橋梁の点群データを用いた 深層学習による部位識別に関する研究†

塚田 義典*1・窪田 諭*2・田中 成典*3・梅原 喜政*4・中原 匡哉*5・中畑 光貴*5

我が国では、高度経済成長期に整備された多くの橋梁が老朽化している。国土交通省では、これらの橋梁の維持管理の効率化及び高度化を図ることを目的として、3次元モデルの作成仕様や表記標準を策定している。この背景の下、地上レーザスキャナや UAV より取得した点群データから3次元モデルを生成する手法が提案されている。しかし、既存研究では、点群データから橋梁上部工と下部工のモデルを生成できるが、現行仕様で規定する部位ごとのモデルを生成することはできない。そこで、本研究では、現行仕様に準ずる3次元モデルの生成を目指して、橋梁の点群データを様々な視点で投影した画像から、主桁、路面、高欄、橋台を自動で識別する手法を提案する。

キーワード：橋梁、レーザスキャナ、点群データ、深層学習、部位識別

1. はじめに

我が国では、社会インフラの老朽化が顕著である。特に、橋梁は、約4割が10年後に築後50年以上となる見込み[1]であり、維持管理に係る作業の効率化が急務[2]である。国土交通省では、橋梁の維持管理の効率化及び高度化を図ることを目的として、3次元モデルの作成仕様や表記標準を策定[3]している。

この背景の下、地上レーザスキャナを用いて既設構造物を測り、現況に即した3次元モデルを生成する手法[4]が提案されている。既存研究[4]では、複数地点から計測した点群データを重畳し、路面の縦横断形状を推定して3次元モデルを生成している。しかし、この手法は、点群データから橋梁上部工と下部工のモデルを生成できるが、現行仕様[3]で規定する部位ごとのモデルを生成することはできない。そのため、現行仕様[3]に準拠した点群データの部位識別技術が必要である。

点群データを対象としたオブジェクト認識に関する研究としては、深層学習を用いた手法[5, 6]が提案されている。これらの手法[5, 6]は、注目点の特徴を周囲の点から学習し、全体特徴と局所特徴の双方を考慮できるネットワーク構造を用いるこ

とにより、点群データの点列の順序や回転方向に依存せず、幾何学的な特徴をロバストに学習できる。そして、この特徴を用いて、点群データからオブジェクトを推定している。しかし、大規模な点群データでは、現実的な時間での処理が困難な課題がある。

そこで、本研究では、深層学習[7, 8]を用いて、橋梁の点群データを様々な視点で投影した画像（以下、点群投影画像）から、主桁、路面、高欄、橋台を自動で識別する手法を提案する。そして、実証実験により、提案手法の実現可否を明らかにする。

2. 研究の概要

本研究では、深層学習を用いて2種類の点群投影画像から対象オブジェクトの部位を識別する手法を提案する。

2.1 深層学習で用いるデータ

2.1.1 取得データ

本研究では、写真撮影が可能な地上レーザスキャナを用いて取得した点群データを使用する。すなわち、点群データは、3次元のユークリッド座標系におけるXYZの座標値に加え、RGB値と反射強度が付与されているものとする。

2.1.2 教師データ

本研究では、点群投影画像から部位を識別するモデルを構築するために必要な教師データを生成する。具体的には、前述の取得データに対して、点群データ編集ソフトウェア[9]を用いて手動で部位情報を付与する。対象部位は、橋梁の主要構成部位である主桁、路面、高欄、橋台の4種類とする。

2.2 点群投影画像の生成

本研究では、様々な角度の視点から平面上に点群データを投影して、俯瞰画像を擬似的に生成（図1）する。まず、RGB値、反射強度と部位情報を保持した点群データをバウンディングボックスの中心位置を原点とする球の中に配置する。そして、球面上のある視点から透視投影変換により、点群投影画像を生

