

論文 画像解析技術を活用したトンネル覆工の 効率的な健全性評価方法の検討

前田 貴公¹・黒田 千歳²・吉田 幸司¹・大木 基裕¹・歌川 紀之²・全 邦釘³

¹正会員 東海旅客鉄道株式会社 総合技術本部技術開発部 (〒485-0801 愛知県小牧市大山 1545 番 33)

E-mail: takahiro.maeda@jr-central.co.jp (Corresponding Author)

²正会員 佐藤工業株式会社 技術センター (〒300-2658 茨城県つくば市諏訪 C30 街区 1)

³正会員 東京大学大学院工学系研究科 社会基盤工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

昨今、トンネル覆工を自動で撮影するトンネル覆工撮影車やコンクリート表面を撮影した画像からひび割れを自動で検出する画像解析技術の研究・開発が進められている。JR 東海においては、トンネル覆工撮影車を活用し、定期的に覆工の画像を取得し、その画像から人手により変状等の有無や進行性を確認している。取得した画像の活用により現地でのトンネル覆工の目視検査の労力は軽減されているものの、膨大な画像の人手による確認作業およびその評価に大きな時間を要している。そこで、Deep Learning を用いた画像解析技術により覆工画像からひび割れのほか、ひび割れの補修跡や鉛直継目を自動で検出する手法を検討した。その結果、人手を介さずに高い精度でひび割れ等を検出でき、覆工の健全性を自動で評価できる可能性を確認した。

Key Words: tunnel-lining photography, cracks, deep learning, mask r-cnn, index, Segmentation

1. 背景・目的

近年、橋梁やトンネルなどのコンクリート構造物の劣化・損傷の顕在化が大きな問題となっており、適切に維持管理を行うことが強く求められている。一方で、少子高齢化に伴い、働き手不足が大きな課題となっている。通常の構造物検査は、現地での目視にて構造物の状態を把握・記録し、その成果を用いて診断・対策の検討が行われる。構造物検査には専門的な知識が必要となるほか、大きな労力を要している。将来を見越して考えると、画像から自動的にひび割れ等の変状を抽出することや、抽出された変状から構造物の健全性を自動で評価することなど、検査業務全体の効率化および高度化を進めていく必要がある。

コンクリート構造物の画像から変状を検出する技術に関する既往研究として、Deep Learning を用いた画像解析技術によりトンネル覆工画像（以後、覆工画像と呼ぶ）からひび割れを検出する手法が提案されている¹⁾。ひび割れ検出では一定の精度を得られているものの、構造物の健全性を評価する上で必要となる補修箇所を検出や抽出された変状等から構造物の健全性を自動で評価する方

法については確立されていない。そこで、本研究では、Deep Learning による Segmentation のモデルの一つである Mask R-CNN を用いた画像解析技術の適用により、覆工画像からひび割れのほか、ひび割れの補修跡（以後、ひび割れ補修跡と呼ぶ）、鉛直継目を自動的に検出することに加えて、検出したひび割れ等からトンネル覆工の健全性を自動で評価できる方法を開発することを目的とする。

2. データセットの作成

(1) トンネル覆工画像の取得

覆工画像は、トンネル覆工全面を自動で撮影するトンネル覆工撮影車を用いて取得する。トンネル覆工撮影車には複数台のエリアセンサカメラが搭載されており、それぞれのカメラにて取得した画像を合成することで覆工画像が作成される。取得した覆工画像のサンプルを図-1 に示す。覆工画像はトンネル延長約 30m 分の覆工全断面（断面方向の FL より上部の覆工面の全長は約 20m 分）を 1 つの画像ファイルとして構成されている。覆工画像

