

畳み込みニューラルネットワークを用いたコンクリート床版の損傷検出

東京大学大学院 学生会員 ○柏 貴裕 東京大学 正会員 長井 宏平
大日本コンサルタント 正会員 龍田 斉 国立情報学研究所 非会員 Helmut Prendinger
長岡工業高等専門学校 正会員 井林 康 Universitat Politècnica de Catalunya 非会員 Juanjo Rubio

1. 背景と目的

市町村の管理する橋梁の健全度低下が深刻であり、これを監視・予防するための定期点検の重要性が増している。平成 26 年には国土交通省によって 5 年に 1 度の全橋近接目視点検が義務化されたものの、市町村では技術力を持った職員の不足や厳しい財政状況のため、定期点検の実施が大きな負担となっている。一方で、井林 (2014) が新潟市の一部橋梁において、タブレット端末を用いた概略点検システムを報告するなど、情報技術を用いて点検を効率化するための技術導入の検討も進んでいる。

こうしたデバイスで点検現場を効率化するために、損傷の自動判定技術が重要である。例えばコンクリートのひび割れの自動判定は、全 (2015) が Random Forest による教師あり機械学習と画像処理を組み合わせるなど、高い精度で成功しているものの、実際の点検導入・効果の検証までは進んでいない。また、ひび割れ以外の損傷、例えば劣化の進行したコンクリート橋梁で確認される剥離等への自動判定技術の導入も期待される。

そこで本研究グループでは現在、構造物の損傷判断への効率的・総合的な点検判断システムの開発に取り組んでいる。本稿ではそのうち、橋梁のコンクリート床版の剥離検出について経過報告する。

2. 手法

橋梁のコンクリート床版の損傷画像、それに対応する損傷位置のアノテーションを教師データとして、全層畳み込みニューラルネットワーク (Fully Convolutional Network, 以下 FCN) を用いて損傷位置の同定を試みた。

コンクリート床版の損傷画像は、新潟県内の 26 市町村から提供された 9,344 橋の点検台帳から、コンクリート床版の損傷を記録した画像の一部である 416 枚を利用した (図 1 左)。これらの画像には、新潟県橋梁定期点検要領に規定されている「剥離・鉄筋露出」の判定基準 (表 1) に従い、a, c, d, e の 4 段階で損傷区分が判定されている。

その画像の 1 枚 1 枚に対して、対象となる「床版」の部分、コンクリートが「剥離」し骨材が露わになっている部分、さらに剥離が進行して「鉄筋露出」が発生している部分、の 3 種類の形状をポリゴンでプロットした (図 1 右)。

FCN は Shelhamer ら (2017) による、全層が畳み込み層で構成されたニューラルネットワークであ

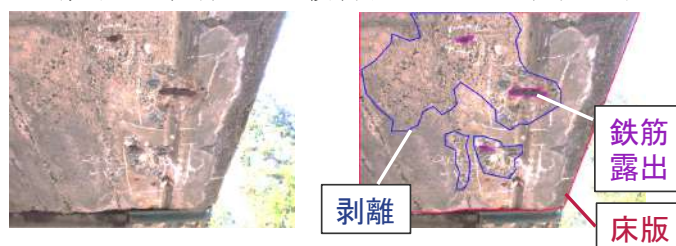


図 1 FCN に学習させる教師データの例 (橋梁点検台帳に掲載された損傷画像 (左)、損傷位置のアノテーション (右))

表 1 新潟県橋梁定期点検要領[標準点検編]におけるコンクリート上部構造「剥離・鉄筋露出」の判定基準

損傷区分	一般的状況
a	損傷なし
c	はく離のみが生じている (局所的な発生も該当する)
d	鉄筋が露出しているが、鉄筋の腐食は軽微である (局所的な発生も該当する)
e	鉄筋が露出しており、鉄筋が著しく腐食している (局所的な発生も該当する)

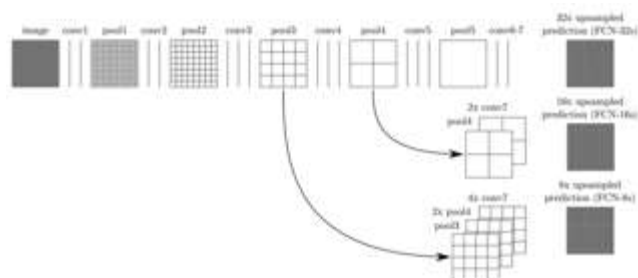


図 2 FCN のネットワーク構造 (Shelhamer (2016))

キーワード 損傷検出, 機械学習, 全層畳み込みニューラルネットワーク (FCN), 簡易点検

連絡先 〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 東京大学生産技術研究所 長井研究室 TEL: 03-5452-6655

り、画像と位置のアノテーションから pixel-to-pixel 学習を行う (図2)。本稿では損傷画像と損傷位置のアノテーションを教師データとし、新しい損傷画像に対し損傷位置を推定する学習を行わせた。このデータセットの損傷画像には、対象のコンクリート床版以外の写り込み (他部材損傷など) が存在するため、損傷画像のうち「床版」の部分のみを抽出した上で、「剥離」と「鉄筋露出」の位置を学習させている。296 枚の教師データから学習し、120 枚で検証を行った。

3. 現在までの結果

検証結果の一部を図3に示す。図3左は検証用データの入力画像であり、図3右は損傷位置の判定結果で、FCN がコンクリートの剥離部分であると判断した部位を赤色、鉄筋露出部分であると判断した部位を緑色で示している。コンクリートの剥離、鉄筋露出ともに、人の目による判断と概ね一致する損傷判定が行われたことが分かる。

