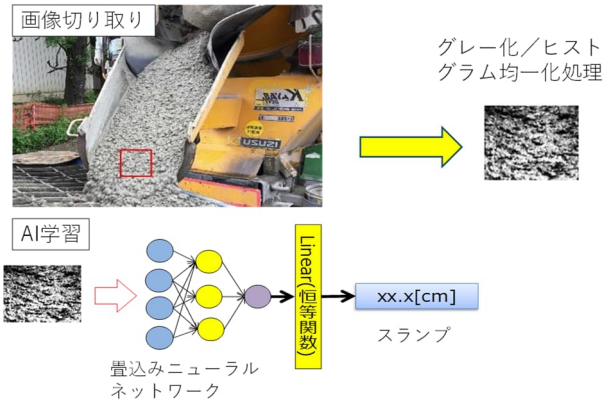


図-1　スランプ推定技術の概要

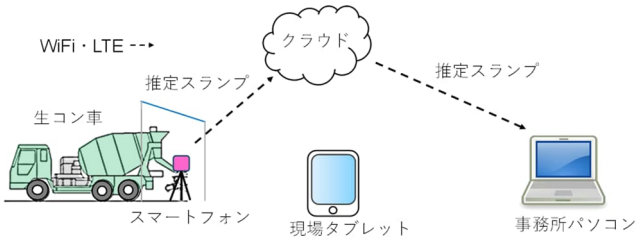


図-2　スランプ管理方法

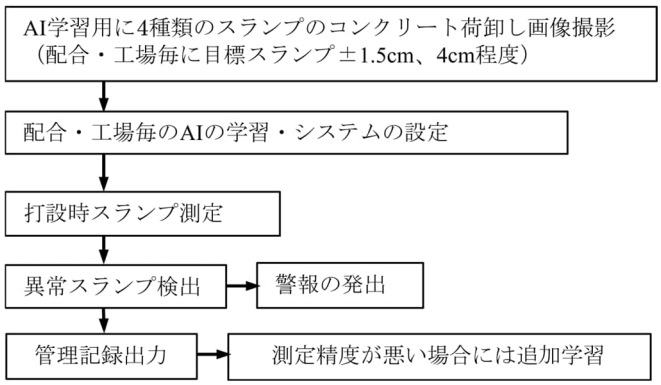


図-3　システムの運用フロー

キーワード　スランプ,スランプフロー,人工知能,画像,畳込みニューラルネットワーク
連絡先　〒108-8502　東京都港区港南 2-15-2　品川インターシティ B 棟　TEL 03-5769-1322

スマートフォンでのスランプ推定時の表示画面を**写真-1**に示す.また,クラウドのスランプ管理状況の表示画面を**写真-2** に示す.このように,リアルタイムで遠隔地からスランプ管理状態を把握できる.

３.スランプ推定方法による精度の検証

撮影条件が精度に与える影響の検証を実施するにあたり,実施した撮影ケースを表-1 に示す.経時変化画像の撮影では,ポンプ車から荷卸ししたコンクリートを,アジテータ車のホッパーに圧送し,2 時間程度循環させた.その際,スランプが経時変化したコンクリートの流動状況を,15 分ごとに 2 分間撮影し,同時にスランプを測定した.現場画像の撮影では,工事現場にてコンクリート荷卸し状況を撮影し,同時にスランプを測定した.推定精度は**式(1)**に示す,平方根平均二乗誤差RMSE で評価した.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}(\sum(\hat{x_i} - x_i)^2)} \qquad \textbf{式(1)}$$

（N:　推定値の数，$\hat{x_i}$：推定値，xi：試験値）

(1)画像サイズ,コンクリートの排出速度の影響

表-2 に AI の解析条件を検討した結果を示す.画像サイズ,コンクリートの排出速度をパラメータとし,4 パターンの検証を実施した.学習には表-1 の B-1,推定には B-2 の画像を用いた.検討結果より,画像のサイズを比較すると 300×500pixel のとき精度が最も高くなった.排出速度については,精度に与える影響が小さいことが確認できた.以上より,画像サイズにより精度が変動するため,画像サイズは 300×500pixel を標準として,推定を実施することとした.