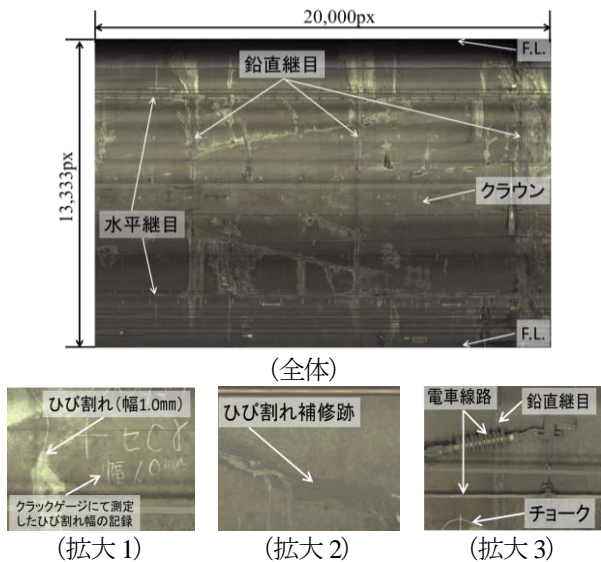


図-1 覆工画像のサンプル

の大きさは、13,333px×20,000px程度である。1画素には覆工面の約1.5mm×1.5mmの範囲が写っている。取得した覆工画像には、図-1に示すような幅が約1.0mmのひび割れやひび割れ補修跡、鉛直継目、水平継目、電車線路、チョークにて記載された線や文字などが写っている。本研究では、覆工画像の水平継目より下部をトリミングし、トンネル延長約450m分の画像（画像ファイル数：15、画像サイズ：8,000px×20,000px程度）を用いる。

(2) データセットの作成方法

Deep Learningを用いた画像解析技術の適用により、覆工画像上のひび割れ（幅が約1.0mm以上）およびひび割れ補修跡、鉛直継目を自動的に検出することを目的に、学習と評価に用いるデータセットを準備する。データセットは、覆工画像と、検査員が覆工画像からひび割れおよびひび割れ補修跡、鉛直継目と判断した箇所を示したものである。データセットの作成には、AutoCADを用いている。図-2にデータセットのサンプルを示す。ひび割れは、2種類に分けて抽出している（以後、ひび割れ線と呼ぶ）。その他ひび割れ補修跡と鉛直継目は、種類を分けず抽出している（以後、それぞれをひび割れ補修跡線、鉛直継目線と呼ぶ）。なお、線の幅は一定としている。作成したデータセットは、12枚を学習に用いるデータ（以後、学習用データと呼ぶ）、3枚を評価に用いるデータ（以後、評価用データと呼ぶ）に区分し、画像解析技術による学習、評価に活用する。なお、学習用データは、1つの画像ファイルを回転や反転、拡張等の加工を行い、その後1,024px×1,024pxのサイズに切り出すことで、約12万枚準備している。また、約12万枚の学習用データの内訳は、検出対象であるひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目が含まれるものが約10万枚、それ以外が約2万枚である。

