

震災時緊急点検での活用に向けた 橋梁の遠隔点検システムの開発

南 貴大¹・福岡 知隆²・吉倉 麻衣³・藤生 慎⁴

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: takahoro1993@gmail.com

²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

³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

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: fujii@se.kanazawa-u.ac.jp

橋梁の老朽化が進んでいる中、近接目視による定期点検が行われているが、地方自治体では財源・人材・技術力の不足により、近接目視点検を継続的に行うことは困難である。また災害時には異常時点検を実施しており、災害の被害を迅速にかつ安全に把握する点検手法が求められている。これらの課題に対して、筆者らは画像を用いた遠隔点検手法の構築を目指している。本稿では、地震時に発生する可能性のある橋脚のひびわれについて画像認識によって自動検出を行い、ひびわれ幅・長さを計測することで、損傷の状況を定量的に把握する手法を提案する。また、被災地と離れた遠隔地で点検することを想定して、点検経験者を対象に遠隔点検の実証実験を行い、画像の伝送時間の計測と遠隔点検の課題を把握した。

Key Words: emergency inspection, automatic crack detection, remote bridge inspection

1. はじめに

高度経済成長期に一斉に建設された道路構造物の老朽化が進む中、長寿命化に向けて、定期的な点検が必要となっている。その中でも、橋梁は日本で約 73 万橋あり、5 年に 1 回の近接目視点検が義務付けられている。しかし、財源的・人的資源が十分でない一部の地方自治体では、今後継続的に近接目視点検を実施することが困難な状況である。さらに点検業務後には修理・修繕の業務があるが、現状では点検業務に費用や稼働をかけ、修理・修繕に十分に費用・稼働がかけられていない¹⁾。また、技術者による点検作業といえども、点検員・点検業者によって点検・診断結果にばらつきがあることが指摘されている²⁾。

また、橋梁は震災時には異常時点検が実施されている。異常時点検は、橋梁の状態を確認するのみならず、迅速さが求められる供用安全性の判断の基となる情報を入手ものである。道路構造物の被害が極めて広範囲に生じると、膨大な数の橋梁を対象に迅速に異常時点検を実施し供用安全性の判定と、補修や補強の必要性・手法・費用

の判定を行う必要がある³⁾。しかし、震災時は定期点検のように事前に十分な準備ができるものではなく、橋梁点検車・高所作業車の使用が困難な状態になる。また、特殊車両を用いた点検の場合、交通規制を伴うため、震災直後の人命救助や物資輸送を妨げることになり、復旧作業の遅延につながる考えられる。

これらの課題に対して、画像処理技術の活用が期待されており、画像認識・画像処理を用いてコンクリート構造物の損傷を自動検出・半自動検出を試みている研究が数多くなされている。筆者らも図-1に示すように画像からひびわれを自動で検出し、ひびわれの幅・長さを自

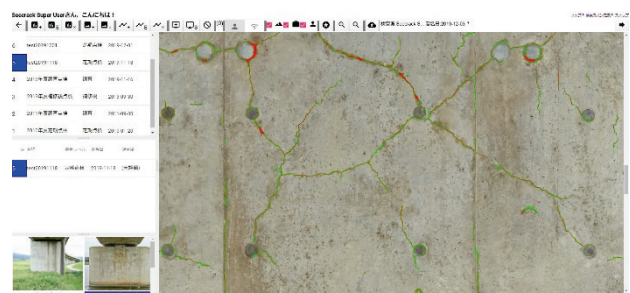


図-1 深層学習を用いたひびわれ自動検出の結果の一例

動で計測する仕組みを開発している^{3) 4)}。損傷の検出にあたっては精度の課題は残るものの、客観的に損傷の位置や規模を定量的に自動で記録する仕組みが整いつつある。画像を用いた遠隔点検手法は平時から震災時まで活用することが期待できる一方で、定期点検と異常時点検では、要求される点検の質と点検時間が大きく異なることが考えられる。そこで、本研究では、平時から震災時まで活用できる橋梁の遠隔点検システムの開発に向けて、点検経験者を対象に遠隔点検の実証実験を行い、異常時点検に求められる点検の質の把握を行うことを目的とする。

