

# (31) ダイナミックマップを用いた 道路地物の識別モデルの生成に関する 基礎的研究

山本 忍<sup>1</sup>・今井 龍一<sup>2</sup>・中村 健二<sup>3</sup>・塚田 義典<sup>4</sup>・麻生 紀子<sup>5</sup>

<sup>1</sup>学生会員 法政大学大学院 デザイン工学研究科 都市環境デザイン工学専攻  
(〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33)  
E-mail: jin.yamamoto.2j@stu.hosei.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 法政大学教授 デザイン工学部 都市環境デザイン工学科  
(〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33)  
E-mail: ryuichi.imai.73@hosei.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 大阪経済大学教授 情報社会学部 (〒533-8533 大阪府大阪市東淀川区大隅 2-2-8)  
E-mail: k-nakamu@osaka-ue.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 摂南大学准教授 経営学部 (〒572-8508 大阪府寝屋川市池田中町 17-8)  
E-mail: yoshinori.tsukada@kjo.setsunan.ac.jp

<sup>5</sup>非会員 ダイナミックマップ基盤株式会社  
(〒103-0022 東京都中央区日本橋室町 4-1-21)  
E-mail: Aso.Noriko@dynamic-maps.co.jp

近年の公共事業では、移動体計測車両や地上設置型レーザスキャナ等の導入により、様々な場所で大量の点群データが計測・蓄積されている。しかし、点群データは位置座標を保持した膨大な点の集合体のため、未加工の状態では用途が制限される。そのため、著者らは、ダイナミックマップを用いて点に道路地物の意味を与え、点群データを構造化したプロダクトモデルの構築手法を提案した。

本研究では、既存手法より抽出した点群データから道路地物を識別するための教師データの生成手法を提案する。そして、その教師データより構築した識別モデルを用いて、点群データから道路地物を自動識別できることを確認した。

**Key Words:** dynamic map, road objects, road objects detection, semantic point cloud data, deep learning

## 1. はじめに

近年の公共事業では、移動体計測車両 (MMS) や地上設置型レーザスキャナ (TLS) 等の導入により、様々な場所で大量の点群データが計測・蓄積されている。レーザ測量の成果である点群データは、位置座標を保持する膨大な点の集合体であるが、各点は意味を持たないため、手軽に利用するのが難しい特徴がある。例えば、道路地物 (以下、「地物」とする。) の維持管理や地物を更新する場合、目視にて点群データから地物を切り出すため、多大な労力を要する。そのため、点群データを賢く扱うには、点群データに国土空間上の地物の意味を与えて構造化するプロダクトモデル<sup>1)</sup>が一策となる。点群データのプロダクトモデルに関わる仕様として、点

群データの属性管理仕様【道路編】 (案)<sup>2)</sup> (以下、「属性管理仕様」とする。) が公開されている。属性管理仕様では、地物の外形線から作成した領域データで点群データを地物単位に管理する方法が規定されている。このような点群データのプロダクトモデル化を社会実装・定着していくには、領域データの効果的な整備手法の確立が必要である。

この課題を解決するため、著者らは、道路地図を用いて点群データから地物を抽出する手法を提案してきた。具体的には、工事の完成平面図を点群データの下敷きにすることで、点群データから地物を抽出している<sup>3)</sup>。また、自動運転の用途で整備されている地図情報レベル 500 を保持する高精度 3次元地図データ (HD マップ)<sup>4)</sup> (以下、「ダイナミックマップ」とする。) を用いて領域データを自動生成

したうえで地物を抽出している<sup>5)</sup>。その手順としては、ダイナミックマップの座標列から領域データを自動生成し、点群データに重畳することで、地物を自動抽出している。しかし、完成平面図や道路地図が存在しないエリアには、提案手法を適用できず地物抽出が困難であることが課題となっている。そのため、AI等の機械学習を用いて点群データから自動で地物を識別する手法が提案<sup>6)</sup>されている。しかし、高精度な識別モデルの構築には、大量かつ高品質な教師データを手動で用意する必要がある。

