

## 深層学習を用いた橋梁添架管路の変状検出におけるクラス定義の有効性検討

NTT アクセスサービスシステム研究所 正会員 ○工藤 史登, 内堀 大輔  
NTT アクセスサービスシステム研究所 非会員 櫻田 洋介, 荒武 淳

### 1. はじめに

日本電信電話株式会社（以下、NTT）は通信サービスを提供するため、全国の約 4 万橋に通信用管路を敷設している。これらの設備を維持するため、施設管理者は定期的な点検を実施している。しかし、昨今の点検技術者の減少から、点検作業の効率化が喫緊の課題となっている。

橋梁に添架している通信用管路（以下、橋梁添架管路）に見られる変状としては、腐食・穴あき・外れ・亀裂がある。橋梁添架管路における穴あき・外れ・亀裂とは、**図 1** に示すように通信用管路の一部が欠損する変状である。橋梁添架管路に現れる変状のうち、腐食については画像認識により点検画像から橋梁添架設備の腐食を自動検出する手法が提案されている<sup>1)</sup>。提案手法は画像中の設備の腐食を画素領域で検出しているが、穴あき・外れ・亀裂の変状は、画素領域での定義が難しいためバウンディングボックスによる物体検出手法の適用が最適であると考えられる。既往研究<sup>2)</sup>はコンクリートの剥落、露筋等の欠損を、バウンディングボックスにより検出する手法が提案されている。その手法で検証している画像は、画像内の大部分にコンクリート構造物と欠損が写っているのに対し、本稿で対象とする橋梁添架管路は円筒形の構造物で橋梁に添架される設備であることから、画像中には対象とする設備と変状が様々な角度で写る。そのため、同一の設備や変状でも画像中の特徴が異なる。

本稿では、バウンディングボックスにより橋梁添架管路の変状を検出する際に、画像中の変状の写り方と検出性能への影響を検討する。

### 2. 変状のクラス定義と評価指標

橋梁添架管路の変状の種類毎で分類したクラス（変状分類クラス）を**表 1** のように定義する。これらに対し、撮影方向による設備・変状の写り方の違い、設備構成の違い、変状の進行度合いの観点から細分化したクラス（細分化クラス）を**表 2** のように定義する。変状



**図 1** 変状例(左から穴あき・外れ・亀裂)

分類クラスと細分化クラスに基づき分類した例を**図 2** に示す。**図 2** から、変状分類クラスではクラス a に分類された画像でも、細分化クラスでは穴あきの進行度合いから別のクラスに分類している。さらに、**図 2** の変状分類クラス b は細分化クラスでは撮影方向で、クラス c は撮影方向と変状進行度合いで細分化している。

バウンディングボックスによる変状検出は、CNN を用いた物体検出手法である YOLOv4<sup>3)</sup> を使用する。**表 1**、**表 2** で定義した各クラスにおいて、画像中の変状の位置を囲んだバウンディングボックスの正解データを作成した。正解データに対して、CNN モデルで予測したバウンディングボックスが重なったものを TP と定義した。また、CNN モデルの予測結果が正解データと合致しなかったものを FN と定義した。CNN モデルの評価は式 (1) に示す再現率 (Recall) を用いることとした。

$$\text{再現性 (Recall)} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

Recall を用いることによって、変状分類クラスと細分化クラスにて分類した変状をどの程度正しく検出できたか評価できる。

### 3. 検証条件と検証結果

本検討における変状分類クラスと細分化クラスにおける検証条件と検証結果をそれぞれ**表 3**、**表 4** に示す。変状分類クラスにおける全体の Recall が 0.37 であるのに対し、細分化クラスの Recall は 0.64 まで向上した。画像中の変状の写り方によってクラスを定義することによって、同一の画像データでも検出精度が向上することがわかった。また、変状分類クラスと細分化クラスの Recall は学習枚数に対して、相関性を確認できなかった。

キーワード 橋梁添架, 通信用管路, 物体検出, 深層学習, クラス分類

連絡先 〒305-0805 茨城県つくば市花畑 1-7-1 NTT アクセスサービスシステム研究所 TEL:029-868-6210

表 1 変状分類クラス

変状	クラス名	定義
穴あき	クラス a	管に穴が開いている状態
外れ	クラス b	管が外れている状態
亀裂	クラス c	管路の外径に亀裂が入っている状態

表 2 細分化クラス

変状	分類根拠	クラス名	定義
穴あき	設備構成	クラス 1	腐食による穴あき、穴あきから管路内の通信ケーブルが確認できない状態
		クラス 2	腐食による穴あき、穴あきから管路内の通信ケーブルが確認できる状態
	変状進行	クラス 3	腐食が進行し、管路が消失している状態
		クラス 4	穴の周辺に鱗状の錆を伴っている状態
		クラス 5	外力により、管路の一部が欠損し穴が開いている状態
外れ	撮影方向	クラス 6	管路が途中で外れている状態
		クラス 7	管路の断面が画像中に写っている状態
		クラス 8	管路が外れて、一方の管路しか画像中で確認できない状態
		クラス 9	管路接合部で、外れかけている状態
亀裂	変状進行	クラス 10	管路の外形にひび割れが生じている状態

判定画像						
変状分類クラス	クラス a		クラス b		クラス c	
細分化クラス	クラス 3	クラス 4	クラス 7	クラス 9	クラス 6	クラス 10

図 2 画像分類例

## 4. まとめ

橋梁添架管路の変状検出において、変状の種類を画像の写り方、設備構成の違い、変状の進行度合いに応じて細分化したクラスを定義することにより、変状の検出率が向上することが分かった。変状の検出には、同一変状でも画像への映し方や変状の違いが影響している可能性があることが分かった。今後の課題は、定義するクラス分類の再検討とそれに伴う検出率の影響検証である。

## 参考文献

- 濱野勇臣, 内堀大輔, 櫻田洋介, 荒武淳: 深層学習を用いた橋梁添架設備の個別認識手法の検討, 土木学会第 76 回年次学術講演会, Vol.76, CS14-22, 2021
- 青島亘佐, 河村伸哉, 中野聡, 中村秀明: 深層学習を用いたコンクリート構造物の変状検出に関する研究, 土木学会論文集 E2, Vol.74, No.4, 2018
- Alexey Bochkovskiy, et al., "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection," submitted on 23 April 2020.

表 3 検証条件と検証結果(変状分類クラス)

クラス名	画像枚数(枚)			Recall
	総数	学習	評価	
クラス a	243	161	82	0.24
クラス b	467	373	94	0.45
クラス c	125	93	32	0.44
全体	835	627	208	0.37

表 4 検証条件と検証結果(細分化クラス)

クラス名	画像枚数(枚)			Recall
	総数	学習	評価	
クラス 1	60	48	12	0.35
クラス 2	72	58	14	0.6
クラス 3	91	73	18	0.42
クラス 4	108	86	22	0.56
クラス 5	30	24	6	0.86
クラス 6	73	58	15	0.48
クラス 7	98	78	20	0.54
クラス 8	56	45	11	0.71
クラス 9	44	35	9	0.83
クラス 10	102	82	20	0.63
全体	734	587	147	0.64