

AI を用いたコンクリート構造物に生じた 損傷の自動検出に関する基礎的研究 ～5G を用いた橋梁の遠隔点検に向けて～

吉倉 麻衣¹・南 貴大²・福岡 知隆³・藤生 慎⁴・高山 純一⁵

¹学生会員 金沢大学大学院 環境デザイン学専攻 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: m.yoshikura@stu.kanazawa-u.ac.jp

²学生会員 金沢大学大学院 環境デザイン学専攻 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: taketaka0503@stu.kanazawa-u.ac.jp

³正会員 金沢大学博士研究員 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp

⁴正会員 金沢大学准教授 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: fujju@se.kanazawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

⁵フェロー 金沢大学名誉教授 理工研究域地球社会基盤学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)

E-mail: takayama@staff.kanazawa-u.ac.jp.

老朽化が進む橋梁の維持管理のため、2014年より道路管理者に5年に1度の近接目視点検が義務付けられた。しかし財政不足・人員不足の自治体では、継続的な近接目視点検が困難な状態である。そこで、代替手段の研究が進められている。著者らは、橋梁画像からAI分析でコンクリートのひび割れ損傷を検出する「橋梁点検支援システム」を開発した。このシステムを活用し、橋梁画像伝送に5Gを用いて橋梁現場と遠隔地を連携させた遠隔橋梁点検の研究を進めている。しかし、現在のシステムで検出できるコンクリート損傷は、ひび割れにとどまっており、漏水、遊離石灰、剥離、鉄筋露出などの損傷検出はできていない。橋梁の遠隔点検には、ひび割れ以外の損傷検出も重要であるため、本研究では画像のAI分析による遊離石灰の自動検出を目指した。

Key Words: bridge inspection, AI, 5G, crack, free lime, deep learning

1. はじめに

わが国では高度経済成長期に建設された橋梁の老朽化が進み、その維持管理が重要視されている。2029年には全国約72万橋のうち、約52%の橋梁が建設後50年以上を超過する¹⁾。このような中、2014年に道路管理者に5年に1度の近接目視点検が義務付けられた。

しかし、全橋梁の7割以上を市町村が管理しており¹⁾、財政的・人的資源が不十分な市町村では、継続的な近接目視点検の達成が困難な状況である。また、技術者による点検作業とはいえ、点検員によって点検・診断の結果にばらつきがあることが指摘されている²⁾。

これらの問題を解決するため、近接目視点検の代替手法として、画像を活用した新たな点検技術による費用の

削減や、作業時間の短縮などの省力化に期待が寄せられている。画像を用いた橋梁の損傷検出に関する研究は数多くなされている一方³⁾⁴⁾、点検業務における運用方法について着目している研究は少ない。

本研究グループは、これまで、画像から損傷を自動検出するシステムを活用し、橋梁現場と遠隔地の技術者が有機的なコミュニケーションをとりながら連携し、遠隔点検を行う運用方法の研究に取り組んできた。橋梁写真を画像認識等の技術(Artificial Intelligence分析:以下、AI分析)により、ひび割れ損傷箇所を抽出する「損傷点検支援システム(以下、SeeCrack)」の開発を行った。SeeCrackは超高解像度カメラで橋梁を撮影した点検箇所の画像の保存やひび割れ損傷検出結果をインターネット環境化で利用できるWEBシステムである。橋梁画像と

AI 分析による損傷検出結果を現場と遠隔地の技術者がリアルタイムに確認可能である。橋梁画像は、現場からアップロードして SeeCrack に取り込む仕組みとなっており、本研究グループでは、1.5 億画素の超高解像度画像を SeeCrack に取り込み、AI 分析している。超高解像度の画像は高い画像分解能を保有しており、遠距離から比較的広範囲を撮影した画像であっても近接目視点検と同じような感覚でひび割れが視認可能である⁷⁻¹⁰⁾。しかし、実際の遠隔点検での運用に関して、有用性や課題が不十分であった。