表1に定義された判断基準をもとに、実際の管理者の点検記録 (行) と FCN の判定結果 (列) の対応を表す分割表を表2に示す。ただし、損傷区分 d と e の違い (鉄筋腐食の有無) はこの分割表では考慮していない。検証データに損傷区分 a の画像が少ないという偏りに注意する必要があるものの、全体としての正解率は 85.8 %を示しており、点検現場支援の補助材料としてはある程度の実用性に耐えうる精度となった。

4. 今後の展望

画像によっては剥離・鉄筋露出の検出が正確でないものもあるため (図4)、高精度化に向けた改良を続けている。実際の点検では、基準を統一しても点検者によって診断結果が異なりうる点を考慮して、教師データの質的・量的向上を図っている。また、今後は、タブレット概略点検への実装を念頭に、リアルタイム損傷判定や、他の損傷 (鋼材腐食など) も含めた統合システムへの拡張を検討している。

参考文献

- ・井林康, 「タブレット端末を用いた橋梁概略点検システムの構築と小規模自治体での実地試験」, 土木施工, Vol. 55, No. 2 (2014): 88 – 91.
- ・全邦釘, 「Random Forest によるコンクリートひび割れの抽出」, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol. 71, No. 2 (2015): , I_1 – I_8.
- ・新潟県土木部道路管理課, 「新潟県橋梁定期点検要領 [標準点検編]」 (2014).
- ・Shelhamer, E. et al., “Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 39, No. 4 (2017): 640 – 651.

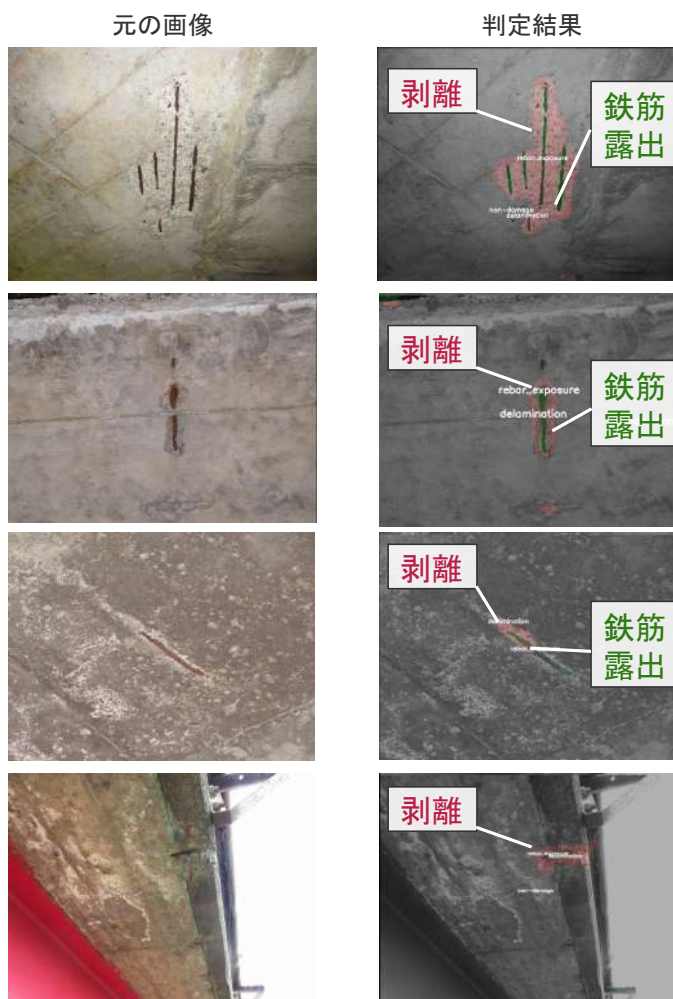


図3 損傷位置の判定結果 (好例)

表2 点検要領に基づいた分割表

		実際の点検記録		
		a	c	d / e
判定結果 FCNの	a	0	1	1
	c	0	25	3
	d / e	0	13	78

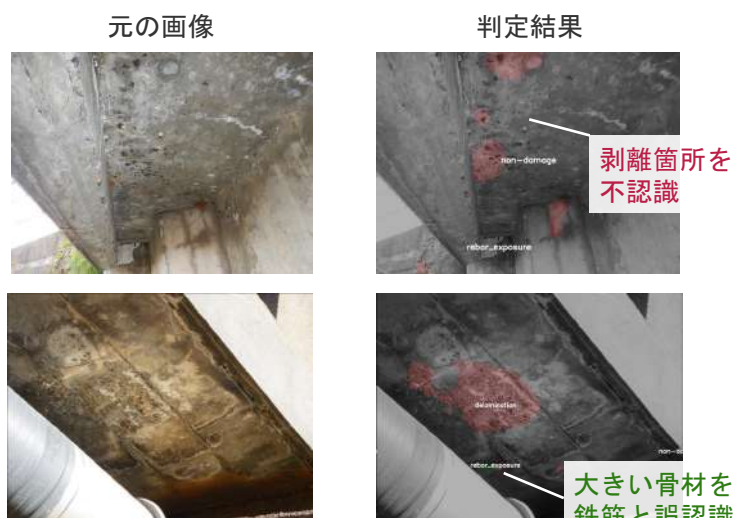


図4 損傷位置の判定結果 (悪例)