そこで、本研究は、ダイナミックマップを用いて自動抽出した地物の点群データから地物を自動識別するためのAIの教師データを生成する手法を提案する。これにより、地物単位で点群データを自動的に意味付けでき、点群データからの地物の切り出し作業の省力化や点群データのプロダクトモデルの普及と促進に寄与すると考えられる。

以上より、本研究の目的は、ダイナミックマップを用いて抽出した点群データからの道路地物識別モデル（以下、「識別モデル」とする。）の構築とする。具体的には、ダイナミックマップから生成した領域データにより、地物の点群データを抽出し、抽出した点群データを用いて識別モデルを構築する。そして、最適な教師データの生成手法を選定し、実証実験にて識別モデルの有用性を検証する。

## 2. 研究概要

### (1) 対象地物

ダイナミックマップを用いて抽出した地物の種類および識別モデルにて判定する地物の種類を表-1に示す。識別対象の地物は、区画線、道路標示、道路標識、信号機の4種類とする。本論文では、信号機の識別モデルに関わる取り組み成果を報告する。

### (2) 点群データの仕様

移動体計測車両（MMS）や地上設置型レーザスキャナ（TLS）で取得した点群データは、任意の座標系に基づく位置情報に加えて、反射強度を保持する。一方、輝度（RGB）は、点群データと画像との重畳処理<sup>7)</sup>が必要なため、測定の用途では必ずしも点に付与するとは言い難い。したがって、色情報は地物識別に有用な情報であるが、本研究では、識別モデルの汎用性を担保するため、反射強度を255で正規化した値をRGBに付与した点群データ（以下、「グレースケール点群」とする。）を使用する。

### (3) 提案手法

提案手法は、図-1に示すとおり、学習部と判定部で構成する。学習部では、まず、地盤面の分離処理にてCloudCompareのプラグイン機能であるCSF filter<sup>8)</sup>を用いて、点群データを地盤面と地盤面以外に分離する。理由は、信号機の設置高が5.0m<sup>9)</sup>以上であり、地盤面付近に存在しないためである。次に、

表-1 抽出地物の種類及び識別対象地物

主な抽出地物	識別対象の地物
区画線	区画線
多重区画線	
指示標示	道路標示
規制標示	
その他標示	
案内標識	道路標識
規制標識	
警戒標識	
指示標識	
その他標識	
信号機	信号機

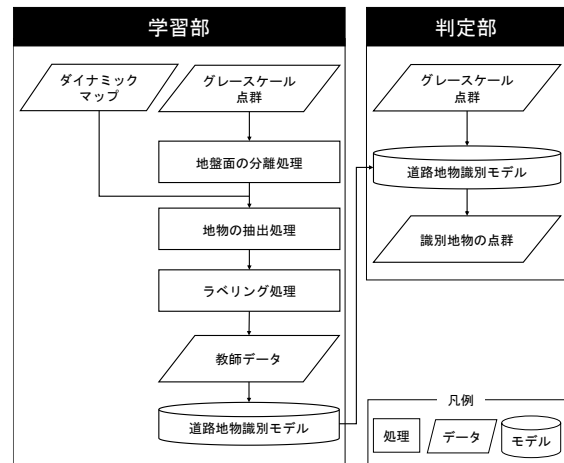


図-1 道路地物識別モデルの処理フロー

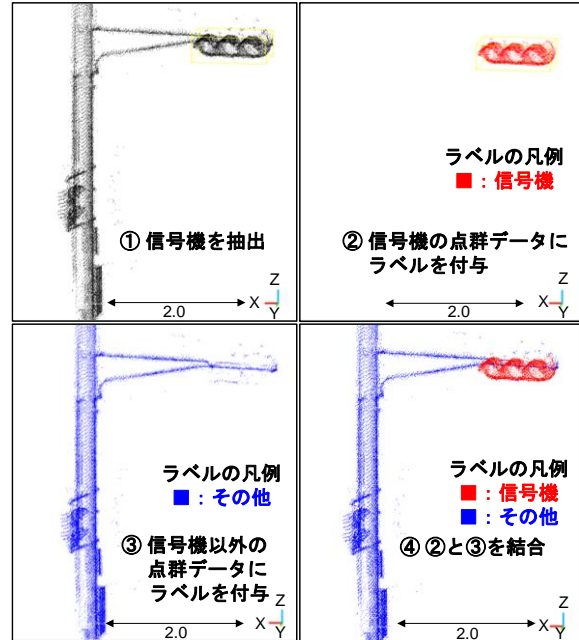


図-2 教師データのラベリングの手順

地物の抽出処理では、ダイナミックマップから生成した領域データを用いて、点群データから信号機の構成点のみを抽出する。最後に、ラベリング処理では、点群データに地物のラベルを付与する。

