

LiDAR を用いた触覚情報の再現による 橋梁点検の効率化手法の基礎研究

福岡 知隆¹・南 貴大²・藤生 慎³

¹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 金沢市角間町)
E-mail:tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

²学生会員 金沢大学大学院 環境デザイン学専攻 (〒920-1192 金沢市角間町)
E-mail:taketaka0503@stu.kanazawa-u.ac.jp

³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

日本では5年に一度橋梁の定期点検が定められているが、近接目視による点検作業は多大な労力を要し、技術者不足や予算の問題で今後の継続が困難であることが指摘されている。近年ではこの問題に対して、これまで人手で行ってきた作業を自動化する様々な取り組みが研究されている。

我々はこの問題の中で、これまで人が手触りなどの触覚情報を併せて行う損傷の検出を効率化するため、手触りのモデル化と3Dモデルの作成を行っている。3次元モデル作成にLiDARを用いて点群情報を取得する手法が提案されているが、既存の点群情報収集手法では点群の間隔が大きいため、手触りの再現が難しい。本稿では深層学習を用いて、疎な点群情報と可視画像を用いて密な点群情報を疑似的に生成する手法を提案する。

Key Words : bridge maintenance, haptics, point cloud data, LiDAR, 3D modeling

1. はじめに

日本には橋長2m以上の橋梁が約73万橋あり、その多くが高度経済成長期に建設されている。そのため、今後高齢橋の割合は加速度的に高くなるが見込まれており、一斉に老朽化するインフラを戦略的に維持管理・更新することは喫緊の課題である¹⁾。

現在の橋梁維持管理には、定期的な点検により損傷が軽微なうちに対策を講じる予防保全的な処置が求められている。2014年には、国が定める統一的な基準により、5年に一度の頻度で近接目視による全数監視が道路管理者に義務づけられた。しかし、橋梁を管理する地方公共団体の人材や財源の不足により、十全な点検が行われていない橋梁が一定数存在している²⁾。今後の継続的な維持管理は困難であるとされ、2019年より近接目視またはそれと同等の結果が得られる手法による点検となった。

この問題の原因の一つに、近接目視点検を行うためのコストが高い点が挙げられる。橋梁の環境によっては近接目視点検を行うために足場の建設や高価な専用車両を使用する必要があり、近接目視点検にかかる費用を増加

させている。また、交通規制を伴うため、経済損失の問題も生じる。そのため、より経済的で且つ汎用性の高い点検手法の開発が求められている。

近接目視点検に代替する手法の開発に向けて、南らは超高解像度カメラで撮影された橋梁画像を用いた画像目視点検の実施可能性について検証を行っている³⁾。超高解像度カメラを用いた点検手法では、近接目視が困難な橋梁においても遠距離から詳細な画像を取得することが可能となり、専用車両や交通規制を必要とせず、点検の低コスト化が期待できる。この検証では得られた画像のみを用いたひび割れ診断結果が、おおむね近接目視によるひび割れ診断結果と類似した結果となった。画像処理によるひび割れ検出の研究はこれまでもなされている⁴⁾。⁵⁾ 近年では深層学習によるひび割れ検出手法も提案されており、その検出精度は年々向上している⁶⁾⁷⁾⁸⁾。

また、近接目視点検では視覚以外の情報も用いて点検が行われている。例えば、コンクリートに発生した浮きの有無を調べる際には、点検者は打音検査を行っており、音の情報も用いてコンクリート中の浮きの有無を判断している。浮き検出の効率化・高精度化の研究もされてお

り、打音検査の記録の自動化⁹⁾やドローンに打音機構を搭載した手法¹⁰⁾の提案がされている。

我々は点検者が点検時に用いる視覚以外の情報の内、触覚に着目した。点検者は必要に応じて触診を行い、手触り感などから損傷を判断する場合がある。我々は点検者が触診を行うときに感じる感覚のモデル化と触診対象を3次元モデル化することで、これまで主観的に行われてきた触診を客観的に行い、点検結果のバラツキを抑えることを目的とし、橋梁点検時の手触り感のモデル化と橋梁の3次元モデルの作成手法の研究を行っている。点検対象となる橋梁の精緻な3次元モデルを作成し、モデル上で再現された表面状態に対して、作成した手触り感モデルを用いて対象橋梁の触診結果を取得することで、作業員が点検現場で行っていた触診の客観化、効率化を図る。本稿では橋梁の3次元モデル生成手法のための点群情報の取得方法について述べる。

