

橋梁の遠隔点検の実現に向けた AI を用いた損傷検出手法の検討

吉倉 麻衣¹・福岡 知隆²・諏訪 太紀³・藤生 慎⁴・石塚 久幸⁵・
竹澤 滉裕⁶・高山 純一⁷

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 正会員 金沢大学特任助教 融合研究域融合科学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail: tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp

³ 学生会員 金沢大学大学院 地球社会基盤学専攻 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail: s.taiki@stu.kanazawa-u.ac.jp

⁴ 正会員 金沢大学准教授 融合研究域融合科学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail: fujiu@se.kanazawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

⁵ 正会員 株式会社東洋設計 (〒920-0016 石川県金沢市諸江町中丁 212 番地 1)
E-mail: hisayuki.ishizuka@toyosk.co.jp

⁶ 非会員 株式会社東洋設計 (〒920-0016 石川県金沢市諸江町中丁 212 番地 1)
E-mail: kousuke.takezawa@toyosk.co.jp

⁷ 正会員 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

橋梁点検では技術者不足が課題であり、特に老朽化した橋梁の点検に必要な熟練技術者は減少している。本研究では点検の省力化に向け、現場の技術者を遠隔地の熟練技術者が支援する遠隔点検支援を検証した。まず画像から損傷検出する AI モデルを構築し、次に損傷検出結果を用いて橋梁現場と事務所で損傷の共有と確認を行った。その結果、損傷検出ではコンクリート汚れの誤検出が見られたが、汚れを画像の RGB ヒストグラムの特徴から判別できるようにした。また遠隔点検支援の実験では、現場と模擬事務所を WEB 接続し、損傷検出画像を共有しながら画面書き込み機能を用いて損傷箇所の確認を行った。これにより事務所でも現場と同じ感覚で損傷状況を確認できた。実験の被験者である技術者からは、遠隔点検支援が橋梁点検の省力化につながると評価を得た。

Key Words: bridge inspection, remote, damage detection, image, inspector

1. はじめに

橋梁の点検は、国土交通省が策定した「橋梁定期点検要領¹⁾」にて 5 年に 1 度の近接目視点検が義務付けられている。これは、老朽化が進む橋梁を適切に維持管理し、長寿命化を実現するためである。日本には約 72 万橋があり、その多くが高度経済成長期に建設され、建設から 50 年以上経過する橋梁は 2022 年時点で 34%であるが、10 年後の 2032 年には 59%まで加速的に増加する²⁾。今後さらに橋梁点検の重要性が増していくものの、継続的に点検を行うには橋梁管理者である自治体の財源不足や人材不足の課題がある。

これらの課題に対し、国土交通省では近接目視点検の代替手法としてロボットによる画像撮影や、画像分析による損傷検出の代替手法の導入を進めている。例えばドローンによる撮影は、足場の設置や橋梁点検車が不要となり、AI を用いた画像分析では、これまで橋梁技術者が近接目視点検で橋梁の隅々まで点検していた時間を短縮できる。AI による損傷検出の技術の発展は著しく、検出精度も高まっている。南ら (2020) は、メッシュ分割した画像を画像分類によりひび割れの判定を行い、さらにメッシュ分割の位置を移動して同様にひび割れの判定を行った結果を平均する Average shifted mesh 手法により判定精度の向上を示唆した³⁾。泉ら (2021) は、自然

言語処理で多用されている Attention 機構を用いた Deep learning によるひび割れ検出の精度向上を図った⁴⁾。中村ら (2022) は、複数の損傷を物体検出とセグメンテーションの組合せで損傷の区分の検出を行った⁵⁾。このように、最新技術の活用で点検における部分的な作業の置き換えが実現している。

また、国土交通省の点検支援技術性能カタログ⁶⁾でも損傷検出のシステムやアプリケーションが紹介されており、実際の橋梁点検で使用されている。しかし、1か所の橋梁現場に複数の技術者が点検作業に従事する人員体制は変わらない。今後の技術者の減少に伴い、橋梁を管理する自治体には、人材不足による定期点検の遅滞が発生するという課題がある。特に老朽化した橋梁が増えていく中、高い経験値を有する熟練技術者の減少は顕著な課題となる。そのため、点検作業の部分的な代替にとどまらず、さらなる大幅な効率化・省力化が求められる。