(2)学習データ・推定データの組合せの影響

表-3に学習・推定データの組合せ検討結果を示す.**表-3**から,経時変化画像を使用した場合,学習・推定に④同一コンクリート,⑦同一工場の同配合,および⑧複数工場の多種配合のケースは,比較的精度は高くなったが,⑤同一工場の異配合,⑥異工場の同配合を用いたケースでは精度は低くなった.また,現場画像データを推定する場合には,⑨経時変化画像のみで学習したケースは精度が低かったが,⑩経時変化画像と一部の現場画像を学習したケースでは精度が向上した.加えて,



写真-1 スランプの推定状況



写真-2 クラウドのスランプ管理状況の表示画面

表-1 撮影ケース

撮影分類	工場	画像名	配合	スランプの範囲
経時変化撮影	A	A-1	30-12-20N	17.5～7.5
		A-2	30-18-20N	17.5～10.5
	B	B-1	30-12-20N	17.5～4.5
		B-2	30-12-20N	13.0～5.5
現場撮影	C	C	36-15-20N	15.0～16.5
	D	D	21-12-20N	11.5～12.5

表-2 AI の解析条件の検討結果

ケース	学習・推定画像サイズ (pixel)	推定画像の排出速度	RMSE (cm)
①画像のサイズ	300×500	速い	1.40
	150×150	速い	3.13
	75×75	速い	4.07
②推定画像の排出速度	300×500	遅い	1.52

表-3 学習･推定データの組合せ検討結果

分類	ケース	学習画像	推定画像	RMSE (cm) 中央	RMSE (cm) 排出口
学習・推定に経時変化画像を使用	④同一コンクリート	B-1	B-1	1.69	―
	⑤同一工場の異配合	A-2	A-1	3.47	3.21
	⑥異工場の同配合	B-1	A-1	3.99	4.22
	⑦同一工場の同配合	B-1	B-2	2.06	1.40
	⑧複数工場・多種配合で学習	A-1 A-2 B-1	B-2	2.25	1.48
現場画像を使用	⑨経時変化画像を学習	A-1 A-2 B-1	D	-	4.38
	⑩経時変化と現場画像を学習	A-1 A-2 B-1 C	D	-	2.01

全体として,中央付近の画像に比べて排出口付近の画像を使用した方が推定精度が向上する傾向がみられた.以上より,スランプが同じコンクリートであっても,配合や工場が異なる場合は,表面性状が異なるためスランプの推定精度は低くなると考えられる.また,現場でスランプ推定を行う場合には,追加で現場画像を学習させることで精度が向上する可能性があることがわかった.また,排出口付近の方が,スランプの特徴が明確に表れることが,推定精度が向上した一因と考えられる.

４.現場実証

(1)AI による推定結果と現場試験結果の比較

表-4 に示す構造物,配合においてスランプ推定精度の検証を行った.実施工時にはアジテータ車２台毎にスランプ試験を行い,AI によるスランプ推定結果とスランプ試験の結果を比較した.

AI によるスランプ推定値の時間変化（10 秒間移動平均）の例を**図-4** に示す.スランプは目標の範囲８±2.5 ㎝内に管理されていることがわかる.

１回の打設における,スランプ試験結果と推定スランプのアジテータ車１台毎の平均値の例を**図-5** に示す.１台毎の平均推定スランプは試験結果の動きを概ね捉えており,目標の範囲 ８±2.5 ㎝内に管理されていることがわかる.