橋梁の点検に3次元モデルを利用した手法は既にいくつも提案されている¹¹⁾¹²⁾¹³⁾。既存手法の多くは、レーザー測量計を地上に設置、もしくはドローンに搭載し、複数の計測地点から測量を行い、橋梁の点群情報を収集し、橋梁全体の3次元モデルを作成する。これらの計器で収集された点群情報はコンクリートの剥離やひび割れなどを視認できる精度で3次元モデルを作成することも可能である。しかし、手触りを定量的に評価するためには点群の密度が不十分であると考えられる。

人間の触覚は対象表面のマイクロメートル単位の凹凸の変化によって異なる手触りを知覚するとされるため¹⁴⁾¹⁵⁾、3次元モデル生成に用いる点群密度も同程度であることが望ましい。しかし、既存研究で用いられる数十メートル以上の測定距離を持つレーザー測量計により得られる点群情報は点と点の間隔がミリメートル単位で空けられている場合が多く(図-1)、座標情報もミリメートルが最小単位である場合が多い。また、マイクロメートル単位で凹凸を識別可能な測量計は一度に測量可能な面積が非常に小さい、または小さな試料を測量対象としているため、橋梁などの大きな構造物の測量は困難である。

この問題に対して、我々は疎な情報から深層学習を用いて疑似的に密な情報を生成する手法を提案する。なお、本稿では点群情報を算出するための情報の一つである、撮影点からの距離情報を対象とした疑似情報生成手法について述べる。本稿で扱う距離情報はLiDARにより収集されたものを前提とする。LiDARではレーザー照射を行い、対象から光が反射して戻るまでの時間に基づき計測器から対象までの距離を計算する。レーザーの照射器を高速で回転させる、または複数のレーザー照射器を用いることで面に対しての距離情報を取得する。取得された距離情報は対象面上の複数の点の距離情報の集合となる。それぞれの点の間隔は対象との距離、回転速度、レーザ

ー照射器の間隔などに依存する。我々は疎な距離情報から密な距離情報を生成する手法として、生成モデルであるGenerative Adversarial Networks (GAN)¹⁶⁾に着目した。生成モデルとはモデルの訓練に用いるデータと類似したデータを生成するモデルである。疎な距離情報と密な距離情報のペアを訓練に用いることで、疎な距離情報から疑似的な密な距離情報を生成する。密な距離情報を疑似的に生成する際、疎な距離情報のみでは密な情報を生成するための特徴が少ないと考えられるため、画像データも訓練に用いる。つまり、GANの訓練データを画像データと疎、密な距離情報に置き換えれば、密な距離情報を類似データとして生成可能であると考えられる(図-2)。

本稿では2章で本研究で利用するGANについての関連研究を述べる。3章で提案手法について述べる。4章ではレーザー距離計を用いて実データを取得し、提案手法の実橋梁への適用にあたっての課題を議論する。5章で結論と今後の研究活動について述べる。