† Research for Recognizing Individual Parts of Bridge Using Point Cloud Data with Deep Learning
Yoshinori TSUKADA, Satoshi KUBOTA, Shigenori TANAKA, Yoshimasa UMEHARA, Masaya NAKAHARA, and Koki NAKAHATA

*1 摂南大学経営学部
Faculty of Business Administration, Setsunan University
*2 関西大学環境都市工学部
Faculty of Environmental and Urban Engineering, Kansai University
*3 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University
*4 関西大学先端科学技術推進機構
Organization for Research and Development of Innovative Science and Technology, Kansai University
*5 関西大学大学院総合情報学研究科
Graduate School of Informatics, Kansai University

図1 投影画像の生成

成する。この画像は、一つの投影面に対して、RGB 値、反射強度と部位情報に基づく3種類（以下、RGB 画像、反射強度画像、部位画像）を生成する。最後に、視点を移動させながら、前述の処理に倣って点群投影画像を生成する。

以上より、提案手法は、点群データから深層学習 [7, 8] に必要な多くの学習データをあらゆる角度から無限に生成できる。

2.3 部位識別モデルの構築

本研究では、画像認識分野におけるオブジェクト領域分割 (Semantic Segmentation) で高い精度が得られている SegNet モデル [8] を用いて、前述の手法より生成した点群投影画像から2種類の部位識別モデルを構築 (図2) する。一つ目は、RGB 画像から部位画像を生成するモデルである。二つ目は、反射強度画像から部位画像を生成するモデルである。2種類の部位識別モデルにより、RGB 画像と反射強度画像の違いが精度に及ぼす影響を確認できる。

3. 実証実験

本実験では、提案手法を用いて構築した部位識別モデルにより、RGB 値と反射強度を保持した点群データから部位画像を生成できることを確認する。精度評価では、モデルを用いて推定した部位画像と、手動で部位情報を付与した点群データから生成した部位画像を比較する。そして、画素ごとの部位の推定結果を適合率、再現率、F 値で評価する。

3.1 実験データ

大阪府泉南市信達童子畑付近の童子畑橋を対象に、FARO 社製の地上レーザスキャナ Focus3D X-330 を用いて取得した橋

図2 部位識別モデルの構築

梁の点群データを使用する。計測位置は、対象物を限なく計測するために、橋梁の周囲5地点とした。各位置で計測された点群データは、構造物の幾何的な特徴点やターゲットを基準に重畳する。さらに、CloudCompare [9] を用いて、手動で部位情報を付与する。

3.2 実験計画

本実験では、まず、前述の実験データに対して、提案手法を用いて648視点分の点群投影画像を生成する。そして、600視点分を学習用データ、48視点分を評価用データとして分類する。投影画像のサイズは、640 pix×480 pix とする。投影平面は、投影面の位置を少しずつ変化させて生成したデータセットから、偏りが生じないように選出する。次に、学習用データより、教師データの数を変えたパターンAからパターンDまでの4種類の部位識別モデルを構築する。パターンAでは、200枚のRGB画像と部位画像から部位識別モデルを構築する。同様に、パターンBは300枚のRGB画像と部位画像、パターンCは200枚の反射強度画像と部位画像、パターンDは300枚の反射強度と部位画像を用いる。学習回数はすべて100回に設定する。これにより、学習データの数と画像種別が部位識別の精度に及ぼす影響を確認できる。最後に、4種類の部位識別モデルを用いて、評価用データに対して部位識別を行い、精度を評価する。

3.3 結果と考察

提案手法を用いて生成した部位識別結果を図3、その精度の評価結果を表1、そして、その表に基づいたグラフを図4に示す。本実験では、48視点中から4視点(600, 601, 612, 641の画像)を無作為に抽出して評価する。