そこで著者らは、画像による点検技術を活用し、遠隔地から橋梁技術者が橋梁現場の点検作業員を支援するリアルタイム遠隔点検支援の仕組みを検討した。遠隔地から点検支援ができれば、技術者が橋梁現場へ移動する時間を削減でき、診断作業などの他の業務に専念することができる。

遠隔点検支援の実現に向けて、遠隔地でも技術者が損傷の状況を正しく確認できるようにする必要がある。まず画像から近接目視と同等の損傷状況が確認でき、AIによる損傷検出結果は、損傷の判定作業で技術者が見やすい表示とする。次に、リアルタイムで遠隔地の技術者に画像と損傷検出結果を共有する。橋梁現場から事務所に戻った後に、画像の共有や損傷検出すると、緊急性の高い損傷への対応の遅れや、再度橋梁現場に行く必要が出てくる。

本研究では、画像による点検技術を活用し、橋脚の全体画像に複数損傷の自動検出を行い、橋梁現場から画像を遠隔地の技術者にリアルタイムで共有する模擬実験を行った。橋脚の全体画像に対して損傷検出することで、損傷の位置関係が一目で確認できた。さらに、遠隔地の技術者が現場の技術者を支援する遠隔点検支援の実現に対して橋梁技術者から評価を得た。

2. 遠隔点検支援の実証概要

本章では、遠隔点検支援の全体の仕組みと、本研究で検証する内容を説明する。

(1) 遠隔点検支援の概要

著者らが目指す遠隔点検支援は、橋梁現場から画像を遠隔地の熟練技術者に共有し、熟練技術者は損傷状態を

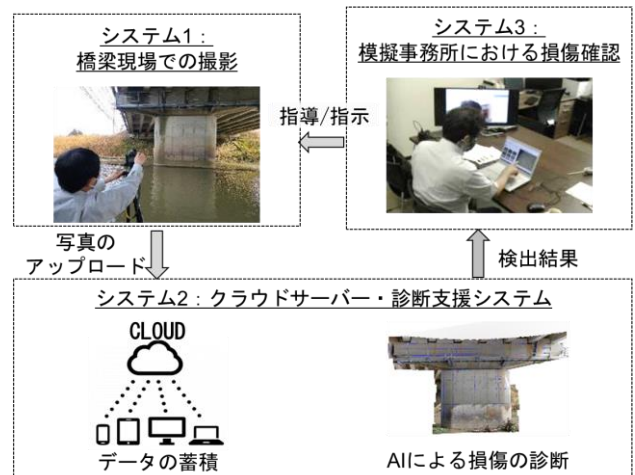


図-1 遠隔点検支援の仕組み

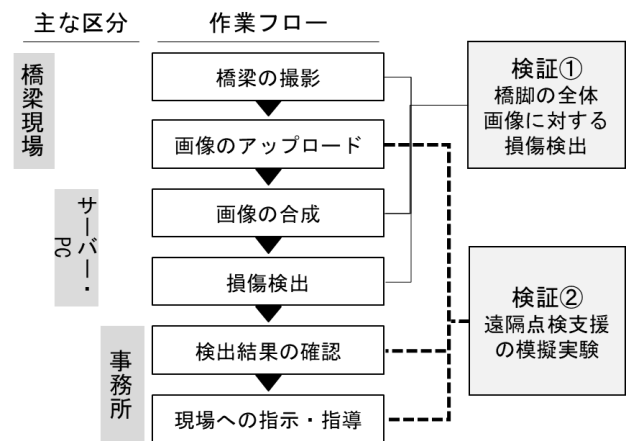


図-2 遠隔点検支援のフローと検証範囲

確認して、橋梁現場へ補修対応などの指示する仕組みである (図-1)。3つのシステムに分かれており、まず1つ目は橋梁現場で写真撮影を行い、クラウド上にアップロードする。次にクラウドにアップロードされた画像は合成処理と損傷検出を行う。最後に遠隔地の熟練技術者は合成画像と損傷検出結果を確認し、橋梁現場へ支援・指示を行う。

(2) 遠隔点検支援のフローと検証方法

遠隔点検支援の作業フローは、橋梁現場で橋梁の撮影、画像のアップロード、画像の合成、損傷検出、遠隔地で検出結果の確認、現場への指示・指導である (図-2)。画像の合成・損傷検出はクラウド上にシステムを構築することを目指しているが、現在はまだ構築できていないため、検証を2つに分けて行う。検証①は橋脚の全体画像の撮影・合成・複数損傷の検出である。画像の合成と損傷検出はクラウドの代わりにサーバーとPCで行った。検証②は、橋梁現場から画像をアップロードし、遠隔地で検出結果の確認と橋梁現場への指示・指導の模擬実験

