

コンクリートの締固め作業の自動化に関する一検討

安藤ハザマ 正会員 ○林 俊斉, 高木亮一
金沢工業大学 長田茂美, 米澤康太

1. 目的

コンクリートの締固めは、目視で確認しながら行うことが基本である。長年、コンクリートの締固め完了判定は、熟練技術者の感覚や経験に基づいた目視判定によって行われている。しかしながら、今後、技術者不足が加速する状況を鑑みると、締固め完了判定の定量化、締固め作業の機械化あるいは自動化による品質確保および生産性向上に向けた技術の開発が求められている。そこで本検討では、高精度かつ安価な締固め判定システムの実現を目指し、AIに基づく締固め完了判定が従来の目視判定の代替となり得るか検証を行った。

2. 試験概要

(1) システム概要

本検討では、次の2つのAIシステムを用いて検証を行った。画像・動画の認識分野で広く利用されている通常の畳み込みニューラルネットワーク CNN (Convolutional Neural Network) および CNN より複雑な表現が可能な NIN (Network In Network) と呼ぶ2つのシステムである。CNN および NIN のシステムの概要および構造を図-1 および図-2 に示す。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。

両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、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。

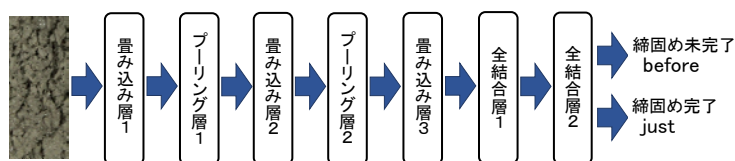


図-1 CNN システムの概要

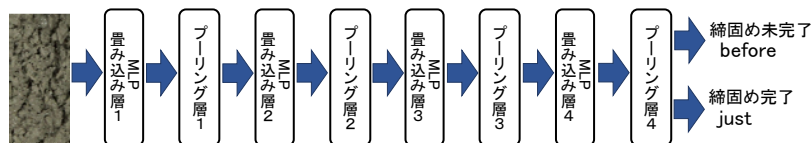


図-2 NIN システムの概要

(2) 検証画像の取得およびラベルの付与

内部振動機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、内部振動機から50mm程度離隔を取った場所から約300mmの範囲である。本検証は、AIによる締固め完了の可否を確認するものであるため、屋内で照度等が一定環境下においてフレッシュ性状の異なるコンクリートの締固め映像を50本取得した。

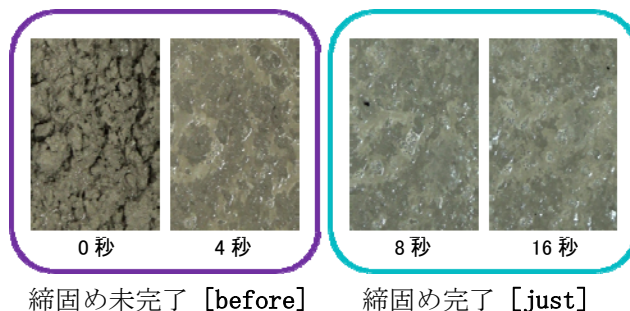


図-3 ラベル付きフレーム画像の一例

これらの映像から、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もとづいて、取得した映像のすべてのフレーム画像 (30fps, frame/sec) に [before] および [just] の正解ラベルを付与した。

(3) 評価方法

締固め映像50本から作成した [before], [just] の2クラスの正解ラベル付きの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) の分類精度を評価した。

キーワード 締固め, 完了判定, 自動化, AI, 深層学習

連絡先 〒305-0822 茨城県つくば市荻間515-1 安藤ハザマ技術研究所 TEL:029-858-8813

k-分割交差検証 (k=5) のためのテストデータの作成方法を図-4 に示す。5 回の交差検証において 5 種類のデータセットを使用した。また、各回の交差検証では、締固め映像 50 本の中から 10 本をテストデータとして、それ以外の 40 本を学習データとして取得し、その組み合わせは重複なしとした。

3. 検証結果

(1) 検証その 1 : CNN システム

検証その 1 では、CNN システムを採用した。学習データの取得方法は、[before] から [just] に遷移する境界前後のフレーム画像の分類精度向上のために、学習フェーズにおいては、学習に用いる試験映像 40 本の境界前後 240 フレームから、技術者による正解ラベルの意見が異なる境界前後 30 フレームを除いた 210 フレーム (片側 105 フレーム) の画像を学習データとして用いた。

評価結果を表-1 に示す。交差検証におけるテストデータは T1~T10 とする。5 回の交差検証の各テストデータに対する分類精度には大きなばらつきがあるが、特定のテストデータに対する分類精度は 80%を超え、一定の判定性能を持つシステムであることが示された。しかし、分類精度の低いテストデータについては、学習時にその映像変化のパターンの特徴が捉えきれていない。