2. 既往研究と本研究の位置づけ

本章では、既往研究の整理を行い、本研究の位置づけを行う。まず、画像を用いた、コンクリートのひびわれの自動検出に関する検出について整理する。

野村ら⁵⁾は、一般物体検出のアルゴリズム YOLOv2 を利用し、コンクリートのひびわれを自動的かつリアルタイムに検出システムを開発している。

全ら⁶⁾は CNN (Convolutional Neural Network) によるひびわれ箇所のスクリーニングと Random Forest による画素単位の分析を組み合わせたひびわれ検出手法の提案を行っている。また、画像内の全画素にラベルを関連付ける深層学習手法である Semantic Segmentation 用いたコンクリート表面のひびわれ、P コン跡、型枠跡の画素単位の検出手法を提案している。

このように深層学習を用いて、ひびわれの自動検出に関する研究がなされており、様々な手法・教師データを用いて、ひびわれの検出精度の比較検証を行っている。しかし、実橋梁のひびわれの自動検出では過検出と見逃しがトレードオフの関係になっており、点検で求められる自動検出器の精度の検討について十分になされていない。

震災に関する橋梁の点検結果の活用に関する研究を整理する。

大島ら⁸⁾はこれまで実施してきた物理的健全度評価を踏まえたうえで耐震性に関連するアイテムを選定し、エキスパートにアンケートを行い、その結果を数量化理論により解析し、得られたそれぞれのアイテムに対する重み係数を考慮した耐震性健全度評価を提案している。

久世ら⁹⁾は、高速道路の耐震化優先度指標に、複数の想定地震の予測震度と発生確率を考慮した震度の期待値と、迂回の所要時間を基準に算出した路線重要度、構造物の脆弱度と復旧度を基準に算出した構造物特性による

IC 間の交通機能支障度を提案している。

これらの研究では、過去の点検結果を用いて事前に橋梁の対策優先度を決定するものであり、震災時に必要な点検の情報については検討されていない。本研究では、時から震災時まで活用できる橋梁の遠隔点検システムの開発に向けて、点検経験者を対象に遠隔点検の実証実験を行い、異常時点検に求められる点検の質の把握を行うことを目的とする。本研究の目的を達成することで、ひびわれの自動検出の精度の評価を行うことができ、点検の目的に合った損傷の自動検出器を開発する一助になると考えている。

3. 画像認識によるひびわれの自動検出器の概要

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技術を用いて画像のひびわれ領域を自動抽出する。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（道路、空、人など）に分割した情報を保持した教師データから、各領域の特徴を学習したモデルを用いて、未知の入力画像に対して画像の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。

(1) データセット

教師データとなる画像データセットについて述べる。Pix2Pix¹⁰⁾ の画像生成器の訓練には、一つの実橋梁を撮影した画像を 256×256 ピクセルに分割し、人間の手でひびわれ位置をなぞったアノテーション画像を用いる。撮影対象とした橋梁は橋長 580 メートル、幅員 10.75 メートル、総径間数が 12 径間の路下条件が湖沼の橋梁の RC 橋脚を選定した。撮影は約 1 億画素の超高解像度カメラを用いて、橋脚全体が一枚の画像に収まるように対象橋脚から約 17 メートルの距離で行った。撮影した実橋梁画像は近接目視点検結果を参照しひびわれのアノテーション情報が付与されており、この橋脚全体画像を分割し、目視によりひび割れの先端数ピクセルのみが存在するようなノイズ画像を除いた 137 枚のひびわれ画像を利用する。

ひびわれ検出器の訓練には、上記の 137 枚をもとに Pix2Pix を用いて画像数を 1370 枚に水増ししたデータセットを用いる。Pix2Pix を用いた水増し処理では訓練データとして用いる 137 枚の画像それぞれを訓練データとした 137 の生成モデルを訓練する。それぞれの画像に対して、生成器の訓練を行う。生成器の訓練では最適化アル

ゴリズムを adam¹⁰を用い、学習率を 0.0002, β_1 を 0.5, β_2 を 0.999 とする. バッチサイズを 1 とし、それぞれ 1000epoch 繰り返し、モデルの訓練を行う. 疑似画像の生成に用いるアノテーションデータは 137 枚の画像のアノテーションデータを用いることとし、それぞれの生成器で生成した 18769 枚の疑似ひびわれ画像集合から元の 137 枚とあわせて 1370 枚となるようにランダムに抽出する.