表1を確認すると、パターンAとパターンCの平均F値の差分が0.004 pt、パターンBとパターンDの差分が0.012 ptであり、F値に明確な差が生じていないことがわかった。このことから、RGB 値及び反射強度の両者で高精度に識別でき、カメラ撮影による着色処理を施す必要はなく、点群データの属性値としては、レーザにより付与された反射強度のみで十分であることがわかった。また、パターンBはパターンAよりもF値が平均0.114 pt 高く、パターンDはパターンCよりも平均0.104 pt 高いことがわかった。このことから、学習データが多

図3 部位識別結果 (48 視点中の 4 視点分)

いと識別精度が向上することがわかった。

図4 から、部位ごとで精度が向上及び低下する画像に違いが見られた。

背景は、RGB 値と反射強度の両方において、F 値 0.9 以上の高い精度で推定できることがわかった。

主桁は、612 の画像で精度が低下し、641 の画像で精度が高い結果となった。612 は、橋梁を上空から俯瞰した位置における投影画像であり、主桁が死角となる角度であった。一方、641 は、橋梁下部から上に向かって仰ぎ見た時の投影画像であり、主桁が明瞭であった。

路面は、横からの俯瞰画像である 600 及び 601 よりも、橋梁上部からの俯瞰画像である 612 の F 値が高い傾向が見られた。600 及び 601 は、橋梁を横から俯瞰した位置における投影画像であり、高欄により路面の画素が遮られる角度であった。一方、612 は、橋梁上部を上から見下ろした時の投影画像であり、路面を明瞭に捉えられていた。

高欄は、600 及び 612 の画像で精度が低下した。これは、橋梁を上空から俯瞰した位置における投影画像であり、高欄の部位を占める画素の割合が低下したことが原因と考えられる。

橋台は、横からの俯瞰画像である 601 と橋梁下部からの俯瞰画像である 641 で精度が良い傾向がみられた。一方で、橋梁上部からの俯瞰画像である 612 では精度が低下した。このことから、対象オブジェクトと投影面の位置関係を考慮して、識別部位やモデルを分けて学習することで精度向上が期待できると考えられる。

以上より、本提案手法を用いて、点群データを任意平面に投影した画像から橋梁の部位識別が可能であることが示唆された。本実験では、橋梁に対して上、横、下からの俯瞰画像を混ぜて同時に学習したため、部位が投影画像に映り込む角度に応じて、推定精度が変化した。この精度は、目視による判断と類似する傾向が見られた。したがって、橋梁を俯瞰する角度毎に別々に学習することにより、部位識別の精度は確実に向上すると考えられる。さらに、投影面を俯瞰視点だけでなく、構造物に対する縦断面や横断面に変更することにより、より緻密な部

表1 識別精度の評価結果表 (48 視点中の 4 視点分)