検証結果の一覧を**表-5** に示す.推定値はアジテータ車１台毎の平均値をもとにしている.施工１回当たりの RMSE は 0.7～1.8 ㎝程度であり,AI 推定値の標準偏差は試験値の標準偏差よりもやや小さい値となる.また,AI 推定値は試験値よりもやや小さくなる傾向がみられた.この要因として,撮影時の日射条件や推定対象のボリュームの違い等が影響した可能性がある.

全てのスランプ試験値と１台毎の推定平均値の関係を**図-6**に示す.推定値は試験値に対してほぼ±2.5㎝の範囲内にあることを確認した.

表-4　検証を実施した構造物とコンクリート配合

構造物	コンクリートの配合	検証回数
河川護岸擁壁	18-8-25BB	3 回
ボックスカルバート	30-15-20L	1 回
下水道ポンプ所地下躯体	27-12-20BB	2 回
基礎鋼管充填コンクリート	40-15-20N	1 回

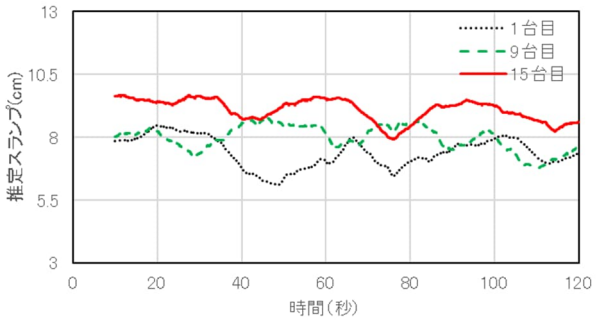


図-4　AI 推定スランプの時間変化
（河川護岸②,10 秒間移動平均）

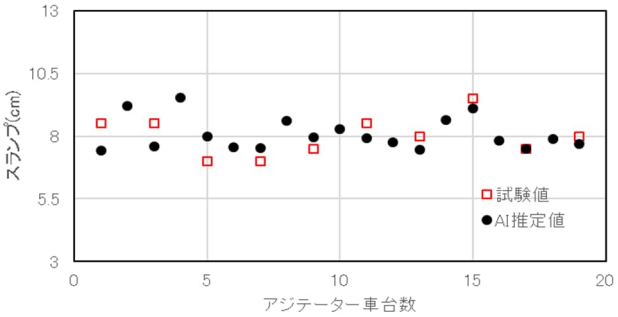


図-5　アジテータ車毎の推定スランプ平均値と試験値(河川護岸②)

表-5　検証結果一覧表

工事	施工回数	試験結果		AI 推定結果		RMSE (cm)
		平均 (cm)	標準偏差 (cm)	平均 (cm)	標準偏差 (cm)	
河川護岸	①	9.25	0.76	8.37	0.44	1.20
	②	8.00	0.78	8.07	0.64	0.66
	③	9.11	1.23	8.29	0.64	1.49
	平均	8.79	0.92	8.24	0.57	1.12
ボックス	①	14.9	0.99	14.5	0.93	1.36
ポンプ所	①	12.4	0.65	11.5	1.24	1.15
	②	12.5	1.35	11.1	0.91	1.84
	平均	12.4	1.00	11.3	1.08	1.50
鋼管充填	①	15.1	1.42	15.5	0.61	1.50