(2) 検証その 2 : NIN システム

検証その 2 では、NIN システムを採用した。また、フレーム画像および学習データの正規化処理を導入し、正規化処理が精度向上に及ぼす影響を評価した。前者は、学習データの平均画像を生成し、入力画像との差分を学習させるものである。後者は、コンクリートのフレッシュ性状の違いによって、映像の before 区間の長さが大きく異なることから、短い映像のフレーム数に合わせて、長い映像のフレーム数を正規化した。

評価結果を表-2、交差検証 CV1 の分類結果を図-5 に示す。5 回の交差検証の各テストデータに対する分類精度は 90%を超えるものが多く、CV1 に関しては平均精度が 90%を超えた。

4. まとめ

CNN システムおよび NIN システムの CV1 の平均精度を比較すると、30%近くの精度向上が見られ、大幅な判定性能の向上を図ることができた。本検討では、深層学習に基づくコンクリートの締固め判定システムを提案し、その有用性を確認した。今後は、学習データの拡充や、リアルタイムに締固め完了の判定を行う際に課題となる事象に着目して検討を進めていく予定である。

参考文献

- 1) Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan, "Network In Network," arXiv:1312.4400, 2014.
- 2) 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, F2-15, 2018.

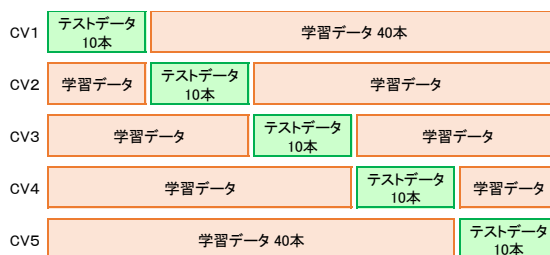


図-4 k-分割交差検証(k=5)

表-1 CNN による分類精度の評価結果

検証パターン	データ数	分類精度 (%)										平均
		T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	
CV1	9451	81.5	44.2	87.5	42.2	57.6	64.9	82.6	68.4	55.3	30.6	64.0
CV2	7159	87.5	62.4	82.3	78.7	73.5	78.1	65.5	40.2	61.2	77.0	68.9
CV3	8573	82.2	78.2	68.5	91.0	43.5	70.2	59.3	65.9	86.5	36.1	63.4
CV4	9123	84.2	53.2	46.9	44.9	89.3	56.7	50.3	72.2	61.1	67.6	59.9
CV5	9645	57.2	77.1	46.7	81.0	44.4	69.9	68.2	51.4	47.5	33.8	56.5

表-2 NIN による分類精度の評価結果

検証パターン	データ数	分類精度 (%)										平均
		T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	
CV1	9451	99.2	97.4	95.2	97.7	86.2	98.5	95.8	68.4	91.7	93.6	91.8
CV2	7159	90.4	80.9	81.8	90.6	90.2	59.0	85.0	94.2	98.1	93.3	83.0
CV3	8573	92.8	86.1	85.4	87.7	92.6	73.1	78.2	93.7	81.3	94.6	87.1
CV4	9123	93.1	86.8	87.5	77.3	92.6	92.4	65.4	90.3	80.8	78.2	84.2
CV5	9645	74.0	91.6	64.5	76.4	73.4	87.9	70.9	75.5	79.2	85.0	79.1

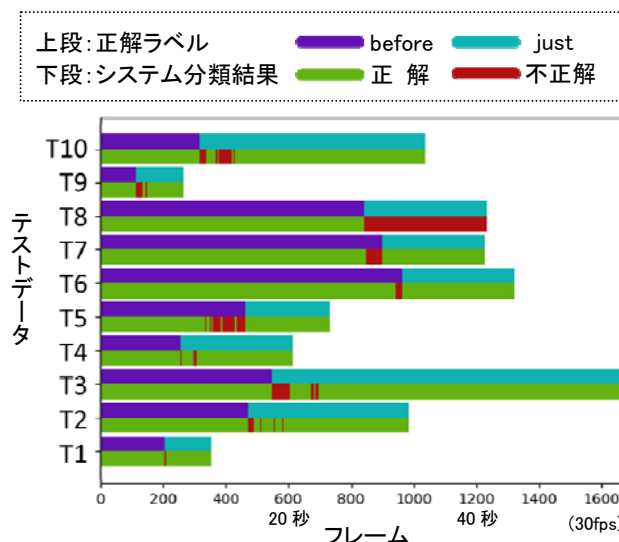


図-5 NIN による CV1 テストデータの評価結果