

研究助成実施報告書

助成実施年度	2019 年度
研究課題（タイトル）	膨大な 3D 点群データを対象とした自動点群認識とその応用
研究者名※	土井 章男
所属組織※	岩手県立大学 ソフトウェア情報学部 教授
研究種別	研究助成
研究分野	建築技術
助成金額	150 万円
発表論文等	

※研究者名、所属組織は申請当時の名称となります。

() は、報告書提出時所属先。

大林財団 2019 年度研究助成実施報告書

所属機関名

岩手県立大学

申請者氏名

土井 章男

研究課題	膨大な 3D 点群データを対象とした自動点群認識とその応用
<p>(概要) ※最大 10 行まで</p> <p>従来の深層学習による点群認識は点群データを 3 次元画像であるボクセルデータに変換する方式が主流であったが、このボクセルデータによる方式では膨大な点群データを扱うことが困難であった。本研究では、膨大な点群データからグループ化された 3 角形メッシュデータを基本とした深層学習アプローチを提案した。点群データから 3 角形メッシュへの変換にはメッシュ生成技術である Ball Pivoting Algorithm (BPA) と Poisson Surface Construction (PSR) を使用する。メッシュデータを含めた点群データならば、点群の平滑化や削減、均一化が容易である。さらにメッシュデータをレンダリングした画像は自動認識で有効な Fully Convolutional Network (FCN) が使用でき、その認識結果との対応付けで点群データやメッシュデータの認識が可能となる。</p>	

1. 研究の目的	(注) 必要なページ数をご使用ください。
<p>近年、高性能な 3 次元レーザースキャナによる計測技術の進歩や装置の低価格化により、大規模な 3 次元計測が短時間かつ低コストで実現できるようになった。しかしながら、これらの計測によって取得された膨大な点群データは、構造に関する情報を保持していない点集合である。そのため、3 次元 Computer Aided Design (3DCAD) モデルを構築するためには、これらの点群データを構造化する必要があり、この作業には多くの対話時間を要する。</p> <p>我々は、盛岡市、宮古市、大槌町、陸前高田市の自然名所や復興シンボルを 3 次元計測して点群データからの 3DCAD モデルを構築することで、地域住民や観光客に情報開示を行い、復興加速化を実現して来た。これらの活動の中で大規模な点群データの自動認識は非常に重要と確信している。</p> <p>本研究では点群データの深層学習モデルとメッシュ処理を組み合わせ、大規模な点群データに適した点群認識システムを提案する。点群データに対応した深層学習モデルには pointnet, pointnet++, を使用して、その有効性を検証する。本システムを用いることにより、3 次元計測を行って 3DCAD モデルを構築するまでの時間と手間を大幅に削減が可能である。</p> <p>研究開発した点群認識システムは、宮古市市道末広線の 3DCAD モデル構築に使用して、その有効性を評価した。点群データから得られた 3DCAD モデルは、市道デザインシミュレーション、現状との差分の把握 (図 1、図 2)、住民説明会での活用、施工図の製作などに利用された。一般に 3D 計測された点群データは計測されていない箇所を含んだ不完全なモデルであり、点群データによっては、十分な認識精度が得られない。そこで我々は点群データから BPA や PSR を用いてメッシュモデルを生成し、メッシュ情報による平滑化や削減、均一化を行い、最適な点群密度による学習データ作成を行っている。このアプローチのメリットは、点群データのノイズを減少させたり、ノイズや穴を塞</p>	

ぐことで深層学習の認識精度を向上させることが可能である。



図1 電柱地中化のイメージ（電柱、電線、歩道の認識）

図2 歩道・舗装面デザイン



図3 宮古市市道末広線の3D計測と電柱削除およびCG歩道（左：計測データ、右：電柱除去）

2. 研究の経過

（注）必要なページ数をご使用ください。

Charles R. Qi^[1]らが発表した pointnet のシステムは独自の点群処理方式を導入し、従来手法より高い認識精度を実現した。クラス分類やセマンティックセグメンテーション、対象データを項目ごとに分類するパートセグメンテーションなど応用範囲が広く、今後点群データを深層学習で認識させる研究の先行研究となるだろう。本研究では、基礎実験として点群密度や全体の形状が不完全な場合、pointnet がどの程度の高い精度を保てるかの頑健性を検証した。

不完全な点群データとして、点群密度を変更したケースと複数個所が欠損しているケースの2パターンをそれぞれ作成した。処理前のデータには公開データセットである ModelNet40 の形状ファイルを使用する^[2]。点群データに三角形のポリゴンメッシュを貼り、QEM(Quadric Error Metric)を用いた三角形削減法を用いて、点群データの密度を調整した。ModelNet40 の各点群データはすべて 2048 個で構成されており、それらを 50%削減した点群数 1024 個のデータと、75%削減した点群数 512 個のデータを作成した。また、形状が大きく欠損したデータは二種類の机と椅子のデータから作成した。ModelNet40 から、それぞれ 10 個の椅子と机を抽出し、元データから 50%と 75%削減したモデルを用意した（図4）。