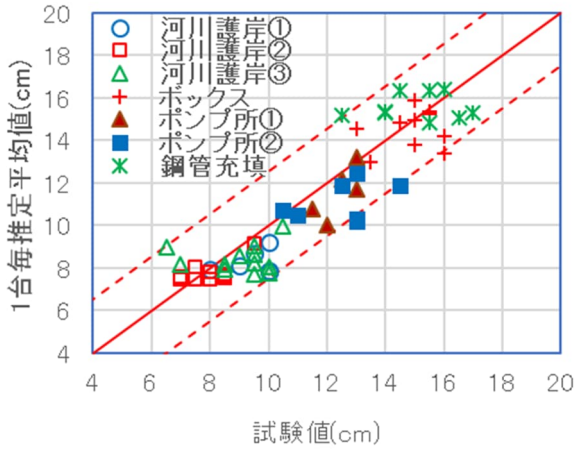


図-6　スランプ試験値とアジテータ車毎の推定平均値の関係

(2)追加学習による推定精度の向上

表-6に示す構造物,配合においてスランプ推定精度の検証を行った.実施工１回目の撮影画像によるAIの追加学習を行い,2,3回目の推定を行った.アジテータ車5台毎にスランプ試験を行い,その間の試験値は線形補間するとして,全車のRMSEを算出して推定精度を評価した.

AIによるスランプ推定値（1台毎の平均値）と5台毎のスランプ試験値を**図-7**（橋脚躯体での試行1回目），**図-8**（橋脚躯体での試行3回目）に示す.また,両工事での試行3回分の推定値と試験値の関係を**図-9**に示す.また,試験値・推定値の平均と標準偏差,RMSEを**表-7**に示す.両工事とも学習用画像と推定時の撮影条件の違い（シュート位置や周辺の明るさ）などのため1回目の推定値のバラツキが大きく,閉塞工の2回目では平均のずれが大きかったが,3回目の試行前に推定時の撮影画像によるAIの追加学習を行ったところ,3回目ではRMSEは改善した.

(3)高スランプ・高流動コンクリートへの適用

これまではVGG16を用い,スランプ推定を実施したが,高スランプや高流動コンクリートへ適用するに際し,CNNモデルの見直しを実施した.既存データのある目標スランプ8～15cm の4工事のコンクリートのスランプを4種類のCNNモデルを用いて学習した.使用したモデルはVGG16,VGG19,DenseNet,EfficientNetである.推定精度を比較した結果を**図-10**に示す.推定スランプ値は１秒ごとの推定値の生コン車１台での平均である.現行のVGG16は低スランプのコンクリートで推定精度が高いが,スランプ12cm以上のコンクリートではVGG19,DenseNet,EfficientNetのCNNモデルの方が,推定精度が高い結果となった.

上記を踏まえ,高スランプ・高流動コンクリートの推定には,VGG16と,DenseNetの2種類のCNNモデルを用いて検証を行った.検証は複数のトンネル覆工コンクリートで実施し荷卸し時に撮影した画像により高スランプ・中流動・高流動コンクリートへの適用性を検証