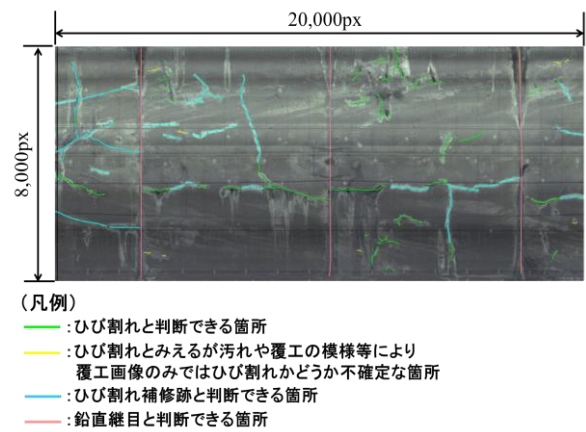


図-2 データセットのサンプル

3. ひび割れ自動検出手法の検討

本研究では、覆工画像からひび割れのほか、ひび割れ補修跡および鉛直継目を自動で検出する手法を検討する中で、Deep LearningによるSegmentationのモデルの一つであるMask R-CNN²⁾に着目した。このMask R-CNNは、医療分野ではX線画像から疾患箇所を自動で検出する技術、土木・防災分野では航空写真からの土砂崩壊地を自動で検出する技術³⁾などにも活用が検討されている。前述の事例にもあるように、Mask R-CNNは画像から異常や変化を捉えることができる手法であることから、本研究でもMask R-CNNを活用することとした。以下に、Segmentationのモデルの一つであるMask R-CNNの概要を説明する。Segmentationとは、画像内の画素にカテゴリを関連付ける技術であり、1画素毎に、どのクラスに分類されているかが出力される。Mask R-CNNは、教師あり学習に含まれる機械学習手法であり、覆工画像とひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目の正解領域をセットで学習することで、領域検出モデルを構築する。図-3に領域検出モデルを構築するために加工したデータセットのサンプル、図-4にMask R-CNNの概略図を示す。Mask R-CNNでは、はじめに、Deep Learningによる画像認識に最も使用されるCNN（Convolutional Neural Network）を用いて、画像の特徴を抽出した特徴マップを作成する。その後、検出対象である物体の候補領域の選定を行い、特徴マップをもとに、各候補領域における特徴量を推定・識別することで、物体の詳細位置の推定ならびにSegmentationを行う。物体の候補領域の選定を行うにあたり、Mask R-CNNでは、RoI Alignと呼ばれる手法が採用されている。このRoI Alignにより特徴マップの情報を損なわずに候補領域を選定することが可能となっている。さらに、候補領域の選定を行うと同時に、カテゴリ識別（図-4ではclass boxを示し、本研究ではひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目か否かを識別）を行う。これらの



図-3 学習用データのサンプル (ひび割れ)

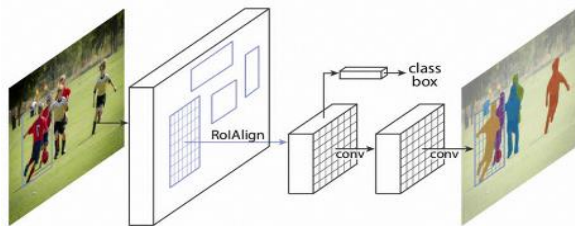


図-4 Mask R-CNNの概略図²⁾

過程では、正解データと推定結果との差、つまり損失が最小となるように学習が進められ、領域検出モデルが構築される。具体的には、smooth L1 という誤差関数で表現される候補領域の合致度と、クロスエントロピー誤差で表現される画素単位での合致度の双方をバランスよく考慮したようなモデルとなる。より詳しい内容については文献2)を参考にされたい。

本研究では、この Mask R-CNN を主な手法として、ひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目のそれぞれに対して領域検出モデルを構築し、1つの画素に対して、ひび割れである確率、ひび割れ補修跡である確率、鉛直継目である確率を算出している。なお、ひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目に対して、それぞれ 20%、20%、40%と閾値を設定している。閾値の設定は、後述する解析結果の1つの評価指標である再現率が向上するように調整している。また、ひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目の検出が重なった際には、鉛直継目、ひび割れ補修跡、ひび割れの順に優先度を設けることとしている。

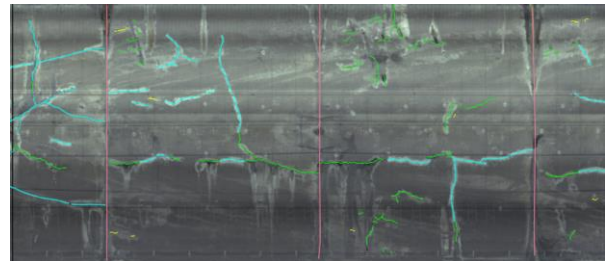
4. 解析結果と評価

(1) 解析結果

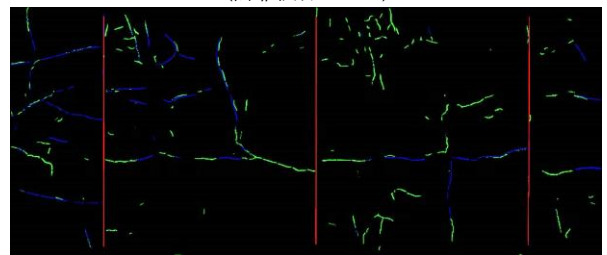
図-5 に解析した結果の一例を示す。解析結果は、鉛直継目、ひび割れ補修跡、ひび割れの順に優先度を設けた確率画像として示す。確率画像とは、画像上の画素毎にひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目の確からしさ(一般的に確率0%~100%すべてを表示させるが、本研究では、ひび割れとひび割れ補修跡は確率 20%~100%を表示し、鉛直継目は確率 40%~100%を表示)を色の