Pointnet の特徴は、1) 対称関数を使ったモデルを組むことで頂点インデックスの順番の影響を受けないことと、2) T-net と呼ばれるネットワークにより回転による影響を受けないことが挙げられる。点群にたいして対称関数を適用し、点群内の散逸な三次元情報を関数の形式で表現し、点群を一般的な関数式 (1) で表す。 h は多層パーセプトロン、 g は最大プーリング関数である。

$$f(\{x_1, \dots, x_n\}) \approx g(h(x_1), \dots, h(x_n)) \quad [1]$$

対称関数であるため任意の x を入れ替えても値は変わらず、すべての頂点に対して重みが等し

い多層パーセプトロンと最大プーリング関数の組み合わせにより順不同性を確保する。T-net は基本的な畳み込みネットワークと Max Pooling の組み合わせからなり、出力結果にアフィン変換行列をかけることで回転の影響を受けない不変性が確保される^[3]。

本研究では椅子の密度を 50%低下させたデータと 75%低下させたデータをそれぞれ 10 個対象とした。また、机も同様で、それぞれのデータを 10 個ずつ用意した。欠損データに関しては、椅子のデータ数は 46 個であり、机のデータ数は 40 個用意して分類器にかけて精度を検証した。表 1 はその検証結果である。点群の密度を 50%減らしたデータに関して、椅子と机の精度は 100%という高い結果を示した。密度を 75%減らしたデータでは椅子が 70%、机が 80%で全体を通してみると、75%という分類精度を残した。椅子の欠損データは 84.6%で、机に関しては 75%、全体では 79.8%と 8 割近い結果となった。pointnet は点群密度の変化には高い分類性能と頑健性を示した。

欠損データに関しては高い精度を示したが、形状が複雑で学習されていないデータ（椅子や机）では分類が困難であった。単調なつくりだけの椅子や机の場合ではより高い精度が得られたため、加工前のデータセットの形状に大きく依存すると考えられる。

実験結果を要約すれば、密度が減った点群データは高い精度で分類可能であり、欠損データでも学習済みモデルでは同様な結論が得られた。しかしながら、LiDAR スキャナで作成した日本家屋で使用されている机や椅子データは pointnet では認識されなかった。この実験結果はこれらの点群データが学習されていないのと、学習データセットの中に類似している形状の椅子が存在していなかったことが原因だと考えられる。

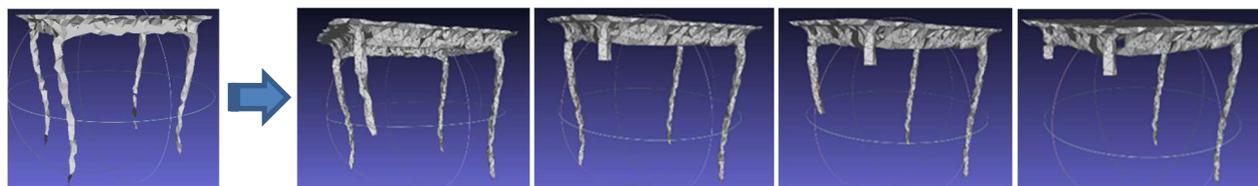


図 4 欠損データの例（左：元データ、脚データの段階的削除）

	椅子	机
密度 50%削減データ	1.000	1.000
密度 75%削減データ	0.700	0.800
欠損データ	0.846	0.750

表 1. 検証結果

宮古市末広線の電信柱は、学習データに含まれていないため、抽出が不可能であった（図 5）。そのため、電信柱に特化した抽出アルゴリズムを開発した。この方法では、最初に 3D 点群データから高さの異なる複数の板状の空間でサンプリングし、板状ごとに 2D 画像に変換する。次にハフ変換を用いて 2D 画像内の円を識別する。図 7 は岩手県宮古市末広線の計測された点群データであり、図 8 は電柱のみ抽出した点群データである。図 9 は電柱部分の点群データを取り除いた点群データと CG で作成した歩道とスラローム道を合成した映像である。3D モデルは構築せずに点群データと CG のみの合成であるため、複数のシミュレーション用画像とデモ用ビデオを約 3 日で作成できた。



