

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

塩浜 健† 大森 光一† 長田 茂美† 林 俊斉†

金沢工業大学† 安藤ハザマ 建設本部技術研究所†

1. はじめに

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。材料を練り混ぜ、型枠に打込み、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。

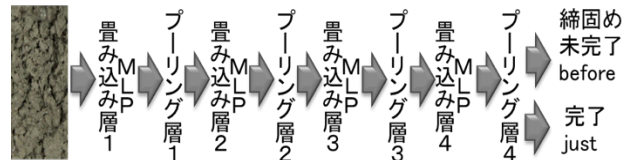
本論文では、これまでに提案したコンクリートの締固め完了判定システム^[1]を基にして、コンクリート表面の小領域毎のきめ細やかな判定を実現できる実用的なシステムを提案するとともに、従来の目視判定の代替可能性を検討するために実施した検証試験について述べる。

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)^[2]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 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。

システムへの入力に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、入力画像は、尤度の高いクラスに分類される。



※MLP: 多層パーセプトロン (Multilayer Perceptron)

図 1. システムの概要および構造

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、600mm 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 5 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、より小さな領域毎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 84×84 mm) 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) のメッシュ領域毎に、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 5 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=5) を適用し、5 回の交差検証実験 (CV1~CV5) の分類精度を評価



図 2. 締固め判定対象領域 (メッシュ領域)

A Study on Concrete Compaction Completion Judgement System Based on Deep Learning

†Takeru Shiohama, Kouichi Omori, Shigemi Nagata: Kanazawa Institute of Technology

‡Toshinari Hayashi: Hazama Ando Corporation

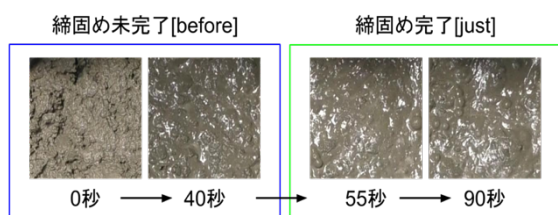


図 3. ラベル付きフレーム画像の一例

した. 表 1 に, 各々の締めめ映像の長さ, その映像から取得したフレーム画像枚数, 締め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=5) のための学習, 検証, テストデータの作成方法を示す. 5 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 3 本を学習データとして使用し, その組み合わせは重複なしとした.

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一に正規化する方法^[1]を用い, メッシュ領域毎の分類精度を検証した.

3. 検証結果

表 2 に, 交差検証結果を示す. 太字は, 各評価指標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 5 に, 正解率が最も高い CV1 におけるメッシュ領域毎の分類結果の詳細を示す. 縦軸は, 分割した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のの, ほとんどのメッシュ領域において技術者による締めめ判定と同等の判定を行えることが検証できた.

表 1. データセット

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	113040	1.8
映像2	147600	5.2
映像3	64800	1.5
映像4	44640	9.4
映像5	48240	2.4
合計	418320	

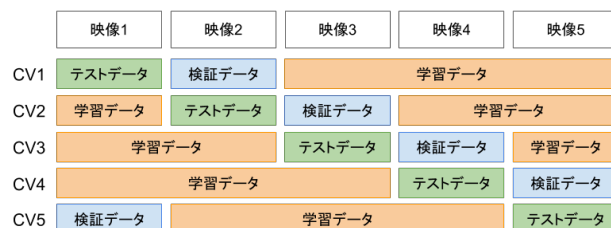


図 4. k-分割交差検証 (k=5)

表 2. 交差検証結果

	正解率(%)	再現率(%)	適合率(%)	F値
CV1	87.8	68.7	94.4	75.9
CV2	80.3	65.7	88.1	72.5
CV3	87.8	98.1	82.9	89.3
CV4	83.2	58.1	69.1	56.1
CV5	86.5	91.2	89.7	89.7
平均	85.1	76.4	84.8	76.7

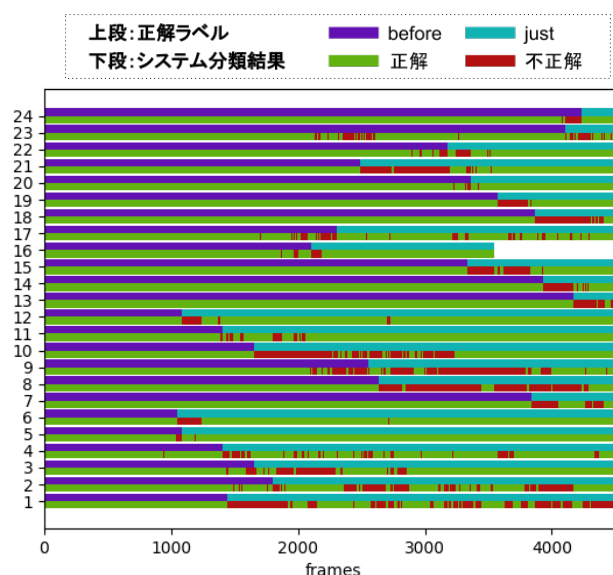


図 5. 交差検証結果 (CV1)

4. まとめ

本論文では, 深層学習に基づくコンクリートの締め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, 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, 実用化に向けた検証を継続し, 実用システムへと展開していく予定である.

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め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.