

テーマ番号	1EP185			
プロジェクト テーマ	和文	深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムの研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	The study of Deep Learning from Concrete Compaction Judgment System		
プロジェクト メンバー	4EP1-008 大森光一 (Omori Kouichi)			

**Abstract** Until now, concrete compaction is carried out by using a vibrator to remove air bubbles contained in the concrete. However, the appropriate timing for removing the vibrator must rely solely on the operator's judgment. Depending on experience and skill of the operator, construction defects may be possible. In this study, based on the compaction completion judgment system using deep learning that we have proposed so far, we propose a practical system that can judge the concrete surface on small areas. This can replace the conventional visual judgment. A test was performed to verify the performance, and it was confirmed that the same judgment as the operator could be made.

**Keywords** concrete compaction, deep learning, network in network, k-fold cross validation.

### 1. まえがき

コンクリートは、セメント、水、砂（細骨材）および砂利（粗骨材）で構成される材料である。これらの材料を練り混ぜ、型枠に打ち込み、バイブレータを用いた“締固め”によって充填し、湿潤状態に養生することでコンクリートの硬化の準備が整う。この締固めの程度の判定は、長年、熟練技術者の経験に基づいた目視や感覚によって行われている。技術者の減少が続く状況を鑑みると、このような判定方法が硬化後のコンクリートの品質低下の一因となる懸念がある。したがって、締固めの程度の定量化あるいは締固め作業の自動化による品質確保および生産性向上に向けた技術開発が求められている。

本研究では、これまでに提案したコンクリートの締固め完了判定システム<sup>[1]</sup>を基にして、コンクリート表面の小領域ごとのきめ細やかな判定を実現できる実用的なシステムを提案するとともに、従来の目視判定の代替可能性を検討するために実施した検証試験について述べる。

### 2. システムおよび検証試験方法

#### 2.1 システム概要

提案するシステムは、深層学習モデルとして、画像認識分野で広く利用されている畳み込みニューラルネットワーク(CNN, Convolutional Neural Network)の一種であるNIN(Network in Network)<sup>[2]</sup>を用いる。図1に、システムの概要およびモデルの構造を示す。NINは、単純な畳み込みフィルタの代わりに小規模な多層パーセプトロン(MLP, Multilayer Perceptron)を組み込むことにより、通常のCNNよりも複雑な表現が可能となり、画像の特徴抽出能力の向上が期待できる。システムへの入力は締固め工程におけるコンクリート表面の撮影映像のフレーム画像であり、出力は締固め未完了状態を表す[before]と締固め完了の適正状態を表す[just]の2クラスの尤度である。予めシステムにフレーム画像と締固め状態との対応関係を学習しておくことで、入力フレーム画像は尤度の高いクラスに分類される。

#### 2.2 検証画像の取得およびラベルの付与

検証試験では、照度がほぼ一定の屋内環境下で、バイブ

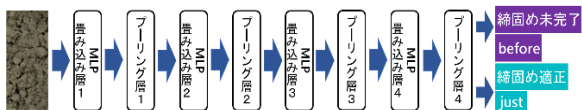


図1. システムの概要

Fig.1 Overview of the proposed system.

レータを用いてコンクリートを締め固める際のコンクリート表面の状態をビデオカメラで撮影した。撮影範囲は、600 mm四方の型枠の横幅を画面一杯に合わせた約 600×340 mm (1920×1080 ピクセル) の範囲である。

深層学習による締固め完了判定の有用性を確認するために、まだ固まらない状態の性状(フレッシュ性状)の異なるコンクリートの締固め映像を6本取得した。

締固めはバイブレータの周辺から徐々に完了するため、コンクリート表面全体ではなく、より小さな領域ごとに締固め状態を判定する必要がある。そこで、図2に示すように、締固め映像のフレーム画像を270×270ピクセル(約84×84mm)の24個のメッシュ領域に分割し、これらを締固め判定の対象領域とした。

取得した映像のすべてのフレーム画像(30fps)のメッシュ領域ごとに、3名の技術者が判定した締固め完了の適正時間の平均値に基づいて、[before](締固め未完了)および[just](締固め完了)の正解ラベルを付与した。図3にラベル付きフレーム画像の一例を示す

#### 2.3. 評価方法

締固め映像6本から作成した[before]、[just]の2クラスのラベル付きフレーム画像のデータセットに対して、k-分割交差検証法(k=6)を適用し、6回の交差検証実験(CV1~CV6)の分類精度を評価した。表1に、各々の締固め映

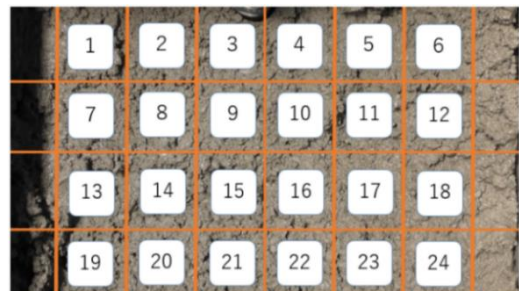


図2 締固め判定対象領域 (メッシュ領域)  
Fig.2 Compaction judgment target area.

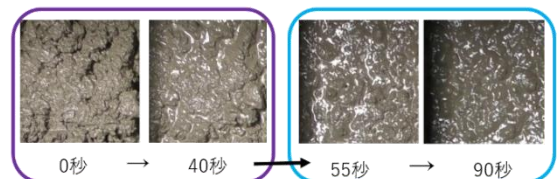


図3 ラベル付きフレーム画像の一例

Fig.3 Labeled frame image.