本研究では、遠隔地の点検技術者が、システムを介してひび割れを確認し、損傷区分の判定ができるか遠隔点検の模擬実験を行った。また、橋梁の健全度を判定するにはひび割れ以外の損傷の検出も必要となる。SeeCrack に遊離石灰の自動検出の機能を追加するため、画像から遊離石灰を AI 分析で自動検出し、損傷判定に最適な出力方法を検討する。遊離石灰を画像から検出する既往研究では、青島らが、画像の遊離石灰箇所を長方形で囲う物体検出の研究がなされている¹¹⁾。青島らは、橋梁点検の実務への活用には、検出範囲のみではなく、定量的情報の把握が必要だと指摘している。本研究では、物体検出ではなく、領域を検出する画像セグメンテーションを用いて遊離石灰を検出するモデル構築を行った。また、出力結果の表示が点検技術者の損傷区分の判定にどのように影響を与えるのか、点検技術者へ調査を行った。

2. SeeCrack による遠隔点検

第 2 章では、本研究グループが開発した損傷支援システム SeeCrack の概要とシステムを活用した模擬遠隔点検の実験について述べる。さらに模擬遠隔点検に参加した技術者にヒアリングを行い、システムの活用可能性や課題を概説する。

(1) SeeCrack の機能概要

システムの概要を図-1 に示す。まず、点検対象橋梁を 1.5 億画素の超高解像度カメラで撮影を行う。超高解像度画像は高い画像分解能を保有しており、遠距離から比較的広範囲を撮影した画像であっても近接目視点検と同じような感覚で、ひび割れが視認可能である。本研究グループにおける撮影では、17m 離れた位置から撮影した画像から、0.2 mm 程度のひび割れを視認することができた⁷⁾。次に、撮影した橋梁の画像をシステムに取り込み、AI 分析によりひび割れ損傷を自動検出する。さらに、検出された結果は、橋梁の位置情報と紐づけ、地図上に記録することができる。



図-1 SeeCrack のフローイメージ



図-2 対象橋梁 R 橋の外観

(2) 5G を活用した超高解像度画像のアップロード実験

SeeCrack を活用した橋梁点検の運用において、画像データのアップロード時間に着目した。1.5 億画素のカメラで撮影した橋梁の超高解像度画像はデータ容量が膨大であり、通信の速度によってアップロードに要する時間は大きく変わる。そこで高速通信である 5G と 4G のそれぞれの通信環境下において、通信速度の違いでどれだけの時間を短縮できるか、SeeCrack への画像のアップロード時間の計測実験を行った。

実験場所は K 市内の 5G 通信が可能なエリア 2 か所と、4G エリアの橋梁現場 3 か所で行った。画像のアップロードには 5G スマートフォン Galaxy S20 5G を使用し、レッツノートの PC と LAN で接続した有線テザリングにより、PC から画像を SeeCrack にアップロードした。使用した 5G スマートフォンは 4G エリアでは 4G 通信が可能なため、4G エリアでも同様の機器構成で実験を行った。

表-1 画像のアップロード時間

		開始前 アップロード 速度	アップロード 時間(a)	PC操作時 間(b)	作業合計 時間 (a+b)
5G	地点①	1回目	90Mbps	6分00秒	8分13秒
		2回目	80Mbps	5分59秒	10分3秒
		3回目	97Mbps	5分20秒	9分40秒
	地点②	1回目	120Mbps	5分10秒	9分59秒
		2回目	100Mbps	4分52秒	9分3秒
		3回目	99Mbps	4分46秒	8分42秒
平均		98Mbps	5分21秒	9分17秒	14分38秒
4G	地点③	11Mbps	24分18秒	9分15秒	33分33秒
	地点④	8Mbps	30分15秒	8分2秒	38分17秒
	地点⑤	14Mbps	24分24秒	9分35秒	33分59秒
	平均	11Mbps	26分19秒	8分57秒	35分16秒