(2) ひびわれ位置の検出手法

深層学習の手法は DeepCrack¹²を用いる. DeepCrack は画像内のオブジェクト毎の領域を自動推定するセマンティックセグメンテーションタスクで用いられる SegNet¹³を改良したモデルである. 入力画像に対して、ピクセル単位でひびわれ領域かそれ以外の領域かを識別したモノクロ画像を出力する. ひびわれ検出器の学習に用いるネットワークの構成は論文¹²に従い、最適化アルゴリズムは adam とし、学習率を 0.0001, β_1 を 0.9, β_2 を 0.999, 1epoch を 4000iteration とし、バッチサイズを 16, 10epoch 繰り返し学習を行った.

(3) ひびわれ幅・長さの自動計測

ひびわれ位置の検出結果から、ひびわれ領域のピクセル数を取得する. Zhang-Suen の細線化アルゴリズムに基づき、ひびわれ領域を 1 ピクセル単位まで細線化することでひびわれ長さを計測する. 面積の公式から、ひびわれの領域のピクセル数とひびわれの長さに基づきひびわれ幅を計測する.

(4) 実橋梁でのひびわれ検出結果

ひびわれ検出器を実橋梁の橋脚の画像に適用した. 対象とする RC 橋脚を図-2 に示す. ひびわれ検出結果を図-3 に、計測されたひびわれ幅とその長さ (ピクセル数) を図-4 に示す. 汚れなどのノイズが過検出されているものの、画像上視認できるひびわれについてはおおむね検出することが可能であることが分かる. 検出精度やひびわれ幅・長さの計測精度については検証していないため、今後の課題とする.

4. 遠隔点検に向けた画像伝送時間の検討

本章では、ひびわれ自動検出器を活用した遠隔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. 震災時における異常時点検では橋梁の現場で供用安全性について迅速に把握する必要がある. そのため橋



図-2 ひびわれ検出器の検証用画像

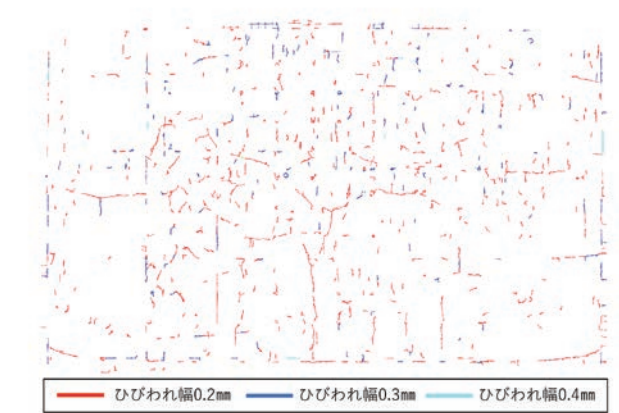


図-3 深層学習を用いたひびわれ自動検出の結果

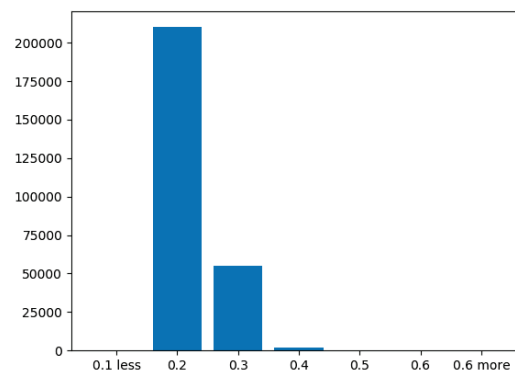


図-4 ひびわれ幅・長さの自動計測結果

梁が実際にある現場 (以下: 橋梁現場), 被災していない遠隔地にいる点検支援者が円滑にコミュニケーションが行えることが必要となり、データのクラウドへのアップロード時間が重要となる. データ容量が膨大な高解像度画像のアップロード時間は、通信環境の速度によって大きく変わる. 本章では、5G と 4G のそれぞれの通信による画像のアップロード時間を計測し、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