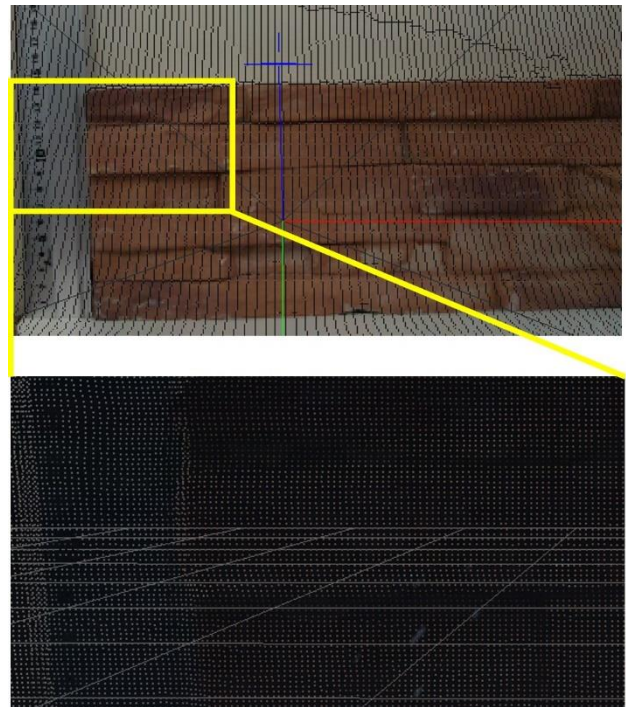


図-1 点群情報で再現した試験体のモデルの画像(上)と一部を拡大した点群が疎な画像(下)

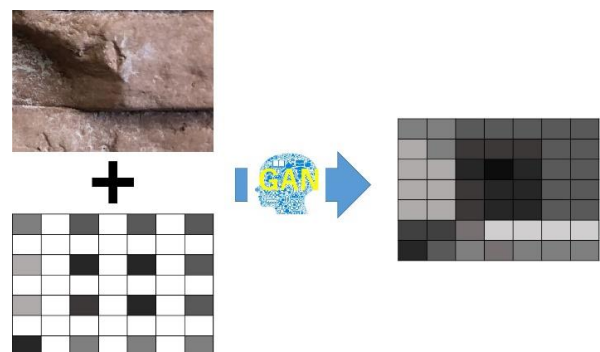


図-2 GANを用いた疑似距離情報の生成イメージ

2. 関連研究

GANで画像データを生成する場合、モデルの訓練が生成結果の真偽判定のみを評価指標として行われるため、生成内容を制御することが難しい。GANで生成する画像を制御する手法の一つとして、Conditional GAN (cGAN)¹⁷⁾が提案されている。この手法では疑似データを生成する際の入力データに出力結果を制御する情報を加えることで生成されるデータを制御する。cGANの一種であるPix2Pix¹⁸⁾という手法では疑似画像生成の入力信号として、領域ごとに色分けしたアノテーション画像を用いる。このアノテーションで分けられた領域により画像生成を制御し、異なる特徴の画像を生成する。提案手法ではこの手法を応用することにより、疎情報から密情報を生成する。

3. 提案手法概要

提案手法では高解像度カメラとLiDAR手法により取得した可視画像、可視画像の距離情報から生成したデータを入力データとする。可視画像で撮影された対象の高さと幅はLiDARで取得した対象の高さと幅と同一とする。図-3に示す例では、左の可視画像に対して、LiDARで取得した距離情報が存在する座標は白色以外の着色された16点となる。この例では、距離の差を色の濃淡で表しており、距離が近い座標の色は濃く、薄い色の座標は距離が遠いことを示す。なお、図-3では説明のため各座標の面積が大きく描画されているが、実際はレーザー測量計で照射されるレーザーの大きさとなる。提案手法はこの可視画像とLiDARで取得した距離情報を合成したデータをPix2Pixの生成モデルへの入力とし、距離情報を持つ座標を増やし、色変化の閾値を小さくすることで、より細かい距離の変化を表現可能な座標と距離情報の集合(図-4)を生成する。

Pix2Pixの生成モデルの訓練には可視画像と距離情報を合成した画像と、その画像に対する、図-4のような詳細な座標・距離情報を表現した画像のペアを用いる(図-5)。詳細な座標・距離情報を表現した画像は、可視画像で撮影した範囲に対して、より精度の高いレーザー測量計で測定した座標ごとの距離情報を用いて作成する。