ラベリング処理の手順を図-2に示す。まず、点群データから信号機を抽出する。次に、抽出した点群

データに「信号機」のラベルを付与する。そして、信号機以外の点群データ（以下、「周辺点群」とする。）に「その他」のラベルを付与する。最後に、図-2中の②と③の点群データを結合する。

判定部では構築した識別モデルをグレースケール点群に適用し、点群データから信号機を判定する。

#### (4) 道路地物識別モデルの構築

本研究では、点群データからの地物識別で良好な精度が得られている ConvPoint<sup>10)</sup>を用いて、識別モデルを構築する。また、信号機を地物単位で判定するため、識別モデルは「信号機」と「その他」の2値分類とした。

### 3. 実証実験

#### (1) 実験計画

本実験の対象区間は、信号機が46個存在する静岡県下の一般道路約1.5kmとする。本実験では、教師データの生成手法が識別モデルの精度に与える影響を分析するため、図-3中の手法1から手法4に示すとおり、教師データを4種類の手法で生成し、それぞれの識別モデルを構築する。手法1では、1つの教師データに対して、信号機が1つ存在し、周辺点群を含める。同様に、手法2では、信号機が2つ存在し、周辺点群を含める。手法3では、信号機と支柱の点群データのみを切り出し、周辺点群は含めない。手法4では、複数の信号機が存在し、周辺点群を含める。

本実験で用いる点群データの点数を表-2に示す。

表-2より、教師データは、信号機の点数が約300千点、信号機以外の点数が約2,732千点である。検証データは、信号機の点数が約15千点、信号機以外の点数が約928千点である。なお、教師データと検証データの対象エリアは異なる。

最適な教師データの生成手法は、ダイナミックマップを用いて抽出した地物の構成点を正解とみなし、点単位の評価指標であるIoU（Intersection over Union）と、識別モデルの損失で選定する。IoUは、正解の点と自動識別した点の重なり度合を0から1までの数値で表したものである。IoUが高いほど識別精度が高いことを意味する。

識別モデルの判定精度は、地物単位に判定結果の正誤を算出し、集計する必要がある。正誤の算出手法は、ダイナミックマップを用いて抽出した地物を「正解の点群」とみなし、「正解の点群」と「自動識別した点群」との一致率を算出する。そして、一致率が50%以上の場合に正しく地物を判定できたと判断する。