表-1 実験場所の地点と周辺環境

通信エリア	測定地点	環境	測定回数
5G	A地点	駅前広場	3回
	B地点	繁華街のバス停	3回
4G	I橋	山間地	1回
	H橋	中山間地	1回
	R橋	田畑の広がる平野部	1回

を明らかにした。

(1) 実験環境の概要

5G通信が可能なエリアであるK市内のA地点とB地点で実験を実施した。実験日である2020年5月時点では、5Gを利用できるエリアが限られており、屋外で利用できる2地点を選定した。それぞれの地点で3回ずつ測定実験を行った。さらに5Gとの比較のため4Gエリアの3か所の橋梁現場でそれぞれ1回ずつ測定実験を行った(表-1)。5G通信の利用には、5G対応のスマートフォンやルーターなどの専用のデバイスが必要となる。本研究では、5GスマートフォンのGalaxy S20 5Gを使用し、PCはレッツノートを使用した。スマートフォンとPCをLANで接続した有線テザリングによりPCから画像を大学が所有するクラウドサーバーにアップロードした。この5Gスマートフォンは、4Gエリアでは4G通信が可能のため4Gエリアで同様の機器構成で実験を行った。

(2) 点検画像の伝送時間の計測実験

本実験の対象橋梁として選定したH市のR橋は、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。実験ではR橋の各部材の写真を事前に撮影しており、用意した写真は全景3枚(平均データ容量約5Mbytes)、橋脚2枚(約120Mbytes)、床版16枚(約120Mbytes)の合計21枚である。21枚の画像の合計データ容量は約2.2Gbytesで、画像を1枚ずつパソコンからアップロードし、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、実験開始前にインターネット回線の速度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。A地点とB地点の2か所の5Gエリアで3回ずつ実験を行った結果、21枚の橋梁画像のアップロード作業合計時間は平均14分38秒、最速の作業合計時間は13分28秒だった。また、画像のアップロード時間は平均5分21秒で、最速のアップロード時間は4分46秒だった。

(3) 既存の通信手段を使用した場合との比較

(2)と同様に対象橋梁であるR橋の21枚の画像アップロード計測実験を4Gエリアで行った。5Gが利用できるエリアは、実験時の2020年5月時点では一部に限られており、実際の橋梁現場はほとんどが4Gエリアである。そこで、郊外にある実橋梁地点の3か所にて、作業合計時間、アップロード時間、PC操作時間を測定した。なお、測定実験に使用した5GスマートフォンとPCは、5Gの実験と同じものを使用している。4Gエリアの3か所での計測結果は、21枚の画像アップロードの平均作業合計時間は35分16秒で、そのうち画像のアップロード時間は平均26分19秒であった。なお、各地点の作業合計時間はI地区では33分33秒(開始前アップロード速度11Mbps)、H橋では38分17秒(8.2Mbps)、R橋では33分59秒(14Mbps)で、いずれの地点においても大きな差はなかった。作業合計時間は、5Gで14分38秒、4Gで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。画像アップロード時間で見ると、5Gは平均5分21秒(最短4分46秒)、4Gは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。本実験の対象橋梁では、橋脚と床板の撮影に21枚の写真を要した。橋梁の規模によっては撮影枚数が多くなると、5Gと4Gのアップロード時間の差も大きくなると考えられる。