図5 宮古市末広線の風景

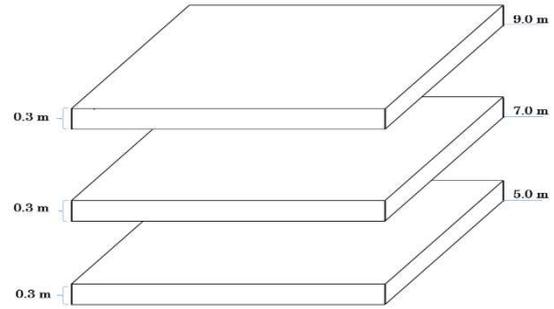


図6 空間サンプリング

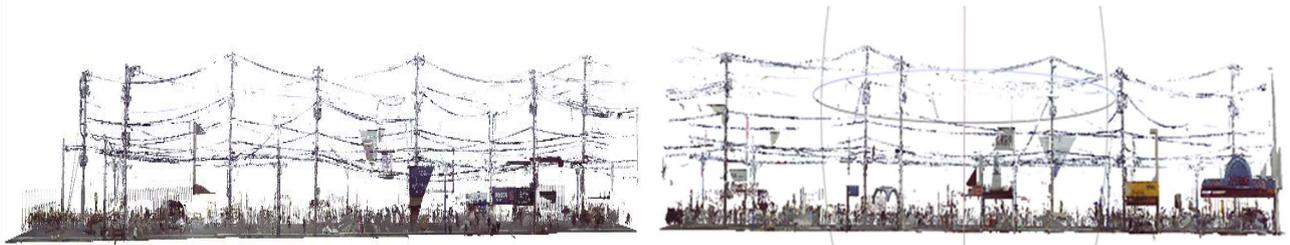


図7 宮古市市道末広線の点群データ

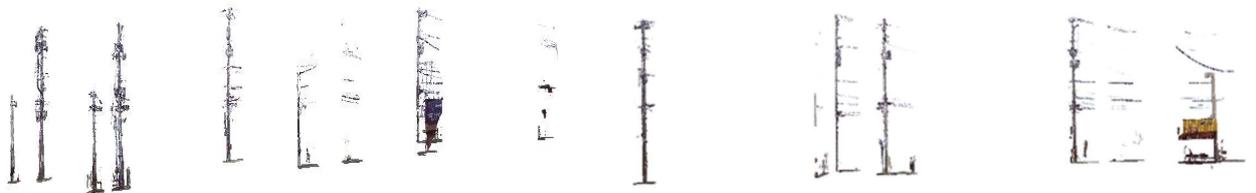


図8 自動抽出された電柱の点群データ



図9 電柱地中化の末広線（歩道、スラローム道はCG合成）

3. 研究の成果

(注) 必要なページ数をご使用ください。

本研究では、不完全な点群データに対する深層学習アプローチの頑健性について調査を行った。椅子と木の2クラスでの評価しか行っていないため、他のクラス（車、飛行機、…）での評価が必要である。また、クラス分類に限らず、パーツセグメンテーションやセマンティックセグメンテーションにおいても同様に不完全な点群データでの検証が必要である。

さらに商店街や道路の3D測定データから電柱や電気部品を自動除去する手法を開発し、宮古市末

広町の地下電柱建設の景観シミュレーションに利用した。Autodesk社の土木CADソフトウェアReCapを使用した時間のかかる対話処理アプローチと比較して、我々の自動抽出システムは、膨大な点群データから電柱と電気部品を迅速に識別し、削除可能である。このハフ変換を用いたアプローチの問題点は、円の識別精度がそれほど高くなく、ハフ変換プロセスで間違っただ円が抽出されることがある。しかしながら、間違っただ円のほとんどは半径の数値によるしきい値処理で削除可能である。

4. 今後の課題

(注) 必要なページ数をご使用ください。

点群データの深層学習による研究は始まったばかりであり、votenet^[4]のようにpointnet、pointnet++を改良した試みが提案されている。また、深層学習アプローチが使えない場合の試みとして、ハフ変換を用いた点群データの抽出を行った。抽出するものが決まっている場合、その形状に特化した抽出アルゴリズムは処理が高速で、精度も高いことが立証出来ている。今後の研究では、電柱間の電線の除去、街灯、歩行者、自動車などの騒音除去の自動化を検討する^[5]。

国内では、精密工学会「大規模環境の3次元計測と認識・モデル化技術専門委員会」が産学連携の専門委員会であり、3D計測や3DCADモデルの認識・モデル化に関して、継続的な研究を推進しており、我々も本委員会で積極的な研究発表やデモ展示を行っている。米国のACMやIEEEなどを含めた研究状況も同様で、膨大な点群の自動認識の研究は始まったばかりであり、対象物（例えば、樹木、ガードレール、工場内配管、パイプなど）を特定した自動モデル化が中心である。メッシュベースの点群データを扱う深層学習アプローチは、我々の知る限り類似した研究報告はされておらず、新規性が高い。特にボクセル画像で行う方式と比べて、メッシュ空間を利用する場合、認識精度が高く、同時にメモリ効率が良い。そのため、本研究成果は地形や建造物だけではなく、歯科分野で行われている口腔内スキャナの点群データ処理、自動車での自動運転への応用も見込める。

参考文献

[1] Charles R. Qi, Hao Su, Kaichun Mo, Leonidas J. Guibas “PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation” 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.

[2] modelnet40, <https://modelnet.cs.princeton.edu/>

[3] Binbin Zhang, Shikun Huang, Wen Shen, Zhihua Wei, “Explaining the PointNet: What Has Been Learned Inside the PointNet?”, 2019 IEEE CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVP), 2019.

[4] Charles R. Qi, Qr Litany, Kaiming He, Leonidas J. Guibas, ” Deep Hough Voting for 3D Object Detecion in Point Clouds, arXiv:1904.09664 [cs.CV], 2019.

[5] Z. Gao, A. Doi, T. Kato, H. Takahashi, K. Sakakibara, T. Hosokawa, M. Harada, “Utility pole extraction processing of point cloud data from 3D measurement and its applications”, iCAST2020, 2020/12.