

テーマ番号	1EP45			
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に関する研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	A Study on Concrete Compaction Judgment System Based on Deep Learning		
プロジェクト メンバー	4EP4-43 平松 奏哉 (Soya Hiramatsu)			

Abstract The degree of concrete compaction is judged visually by skilled engineers based on their senses and experience. As an alternative to the visual judgment, there is a need to develop technologies to quantify the degree of compaction or to automate the compaction process to ensure quality and improve productivity. In this paper, a compaction judgment system based on deep learning is proposed. The experimental results show that the proposed system is able to realize a highly accurate judgment of compaction completion by considering the fresh concrete properties in addition to the video frame image of the concrete surface, and its usefulness was confirmed.

Keywords concrete compaction, fresh properties, visual judgment, deep learning, Network In Network.

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。この締固めの程度や完了時期の判断は、従来から熟練技術者の経験に基づいた目視判定と感覚で行われている。このような判定方法は、コンクリートの品質のばらつきや品質低下の一因となる懸念がある。技術者の減少が続く状況を鑑みると、ばらつきのない判断指標や生産性向上に向けた技術開発が求められている。

当研究室では、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および評価してきた^[1]。その結果、締固め判定には、コンクリート表面の状態に加えて、コンクリートがまだ固まっていない状態のフレッシュ性状も影響を及ぼしていることが明らかになってきた。本研究では、システムのさらなる精度向上を目指し、コンクリート表面の撮影画像に加え、そのフレッシュ性状も考慮したコンクリートの締固め判定システムを提案する。

本稿では、高精度なコンクリートの締固め判定を実現できる提案システムと、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. コンクリートの締固め

コンクリートの締固めは、振動や突きなどを与え、型枠の隅々まで行き渡らせるとともに、空隙を減らして密実にする行為である。締固め不足、過剰な締固めとともに、コンクリート構造物の設計時に想定する硬化後のコンクリートの品質を阻害する原因となるため、適切な締固めを行う必要がある。

適切な締固め時間は、コンクリートの性状によっても大きく異なる。フレッシュ性状はコンクリートがまだ固まっていない状態の性状であり、この性状を定量化する1つの試験として、図1に示すスランプ試験がある。スランプとは、コンクリートが自重によって変形する下がり幅であり、スランプが大きいコンクリートは柔らかく、締固め時間が短く、逆に、スランプが小さいコンクリートは固く、締固め時間が長くなる傾向にある。

3. システムおよび検証

3.1. システム概要

図2に、提案システムの概要と深層学習モデルの構造を示す。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と、そのコンクリートのフレッシュ性状であり、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。

提案システムでは、まず、コンクリート表面のフレーム画像からNIN(Network In Network)^[2]のMLP畳み込み層(Multilayer Perceptron Convolutional Layer)によって特徴マップを抽出し、

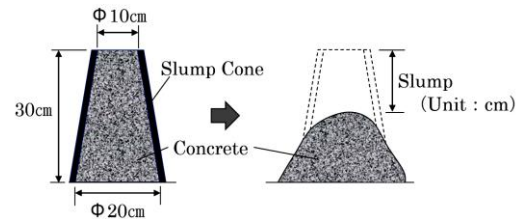


図1 スランプ試験

Fig.1 Concrete slump test.

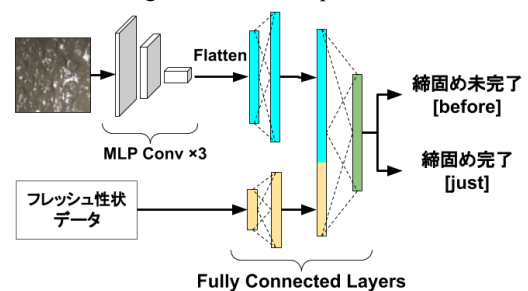


図2 システムの概要と深層学習モデルの構造

Fig.2 System overview and its deep learning model.

全結合層の1層目を通して m 次元の特徴ベクトルに変換する。一方、フレッシュ性状データは複数のフレッシュ性状を表す数値を要素とする特徴ベクトルであり、全結合層の1層目を通して n 次元の特徴ベクトルに変換する。次に、これら2つの特徴ベクトルを $(m+n)$ 次元の特徴ベクトルに連結し、全結合層の2層目に通すことによって、[before]と[just]の2クラスの尤度を得る。予めシステムにフレーム画像およびフレッシュ性状データと締固め状態との対応関係を学習しておくことで、入力されたフレッシュ性状をもつフレーム画像は尤度の高いクラスに分類される。

3.2. 検証データの取得およびラベルの作成

提案システムの有用性を確認するために、照度がほぼ一定の屋内環境下で、フレッシュ性状の異なるコンクリートの締固め映像を10本取得した。表1に、取得した締固め映像の各々の長さおよびフレーム画像数と5種類のフレッシュ性状データを示す。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3に示すように、締固め映像のフレーム画像を24個の 270×270 画素 (約 84×84 mm) 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。また、取得した映像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]および[just]の正解ラベルを付与した。図4に、ラベル付きフレーム画像の一例を示す。このように

表1 データセットとフレッシュ性状データ
Table1 Dataset and fresh property data.

