情報処理学会論文誌 Vol.62 No.5 1218–1233 (May 2021)

幾何と位相の特徴に基づいた点群データからの道路地物の識別に関する一考察

梅原 喜政[1,a)] 塚田 義典[2] 中村 健二[3] 田中 成典[4] 中畑 光貴[5]

受付日 2020年8月14日, 採録日 2021年2月2日

概要：国土交通省では，i-Construction の下，道路管理の効率化に向けて地方整備局の道路管理用車両にセンシング装置を搭載し，地方管理道路を含めた一般道の点群データの収集を開始した．しかし，点群データは地物の情報を保持していないため，対象地物は膨大な点の中から人手で探索する必要がある．この作業を省力化するため，機械学習を用いて点群データから道路地物を識別する手法を一部提案した．しかし，それは，対象地物が少なく，実運用を想定した検証ができていない．そこで，本研究では，維持管理業務の主要な地物の仕様や基準を整理するとともに，識別の判断指標となる特徴を見い出し，それらに基づいた地物識別技術を提案する．そして，実証実験より，機械学習の性能限界を明らかにし，今後の地物識別の実用化に向けた展開を論じる．

キーワード：i-Construction，道路地物，点群データ，地物識別，幾何と位相情報，機械学習

Research for Detecting Road Features from Point Cloud Data Based on Geometric Shape and Topology

Yoshimasa Umehara[1,a)] Yoshinori Tsukada[2] Kenji Nakamura[3] Shigenori Tanaka[4] Koki Nakahata[5]

Received: August 14, 2020, Accepted: February 2, 2021

Abstract: In order to improve the efficiency of road management made i-Construction, the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism has installed sensing device on the road management vehicle of the Regional Development Bureau and has started collecting point cloud data for road. However, since the point cloud data does not hold information on features, it is necessary to manually extract feature points from the enormous number of points. In order to save labor in this work, a method that uses machine learning to detect road features from point cloud data has been proposed in a part of previous research. However, in that research, there were few target features, and it was not possible to perform verification assuming actual operation. Thus, in this research, we newly add major features of maintenance work and clarify the definition of features by organizing specifications and standards on geometric shape and topology. And, we propose method for detecting road features based on indicators for detection. We clarify the performance limits of machine learning by demonstration experiment assuming actual operation and discuss future developments toward the practical application of detecting road features.

Keywords: i-Construction, road features, point cloud data, object detection, geometric shape and topology, machine learning

1 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, Suita, Osaka 564–8680, Japan
2 摂南大学経営学部
Faculty of Business Administration, Setsunan University, Neyagawa, Osaka 572–8508, Japan
3 大阪経済大学情報社会学部
Faculty of Information Technology and Social Sciences, Osaka, Osaka 533–8533, Japan
4 関西大学総合情報学部
Faculty of Informatics, Kansai University, Takatsuki, Osaka 569–1095, Japan
5 関西大学大学院総合情報学研究科
Graduate School of Informatics, Kansai University, Takatsuki, Osaka 569–1095, Japan
a) y.umeha@kansai-u.ac.jp

© 2021 Information Processing Society of Japan

1. はじめに

近年のレーザ計測技術の発達により，地物の形状を点群データとして計測する手段が多様化している．点群データを計測する機器として，Mobile Mapping System（MMS），航空レーザ，地上設置型レーザ（TLS），UAV レーザや可搬型レーザ等がある．国土交通省では，これらの機器を用いて計測した点群データを活用することで，施工現場の生産性を向上させる取り組みである i-Construction [1] を推進している．この i-Construction を契機として，現在，点群データによる業務の効率化に向けた技術開発がさかんである．道路分野に着目すると，点群データからのダイナミックマップの生成 [2] や自動運転車両での環境把握 [3]，小規模附帯構造物の点検 [4] 等の技術が提案されている．加えて，国土交通省では，インフラメンテナンス新技術・体制等導入推進委員会 [5] を設置しており，地方自治体におけるインフラ設備の維持管理業務に点群データ等の新技術を活用することを検討している．このように，点群データの利活用に関する取り組みが活発であり，点群データの利用機会が増大している．