(覆工画像)

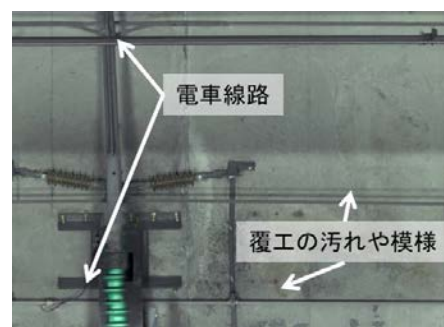


(評価用データ)

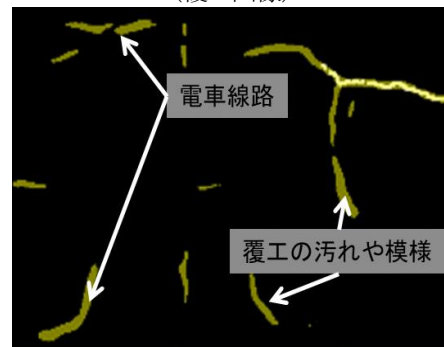


(確率画像)

図-5 解析結果の一例



(覆工画像)



(評価用データのひび割れ線 (白色) と確率画像 (黄色))

図-6 過検出の事例

濃淡(ひび割れ: 緑色, ひび割れ補修跡: 青色, 鉛直継目: 赤色)で示したものである。色が濃いほど高確率であることを示している。評価用データと確率画像を比較

すると、鉛直継目については、3箇所すべてで一致し、精度よく検出していることがわかる。ひび割れおよびひび割れ補修跡については、線の長さや幅に多少の相違はみられるものの概略位置が一致しており、概ね精度よく検出できていることがわかる。一方で、評価用データにはないひび割れ線を確率画像では検出（以後、過検出と呼ぶ）している箇所が一部みられる。図-6 に過検出した事例を示す。架線等の電車線路は検出していないものの、ひび割れの特徴（黒く、細長い線状の箇所）に類似した曲がったケーブル等の電車線路や覆工の模様などによって、過検出が発生していることがわかる。これらの発生を低減させる手法の検討が今後の課題であるといえる。

(2) 解析結果の評価方法と評価結果

定量的な評価結果について下記に示す。まず、評価方法については、評価用データのうち、緑色のひび割れ線および水色のひび割れ補修跡線を正解とし、それぞれの線に対して解析によって得られたひび割れとひび割れ補修跡が如何ほど一致したか調査する。なお、本評価ではひび割れおよびひび割れ補修跡を個別に評価するため、図-5 に示す優先度を設けた確率画像ではなく、ひび割れのみの確率画像とひび割れ補修跡のみの確率画像をそれぞれの評価に用いる。基本的な評価の考え方は、下記の通りである。

- ・画素毎に的中、見逃し、空振り、それ以外の画素数をカウントする。それぞれのカウント方法は、表-1 のとおりとする。
- ・カウントした合計の整理方法は、ひび割れ線とひび割れ補修跡の正解率（ $(TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)$ ）、適合率（ $TP / (TP+FP)$ ）、再現率（ $TP / (TP+FN)$ ）、特異度（ $TN / (TN+FP)$ ）、F 値（ $2 \times \text{適合率} \times \text{再現率} / (\text{再現率} + \text{適合率})$ ）を算出する。