実験の対象橋梁はH市のR橋で、1967年に建設された橋長41.7m、幅員4mの2径間の桁橋である(図-2)。実験では、事前に撮影したR橋の各部材の写真の全21枚を用いた。写真の内訳は全景3枚(平均データ容量約5Mbytes/枚)、橋脚2枚(約120Mbytes/枚)、床板16枚(約120Mbytes/枚)で、全21枚の画像の合計データ容量は約2.2Gbytesである。画像を1枚ずつパソコンからSeeCrackにアップロードし、全21枚をアップロードするまでの作業合計時間と、その内訳として画像アップロード時間とPC操作時間を計測した。なお、5G通信への接続確認は、実験開始前にアップロード速度の計測を実施している。通信速度は利用環境の影響により微細に変化し、常に一定の速度でとはならない。

画像アップロード実験の結果、作業合計時間は、5Gで平均14分38秒、4Gで平均35分16秒と5Gは4Gの半分以下の時間でアップロード作業を完了した(表-1)。画像アップロード時間で見ると、5Gは平均5分21秒、4Gは平均26分19秒と20分以上も短縮した。5G通信の利用することで、4Gに比べてアップロード時間を約80%削減できた。5Gによる橋梁現場での大容量データアップロード時間の短縮効果が明らかとなった。

(3) 模擬遠隔点検の実験

SeeCrackを活用することにより、橋梁現場からアップロードした画像やAIの分析結果を遠隔地の技術者が閲覧可能となる。将来的にはSeeCrackを利用し、遠隔地の技術者が遠隔橋梁点検をすることを考慮し、運用や有用性について調査した。SeeCrackを用いて、橋梁現場から共有された画像とAI分析によるひび割れ検出結果から、遠隔地の技術者が橋梁点検をする模擬遠隔点検を行った。

図-3にSeeCrackを使用した模擬遠隔点検の構成を示す。表-1の5Gエリア地点①を模擬の橋梁現場と見立て、R橋の橋梁画像の全21枚をSeeCrackにアップロードする。機器構成は、第2章2節と同様である。

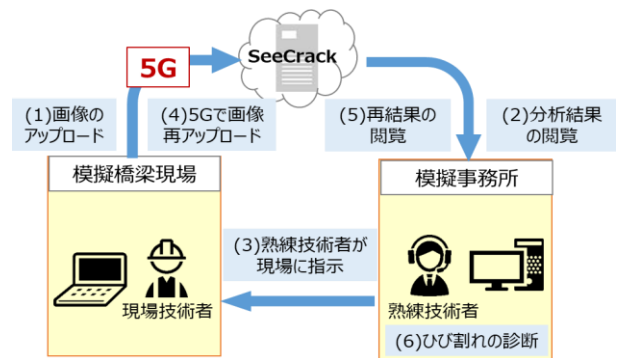


図-3 模擬遠隔点検の実験構成

模擬橋梁現場の若手現場技術者として、橋梁点検の経験のない土木分野専攻の学生が担当した。遠隔地の模擬事務所は、本研究グループのある大学構内とし、熟練技術者がSeeCrackで画像とAI分析結果を確認した。熟練技術者は実際の点検技術者を被験者とした。また、模擬橋梁現場と模擬事務所の連絡体制は、WEB会議システム「Webex」を利用した。

実験は、以下の流れで実施した。

- 1) 橋梁現場から画像をアップロードし、AI分析によるひび割れ検出を行う。
- 2) アップロードした画像とAI分析によるひび割れ検出結果を遠隔地の熟練技術者が確認する。
- 3) 熟練技術者が確認した結果、画像に不明瞭な箇所があったと仮定し、追加の画像を橋梁現場の若手技術者に要求する。
- 4) 現場の若手技術者が3)の指示通り、画像を再度アップロードする。
- 5) 遠隔地の熟練技術者が追加された画像とAI分析結果でひび割れの画像点検を行う。
- 6) 熟練技術者がひび割れ損傷の対策区分を診断し、健全度の判定を実施する。