画像 Index	対象部位	パターンA			パターンB			パターンC			パターンD		
		適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値	適合率	再現率	F値
600	背景	0.996	0.999	0.998	0.998	0.999	0.998	0.997	0.998	0.998	0.997	0.999	0.998
	主桁	0.228	0.726	0.347	0.510	0.873	0.644	0.244	0.726	0.365	0.479	0.813	0.603
	路面	0.426	0.179	0.252	0.703	0.641	0.670	0.545	0.228	0.321	0.682	0.636	0.658
	高欄	0.840	0.354	0.499	0.880	0.669	0.760	0.863	0.393	0.540	0.883	0.633	0.737
	橋台	0.591	0.827	0.690	0.899	0.910	0.904	0.484	0.827	0.611	0.834	0.925	0.877
601	背景	0.997	0.998	0.998	0.998	0.999	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	0.999	0.999
	主桁	0.341	0.728	0.464	0.627	0.899	0.739	0.395	0.783	0.526	0.539	0.853	0.661
	路面	0.506	0.270	0.352	0.498	0.513	0.505	0.426	0.311	0.359	0.444	0.420	0.431
	高欄	0.876	0.494	0.632	0.831	0.641	0.724	0.856	0.497	0.628	0.832	0.601	0.698
	橋台	0.637	0.830	0.720	0.920	0.913	0.916	0.604	0.761	0.673	0.834	0.856	0.845
612	背景	0.996	0.999	0.997	0.998	0.998	0.998	0.997	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998
	主桁	0.014	0.213	0.026	0.022	0.362	0.042	0.011	0.106	0.019	0.056	0.362	0.097
	路面	0.877	0.416	0.565	0.859	0.569	0.685	0.884	0.527	0.661	0.874	0.729	0.795
	高欄	0.576	0.399	0.471	0.585	0.424	0.492	0.599	0.369	0.456	0.625	0.457	0.528
	橋台	0.258	0.823	0.393	0.567	0.882	0.690	0.213	0.736	0.330	0.455	0.902	0.605
641	背景	0.997	0.999	0.998	0.998	0.999	0.999	0.998	0.999	0.998	0.997	0.999	0.998
	主桁	0.409	0.600	0.486	0.324	0.583	0.416	0.295	0.457	0.359	0.269	0.417	0.327
	路面	0.908	0.876	0.892	0.937	0.750	0.833	0.930	0.807	0.864	0.952	0.816	0.879
	高欄	0.809	0.850	0.829	0.657	0.894	0.757	0.737	0.867	0.797	0.728	0.906	0.807
	橋台	0.847	0.583	0.691	0.907	0.729	0.808	0.762	0.695	0.727	0.891	0.695	0.781

【セルの背景色の凡例】

0.8~1.0以下 0.6~0.8以下 0.4~0.6以下 0.0~0.4以下

図4 識別精度の評価結果グラフ (48 視点中の 4 視点分)

位識別が実現できると考えられる。

また、点群データを対象とした深層学習では、現実的な時間での処理が困難であったが、画像を対象とした Semantic Segmentation に点群データを適用したことにより、投影画像から部位識別に要した時間は、1 枚当たり平均 0.3 秒と非常に高速であった。今後は、投影画像における部位識別結果を点群データにフィードバックするアルゴリズムを考案し、既存手法 [5, 6] との比較、パラメータの設定値の妥当性評価、考察などを深く追究する。

4. おわりに

本研究では、橋梁の点群データから生成した投影画像に対して、深層学習を用いて、主桁、路面、高欄、橋台の部位を自動的に識別する手法を提案した。そして、実証実験より、その有用性を確認した。ただし、本実験では、投影画像における識別精度の評価を行ったため、投影画像上で推定した部位情報を点群データにフィードバックした後の精度検証ができていない。今後は、アルゴリズムの改良、学習方法の再検討、追加実験を

実施し、精度向上を図る予定である。

謝辞

本研究を取りまとめるにあたり、関西大学先端科学技術推進機構社会空間情報科学研究センターに参画されている研究者および企業から多大なるご尽力を賜った。また、本研究の一部は、2018年度関西大学学術研究員研究費およびJSPS科研費JP18H01563の助成によって実施した。ここに記して感謝の意を表する。

参考文献

- [1] 国土交通省, 老朽化対策の取組: <http://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/yobohozen.html> [accessed Jan. 10, 2019]
- [2] 国土交通省, 社会資本の維持管理・更新に関し当面講ずべき措置: <http://www.mlit.go.jp/common/000991905.pdf> [accessed Jan. 10, 2019]
- [3] 国土交通省, CIM モデル作成仕様【検討案】<橋梁編>: http://ccwww.nilim.go.jp/lab/qbg/bunya/cals/pdf/specification_bridge_cim.pdf [accessed Jan. 10, 2019]
- [4] 塚田義典, 田中成典, 窪田諭, 中村健二, 岡中秀騎: “点群データを用いた橋梁の3次元モデルの生成に関する研究,” 知能と情報, Vol.27, No.5, pp. 796-812, 2015.
- [5] Q. Charles, S. Hao, M. Kaichun, and G. Leonidas: “PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation,” *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 652-660, 2017.
- [6] H. Qiangui, W. Weiyue, and N. Ulrich: “Recurrent Slice Networks for 3D Segmentation of Point Clouds,” *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2626-2635, 2018.
- [7] L. Jonathan, S. Evan, and D. Trevor: “Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation,” *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-10, 2015.
- [8] B. Vijay, K. Alex, and C. Roberto: “SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.39, No.12, pp. 2481-2495, 2017.
- [9] CloudCompare, Open Source Project: <http://www.cloudcompare.org/> [accessed Apr. 30, 2019]