これら技術開発の流れに加えて，点群データの普及や利活用を促進する目的として，計測された点群データをオープンデータとして公開する取り組みが行われている．静岡県では，県内で計測された点群データを「Shizuoka Point Cloud DB（PCDB）」[6] で公開している．社会基盤情報流通推進協議会では，全国の点群データとともに，地質データや図面データ等の関連資料を「My City Construction」[7] および「国土交通データプラットフォーム 1.0」[8] で公開している．また，筆者らは，点群データの利活用基盤として 3D Point Studio [9] を開発し，静岡県内の膨大な点群データを公開するための支援 [5] を行ってきた．この取り組みは，2019 年度国土交通省 i-Construction 大賞 [10] の優秀賞を受賞しており，今後，さらなる発展と点群データの増大が予想される．

これらオープンデータ化の流れにより，点群データの利活用基盤が構築されつつある．しかし，点群データは，空間上の位置を示す XYZ 座標，RGB 値や反射強度を保持しただけの点の集合にすぎず，他点や点の示す地物との関係情報を保持していない．道路空間を計測した点群データには，車両，照明柱や中高木等の様々な物体や地物が混在している．そのため，点群データを道路の維持管理等に活用する場合は，膨大な点の中から対象の地物の点を人手で抽出する必要があり，効率的な運用の妨げとなる．たとえば，防災点検や小規模附帯構造物の点検では，点群データを逐次確認する必要があり，点検対象となる地物の点群データを抜き出すために多くの時間を要する．

そこで，筆者らは，道路管理の対象となる地物の所在を領域データとして定義し，点群データにより効率的に道路地物を管理するための仕様 [11] を提案した．この仕様 [11] では，地物の所在と形状を領域データとして定義し，道路地物の点群データを容易に自動抽出することが可能となる．そのため，異なる時期に計測した点群データに適用し，時系列的に同一地物を管理することで，維持管理業務を支援できる．しかし，この自動抽出には領域データの作成が必要不可欠であり，その作成には手間がかかり，初期導入コストの問題がある．

以上のことから，点群データの効率的な運用には，膨大な点群データの中から，道路地物の点群データを抽出し，識別することが肝要である．道路地物を識別できれば，点群データから自動で領域データを作成し，用途に応じて必要な点群データを容易に抽出できる等，様々な高度利用が可能となる．たとえば，道路地物単位で点群データを管理し，同一の地物を時系列的に比較することで，変状を検知することに応用できる．

そこで，本研究では，点群データに含まれる道路地物を識別することで，各地物の点群データを自動抽出する技術を提案し，その有用性を評価する．まず，既存の道路地物の識別技術やこれまでの著者らの取り組みを調査，整理することで，本研究の実施方針を定める．次に，本研究で対象とする地物の仕様を整理したうえで，識別の判断基準になると考えられる着眼点を考案する．そして，それらの着眼点に基づいた地物識別技術を提案し，実証実験により提案手法の有用性や性能限界を評価したうえで，今後の地物識別の実用化に向けた展開を論じる．

2. 道路地物の識別技術

本研究を行うにあたり，まず，筆者らのこれまでの取り組みや地物識別に関する関連研究を整理する．そして，それらの動向や課題を整理したうえで，本研究の実施方針を定める．

2.1 これまでの取り組み

筆者らは，完成平面図に基づくことで道路地物を高精度に識別する研究 [12], [13], [14] に取り組んできた．既存研究 [12] では，完成平面図に記載されている地物の位置情報に基づき点群データを解析することにより，汎用的かつ高精度に地物を識別できる手法を提案した．しかし，完成平面図には地物の高さ情報を保持していないため，道路面が立体交差している場合や連続的な勾配がある場合に精度が低下するという課題が見られた．そのため，既存研究 [13] では，点群データを解析し，道路面の高さを推定することにより課題を克服した．また，完成平面図と点群データ間には，計測誤差や位置合わせ誤差等により位置ズレが発生するという課題も見られた．既存研究 [14] では，道路地物の境界線に基づき完成平面図と点群データとの位置合わせを行うことで，位置ズレの課題を解消した．しかし，これらの手法は，完成平面図に依存しており，図面のない現場では適