表-6 検証工事と試行回数

構造物	コンクリートの配合	試行回数
橋脚躯体	30-12-25BB	3 回
ダム仮排水路トンネル閉塞工	30-15-20N	3 回

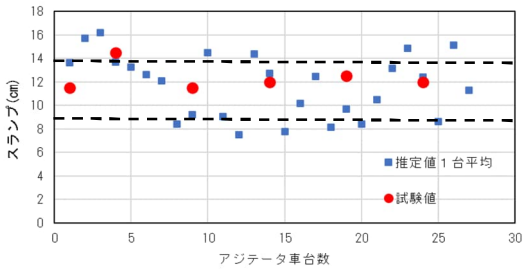


図-7 スランプ推定値の１台毎の平均値と５台毎の試験値（橋脚躯体試行１回目）

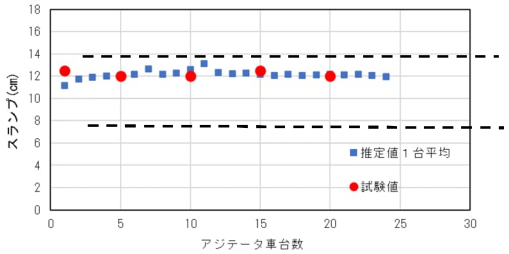


図-8 スランプ推定値の１台毎の平均値と５台毎の試験値（橋脚躯体試行３回目）

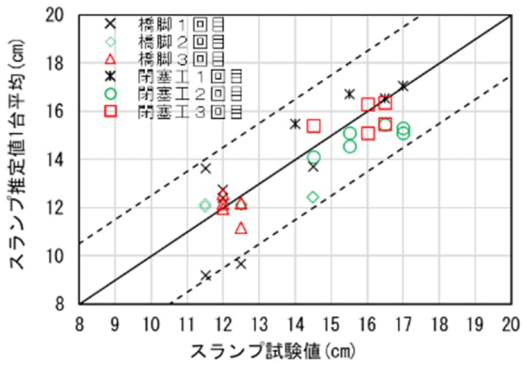


図-9 スランプ推定値の１台毎の平均値と試験値

表-7 検証結果一覧表

工事	施工回数	試験結果		AI 推定結果		RMSE (cm)
		平均 (cm)	標準偏差 (cm)	平均 (cm)	標準偏差 (cm)	
橋脚躯体	①	12.33	0.71	11.69	2.68	2.59
	②	12.54	1.08	12.51	0.88	1.12
	③	12.16	0.18	12.15	0.35	0.44
閉塞工	①	16.00	0.89	16.29	0.67	1.05
	②	15.98	0.79	14.80	0.47	1.34
	③	15.89	0.64	15.88	0.47	0.64

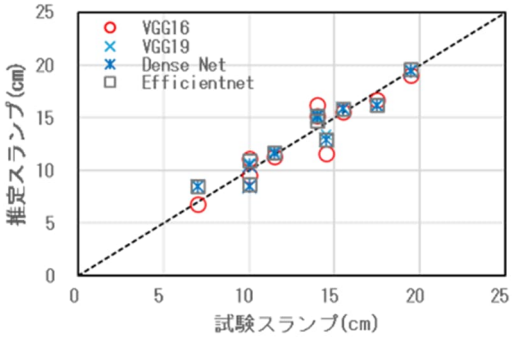


図-10 CNN 4 モデルを用いた推定精度の比較

した.検証を行ったケースと検証に使用したデータを**表-8**に示す.また**表-9**に各ケースでの精度の検証結果を示す.ケースAは中流動コンクリートをスランプ管理したデータである.ケースA,B,C①では学習用に撮影したデータのうち,学習に使用していないデータにより,ケースC②,Dでは,ケースC①で作成したAIにそれぞれのデータで追加学習し,追加学習に使用していないデータにより検証を行った.検証結果を**図-11～14**に示す.全般にスランプ・フロー試験結果とAIによる推定結果とはほぼ一致しておりRMSEは高スランプで0.1cm~0.2cm程度,中流動コンクリートで0.2cm~0.3cm程度と小さかった.高流動コンクリートではケースC①ではRMSEは比較的大きかったが,追加学習を行うことで（ケースC②,D）RMSEは1.0cm程度以下と小さくなった．また,高流動コンクリートではVGG16よりもDenseNetの推定精度の方が高かった.この要因の一つとして，両モデルにおける層間の接続構造の違いが影響した可能性が考えられる.

(4)舗装コンクリートへの適用

これまでは土木構造物に用いられるコンクリートへの適用性を確認したが,アジテータ車で運搬可能な目標スランプ 6.5cm の硬練りの舗装コンクリートにおいても適用性を確認した.その結果 RMSE は 0.32cm であり,舗装コンクリートにおいても高精度でスランプ推定が可能であることを確認した.