#### (2) パラメータの設定

ConvPointのハイパーパラメータは、デフォルト値に基づき、Batch sizeを16、Iterationを1,000、Epochを100に設定した。

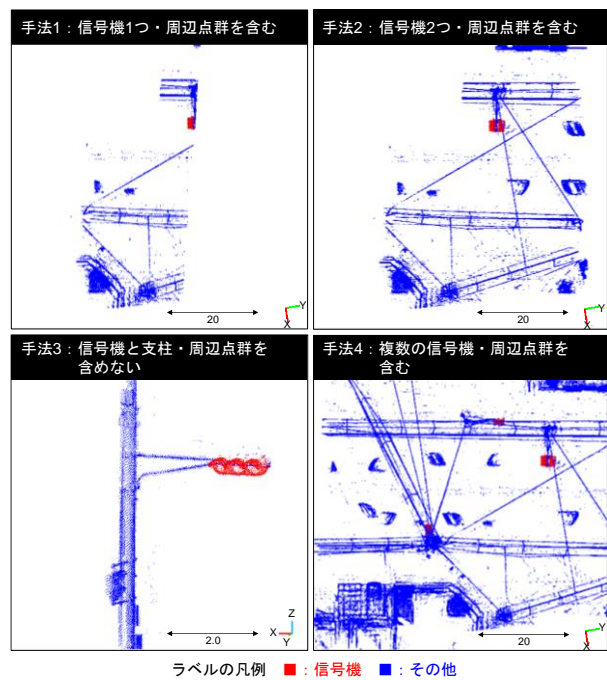


図-3 教師データの生成手法の種類

表-2 実験に用いた点数

教師データの点数[点]		検証データの点数[点]	
信号機	信号機以外	信号機	信号機以外
299,074	27,318,375	15,130	928,537

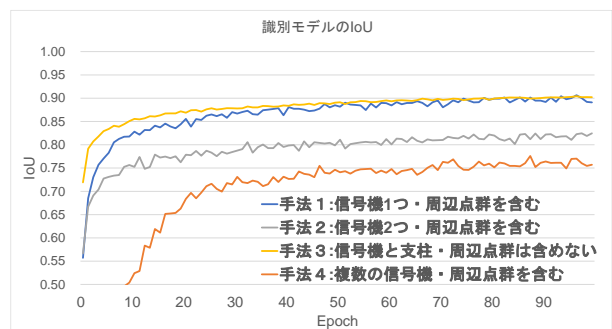


図-4 識別モデルのIoU

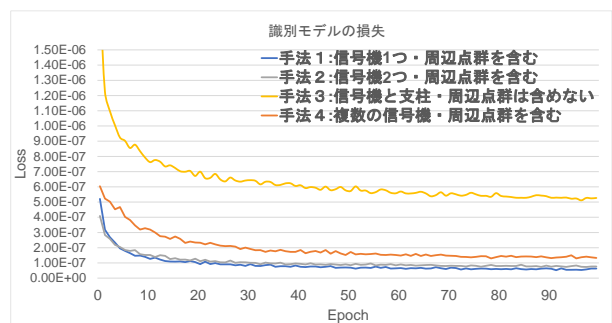


図-5 識別モデルの損失

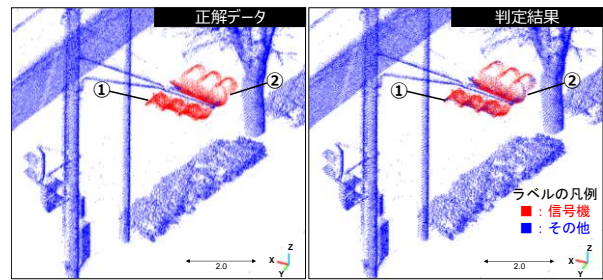
#### (3) 実験結果と考察

手法1から手法4の識別モデルのIoUを図-4に示す。図-4より、最良な識別モデルは、IoUが0.90付近に推移している手法1と手法3である。手法2や手法4のIoUは、0.75~0.83の間で推移しているが、手法1や手法3に比べて低い値となった。

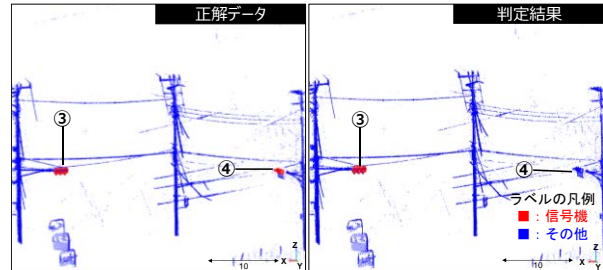
手法1から手法4の識別モデルの損失 (Loss) を図-5に示す。図-5より、最良な識別モデルは、損失が約  $1.0 \times 10^{-7}$  まで下がった手法1と手法2である。手法3や手法4の識別モデルの損失は、約  $2.0 \sim 8.0 \times 10^{-7}$  の間で推移していた。