表-2 に評価用データである3枚について、解析した結果の評価を示す。ひび割れおよびひび割れ補修跡ともに、正解率と特異度は0.98以上と高い水準を示している。一方で、適合率は0.2程度、再現率は0.7程度となっている。適合率は空振りの増加により減少する指標であり、再現率は見逃しの増加により減少する指標である。つまり、的中に対して、多くの空振りと多少の見逃しが発生していることがわかる。図-7 に見逃しと空振りが発生した事例を示す。本評価方法では、評価用データのひび割れ線と解析結果のひび割れ箇所の概略位置が一致していても、多少の幅や長さの相違により重ならない部分がすべて見逃しもしくは空振りにカウントされる。そのため、図-5 において、一部過検出はみられるもの見た目は異なり、適合率や再現率が低い結果になったと考える。

表-1 判定方法

		解析結果	
		ひび割れ (ひび割れ補修跡)	以外
人による判読	ひび割れ線 (ひび割れ補修跡線)	的中 [TP]	見逃し [FN]
	以外	空振り [FP]	- [TN]

表-2 評価一覧

～ひび割れ～

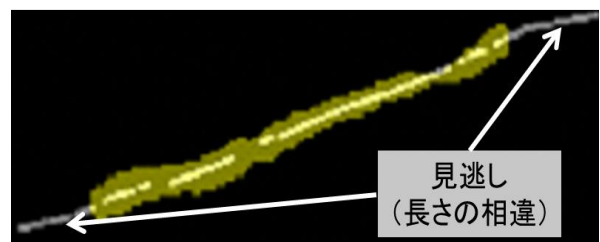
画像 No.	的中 [TP]	見逃し [FN]	空振り [FP]	- [TN]
1	79543	19095	152781	10294181
2	31389	14050	166443	10333718
3	33685	20606	158489	10332820
計	144617	53751	477713	30960719

～ひび割れ補修跡～

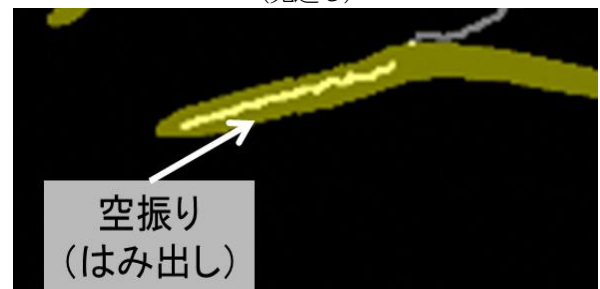
画像 No.	的中 [TP]	見逃し [FN]	空振り [FP]	- [TN]
1	4986	949	48780	10490885
2	26878	10692	108744	10399286
3	43046	14774	106318	10381462
計	74910	26415	263842	31271633

～定量的な評価結果～

	ひび割れ	ひび割れ補修跡
正解率	0.983	0.991
適合率	0.232	0.221
再現率	0.729	0.739
特異度	0.985	0.992
F 値	0.352	0.340



(見逃し)



(空振り)

図-7 見逃しと空振りが発生した事例 (評価用データ (白)と確率画像 (黄))

5. トンネル覆工の健全性評価方法の検討

トンネルの覆工コンクリートの健全性を定量的に評価する手法の一つとして、TCI (Tunnel-lining Crack Index) がある⁴⁾。TCIは、覆工コンクリートの表面積当たりのひび割れの本数、長さ、幅、方向性に関する指標であり、式(1)の基礎式で算出される。式(1)により算出される F_{11} 、 F_{22} はそれぞれTCIの縦断成分と横断成分を示す。覆工コンクリートの劣化指標 F_0 は、テンソルの不変量として縦断・横断成分の和($F_0=F_{11}+F_{22}$)として表される。既往の研究と同様に、本研究でもこの F_0 をTCIの評価値として用いてトンネル覆工の健全性を定量的に評価する手法の検討を行う。式(1)にて F_0 を算出するためには、覆工画像の取得後にひび割れ等を人手により抽出し、それらをAutoCAD等で数値化する必要がある。したがって、本研究では、覆工の健全性評価の効率化を目的に、自動で出力される前述の解析結果である確率画像をそのまま活用して、 F_0 を算出する手法を検討する。

$$F_{ij} = \frac{1}{A} \sum_{k=1}^n (t^{(k)})^\alpha (l^{(k)})^\beta \cos \theta_i^{(k)} \cos \theta_j^{(k)} \quad (1)$$