なお、本実験ではひび割れ以外の損傷に問題がないことを前提に、診断を行った。

本実験の結果、3)、4)は追加画像の指示において意思疎通するために、現場と遠隔地の技術者が特にコミュニケーションが必要な工程であった。本実験ではWEB会議システムを利用し、お互いの顔を見ながらコミュニケーションできた。一方、遠隔地の熟練技術者が詳細な説明・指示をする際に画像上で指し示す部分の共有が言葉だけでは困難だった。

(4) 点検技術者へのヒアリング

SeeCrackを活用し、遠隔地で診断する遠隔点検の運用可能性を考察のため、第2章3節で遠隔地の熟練技術者の被験者として検証に参加した橋梁点検技術者にヒアリングを行った。ヒアリング結果を以下の通りまとめる。

- ・AI によるひび割れ損傷自動検出は、一定精度の客観的なデータとして記録できると評価された。近接目視点検では技術者によって診断結果のばらつきが生じるが、AI による分析結果は一定の精度が保てる。一定の精度で記録できると、経年変化を比較しやすく重要であるとのことだった。典型的なひび割れ損傷であれば十分に画像目視で見極めることができると好評を得た。
- ・撮影画像を橋梁現場からアップロードし、リアルタイムで遠隔地から画像を確認することができた。リアルタイムだと、その場で写真の撮り直しを遠隔地から橋梁現場に指示ができる点が良いとの意見を頂いた。
- ・遠隔地において損傷区分判定するには、ひび割れ以外の損傷検出もシステムの機能に追加する必要があると指摘された。画像目視点検では、ひび割れの対策区分は可能だが、健全度はコンクリート表面の手触りや浮きの状態など、その他の点検項目の確認が必要になってくる。ひび割れ以外にも画像から判断できる損傷を検出できるようになると、さらに良いシステムになると意見を頂いた。

3. 遊離石灰の検出

第 2 章 4 節のヒアリング結果で指摘されたひび割れ以外の損傷を検出する機能追加にあたり、遊離石灰を自動検出する AI 分析モデルの構築方法について概説する。本研究では、点検技術者が遊離石灰の損傷の判定する際に、適した出力方法を検証する。

遊離石灰の損傷区分判定は、遊離石灰の有無または遊離石灰が発生している場合は著しいものかどうかであり(表-2)、数値的根拠は与えられておらず、点検技術者の判断に依存する。遊離石灰の自動検出では、発生の有無と著しさを技術者が判定できる出力結果が求められる。そこで、ピクセル単位で検出した出力結果とメッシュ単位で検出した出力結果を比較し、点検技術者の損傷判定への影響度を検証する。

(1) 学習用データセットの作成

遊離石灰を検出する学習データには、K 県の橋梁点検台帳から抜き出した画像を用いた。遊離石灰は、漏水やひび割れを伴って現れることもあるが、本研究では、点検台帳にて「遊離石灰」のみの損傷と判断した画像を選定した。選定した画像の遊離石灰部分をアノテーションし、そのうち 92 枚を学習データとし、20 枚をテストデータとした。92 枚の学習データはさらに画像を水平反転、拡大縮小、回転、移動といった画像編集を行い、920 枚にまで学習データ数を拡張した。

表-2 漏水・遊離石灰の損傷程度の評価区分

区分	一般的状況
a	損傷なし
b	-
c	ひびわれから漏水が生じている。 錆汁や遊離石灰はほとんど見られない。
d	ひびわれから遊離石灰が生じている。 錆汁はほとんど見られない。
e	ひびわれから著しい漏水や遊離石灰(例えば、つらら状)が生じている、又は漏水に著しい泥や錆汁の混入が認められる。