を行った。橋梁現場からは検証①で撮影した画像を google ドライブにアップロードし、遠隔地の模擬事務所では検証①で合成・損傷検出した画像を事前に Google ドライブに保存しておき、その画像を確認した。

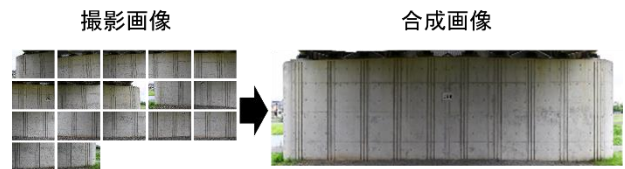


図-3 橋脚画像の合成

3. 橋脚の全体画像に対する複数損傷の検出

検証①では、高精細カメラによる橋梁の撮影、画像の合成、損傷検出を行った。検出する損傷は、コンクリート材料に発生するひび割れ、剥離、鉄筋露出、遊離石灰の4つの損傷を対象に検出モデルを構築した。損傷の検出結果は、表示・非表示の切り替えができるよう、損傷検出結果を橋梁画像にレイヤー層で重ね合わせて表示させた。また、検出結果における課題を明らかにした。

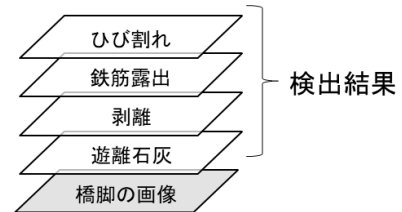


図-4 損傷検出結果のレイヤー表示

(1) 損傷の検出モデルの構築

検出モデルの構築には大量の学習データを必要とする。そこで、発生頻度の高い損傷であるひび割れ、剥離、鉄筋露出、遊離石灰を対象に、過去の点検調書の記録写真を学習データとして検出モデルの構築を行った。

ひび割れは著者らの既往研究で作成した判定モデルを用いた⁷⁾。545枚のひび割れ画像から疑似ひび割れ画像を生成し、さらに水平・垂直反転、移動、拡大、縮小などで120,000枚まで水増し処理をした。検出モデルはDeepCrack[®]によるセマンティックセグメンテーションで、ピクセル単位で領域の推定を行う。推定する領域を「損傷の領域」と「損傷以外の領域」に判別し、ひび割れ箇所を自動で推定する。

剥離と鉄筋露出の学習データはK県の橋梁点検台帳の画像を用いた。コンクリート表面に剥離のみ生じている場合は剥離であり、剥離部で鉄筋が露出している状態が鉄筋露出である。鉄筋露出が発生している場合は、その周辺部で剥離が生じている。学習データは鉄筋の露出部分とその周辺の剥離部分を分けてアノテーションを行い、検出モデルの学習は剥離と鉄筋露出を分けて行った。剥離の学習データは、627枚の画像を水増し処理し、12540枚とした。鉄筋露出は、405枚の画像を8100枚まで水増し処理した学習データでモデルを構築した。剥離と鉄筋露出のモデルはSegNet[®]によるセマンティックセグメンテーションを使用した。

遊離石灰の学習データは、K県Y市の橋梁点検台帳の画像92枚を920枚まで画像を水増し処理して使用した。遊離石灰を自動検出する画像認識技術は、ひび割れと同様にセマンティックセグメンテーションの手法であるDeepCrackのモデルを用いた。

(2) 橋脚画像の撮影と合成

損傷検出の対象橋梁として、I県のU橋とK橋の橋脚を撮影し、画像の合成を行った。撮影にはNikon Z 50 (約2000万画素)のカメラと250mmレンズを用いた。

U橋は1968年に架橋された橋長132mの5径間の橋梁で、河口から約1kmに位置し、海水などの塩害を受けやすい環境にある。過去の点検では、ひび割れ、剥離・鉄筋露出、遊離石灰の損傷が見られた。対象の橋脚は河川にあり、川岸から約15mの距離で撮影し、撮影枚数は62枚であった。

K橋は2005年に架橋された橋長148mの6径間の橋梁で、桁下空間は河川と河川敷である。過去の点検調書では比較的損傷が少なかった。撮影対象の橋脚は河川敷にあり、約7m離れた距離から撮影し、撮影枚数は17枚であった。