以上より、信号機の最適な教師データの生成手法は、IoU と損失で共に良好な数値が得られた手法1であることがわかった。

2つの信号機が存在する2図郭の点群データに対して、手法1で生成した識別モデルを適用した結果を図-6に示す。各図郭の面積は、縦横約40m×約20mであり、図郭1の点数は約21千点、図郭2の点数は約72千点である。表-3に信号機の一致率と正解率を示す。一致率が50%以上の地物は、地物番号1~3の信号機であり、50%以下の地物は、地物番号4の信号機である。4個のうち3個の信号機が正しく判定できたため、正解率は75.0%であった。一方で、表-3より、地物番号4の信号機の点数が全く判定できなかった。さらに、図-6の図郭2の判定結果より、信号機の箇所が「その他」のラベルで判定されていることがわかる。この要因は、信号機の構成点が少ないことが挙げられる。そのため、識別対象の構成点数と精度の関係性に着目した教師データの生成手法の検討が必要だと考えられる。



図郭1：210,187点



図郭2：718,350点

図-6 信号機の判定結果

表-3 信号機の一致率及び正解率

地物番号	正解の点数[点]	自動判定した点数[点]	一致率[%]	判定可否	正解率[%]
1	4,636	3,391	73.1	可	75.0
2	3,955	2,668	67.5	可	
3	5,662	5,626	99.3	可	
4	877	0	0.0	不可	

#### 4. おわりに

本研究では、既存手法より抽出した点群データから地物を自動識別するためのAIの教師データを生成する手法を提案し、識別モデルを構築した。そして、道路地図が存在しないエリアでも点群データから地物を自動識別できることを確認した。この識別モデルを活用すると、地物単位で点群データを自動的に意味付けできるため、ダイナミックマップの整備の促進にも寄与できると考えられる。

今後は、識別モデルの判定精度を向上させるため、対象地物の構成点数が少ない場合への対処法を考案するとともに、道路標識、区画線や道路標示等の識別モデルの構築に取り組む予定である。

**謝辞：**本研究は、国土交通省の建設技術研究開発費補助金の助成を受けたものである。ここに記して深甚なる感謝の意を表する。

#### 参考文献

- 1) 中村健二, 今井龍一, 塚田義典, 梅原喜政, 田中成典: 点群データのプロダクトモデル化—Semantic Point Cloud Dataの提案—, 土木情報学シンポジウム講演集, Vol.46, pp.177-180, 2021.
- 2) 道路分野における点群データの属性管理仕様の検討小委員会: 点群データの属性管理仕様【道路編】(案)—第1.0版—, <http://www.nilim.go.jp/lab/qbg/bunya/gis/pdf/zokuseikanrisiryou.pdf>, (入手 2022.6.3) .
- 3) 中村健二, 塚田義典, 田中成典, 梅原喜政, 中畑光

貴: 完成平面図を用いた道路面地物の点群データの抽出に関する研究, 知能と情報, Vol.32, No.1, pp.616-626, 2020.

- 4) 株式会社三菱総合研究所: ダイナミックマップの概要と今後の展望, <https://www.airc.aist.go.jp/seminar\_detail/docs/20191205\_nakajo.pdf>, (入手 2022.6.3) .
- 5) 今井龍一, 中村健二, 塚田義典, 土田直之, 山本忍: ダイナミックマップを用いた道路地物の3次元空間の領域生成に関する研究, 土木学会論文集 F3(土木情報学), Vol.78, No.2, pp.L93-L102, 2022.
- 6) Timo H, Nikolay S, Lubor L, Jan W, Konrad S and Marc P: Smeantic3D.net: A new large scale point cloud classification benchmark, *ISPRS Annals of the Photogrammetry*, Vol.IV-1-W1, pp.91-98, 2017.
- 7) 国土地理院: 車載写真レーザ測量システムを用いた三次元点群測量マニュアル(案), <https://psgsv2.gsi.go.jp/koukyou/download/mms3d\_manual.pdf>, (入手 2022.6.3) .
- 8) Zhang W, Qi J, Wan P, Wang H, Xie D, Wang X, Yan G: An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation, *Remote Sensing*, MDPI, Vol.8, No.6, pp.501-509, 2016.
- 9) 岐阜県警察本部: 交通安全施設整備工事共通仕様書(信号機及び交通管制システム工事編), <https://www.pref.gifu.lg.jp/uploaded/attachment/298914.pdf>, (入手 2022.6.3) .
- 10) Boulch A: ConvPoint: Continuous convolutions for point cloud processing, *Computers & Graphics*, Vol.88, pp.24-34, 2020.