図-4 AIモデルによる遊離石灰の検出結果の例

(2) モデルの構築

アノテーションした遊離石灰の画像に対し、出力結果をピクセル単位で判定するモデルと、画像をメッシュ分割で判定するモデルを作成する。

遊離石灰を自動検出する AI モデルは、深層学習を用いた画像処理技術の一つであるセマンティックセグメンテーションを用いた。セマンティックセグメンテーションは、画像を任意の領域に分割し、一つ一つの領域にラベル付けして意味を持たせた学習データから、各領域の特徴を学習した領域を自動で推定する技術である。畳み込み学習をベースとした領域の特徴抽出を行い、ピクセル単位で領域の推定を行う。推定する領域を「遊離石灰の領域」と「遊離石灰以外の領域」として、事前に学習したモデルを用いることにより、橋梁画像の遊離石灰箇所を自動で推定する。なお、「遊離石灰の領域」は「遊離石灰らしさ」が 1%以上ある場合に検出するように設定した。

さらにメッシュ分割では、分割サイズを変えた複数パターンを用意し、検出結果における技術者の判定への影響度を検証する。本論文執筆段階では、ピクセル単位のモデルの構築を行ったが、メッシュ単位のモデル構築はまだできていない。

(3) 構築結果

ピクセル単位で遊離石灰を抽出するモデルを作成し、学習データとは別に用意した 20 枚のテストデータで、遊離石灰を検出できるか確認した。テストデータの検出結果の例を図-4に示す。このテストデータの検出結果と

表-3 遊離石灰のモデル評価指標

評価指標	内容
正解率	画像の「遊離石灰あり」「遊離石灰なし」を正しく判定できているか示す数値。0はすべて不正解、1はすべて正解の判定ができていることを示す。
過検出精度	AI分析結果で「遊離石灰あり」と検出したものうち、実際に「遊離石灰あり」である領域の割合。0に近いほど過検出が多くて精度が低く、1に近いほど過検出が少なく精度が高いことを示す。
見落とし精度	実際に「遊離石灰あり」の領域を「遊離石灰あり」と正しくAI分析結果で検出した割合。0に近いほど見落としが多くて精度が低く、1に近いほど見落としが少なく精度が高いことを示す。

表-4 実測および検出予測の遊離石灰有無の組み合わせ

		検出結果	
		遊離石灰あり	遊離石灰なし
実際の画像	遊離石灰あり	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	遊離石灰なし	FP (False Positive)	TN (True Negative)

事前にテストデータにアノテーションした画像を比較し、AIモデルの評価を行う。

評価方法は、「正解率」「過検出精度」「見落とし精度」の3項目を用いた(表-3)。各画像をピクセル単位で表-4のとおり判定し、3つの指標項目を数式(a)(b)(c)にて算出した。

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (a)$$

$$\text{過検出精度} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (b)$$

$$\text{見落とし精度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (c)$$

20枚のテストデータの正解率は0.8以上と高い結果になったが、「過検出精度」「見落とし精度」では、ばらつきが生じた(表-5)。ばらつきの内容を見るために「過検出精度」「見落とし精度」の2軸のグラフで分布状況を確認した(図-5)。過検出精度が0.5以上は、過検出が少なく精度が高いとみなし、見落とし精度が0.5以上は、見落としが少なく精度の高いとした。その結果、見落とし精度は0.5以上(見落としが少ない)にデータが多く分布しているが、過検出精度はばらつきが大きい傾向となった。また、過検出精度と見落とし精度がともに低いデータ群(C群)もみられた。

そこで、検出結果のばらつきを要因把握のため、画像

表-5 遊離石灰のモデル評価結果

テストデータNo.	正解率	過検出精度	見落とし精度
1	0.9879	0.4839	0.6544
2	0.9815	0.4182	0.7055
3	0.9697	0.1094	0.9151
4	0.9587	0.2434	0.7409
5	0.9203	0.2249	0.7925
6	0.9820	0.0000	0.0000
7	0.9852	0.7389	0.9033
8	0.9682	0.0288	0.0367
9	0.9887	0.4206	0.6953
10	0.9837	0.5060	0.2729
11	0.9965	0.6392	0.7371
12	0.8058	0.0116	0.0404
13	0.9499	0.6087	0.8264
14	0.9915	0.9211	0.6616
15	0.9885	0.8129	0.5068
16	0.9836	0.0000	0.0000
17	0.9744	0.0000	0.0000
18	0.9950	0.3637	0.6176
19	0.9670	0.5208	0.9531
20	0.9499	0.2327	0.9922
total	0.9637	0.2800	0.5347