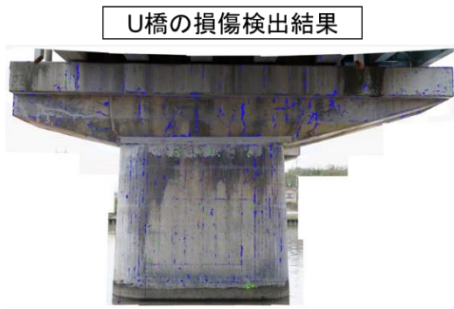
U橋とK橋で撮影した画像を画像編集ソフトの「Photoshop」を用いて合成した(図-3)。

(3) 複数損傷の検出

橋脚の全体画像に、ひび割れ、剥離、鉄筋露出、遊離石灰の検出モデルを適用し、損傷検出結果を橋梁画像にレイヤー層で重ね合わせて表示した(図-4)。橋脚の全体画像に損傷検出結果を示すことで、損傷の発生箇所や、位置関係を一目で確認できる(図-5)。また、本研究では高解像度のカメラを使用したため、拡大してもコンクリート表面を鮮明に表示できた。

さらに、レイヤー表示により、各損傷の表示・非表示の切り替えが可能となる。橋梁技術者が確認したい単体の損傷や、複数損傷を自由に組み合わせる表示ができる。

しかし、検出結果ではU橋とK橋はともに型枠やPコン跡の誤検出が見られた。損傷検出モデルの構築で型枠やPコン跡を考慮していないため、損傷と似た特徴として判定されたと考えられる。さらに、U橋とK橋の検出



U橋の損傷検出結果



K橋の損傷検出結果

図-5 橋脚の全体画像に対する損傷検出結果

結果を見比べると、コンクリート表面に汚れの多いU橋では汚れ箇所における誤検出が多くみられた。

4. コンクリート表面の汚れ・変色の識別

橋脚のコンクリート汚れが損傷の誤検出の原因になるとすると、老朽化が進み汚れのある橋梁では検出精度が低下する。汚れがあっても損傷を正しく検出するには、さらなる学習データを用意する必要があるが、膨大な時間がかかる。

そこで、汚れ箇所では検出精度の低下の可能性があることを示して、技術者が損傷を確認する際に注意喚起することを試案した。コンクリート汚れのある箇所を判別し、汚れ箇所では損傷か汚れかを技術者の画像目視による判断を促す。本章では、画像におけるコンクリート汚れの識別手法を検討した。

(1) 橋脚画像の RGB ヒストグラム

橋脚の汚れや変色箇所は汚れのない箇所との色調が異なる。そこでコンクリート汚れが橋脚の約半分の面積で見られる M 橋を対象に画像を分割し (図-6)、分割画像の RGB をヒストグラムで表示した (図-7)。分割画像が一樣な色合いであれば、RGB の 3 色ともにきれいなヒストグラムの山になる。つまり汚れのない箇所は RGB のヒストグラムの山が鋭角になるが、汚れのある箇所は RGB ヒストグラムの山が分散して幅が広がる (図-8)。