© 2021 Information Processing Society of Japan

用できないという課題がある．そこで，近年技術発展の目覚ましい機械学習を用いた地物識別技術に注目する．筆者らは，完成平面図に依存しない方法として，これら技術における道路地物の識別の可能性を確認 [15], [16] した．既存研究 [15] では，Random Forest を用いており，ロバストな地物識別の可能性を確認した．一方，既存研究 [16] では，深層学習を用いており，Random Forest と同様に汎用性の高い識別ができることを確認できた．しかし，いずれの研究においても，対象地物が少ないことに加えて，手作業で収集した点群データを評価データと学習データとに分けて実験を行っているため，実運用時を想定した評価ができていない．

2.2 地物識別に関する関連研究

点群データから道路地物を識別する関連研究（**表 1**）としては，色情報を用いる手法 [17], [18], [19], [20] やテンプレートモデルを用いる手法 [21]，幾何形状に基づく手法 [22], [23], [24]，位置情報を用いる手法 [25], [26]，SVM を用いる手法 [27]，Random Forest を用いる手法 [28], [29], [30], [31], [32], [33]，深層学習を用いる手法 [34], [35], [36], [37], [38] が提案されている．

色情報を用いる手法に着目すると，研究 [17] では，点群データの色情報を用いることで，青標識や赤信号のように特定の色の地物を抽出することに成功しており，地物認識に色情報を活用できる可能性があることを示した．研究 [18] では，色情報を用いることで白線や信号機灯具の抽出を行っているが，カラー舗装の現場では周辺との色の差分が異なるため精度低下するという課題が見られた．研究 [19], [20] では，航空写真と航空機 LiDAR を用いることで，精度良く建物の境界線を抽出している．しかし，研究 [17], [18], [19], [20] では，色情報を用いることから，レーザ計測と同時にカメラにより画像を撮影し，点群データと画像データ間で位置合わせをする必要があるため，費用や手間がかかる．

テンプレートモデルを用いる手法に着目すると，研究 [21] では中高木を対象として，中高木の大きさや種類に合わせて複数のモデルを生成し，点群データからそのモデルと類似した形状を抽出することにより中高木を抽出している．しかし，抽出対象の地物に合わせてモデルを定義する必要があるため汎用性に欠けるという課題がある．

点群データの幾何特徴に基づいて地物を抽出する手法に着目すると，研究 [22] では，地物特有の形状に着目し，点の法線ベクトルを確認することにより電柱を精度良く抽出している．しかし，信号柱や照明柱のように電柱と形状が類似している地物を誤識別するという課題がある．研究 [23] では，柱状物体や中高木等に対象地物を限定し，その地物に特有の幾何形状を探索することで精度良く地物を抽出できる．しかし，多様な道路地物に適用するには，各々で手法を検討する必要があり汎用性に課題がある．研究 [24] は，地物の平面性，体積や点の分布を事前に分析しておくことで，それらの指標値に基づいて地物を識別する手法である．しかし，各指標のパラメータを事前に設定する必要があるため，汎用性に欠けるという課題がある．

表 1 関連研究と地物の対応関係

Table 1 Correspondence between related methods and features.