1. 4. LiDARによる試験体の測量

本章では試験体を用いてLiDARにより取得した結果から、実橋梁へ適用する際の課題について述べる。

データ取得にはレーザー測量計はIntel製LiDAR Camera L515を用いた。USBバスパワーで動作し、起動時から

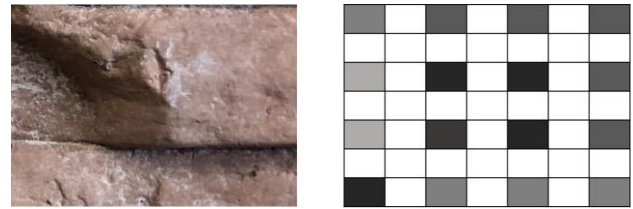


図-3 カメラ画像(左図)とLiDARで取得した距離情報が存在する座標(右図)の対応例

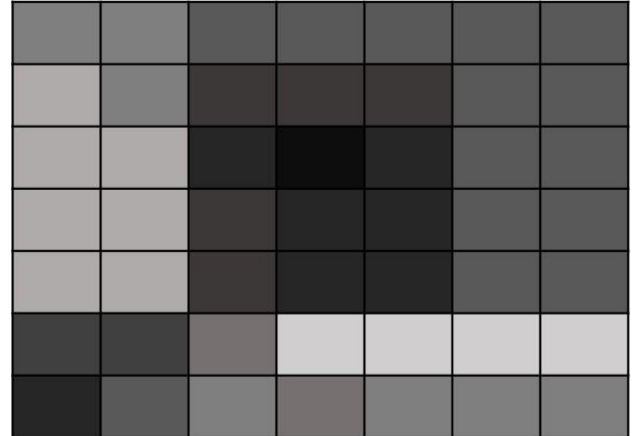
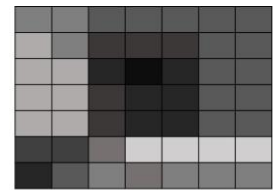


図-4 提案手法により生成される密度を増やした距離情報を持つ座標情報の例



可視画像と距離情報の合成画像



詳細な座標・距離情報画像

図-5 Pix2Pixの訓練用データ例

自動で距離情報収集するため、簡単に距離情報を取得することが可能である。この測量計における距離の最小計測単位は1ミリメートルである。本稿における測量は試験的なもののため、実橋梁に対する測量ではなく、室内の試験体に対して行った。図-6に示す高さ14センチメートル、幅34.5センチメートルの試験体に対して、距離55センチメートルの近距離から測定を行った。

距離情報を取得した座標点の間隔は約0.5ミリメートルであった。図-7は試験体の左端の断面と左端の測定結果に基づいてプロットした断面の線を比較した図である。左図の黄色い線は断面強調のために手書きで書かれた線である。距離情報の最小値は1ミリメートルなので、細かな凹凸がプロットした線では再現できていない点は無視する。試験体のブロック間では測量計からの距離変化が大きい。しかし、LiDARで取得した距離情報の変化はこの大きな変化に精確に対応できておらず、ほぼ直角と



図-6 距離情報を取得した試験体



断面の線



測定した距離から再現した線

図-7 試験体左端の断面の凹凸の線とLiDARで取得した距離をプロットした線の比較

なる手書きの断面の線に対して、LiDARの距離情報からプロットした断面の線は斜線で表現されている。このような距離情報の取得時点での誤差に対して対応する必要がある。また、手法の適用にあたって、一度の撮影で広い範囲を収める場合、撮影距離が遠くなるため点群の間隔は広くなる。間隔が広いほど、生成される疑似距離情報の精度は低くなると考えられるため、手法が適用できる距離についても考慮する必要がある。

5. おわりに

近年の橋梁点検では近接目視点検手法の代替手法が求められており、画像処理を用いた損傷検出手法は多く研究されているが、点検者の触診に着目した研究は十分になされていない。我々は触診の自動化・効率化のためには点検者の触覚のモデル化と点検対象の3次元モデル化が必要であると仮定し、高精細な3次元モデルを作成するため、LiDARにより取得される座標点密度・距離情報を高精度化する手法を提案した。また、試験体を用いてLiDARによる距離計測を行い、手法の実現にあたって解決すべき問題点を述べた。