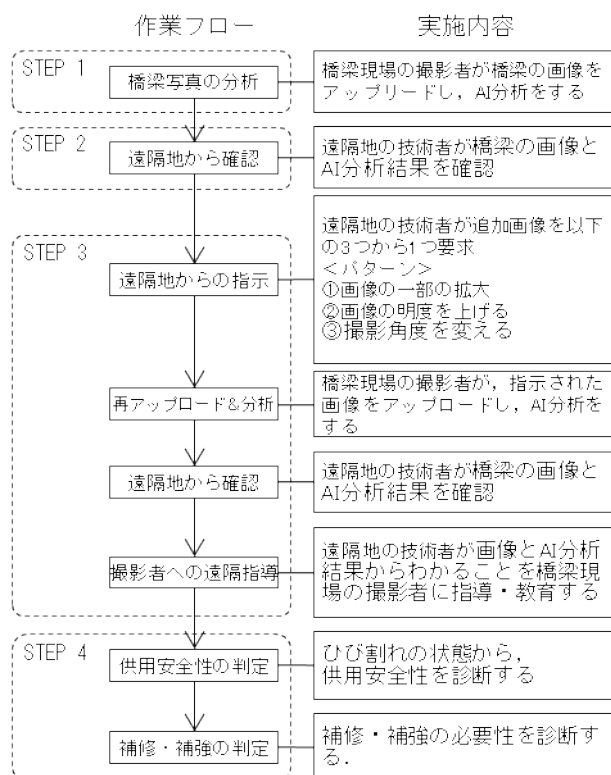
5. 震災時緊急点検での活用可能性の検討

(1) 画像を用いた遠隔点検に関する実験

震災時における橋梁現場と被災していない遠隔地を想定して、遠隔点検の模擬実験を実施した。震災時は橋梁現場では点検の技術がある人材が不足していることが考えられるため、本研究の模擬実験では、土木学科に所属している大学生を橋梁現場に配置し、遠隔地には点検経験のある技術者を配置した。本研究では、5GエリアであるA地点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にアップロードした。使用した機材も同様に、5GスマートフォンのGalaxy S20 5GをPCとLANで接続した有線テザリングによりPCからアップロードした。

表-2に模擬遠隔点検のフローを示す。シナリオの第1ステップは、橋梁現場から画像をアップロードし、AI分析によるひびわれ検出を行う。本検証では、5Gエリアの模擬橋梁現場から撮影者がR橋の21枚の画像をアップロードした。AI分析は約30分ほどかかるため事前

表-2 模擬遠隔点検の実験フロー



に分析結果をクラウド上に保存しておいた。

第2ステップは、遠隔地の技術者がアップロードした画像とAI分析によるひびわれ検出結果の確認を行う。この過程では、AI分析によって検出されたひびわれの状況を確認するとともに合わせて画像による目視点検を行う。

第3ステップは、供用安全性などの診断を行う際に、さらに画像が必要となった場合を想定し、遠隔地の技術者から現場の撮影者に再撮影とアップロードの要求を行う。現場と遠隔地の技術者が有機的な連携を図る。なお、追加の要望として、「画像の明度を上げる」「拡大画像」「角度を変えた撮影」の3つの指示をそれぞれ1回ずつ行った。

第4ステップは、遠隔地の技術者が画像から供用安全性の診断と補修・補強の判定を行う。本実験ではひびわれ以外の損傷に問題がないことを前提に、診断を実施した。

本研究では、模擬遠隔点検を実施したのち、遠隔地の技術者に遠隔点検の課題や実現可能性についてヒアリングを実施する。

(2) 遠隔点検の活用可能性と課題

模擬遠隔点検の実験を行ったのち、橋梁点検技術者であるA氏（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）にヒアリングを行った。

AI分析で検出したひびわれの検出結果は、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、一定のため変化を比べやすく、同じ精度で記録が残ることは重要であるとのことだった。典型的なひびわれであれば十分に画像目視で見極めることができると講評を得た。

また、撮影画像を橋梁現場からアップロードすることで、遠隔地でも画像を確認できれば、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。遠隔地から画像目視点検ができ、写真の撮り直しもその場でできることから、熟練技術者が遠隔地からオンラインで若手技術者へ点検指導を行う教育ツールとして平時から活用が望めると評価を得た。

6. まとめと今後の課題

本研究では、画像認識を用いたコンクリートのひびわれ自動検出とひびわれ幅・長さの自動計測を行うAIを開発し、大容量画像の伝送速度の計測と模擬遠隔点検の実験を実施することで、震災時の迅速な橋梁の遠隔点検の実現可能性と課題の把握を行った。大容量画像の伝送速度の実験では、5G環境下と4G環境下で伝送速度の際を把握した。模擬遠隔点検の実験では、被災現場に診断技術のない撮影者を配置し、被災してない遠隔地に点検経験者を配置し、点検作業を行うことで、遠隔地の点検技術者が普段行っていない遠隔点検を体験することができ、近接目視点検と比較した意見を把握することができた。