A : 覆工コンクリートの面積 ($A=L_s \times L_a$)

L_s : 覆工コンクリートの縦断延長

L_a : 覆工コンクリートの横断延長

n : ひび割れの本数

$t^{(k)}$: ひび割れ k の幅

$l^{(k)}$: ひび割れ k の長さ

$\theta_i^{(k)}$: ひび割れ k の法線ベクトルが x_i 軸となす角度

$\theta_j^{(k)}$: ひび割れ k の法線ベクトルが x_j 軸となす角度

α : ひび割れ幅の重み付けに関する係数

β : ひび割れ長さの重み付けに関する係数

(1) 確率画像を活用したTCIの算出方法

トンネル覆工の健全性は、維持管理を効率的に行うために鉛直継目間(以後、ブロックと呼ぶ)を1単位として評価されることが多くある。そのため、 F_0 もブロック単位で算出する手法を考える。また、本研究における自動検出手法では、覆工画像の画素毎に、ひび割れ、ひび割れ補修跡、鉛直継目のそれぞれの確率が算出される。この算出された画素毎の確率を0から1の数値データ(以後、ひび割れは pc_{ij} 、ひび割れ補修跡は pr_{ij} と呼ぶ)として取扱う。確率画像を用いたブロック単位での F_0 の算出式を式(2)に、算出過程のイメージを図-8に示す。まず、鉛直継目の確率画像からブロックの位置を特定し、そのブロック内の全画素数を算出する。その後、ひび割れおよびひび割れ補修跡のそれぞれの確率画像から特定したブロック内の全画素(前述の空振りとは判定し

た画素も含む)の0.2を超える pc_{ij} と pr_{ij} を優先度を考慮し足し合わせる。最後に、足し合わせたブロック内の全画素数で割ることで、 F_0 を算出する。これにより、確率画像のみでブロック単位での F_0 の算出が可能となる。

$$F_0 = \frac{255^*}{N} \sum_{k=1}^n (pc_{0.2,ij}^{(k)} + pr_{0.2,ij}^{(k)}) \quad (2)$$

N : ブロックの全画素数

$pc_{0.2,ij}^{(k)}$: 画素 k のひび割れである確率の数値データ pc_{ij}

(ひび割れである確率20%未満とひび割れ補修跡である確率20%以上は0とする)

$pr_{0.2,ij}^{(k)}$: 画素 k のひび割れ補修跡である確率の数値データ pr_{ij}

(ひび割れ補修跡である確率20%未満は0とする)

*: 数値データ(0~1)を画像の諧調(0~255)に変換

(2) TCIの算出結果

確率画像に対して式(2)により算出した F_0 と、人手にて抽出したひび割れ線、ひび割れ補修跡線、鉛直継目線に対して式(1)により算出した F_0 をブロック毎に比較したものを表-3と図-9に示す。なお、式(1)では $\alpha=1$ 、 $\beta=1$ 、 $t=1$ とし、ひび割れ線のほかひび割れ補修跡線も含めて算出している。また、それぞれの算出対象は評価用データの3枚としている。式(1)により得た F_0 と式(2)により得た F_0 の大きな相違としては、値が10,000倍程度異なる。これは図-7から分かるように、確率画像から得られるひび割れの幅が、人手にて抽出したひび割れ線の幅より大きいことが影響したと考える。一方で、式(1)と式(2)にて算出した F_0 の相関係数は0.827であり、高い相関であるといえる。したがって、式(1)により得た F_0 を式(2)により得た F_0 にて置き換えるには、ひび割れ自動検出におけるひび割れの幅の検出性能を高めることが必要であるといえる。他方、今回式(2)により得た F_0 と式(1)により得た F_0 は高い相関があるため、式(2)により得た F_0 は式(1)により得た F_0 の増加等の傾向を把握する指標として用いることができる可能性があると考えられる。

6. 結論

本研究では、Deep Learningを用いた画像解析技術により覆工画像からひび割れのほか、ひび割れ補修跡や鉛直継目を自動で検出する手法を検討した。また、検出したひび割れ等からトンネル覆工の健全性を定量的に評価するTCIを自動で算出する手法の検討も行った。その結果、