像の長さ、その映像から取得したフレーム画像枚数、締固め前後のスランプの加振変化量を示す。スランプは、コンクリートのワーカビリティの指標であり、加振変化量とは振動テーブル上での加振前後のスランプの差を表す。図4に、k-分割交差検証(k=6)のための学習、検証、テストデータの作成方法を示す。6回の各々の交差検証では、映像1本をテストデータ、別の1本を検証データ、それ以外の4本を学習データとして使用した。

評価にあたっては、撮影時間の長い映像のフレームを均等に間引いた残りのフレームを学習データとし、撮影時間の短い映像とのフレーム間の画像の変化量をほぼ均等に正規化する方法<sup>[1]</sup>を用い、メッシュ領域ごとの分類精度を検証した。図5に、フレーム間の変化量を均一にする正規化に方法を示す。

### 3. 検証結果

表2に、交差検証結果を示す。太字は、各評価での最良の結果を表す。CV1, CV3, CV5では、高い精度で分類できていることがわかる。また、精度の低いCV2, CV4はともにテストデータのスランプの加振変化量が大きく、この性状の違いが分類精度の低下を招く要因と考えられる。この対策として、スランプに代表されるフレッシュ性状を表す指標を本システムに反映させることで、分類精度の向上が図れるものと考えている。

図6に、正解率が高くF値も高いCV3のメッシュ領域ごとの分類結果の詳細を示す。縦軸は、メッシュ領域番号である。本システムでは、境界付近の数秒の誤差はあるも

	映像1	映像2	映像3	映像4	映像5	映像6
CV1	テスト	検証	学習			
CV2	学習	テスト	検証	学習		
CV3	学習		テスト	検証	学習	
CV4	学習			テスト	検証	学習
CV5	学習				テスト	検証
CV6	検証	学習				テスト

図4 k-分割交差検証 (k=6)  
Fig. 4 k-fold cross validation.

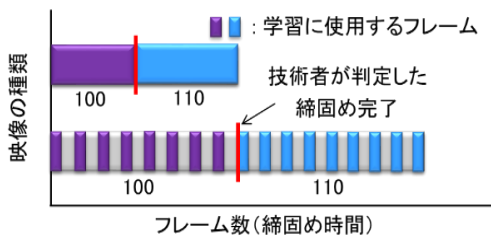


図5 学習データの正規化  
Fig. 5 Training data creation.

表1 データセット

Table 1 Dataset.

	映像の長さ(秒)	フレーム画像枚数	スランプの加振変化量 (cm)
映像1	157	113040	1.8
映像2	205	147600	5.2
映像3	90	64800	1.5
映像4	62	44640	9.4
映像5	67	48240	2.4
映像6	67	48240	2.3
合計		466560	

表2 交差検証結果

Table 2 Cross-validation result.

	正解率(%)	再現率(%)	適合率(%)	F 値(%)
CV1	<b>87.8</b>	68.7	<b>94.4</b>	75.9
CV2	80.3	65.7	88.1	72.5
CV3	<b>87.8</b>	<b>98.1</b>	82.9	89.3
CV4	83.2	58.1	69.1	56.1
CV5	86.5	91.2	89.7	<b>89.7</b>
CV6	85.1	96.0	63.8	83.8
平均	85.1	79.6	81.3	77.9

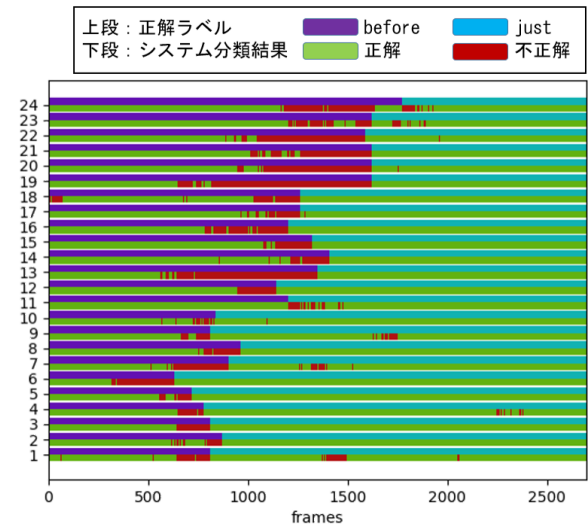


図6 交差検証結果 (CV3)

Fig. 6 Cross-validation result of CV3.

の、ほとんどのメッシュ領域において技術者による締固め判定と同等の判定を行えることが検証できた。

### 4. まとめ

本研究では、深層学習に基づいて、コンクリート表面の小領域ごとのきめ細かな判定を実現できる締固め判定システムを提案し、検証試験によりその有用性を確認した。今後は、スランプに代表されるフレッシュ性状を表す指標のシステムへの反映や、実時間判定などの検証を継続し、実用システムへと展開を図っていく予定である。

最後に、多大なるご支援をいただいている株式会社安藤・間の関係各位に感謝いたします。

### 参考文献

- [1] 林俊斉, 高木亮一, 長田茂美, 米澤康太, “深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムの提案と評価,” ViEW2019, IS2-C6, 2019.
- [2] Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan, “Network In Network,” arXiv:1312.4400, 2014.

### 本プロジェクトに関する業績

- 1) 河原水月, 米澤康太, 川崎邦将, 長田茂美, “深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムの提案,” 平成 30 年度電気関係学会北陸支部連合大会, F2-17, 2018.
- 2) 林俊斉, 高木亮一, 長田茂美, 米澤康太, “深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムの提案と評価,” ViEW2019, IS2-C6, 2019.
- 3) 塩浜健, 大森光一, 長田茂美, 林俊斉, “深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムの提案,” 情報処理学会第 82 回全国大会講演論文集, 2020 (投稿中).