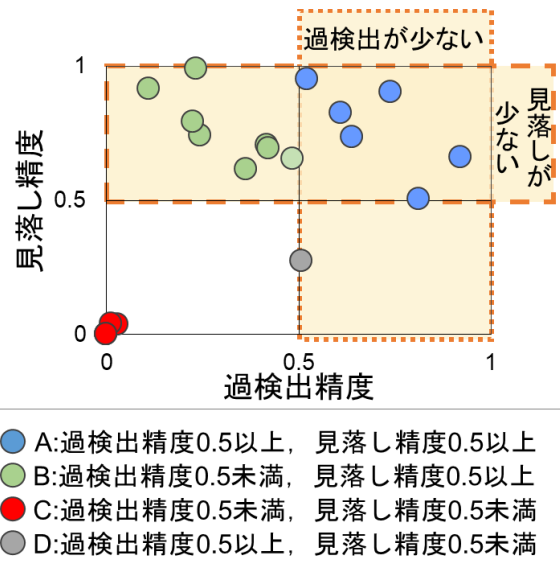


図-5 テストデータの分布図

データを確認した。過検出精度・見落とし精度ともに0.5以上を「A群：過検出・見落としが少ない」、過検出精度が0.5未満で見落とし精度が0.5以上を「B群：見落としが少なく過検出が多い」、過検出精度・見落とし精度ともに0.5未満を「C群：過検出・見落としが多い」に分類し、画像データと検出結果の例を図-6、図-7、図-8に示す。

図-6に示すA群では、遊離石灰が1か所にくっきりと発生している傾向がみられた。そのため、過検出も見落としも少なかったと推察できる。

図-6 A群の検出結果例

A群：過検出・見落としが少ない検出結果の例 (過検出精度0.5以上, 見落とし精度0.5以上)	
画像データ	
検出結果	
正解データ	

図-8 C群の検出結果例


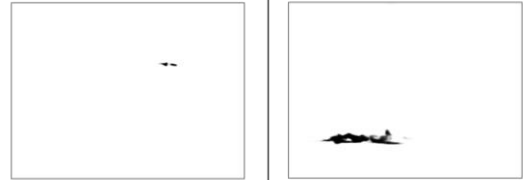
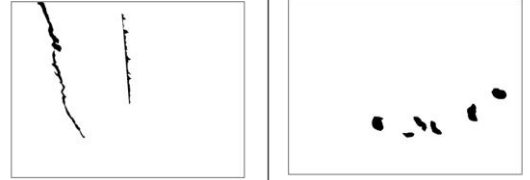
C群：過検出と見落としが多い検出結果の例 (過検出精度0.5未満, 見落とし精度0.5以上)	
画像データ	
検出結果	
正解データ	

図-7 B群の検出結果例

B群：見落としが少なく過検出が多い検出結果の例 (過検出精度0.5未満, 見落とし精度0.5以上)	
画像データ	
検出結果	
正解データ	

図-7に示すB群では、遊離石灰が比較的広範囲に点在し境目が不明瞭であるように見られた。見落としはすくないものの、不明瞭な箇所を誤検出していると考えられる。

図-8に示すC群では、画像に汚れや床板の継ぎ目の線のコントラストが強く出ている画像であった。それらがAI分析に有害なノイズとなって、検出精度が著しく低下したと考えられる。

メッシュ単位のモデル構築は、研究途中段階であり、構築でき次第、同様に評価を実施する。

4. 技術者へのアンケート調査

第3章にて述べたピクセル単位とメッシュ単位の2種類のAIモデルの作成後には、それぞれの出力結果をもとに点検技術者へのアンケート調査を行う。

本研究における遊離石灰の検出は、点検技術者が遊離石灰の区分判定をする際に適した出力結果を検証することである。第3章ではピクセル単位でのAI分析モデルの評価を行ったが、技術者が損傷判定を行う際に適した出力結果を検証することが最終的な目的であり、点検技術者の評価が最も重要となる。