映像	フレームの長さ (秒)	スランプ (mm)	スランプ フロー (mm)	空気量 (%)	N式 貫入量 (mm)	電気伝導率 (mS/cm)	
映像1	45	32424	197	277	3.8	173	1.85
映像2	41	29568	176	264	4.2	170	1.87
映像3	43	31008	155	251	4.5	167	1.88
映像4	54	38904	202	332	4.8	187	1.67
映像5	65	46848	195	305	4.9	184	1.74
映像6	54	46104	187	277	4.9	180	1.80
映像7	73	36744	182	269	4.7	170	1.83
映像8	70	50424	154	251	4.6	159	1.81
映像9	91	65544	125	232	4.5	147	1.79
映像10	103	74184	125	232	4.5	147	1.79

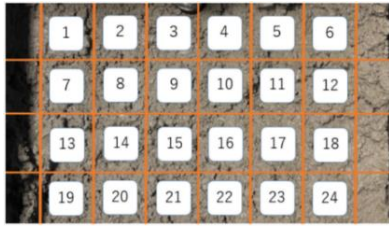


図3 締固め判定対象領域 (メッシュ領域)
Fig.3 Compaction judgment target area.

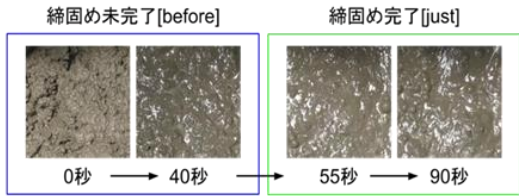


図4 ラベル付きフレーム画像の一例
Fig.4 Labeled frame image.

して作成した 270×270 画素の画像、および、スランプや空気量などの5種類のフレッシュ性状データ(5次元ベクトル)が提案システムの入力となる。

3.3. 評価方法

取得した10本の締固め映像から作成した[before]および[just]の2クラスのラベル付きフレーム画像とそのフレッシュ性状データからなるデータセットに対し、6本を学習、2本を検証、2本をテストデータとして、k-分割交差検証法(k=5)を適用し、提案システムと、フレッシュ性状データは用いずにコンクリート表面のフレーム画像のみに基づいて締固め判定を行う従来システム^[1]との分類精度を評価した。図5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。

3.4. 検証結果

表2に、k-分割交差検証結果を示す。各foldの正解率の平均は5.6%向上した。foldごとの正解率は、fold2, 3, 4, 5で向上したが、fold1では逆に低下した。正解率が82.3%から64.0%へと大きく低下したfold1に着目してみると、fold1のテストデータの1つである映像1の空気量の値が3.8%と他の映像と比べて小さく、他の学習データのフレッシュ性状データの分布と大きく異なることが精度低下の要因であることがわかった。このことから、さまざまなフレッシュ性状の締固め映像を拡充すれば、提案システムの精度向上が図れるものと考えられる。



図5 k-分割交差検証(k=5)
Fig.5 k-fold cross-validation.

表2 交差検証結果
Table2 k-fold cross-validation results.

	従来システム		提案システム		差	
	正解率	F値	正解率	F値	正解率	F値
fold1	82.3%	0.82	64.0%	0.69	-18.3%	-0.13
fold2	66.9%	0.53	77.0%	0.76	10.1%	0.23
fold3	53.9%	0.46	80.0%	0.83	26.1%	0.37
fold4	75.2%	0.76	76.0%	0.76	0.8%	0.00
fold5	69.6%	0.70	79.0%	0.80	9.4%	0.10
平均	69.6%	0.65	75.2%	0.77	5.6%	0.11

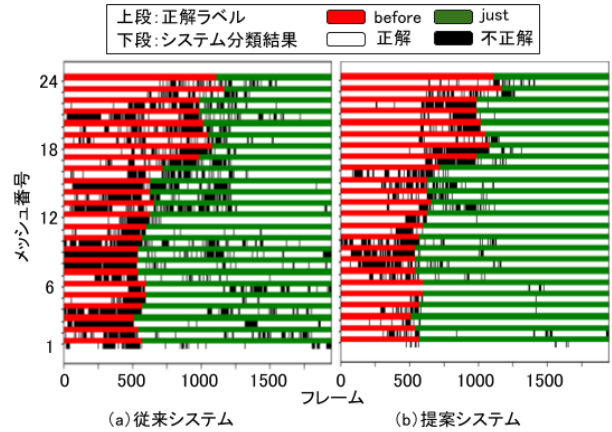


図6 交差検証結果の比較 (fold5)
Fig.6 Comparison of cross-validation results (fold5).

また、図6に、正解率が69.6%から79.0%へと向上したfold5のテストデータの1つである映像5の交差検証結果を示す。この図より、[before]、[just]の境界付近から離れたフレーム画像の正解率が大幅に向上し、誤分類したフレーム画像が技術者でも判定が難しい[before]、[just]の境界付近に局在する傾向が現れてきていることがわかる。

以上の検証結果から、コンクリートのフレッシュ性状を考慮した提案システムの有用性が確認できた。

4. まとめ

本研究では、コンクリート表面の撮影画像に加えて、コンクリートのフレッシュ性状も考慮した締固め自動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、さまざまなフレッシュ性状の締固め映像の拡充による精度向上を目指すとともに、実用化に向けた検証および改良を継続していく予定である。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] 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, 2U-08, 2020.
- [2] Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan, “Network In Network,” arXiv:1312.4400, 2014.

プロジェクトに関する業績

- 1) 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, 2U-08, 2020.
- 2) 林俊斉, 高木亮一, 齋藤淳, 塩浜健, 長田茂美, “深層学習に基づくコンクリートの締固め自動判定システムに関する研究,” 精密工学会誌, 87巻2号, 2021.
- 3) 塩浜健, 平松奏哉, 山崎晃平, 長田茂美, 林俊斉, “深層学習によるコンクリートのフレッシュ性状を考慮した締固め自動判定システム,” 動的画像処理実用化ワークショップ DIA2021, 2021.