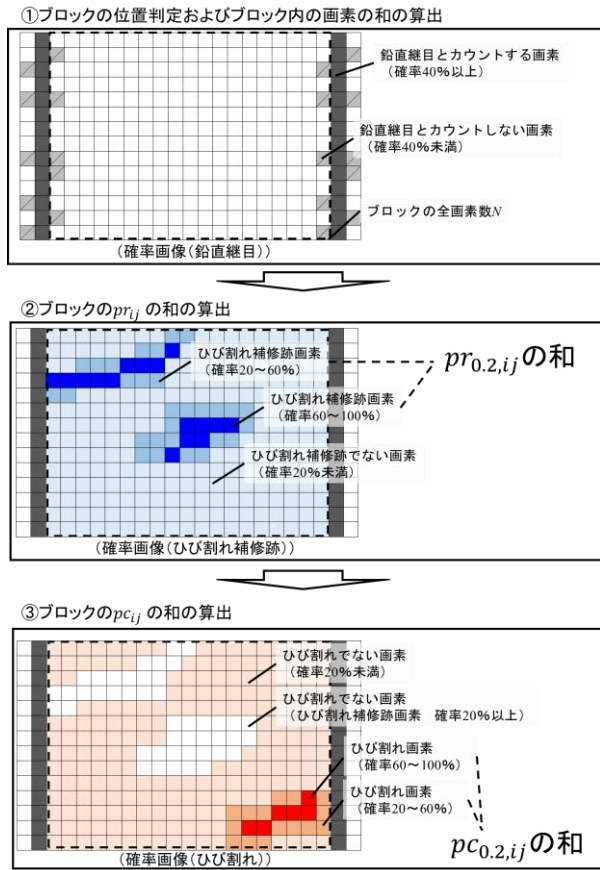


図-8 確率画像を活用した F_0 の算出過程のイメージ

表-3 F_0 の算出結果比較

ブロック No.	F_0 (式 (1)) $\times 10^4$	F_0 (式 (2))
1	1.43	1.98
2	1.76	1.37
3	1.39	1.43
4	2.82	2.45
5	2.81	2.50
6	2.15	2.44
7	1.18	1.14
8	1.54	1.41
9	2.04	1.43
10	1.30	1.10

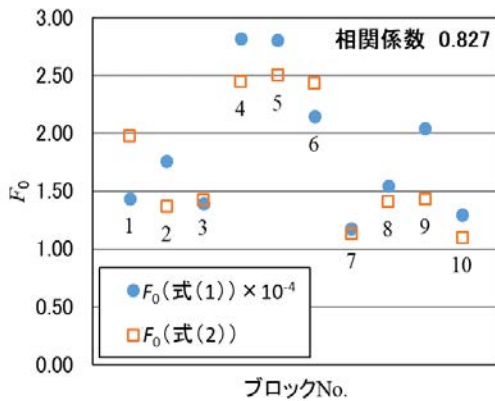


図-9 F_0 の算出結果比較

下記の成果が得られた。

(1) ひび割れ自動検出手法の評価

今回検討した Mask R-CNN を主な解析手法とした領域検出モデルは、図-5 からわかるように、変状等の概略位置の検出という観点では、鉛直継目は精度よく、ひび割れおよびひび割れ補修跡は線の長さや幅に多少の相違はみられるものの、概ね精度よく検出できることがわかった。一方で、ひび割れの一部では、ひび割れの特徴に類似した電車線路や覆工の様様などによって、過検出が発生した。トンネル検査において、変状等の見逃しは構造物の健全性を危険側に評価する恐れがあり、ひび割れおよびひび割れ補修跡の自動検出手法の検討として、変状等の見逃しを限りなく低減させた中で、変状等の捕捉精度を向上させることが重要であるといえる。今回検討した領域検出モデルは、変状等の概略位置の検出という観点において変状等の過検出は多少発生しているものの、変状等の見逃しはほとんどみられず、概ね捕捉できている。したがって、今回検討した領域検出モデルは、膨大な画像の人手による確認作業の補助として活用できる可能性があり、検査業務の効率化に資する可能性があるといえる。一方で、検査業務をより効率化させるためには、変状等の見逃しを限りなく低減させつつも捕捉精度の更なる向上と過検出の低減を実現させる領域検出モデルの検討を進める必要があると考える。