さらに、画像毎のヒストグラムの山の幅の広がりを経験的に確認できるように R と G と B を足し合わせたヒストグラムを算出した (図-8 のグラフの黄色)。

RGB を合計したヒストグラムの分布を指標とするた



図-6 分割した橋脚画像

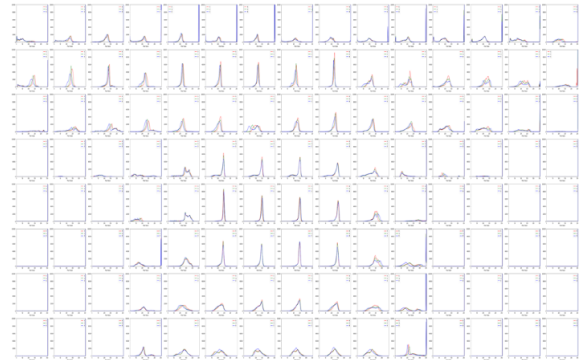


図-7 分割した画像の RGB ヒストグラム

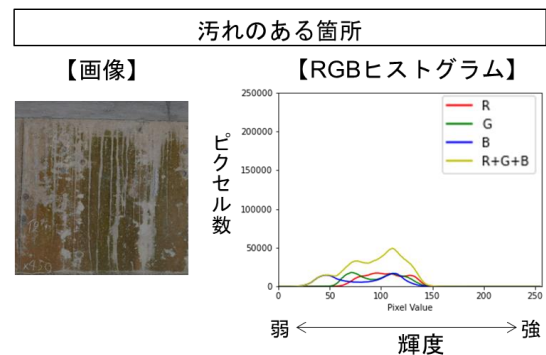
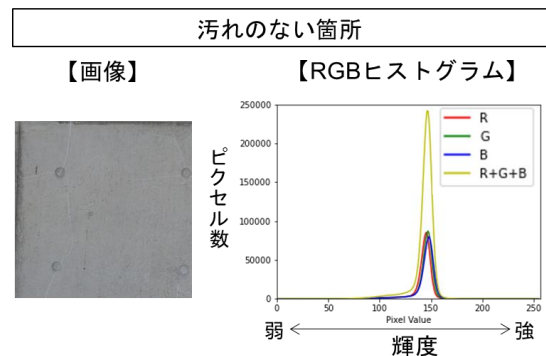
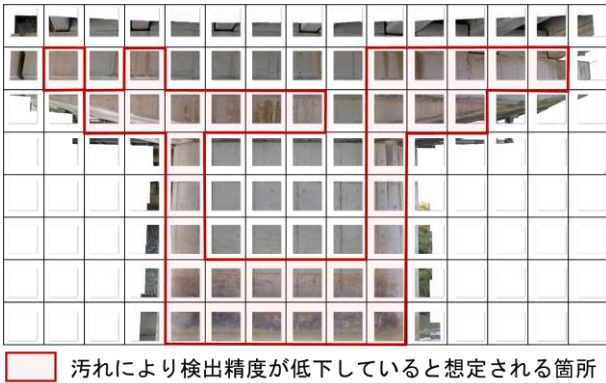


図-8 拡大した分割画像と RGB のヒストグラム

め、どれだけ尖っているかを示す尖度を式(1)で算出した。尖度はヒストグラムの統計的に示す数値で、数値が大きいかほど山が鋭角で幅が狭くなる。

250.4	242.9	229.2	109.8	84.3	110.7	105.2	199.5	244.9	244.7	214.8	200.7	170.5	167.4	195.7
38.2	4.9	9.5	5.0	10.7	10.3	11	8.7	14.2	2.3	3.0	1.5	0.3	-1.3	87.8
255.9	243	-0.5	2.4	3.4	3.4	-0.6	3.3	6.7	4.1	1.4	0.9	159.5	250.9	150.7
256	256	255.7	255.2	1.1	13.8	11.1	11.6	6.8	0.9	253.8	255.7	256	256	256
256	256	256	254.9	0.8	18.7	12.9	12.4	10.7	1.4	255.8	256	256	256	256
256	256	256	240.8	1.0	13.8	11.8	13.3	11.6	1.0	198.2	256	256	256	256
256	256	256	237.6	-0.6	-0.1	2.2	2.8	0.9	-1.4	78.1	256	256	256	256
256	256	256	230.9	0.5	-1.1	-0.7	-0.4	0.4	-0.6	90.8	256	256	256	256

図-9 分割画像の尖度



汚れにより検出精度が低下していると想定される箇所

図-10 汚れ箇所を推察した画像のイメージ

$$\text{尖度} = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^4}{s^4} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (1)$$

n = 色情報 (0~256段階)

x_i = 色情報 n のピクセル数 ($i: 1, 2, \dots, n$)

\bar{x} = x_i の平均値

s = 標準偏差

各画像の RGB を合計したヒストグラムの尖度を図-9 に示す。橋脚の背景部分や空白を含む画像は、外れ値とし、全体がコンクリートの画像は、尖度が 6 以上では汚れが少なく、6 未満の画像では、汚れが見られる傾向があった。