アンケート調査は準備段階であり、まだ実施していない。本章では、実施予定の内容について述べる。

(1) 調査概要

アンケート調査は、橋梁点検業に関わる技術者に実施する。回答方法はWEBによる回答とする。

(2) 調査項目

調査項目は表-6のとおり、「第1部：属性の調査」「第2部：遊離石灰に関する意識調査」「第3部：遊離石灰の損傷判定の補助機能の調査」とする。

第1部では、橋梁点検の経験年数、直近点検橋梁数を調査し、その後の第2部、第3部の回答が属性により偏りが出るのか調査するための問いである。

第2部では、遊離石灰の損傷に対し、損傷の発生場所、遊離石灰に伴うその他の損傷、遊離石灰の発生面積といった要素が、損傷判定に与える影響度を調査する。この

表-6 アンケート項目

1.属性の調査
・ 橋梁点検の経験年数 ・ 過去1年間で点検した橋梁のおおよその数
2. 遊離石灰に関する意識調査
・ 遊離石灰の発生場所について ・ 遊離石灰を伴う損傷について ・ 遊離石灰の発生面積について
3. 遊離石灰の損傷判定の補助機能の調査
・ ピクセル単位の出力結果と、メッシュ単位の出力結果の見やすさについて ・ ピクセル単位の出力結果と、メッシュ単位の出力結果による判定への影響度について ・ その他自由意見

問いにより、遊離石灰の出力結果で技術者が求める要素を調査する。

第3部では、第3章における遊離石灰のピクセル単位とメッシュ単位での出力結果の画像を見比べ、見やすさや判定結果への影響度を調査する。

5. まとめと今後の課題

本研究では、橋梁の遠隔点検の実現に向けて、点検技術者の損傷判定における補助機能として、橋梁画像から損傷を自動検出するシステムの構築を行った。

模擬遠隔点検の実験では、超高解像度画像をWEBシステムにアップロードし、遠隔地の点検技術者がひび割れ損傷を確認することができた。実験の被験者として参加した橋梁技術者へのヒアリングでは、ひび割れ以外の損傷の自動検出できると、さらに良いシステムになるとの指摘があった。

そこで、本研究グループでは、遊離石灰の自動検出を試みた。損傷判定に与える遊離石灰の評価区分は、発生の有無と著しい発生かという観点であり、数値的根拠は与えられておらず、点検技術者の判断に依存する。つまり、遊離石灰の自動検出では、発生有無と著しさを技術者が判定できる出力結果が求められる。そこで、出力結果をピクセル単位とメッシュ単位の2種類を比較し、どちらが見やすいか、判定結果に影響があるのかを検証することとした。

まずはピクセル単位で自動検出を行ったところ、見落としは少ないが、過検出には大きなばらつきが見られた。過検出のばらつきは、遊離石灰が鮮明に発生しているか、広範囲に点在しているかによって生じているものと推察する。また、画像内に橋梁への汚れやくっきりとした継ぎ目が含まれていると、過検出も見落としも多い傾向にあった。

今後、メッシュ単位でAIモデルを作成した場合にも、ピクセル単位と同じ評価を行い、精度を確認していく。さらに、点検技術者の損傷判定への影響度はAIモデルの評価だけでは判断できないため、技術者への出力結果に対するアンケートを実施することとする。

また、本研究では遊離石灰が単独で発生している損傷を対象としたが、遊離石灰は漏水やひび割れに伴って発生する場合もある。複合的な損傷は判定区分にも影響を与えるため、同時に複数の損傷が発生している場合の損傷検出についての研究も必要である。