(2) トンネル覆工の健全性評価方法の評価

トンネル覆工の健全性評価方法の検討については、TCI (Tunnel-lining Crack Index) の評価値 F_0 に着目した。従来の算定式 (1) にて得た F_0 と今回提案した式 (2) にて得た F_0 の相関係数は 0.827 であり、高い相関であった。また、従来の算定式 (1) にて F_0 を算出するためには、覆工画像の取得後にひび割れ等を人手により抽出し、それらを AutoCAD 等で数値化する必要があった。一方で、式 (2) にて F_0 を算出するためには、今回検討したひび割れ自動検出手法を用いることで、覆工画像の取得以降は自動でひび割れやひび割れ補修跡、鉛直継目の画素を検出されるため、上記のような人手による作業は不要である。以上から、今回検討したひび割れ自動検出手法および健全性評価手法を活用することで、検査員が労力をかけずにトンネル覆工の健全性を評価できる可能性があるといえる。一方で、トンネル覆工の健全性評価には TCI だけでなく、ひび割れの位置や形状に基づく評価指標も存在する。したがって、今後は TCI だけでなく、その他ひび割れの位置や形状からトンネル覆工の健全性を評価できる手法についても検討を進め、トンネル覆工の健全性評価の更なる効率化および高度化を図っていく。

REFERENCES

- 1) 鵜飼正人：深層学習を用いたトンネル覆工面のひび割れ検出手法の開発，鉄道総研報告，Vol.32, No.5, 2018. [Ukai ,M.: Tunnel lining crack detection method by means of deep learning, *RTRI Report*, Vol.32, No.5, 2018.]
- 2) He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., and Girshick, R. : Mask R-CNN, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.2980-2998, 2017.
- 3) 叶井 和樹，久保 栞，山根 達郎，全 邦釘：Mask R-CNN による航空写真からの土砂崩壊地自動検出手法，AI・データサイエンス論文集，Vol. 2, No. J2, pp.223-231, 2021. [Kanai, K. et al. : A method for automatic
- detection of landslide areas from aerial photographs using Mask R-CNN, *Intelligence, Informatics and Infrastructure* Vol. 2, No. J2, pp.223-231, 2021.]
- 4) 重田佳幸，飛田敏行，亀村勝美，進士正人，吉武勇，中川浩二：ひび割れ方向性を考慮した覆工コンクリートの健全度評価法，土木学会論文集 F vol.62 No.4, 628-632, 2006. [Shigeta, S. et al. : Propose of tunnel crack index (TCI) as an evaluation method for lining concrete, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers F* vol.62 No.4, 628-632, 2006.]

(Received April 1, 2022)

(Accepted June 3, 2022)

STUDY ON THE EFFICIENT SOUNDNESS EVALUATION METHOD FOR TUNNEL LINING USING IMAGE ANALYSIS TECHNOLOGYS

Takahiro MAEDA, Chitose KURODA, Koji YOSHIDA, Motohiro OHKI Noriyuki UTAGAWA
and Pang-jo CHUN

Recently, research has been conducted on automatic photographing vehicles that take pictures of tunnel lining and image analysis technology that automatically detects cracks in images of concrete surfaces. At JR-Central, images of the tunnel lining are periodically acquired using the automatic photographing vehicle, and the presence and progress of defects and deformations are confirmed by inspectors from these images. Although the use of acquired images has reduced the amount of labor required to visually inspect tunnel linings in the field, the manual verification and evaluation of the vast amount of images still takes a large amount of time. Therefore, we investigated a method to automatically detect cracks, repair marks, and vertical joints from lining images using image analysis technology based on deep learning. As a result, it was confirmed that cracks could be detected with high accuracy without human intervention and that the soundness of the lining could be evaluated automatically.