本検証に用いた画像では、画像の RGB を足し合わせたヒストグラムの尖度の閾値を 6 とした場合、尖度 6 以下ではコンクリート汚れや変色があると推察される。

推察された箇所は、損傷検出の精度が低下する可能性がある。そこで、メッシュ単位で検出精度低下箇所として表示することで、技術者への喚起を促せる (図-10)。

5. 遠隔点検支援の模擬実験と技術者の評価

本章では図-2 の検証②で示した遠隔点検支援の模擬実験を説明する。橋梁現場から画像のアップロードを行い、事務所の熟練技術者が画像から損傷検出結果を確認し、

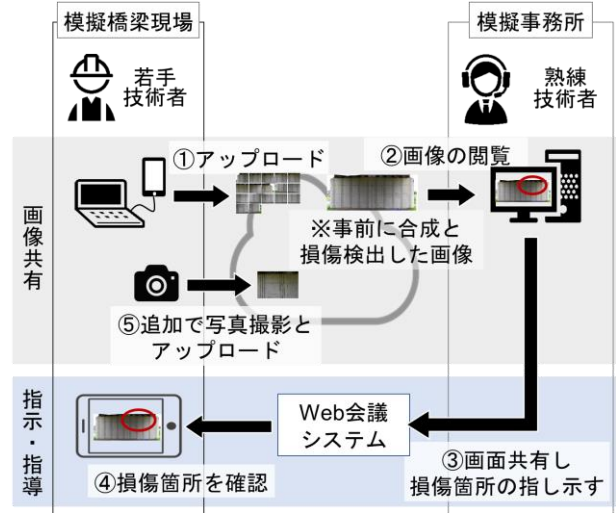


図-11 模擬実験の概要

現場の若手技術者に指示・指導を実施した。さらに模擬実験後に若手技術者と熟練技術者から遠隔点検支援の評価を得た。

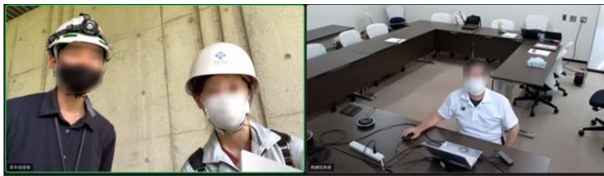
(1) 実験概要

I 県の K 橋梁を模擬橋梁現場とし、著者らが所属する大学を模擬事務所として、橋梁現場の若手技術者を遠隔地の熟練技術者が支援する模擬実験を行った。

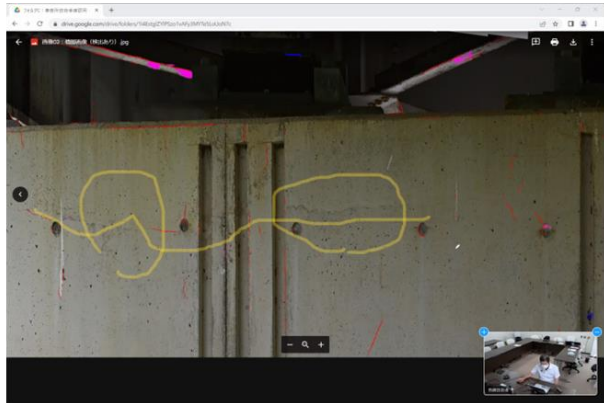
模擬実験のフローを概説する (図-11)。まず橋梁現場の若手技術者が、データ量約 200MB の橋脚画像をクラウドにアップロードする。次に、事務所の熟練技術者が橋脚の損傷検出画像をダウンロードして確認する。なお、本模擬実験では合成・損傷検出の作業は省略し、クラウドには事前に第 3 章で検証した橋脚の合成画像と損傷検出結果を準備した。橋梁現場と事務所は Web 会議システムの Zoom で接続し、コミュニケーションを図った (図-12 (i))。熟練技術者は WEB 会議システムの画面共有機能にて画像を共有し、損傷箇所の指し示しを行い (図-12 (ii))、現場の若手技術者と損傷の確認を行う。最後に、事務所の橋梁技術者が損傷箇所の接写画像の追加撮影の指示を行い、橋梁現場の若手技術者が 2 枚の写真の撮影を行った (図-12 (iii))。追加画像はその場でクラウドにアップロードし、遠隔地の技術者が確認を行った。

(2) 技術者へのヒアリング

模擬実験の被験者には若手技術者は I 県の総合建設コンサルタント企業の 3 年目の技術者であり、実際に橋梁点検作業に携わっている。熟練技術者も同じく総合建設コンサルタント企業に勤め、博士 (工学)、技術士 (建設部門/鋼構造及びコンクリート)、コンクリート診断士を有する。実験後に両技術者にヒアリングした内容を以下にまとめる。