参考文献

- 1) 国土交通省：老朽化対策の取組み, <https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/torikumi.pdf>, [2020年9月16日時点].
- 2) 一般社団法人次世代センサ協議会「自治体橋梁における橋梁点検業務実態調査報告書」http://www.socialinfra.org/p_activity/questionnaire/Bridge_tenken_Digest.pdf, [2020年9月16日時点].
- 3) 全邦釘, 嶋本 ゆり, 大窪 和明, 三輪 知寛, 大賀 水田生: ディープラーニングおよびRandom Forestによるコンクリートのひび割れ自動検出手法, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.73, 2号, p. I_297-I_307, 2017.
- 4) 横山 傑, 松本 高志: Deep Learning によるコンクリートの変状自動検出器の開発とWebシステムの実装, 土木学会論文集 A2 (応用力学) Vol.73, 2号, p. I_781-I_789, 2017.
- 5) 田畑 佑, 党 紀, 春田 大二郎, Ashish SHRESTHA, 松永 昭吾, 全邦釘: UAV 撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証, 土木学会論文集 F4 (建設マネジメント), Vol.74, 2号, p. I_62-I_74, 2018.
- 6) 藤田悠介, 田口岳志, 浜本義彦: コンクリート構造物の外観検査のための画像合成および半自動ひび割れ評価, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), Vol.74, No.1, pp18-32, 2018.
- 7) Minami T, Fujii M, Takayama J, Suda J, Okumura S (2018) A Study on Image Diagnostic Technology for Bridge Inspection Using Ultra High Resolution Camera. 5th International Conference on Road and Rail Infrastructure: 79-85.
- 8) 南貴大, 浦田渡, 藤生慎, 福岡知隆, 高山純一: 画像の属性や点検経験年数が画像を用いたコンクリートひび割れの検出に与える影響の分析, 土木学会論文集 F4 (建設マネジメント), Vol.75, No.2, I_50-57, 2019.
- 9) 南貴大, 藤生慎, 高山純一, 須田信也, 奥村周也, 渡辺一生: 超高解像度カメラで撮影された画像を用いた橋梁点検の実現可能性に関する基礎的検討, 社会技術研究論文集, Vol.15, 54-64, 2018.
- 10) 浦田渡, 南貴大, 石村直人, 藤生慎, 福岡知隆, 高山純一: 橋梁点検の点検スキルが橋梁の画像診断におけるひび割れ検出結果と検出時間に与える影響の分析~超高解像度カメラを用いた検討~, 土木角界論文集D3 (土木計画学), Vol.75, No.6, I_591-I_598, 2020.
- 11) 青島亘佐, 中野聡, 徳永皓平, 中野秀明: 深層学習

による異常検知手法を用いたコンクリート表面の変
状検出, 土木学会論文集 A2 (応用力学), Vol.75,
No.2 (応用力学論文集 Vol.22), L_559-L_570, 2019.

(Received ??, 2020)

STUDY ON AUTOMATIC DETECTION OF DAMEGE TO CONCREATE STRUCTURE USING AI

Mai YOSHIKURA, Takahiro MINAMI, Tomotaka FUKUOKA, Makoto FUJIU
and Junichi TAKAYAMA

In Japan, the deterioration of bridges is rapidly advancing. For the maintenance of bridges, road managers were required to carry out near visual inspection once in five years in 2014. However, the continuous close visual inspection is difficult in the local government in which finance and manpower are insufficient. Then, the researchs of the alternative means is advanced. We developed the "Bridge inspection support system" which detects crack damage of concrete by AI analysis from bridge images. The bridge image is uploaded to this system using 5G which is high-speed communication, and we study remote bridge inspection which links bridge site and remote place. However, this system can only detect cracks, and it has not been able to detect damages such as free lime, reinforcement exposure, and peeling. We interviewed bridge inspectors about the possibility and problems of the utilization of the system. Then, it was indicated that it was important to detect not only cracks but also other concrete damages by the system in the bridge inspection. In this study, we plan to automatically detect concrete damage other than cracks by AI analysis of images.