地物	手法					
	色情報	テンプレートモデル	幾何形状	位置情報	機械学習	深層学習
車両	[20]			[25]	[31] [32] [33]	[35][36] [37][38]
人					[31] [32]	[36][37] [38]
標識柱	[17]		[23]	[25] [26]	[27] [29] [31]	[34][37] [38]
照明柱			[23]	[25] [26]	[27] [29]	[37][38]
電柱			[22] [23]	[25] [26]	[27]	[37][38]
信号柱	[18]		[23]	[25] [26]	[27] [29]	[37][38]
フェンス						[36]
ガードレール					[27]	
低木	[20]			[25]	[31] [32] [33]	[35][36] [37][38]
中高木	[20]	[21]	[23] [24]	[25] [26]	[30] [32] [33]	[34][35] [36][37] [38]
建物	[19] [20]		[24]	[25] [26]	[27] [31] [32] [33]	[35][36] [37][38]
道路面	[20]		[24]	[25] [26]	[31] [32] [33]	[35][37]
白線	[18]					
マンホール					[28]	
鉄塔						[38]

位置情報を用いる手法に着目すると，研究 [25], [26] では，地物が車道部の両端に存在すると仮定し，建物付近から地物までの距離を考慮して地物を抽出している．しかし，中央分離帯上に地物が存在する場合のように，道路形状によって抽出に失敗するという課題がある．

SVM を用いる手法に着目すると，研究 [27] は，局所領域探索を行い，特徴量を算出することで，地物を識別する手法である．しかし，地物ごとに局所特徴量が大きく変化するため，汎用性が低いという特性がある．

Random Forest を用いる手法に着目すると，研究 [28] は，点群データを俯瞰画像として変換し，深層学習を用いて算出した特徴量を Random Forest で学習することで，マンホールを識別する手法である．しかし，マンホールの色が路面と酷似している場合は抽出に失敗するという課題が

© 2021 Information Processing Society of Japan

表 2　識別に用いる特徴
Table 2　Features used for detection.

文献	特徴																		
	幅	奥行き	高さ	3辺の長さ	点の分散	主軸の角度	法線の角度	線形性	垂直性	平面性	球面性	全方位性	異方性	局所点密度	特定の点間の長さ	エントロピー	色情報	反射強度	2次元画像
[28]																			○
[29]	○	○	○	○		○									○		○	○	○
[30]	○	○	○	○				○	○	○	○		○						
[31]			○	○		○		○	○	○	○		○			○			
[32]	○	○	○					○	○	○	○	○	○	○		○			○
[33]			○	○	○		○	○		○	○		○			○		○	

ある．また，研究 [29] は，点群データと画像を用いることで，信号や照明等を識別する手法である．しかし，画像を用いているため，色情報による影響が大きく，色の種類が多い地物を誤識別する傾向がある．研究 [30] は，地物の高さ，角度や線形性等の幾何形状を Random Forest で学習することで，中高木を識別する手法である．しかし，中高木の種類により大きさや形状が大きく異なる場合があるため，識別精度に課題がある．研究 [31] は，垂直性や角度等の幾何形状に基づいて，地物を識別する手法である．しかし，大まかな点の分布に基づいて識別をしているため，樹木や柱状物体のように形状が似ている地物を誤識別する傾向がある．研究 [32] は，局所的な形状や点密度を考慮して点単位で識別した後，周辺の識別結果を考慮して結果を補正する手法である．しかし，局所的な特徴のみを用いて識別しているため，特徴が偶発的に一致し，建物の壁面を道路面として誤識別するという課題がある．研究 [33] では，点群データをボクセル化し，スーパボクセル単位で幾何形状や反射強度等の特徴を用いて地物を識別する．しかし，地物のエッジ部分では，スーパボクセルを適切に算出できない場合があり，識別精度が低下するという課題がある．

深層学習を用いる手法に着目すると，研究 [34] は，MMS により計測した画像を用いることで，標識柱を識別する手法である．しかし，画像の撮影方向や角度によっては物体の見え方が変化するため，認識精度が安定しないという課題が報告されている．研究 [35], [36] では，点群データを画像に投影し，深層学習を用いて地物を識別した後，その結果を点群データに反映する手法である．しかし，多くの地物が混在する場合，オクルージョンによる精度低下の課題がある．研究 [37], [38] は，点群データを様々な大きさのボクセルに分割し，局所特徴量を抽出することで地物を精度良く識別することができる．