(i) 橋梁現場と事務所で橋梁環境の情報共有



(ii) WEB会議の画面共有による損傷箇所の指し示し



(iii) 追加画像の撮影

(iv) 熟練技術者の確認

図-12 WEB 会議システムを通じた実験の様子

- ・橋脚の全体画像は、約 200MB のデータを約 2 分半でアップロードでき、想定より時間がかからず、操作も簡単であった。(若手技術者)
- ・WEB 会議システムの画像共有で十分に損傷状況を確認できた。また、指し示しができるためコミュニケーションがスムーズであった。(若手・熟練技術者)
- ・画像共有による指し示しや、リアルタイムで確認ができることから、損傷検出結果の精度が完璧でなくとも損傷情報の補完ができた。
- ・若手技術者だけで点検作業を行う現場の場合、リアルタイムで遠隔点検支援が得られれば、安心できる。(若手技術者)
- ・現在も複数橋梁の点検日程が重複し、熟練技術者が必要な橋梁の点検に行けないことがある。WEB を使えば点検日が同じでも、リアルタイムで遠隔から支援ができる。(熟練技術者)
- ・画像から判断が困難な損傷の場合でも、触診や打音検査を現場の若手技術者に指示し、代わりに行わせることで損傷状況をより正確に把握できる。(熟練技術者)
- ・遠隔点検支援は、高精細なカメラと WEB 会議システム

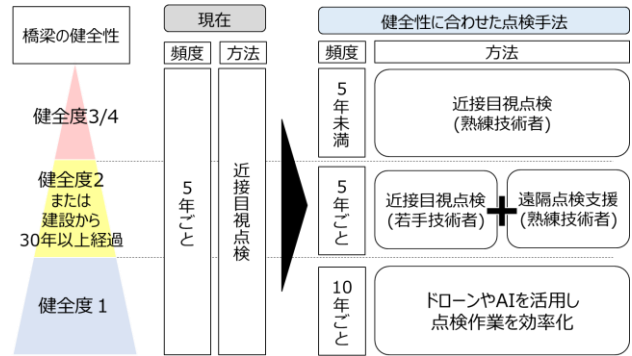


図-13 健全性ごとの点検手法の提案

ムがあれば十分にできるため、実際に直近の点検で利用したい。(熟練技術者)

- ・点検作業から事務所に戻ってから、熟練技術者に損傷確認の依頼がよくある。I 県内や隣県は現場に行けるが、東京などの遠方は現場に行くことが大変である。遠隔で確認できれば点検業務の省力化につながる。(熟練技術者)
- また、遠隔点検やロボット・AI を活用した橋梁点検について、以下の通りの意見を得た。

- ・最新技術を用いた点検は、橋梁の健全性に合わせて活用すれば、点検作業の効率化に有益である。健全性の高い橋梁は最新技術を活用し、一方、損傷が進行している橋梁は、慎重な判断が求められるため、近接目視による触診や打音の点検が必要である。
- ・健全性 1 や供用年数が比較的新しい橋梁は定期点検の頻度を現在決められている 5 年毎でなく 10 年毎としてもよいと思われる。しかし損傷が進んだ橋梁は 5 年毎では遅い場合もある。
- ・遠隔点検支援で橋梁の全部材を点検するのではなく、現場の技術者が特に気になる箇所や部材に特定して、熟練技術者に確認支援を依頼するとよい。
- ・若手技術者でも基本的な損傷の点検や判断は現場でできるスキルを持っているが、古い橋梁の場合、建設手法等の知識が必要のため、熟練の知識が必要となる。その場合、今回の実験のような遠隔点検支援が活用できる。

(3) 健全性に合わせた橋梁点検手法の提案

現在は全橋梁に対して一律の定期点検を行っているが、橋梁の健全性に合わせて点検方法を変更すれば、作業の省力化が図れる。そこで、橋梁の健全性の段階ごとの点検手法を提案する(図-13)。健全性 1 の橋梁は、ドローンやAIの活用で点検の省力化が期待できる。健全性 2 や建設から 30 年ほど経過した橋梁は、若手技術者による近接目視点検と熟練技術者による遠隔支援で行う。健全性が 3 や 4 の損傷の進んだ橋梁は念入りに点検する必

要があるため、5 年より短い周期で熟練技術者による近接目視点検を行う。点検作業の効率化と合わせて、限られた熟練技術者をより難易度の高い橋梁の点検に注力することで、人材の効率化を図ることを提案する。

6. まとめと課題

橋梁点検の省力化に向けて、遠隔点検の実現を目指し、画像から複数損傷を AI で自動検出する検証と、遠隔地から橋梁技術者が点検支援を行う模擬実験を行った。橋脚の全体画像への損傷検出では、コンクリート汚れを誤検出が課題となった。汚れの判別をするために画像を分割し、RGB をヒストグラムで表示したところ、汚れの少ない画像では山が鋭角になり、汚れのある画像ではヒストグラムの山が乱れる傾向があった。RGB を足し合わせたヒストグラムの尖度が 6 以下の場合、汚れや変色がある可能性が高いため、検出精度が低下した画像として表示させることで、技術者への注意喚起ができると考えた。