(2019年1月18日 受付)

(2019年3月7日 採録)

[問い合わせ先]

〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8

摂南大学経営学部

塚田 義典

TEL: 072-839-9247

E-mail: yoshinori.tsukada@kjo.setsunan.ac.jp

著者紹介

つかだ よしのり
塚田 義典 [正会員]

1987年生。2015年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程修了。博士(情報学)。2015年関西大学先端科学技術推進機構特別任命助教, 2016年岩手県立大学ソフトウェア情報学部講師, 2019年から摂南大学経営学部講師。メディア情報処理, ソフトコンピューティング, 土木情報学に関連する研究に従事。

くぼた さとし
窪田 諭 [正会員]

1975年生。2000年関西大学大学院工学研究科土木工学専攻博士課程前期課程修了。博士(工学)。現在, 関西大学環境都市工学部都市システム工学科教授。2016年度科学技術分野の文部科学大臣表彰科学技術賞「科学技術振興部門」受賞。

たなか しげのり
田中 成典 [正会員]

1963年生。1988年関西大学大学院工学研究科土木工学専攻博士課程前期課程修了。博士(工学)。現在, 関西大学総合情報学部教授及び関西大学先端科学技術推進機構社会空間情報科学研究センター長。2016年度科学技術分野の文部科学大臣表彰科学技術賞「科学技術振興部門」受賞。

うめはら よしまさ
梅原 喜政 [正会員]

1989年生。2019年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程修了。博士(情報学)。現在, 関西大学先端科学技術推進機構特別任命助教。知識情報処理, コンピュータグラフィックス, 土木情報学に関連する研究に従事。

なかはら まさき
中原 匡哉 [学生会員]

1992年生。2018年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了。現在, 関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程在学中。システム設計等の研究開発に従事。2014年から(株)関西総合情報研究所で活動。

なかはた こうき
中畑 光貴 [非会員]

1995年生。2019年関西大学総合情報学部総合情報学科卒業。現在, 関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程在学中。画像, 点群データ処理等の研究開発に従事。2017年から(株)関西総合情報研究所で活動。

Research for Recognizing Individual Parts of Bridge Using Point Cloud Data with Deep Learning

by

Yoshinori TSUKADA, Satoshi KUBOTA, Shigenori TANAKA, Yoshimasa UMEHARA, Masaya NAKAHARA, and Koki NAKAHATA**Abstract:**

In Japan, a large number of bridges constructed during the period of high economic growth are aging. The Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism has formulated a specification for creating a three-dimensional model and a definition of notation for the purpose of improving efficiency and upgrading of maintenance management of these bridges. In this background, a method was proposed for generating a three-dimensional model of a bridge using the point cloud data obtained from the laser scanner on the ground or UAV. However, in existing research, it is impossible to generate models for each individual part specified by the current specification. In this study, we propose a method for automatically recognizing individual parts of the main girder, the road surface, the handrail, and the abutment from the point cloud data of a bridge using deep learning.

Keywords: bridge, laser scanner, point cloud data, deep learning, object segmentation

Contact Address: **Yoshinori TSUKADA**

*Faculty of Business Administration, Setsunan University
17-8 Ikeda-nakamachi, Neyagawa-shi, Osaka 572-8508, Japan
TEL: +81-72-839-9247
E-mail: yoshinori.tsukada@kjo.setsunan.ac.jp*