表-8 高スランプ・高流動コンクリート検証ケース

ケース	コンクリート種別	目標スランプ/フロー(cm)	検証に使用したデータ
A	高スランプ	21	学習に使用していないデータ
B	中流動（繊維入り）	42.5	学習に使用していないデータ
C	高流動	57.5	①学習に使用していないデータ,②別施工時の追加学習に使用していないデータ
D	高流動	60.0	追加学習に使用していないデータ

表-9 各ケースの RMSE 値

ケース	コンクリート種別	RMSE(cm)	
		VGG16	DenseNet
A	高スランプ	0.10	0.17
B	中流動（繊維入り）	0.24	0.32
C①	高流動	3.12	1.2
C②	高流動	0.84	0.16
D	高流動	1.25	0.50

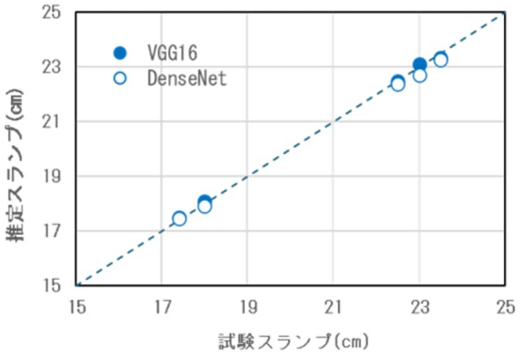


図-11 高スランプコンクリートの検証結果（ケース A）

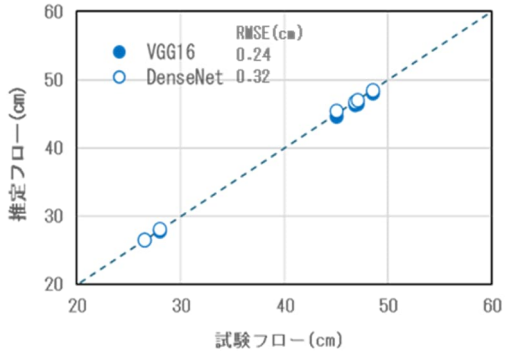


図-12 中流動コンクリートの検証結果（ケース B）

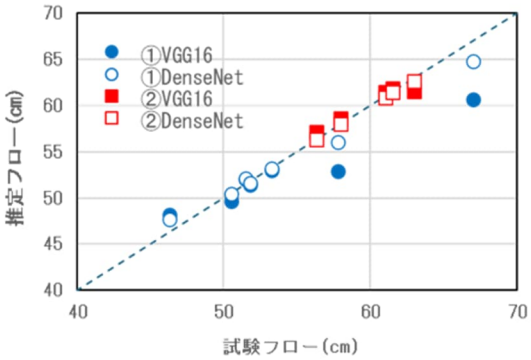


図-13 高流動コンクリートの検証結果（ケース C）

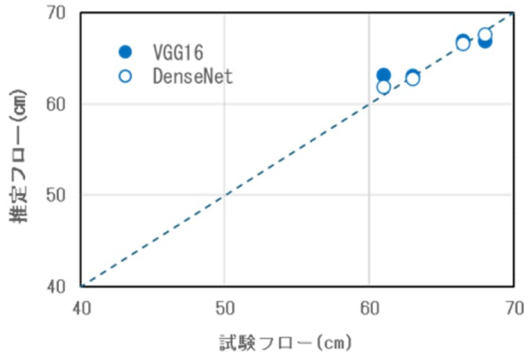


図-14 高流動コンクリートの検証結果（ケースD）

５.おわりに

本システムでは,従来受入れ時のスランプ試験と技術者の目視確認により管理されていたコンクリートのスランプ管理について,AI を用いて連続的に推定することにより,技術者の経験に頼らずコンクリートの品質変動を定量的に把握することを可能にした.このような品質変動の把握により,施工時の不具合の抑制に寄与することが期待される.本技術が構造物の品質確保や生産性向上の一助になれば幸いである.

参考文献

1)新村他:「コンクリート荷卸し時の画像による品質管理に関する研究」,コンクリート工学年次論文集,Vol.42,No.1,2020

2)宮地他:コンクリート荷卸し画像を用いた AI によるスランプ全量管理システムの現場検証,土木学会第 79 回年次学術講演会,2024

3)新村他：ＡＩを用いたスランプ管理技術の高スランプ・高流動コンクリートへの適用,土木学会第 81 回年次学術講演会,2026