今後は訓練データを作成し、モデルの訓練を行う。訓練データ作成に際し、点群密度と距離について記録し、提案手法の適用可能な撮影条件を設定する。

参考文献

- 1) 国土交通省白書 2019, <http://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/h30/hakusho/r01/pdf/np202000.pdf>[2020, Oct. 2].
- 2) 一般社団法人次世代センサ協議会『点検業務のIoTの利活用をめざした自治体橋梁における橋梁点検業務実態調査報告書【課題・ニーズ調査編】』http://www.socialinfra.org/p_activity/questionnaire/Bridge_tenken_Digest.pdf[2020, Oct. 2]
- 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, pp.54-64, 2018.
- 4) Yamaguchi, T., Nakamura, S., Saegusa, R., Hashimoto, S.: Image-based crack detection for real concrete surfaces. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 3(1), pp.128-135, 2008.
- 5) Nguyen, H.-N., Kam, T.-Y., Cheng, P.-Y.: An automatic approach for accurate edge detection of concrete crack utilizing 2D geometric features of crack. Journal of Signal Processing Systems, 77(3), pp.221-240, 2014.
- 6) 全邦釘, 井後敦史: Random Forestによるコンクリート表面ひび割れの検出, 土木学会論文集 F3, Vol.71, No. 2, I_1-I_8, 2015.
- 7) Yokoyama, S., Matsumoto, T.: Development of an automatic detector of cracks in concrete using machine learning. The 3rd International Conference on Sustainable Civil Engineering Structures and Construction Materials - Sustainable Structures for Future Generations, 171, pp.1250-1255, 2016.
- 8) Cha, Y.-J., Choi, W., Büyüköztürk, O.: Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 32(5), pp.361-378, 2017.
- 9) 渡辺敦志, イアニエヴァン, モラレス・ルイス洋一, 石井カルロス 寿憲: 人間協調型移動ロボットによるコンクリート打音検査記録システム, 日本ロボット学会誌, Vol.33, No.7, pp.548-554, 2015.
- 10) 三浦泰人, 新田益大, 和田秀樹, 中村光: 打音機構を搭載した飛行ロボットによる内部欠陥検出手法の開発と実橋梁への適用, 構造工学論文集 A, Vol.65A, pp.607-614, 2019
- 11) Sedek M., Serwa A.: Development of new system for detection of bridges construction defects using terrestrial laser remote sensing technology, The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, Vol.19(2), pp.273-283, 2016.
- 12) Siyuan C., Debra F. L., Eleni M., S. M. Iman Z., Jonathan B.: UAV Bridge Inspection through Evaluated 3D Reconstructions, Journal of Bridge Engineering, Vol.24(4), pp.05019001-1-05019001-15, 2019.
- 13) 山下淳子, 木村沙智, 川村日成: 3次元点群データを活用したインフラ構造物の維持管理, 精密工学会誌, Vol.85(3), pp.228-231, 2019.
- 14) 渡辺信一, 尾崎功一, 山崎友麻, 山本純雄: 触感覚による粒子群の認識と言語評価, 精密工学会誌論文集, Vol.71(11), pp.1421-1425, 2005.
- 15) 千葉豪, 黒田祥汰, 山口昌樹: 複数の物理的指標に基づいた皮革の手触り感の評価手法の提案, ライフサポート, Vol.30(2), pp.44-50, 2018.

- 16) Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y. : Generative Adversarial Nets, *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp.2672—2680, 2014.
- 17) M. Mirza and S. Osindero. Conditional generative adversarial nets. *arXiv preprint arXiv:1411.1784*, 2014.
- 18) S. Reed, Z. Akata, X. Yan, L. Logeswaran, B. Schiele, and H. Lee. Generative adversarial text to image synthesis. In *ICML*, 2016.
- 19) P. Isola, J. Zhu, T. Zhou, A. A. Efros, Image-to-image translation with conditional adversarial networks, 2016.
- (Received ?)
(Accepted ?)

A BASIC STUDY OF BRIDGE INSPECTION WITH REPRODUCED HAPTIC INFORMATION MEASURED BY LiDAR

Tomotaka FUKUOKA, Takahiro MINAMI, Makoto FUJIIU

A bridge inspection needs much cost. It causes a lack of engineer and budget. So some local government couldn't complete bridge aggressive preventive maintenance in Japan. To solve this problems, studies of automation have been made to reduce the inspection task which depends on human power. We focus on the study of haptics to optimize the damage detection method which using human tactile sensation. As a basic study of this issue, we have study 3D modeling method. The point cloud data necessary to create 3D model. LiDAR is one of the method to get point cloud data. However, these point cloud data are too sparse to create 3D model which enable human to feel the touch of the surface. In this paper, we proposed deeplearning-based method of create dense point cloud data by using a sparse point cloud data and an image of surface.