次に遠隔点検支援の模擬実験では、橋梁現場と事務所を WEB 会議システムで接続し、画像共有や指し示し機能で、損傷状況を現場とほぼ変わらず確認することができた。遠隔地同士でもリアルタイムでコミュニケーションが取れば、触診や打音検査を遠隔地の事務所の熟練技術者の代わりに現場の技術者が行えるため、損傷検出モデルの精度が高くなるとも十分に損傷確認ができると判明した。

今後の課題としては、損傷検出モデルで型枠や P コン跡の誤検出の原因となるノイズを減らすことを目指す。また、汚れ箇所の判定では、本研究では検証したサンプルに限られていたため、その他の橋梁においても RGB ヒストグラムの尖度で同様の傾向がみられるか検証を行う。さらに、損傷検出をクラウド上で実行できるように

し、橋梁現場からアップロードした画像を処理できるようにシステム構築する必要がある。

参考文献

- 1) 国土交通省道路局, 橋梁定期点検要領 (2019 年 3 月), https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo3_1_6.pdf, 2022 年 9 月 6 日閲覧.
- 2) 国土交通省道路局, 道路メンテナンス年報 (2021 年 8 月), https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/pdf/r02/r02_08maint.pdf, 2022 年 9 月 6 日閲覧.
- 3) 南貴大, 福岡知隆, 藤生慎, 寒河江雅彦: Average Shifted Mesh を用いたひびわれ箇所自動検出の分解能・精度向上に関する分析, AI・データサイエンス論文集, 1 巻, J1 号, p.473-480, 2020.
- 4) 泉翔太, 全邦釘: Attention 機構を用いた Deep Learning モデルによるひび割れ自動検出, AI・データサイエンス論文集, 2 巻, J2 号, p.545-555, 2021.
- 5) 中村秀明, 山本拓海, 青島亘佐: コンクリート道路橋の点検省力化に向けた変状領域の自動抽出, インフラメンテナンス実践研究論文集, 1 巻, 1 号, p.386-393, 2022.
- 6) 国土交通省, 点検支援技術性能カタログ, https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/inspection-support/pdf/11_1.pdf, pp.2_1_37-2_1_45, 2022 年 9 月 6 日閲覧.
- 7) 福岡知隆, 藤生慎, 疑似ひび割れ画像を用いて訓練した異なるひび割れ検出モデルの橋梁別検出結果の比較, インフラメンテナンス実践研究論文集, 1 巻, 1 号, p.439-444, 2022.
- 8) Qin Z., Zheng Z., Qingquan L., Xianbiao Q., Qian W., Song W.: DeepCrack: Learning Hierarchical Convolutional Features for Crack Detection, IEEE Transactions on Image Processing, 28(3), pp.1498-1512, 2019.
- 9) V. Badrinarayanan, A. Kendall and R. Cipolla. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(12), pp. 2481-2495, 2017.

INVESTIGATION OF DAMAGE DETECTION METHOD USING AI FOR REALIZATION OF REMOTE INSPECTION OF BRIDGES

Mai YOSHIKURA, Tomotaka FUKUOKA, Taiki SUWA, Makoto FUJII,
Hisayuki ISHIZUKA, Kousuke TAKEZAWA and Junichi TAKAYAMA

In the bridge inspection, there is a problem of the lack of human resources. Especially, the skilled engineers required for the aging bridge inspection are decreasing. For the efficiency of inspection, we verified the remote inspection support that the skilled engineer in the remote place supported engineers in the field. To be used in remote inspection support, the AI model was constructed to automatically detects damage from bridge images. And as a simulation experiment of the remote inspection support, damage detection images were shared between the bridge sites and office to confirm the damage. As a result, when damage was detected from images of bridge piers, there was a false detection of concrete dirt as damages. To

differentiate the dirty area or not, the bridge pier image was divided and RGB histogram of divided images were made. In the simulation experiment of the remote inspection support, the bridge site and simulation office were connected online. To determine damage from the bridge image, the engineers used screen sharing and annotation in web meetings. It was possible to confirm the damages in the office with the same sense as onsite. The bridge engineers evaluated that the remote inspection support becomes labor saving of the bridge inspection.