今後の課題としては、本研究で用いたAIはひびわれ以外のノイズ（汚れなど）の過検出が多かった。そのため、過検出・見逃しの比率を変えたAIを複数パターン設定し、異常時点検に求められる最適なひびわれ検出精度を明らかにする必要がある。

また、本研究では模擬遠隔点検を実施した技術者は1名だけであったため、様々な属性の被験者数（被災経験のある技術者など）を増やし、遠隔点検の課題と実現可能性について検証する必要がある。

本研究では、画像による遠隔点検の撮影にかかる所要時間と点検容易性について把握を行っていないため、従来手法である近接目視点検と比較し、効果について検証する必要がある。

本研究で対象とした損傷は、コンクリートのひびわれ

のみであるが、震災時には背面盛土の沈下や支承部の損傷などその他部材・損傷も点検の対象となる。そのような損傷について、遠隔点検の対象となる部材・損傷を博する必要がある。

参考文献

- 1) 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5月29日閲覧。
- 2) 東北地方整備局 道路部・国土技術政策総合研究所 道路構造物管理研究室, 道路橋の震災時緊急点検・応急調査の手引き(案) 平成24年2月,
<http://www.thr.mlit.go.jp/road/kanri/tebiki.pdf>, 2020年7月17日閲覧
- 3) 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施可能性に関する基礎的検討, 社会技術研究論文集, Vol.15, pp54-64, 2018.
- 4) 福岡知隆, 南貴大, 浦田渡, 藤生慎, 高山純一: 深層学習による橋梁点検のための Pix2Pix による疑似訓練データ作成, 土木学会論文集 F4 (建設マネジメント), Vol.75, No.2, pp27-35, 2019.
- 5) 野村泰稔, 村尾彩希, 阪口幸広, 古田均: 深層畳み込みニューラルネットワークに基づくコンクリート表面のひび割れ検出システム, 土木学会論文集 F6(安全問題), Vol.73, No.2, pp189-198, 2017.
- 6) 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, No.2, pp297-307, 2017.
- 7) 山根達郎, 全邦釘: Deep learning による Semantic Segmentation を用いたコンクリート表面ひび割れの検出, 構造工学論文集 A, Vol.65A, pp130-138, 2019.
- 8) 大島 俊之, 三上 修一, 山崎 智之, 丹波 郁恵: 橋梁健全度評価 に用いる評価方法の検討と影響要因の解析, 土木学会論文集, No.675, pp.201-217, 2001.
- 9) 久世益充, 都竹延晃, 岩崎真二郎, 杉戸真太, 高速道路路線における耐震化優先度評価に関する検討, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol. 70 No. 4 p. I_219-I_226, 2014.
- 10) P. Isola, J. Zhu, T. Zhou, A. A. Efros, Image-to-image translation with conditional adversarial networks, 2016.
- 11) D.P. Kingma and J.L. Ba. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In ICLR, 2015.
- 12) 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.
- 13) 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

(Received July 1, 2009)

(Accepted November 1, 2009)

DEVELOPMENT OF REMOTE BRIDGE INSPECTION SYSTEM FOR EARTHQUAKE DISASTER

Takahiro MINAMI, Tomotaka FUKUOKA, Mai YOSHIKURA and Makoto FUJII

With the aging of the bridges, it is important to understand the importance of the bridge system. However, it is difficult for local governments to continuously perform the close visual inspection due to lack of financial resources, human resources and technical capabilities. In the event of a disaster, an emergency inspection is carried out, and there is a need for an inspection method to quickly and safely assess the damage of a disaster. To solve these problems, we aim to construct a remote inspection method using images. This paper proposes a method to detect cracks in bridge piers that may occur during earthquakes by automatic detection of cracks by image recognition and to measure the width and length of cracks to quantify the damage. In addition, we conducted a demonstration experiment of remote inspection for those who have experience in inspection, to measure the transmission time of images and to understand the problems of remote inspection.