2.3　本研究の実施方針

前述の関連研究のとおり，点群データから地物を識別する手法には様々な方法が存在するが，近年，Random Forest といった従来の機械学習や深層学習を用いた手法が注目されている．これらの手法は，表 1 に示すとおり，ロバストな識別能力の高さから多様な地物に対応できる柔軟性を有している．加えて，筆者らの既存研究 [15], [16] においても，それらの地物識別への適用可能性が確認されている．

そこで，本研究では，深層学習を適用する前に，Random Forest でどこまで地物識別できるかについて検証することを試みる．本研究では，Random Forest を用いた関連研究 [28], [29], [30], [31], [32], [33] について，地物識別に用いる特徴設定を整理（**表 2**）した．表 2 を確認すると，手法ごとの特徴設定に違いが見られることに加え，設定している特徴が部分的であることから，関連研究は地物の多角的な特徴をとらえきれておらず，2.2 節で詳述した課題が残存していると考えられる．たとえば，電柱，照明柱や標識柱のように類似した形状の地物を対象とする場合，大きさや高さ等の概形情報のみを特徴として識別すると，柱状物体としては識別できるが，柱状物体間で誤識別するという課題が生じる．そのため，それぞれの地物の特性を加味して，地物間の違いを多角的な特徴設定によりとらえる必要があると考えられる．

したがって，本研究では，まず，対象地物の定義を明確にする．次に，その定義に基づいて Random Forest に設定すべき特徴を検討する．最後に，実運用を想定した評価を行うことで，Random Forest の道路地物の識別に対する適用可能性や性能限界を検証する．

3.　地物の定義と特徴の設定

本研究では，地物識別技術を考案するにあたって，対象となる道路地物がどのような地物であるかを仕様や基準類に基づいて整理する．そして，その内容に基づいて，人がどのような判断基準で地物を見分けているのかを明らかにすることで，地物識別アルゴリズムを提案する．

3.1　対象地物の定義

本研究において道路地物とは，標識柱や中高木のように

© 2021 Information Processing Society of Japan

表 3　地物定義の整理結果
Table 3　Result of organizing road features definitions.

地物	準拠資料	製品構成	幾何形状表現 寸法 幅 (m)	奥行き (m)	高さ (m)	位相	材質	形状公差	形状特性	形状表現
車両	[41]	ボディ，タイヤ等	1.70	4.70	2.00	ボディの 4 隅付近にてタイヤを接合	鉄，アルミ，ゴム	数 m 程度	車種により形状が変化	白，黒，シルバー等
人	[42]	頭，胴，足等	0.50	0.40	1.70	—	—	数 cm〜1m 程度	姿勢により形状が変化	服装の色，橙色等
標識柱	[43]	標識板	2.00	0.00	3.00	高さ 5m 程度の位置にて標識柱に対して垂直に標識板を接合	アルミ	幅，高さ 数十 cm〜2m 程度	板状	青，緑，赤等
		標識柱	0.12	0.12	8.00		鋼材	幅，高さ 数十 cm〜2m 程度	柱状	白，黒等
照明柱	[44] [45]	照明器具	0.55	0.13	0.12	高さ 8m 程度の位置にて照明柱に対して照明器具を接合	半導体	数十 cm 程度	大きさが数十 cm 程度	白
		照明柱	0.10	0.10	8.00		鋼材	幅，奥行き数 cm，高さ数 m 程度	柱状，曲線状	白，黒等
電柱	[46]	柱状変圧器，電柱	0.35	0.35	12.00	高さ 10m 程度の位置に電柱に対して柱状変圧器を接合	コンクリート	幅，奥行き数 cm，高さ数 m 程度	柱状	灰色
信号柱	[47]	信号機	1.25	0.67	0.52	高さ 5.5m 程度の位置にて信号柱に対して垂直に信号機を接合	アルミ，半導体	幅と高さ 数十 cm〜1m 程度	歩行者用と車両用で形状が変化	白，赤，青，黄
		信号柱	0.31	0.31	7.50		鋼材，コンクリート	幅，奥行き数 cm，高さ数 m 程度	柱状	白，灰等
フェンス	[48]	ビーム，支柱	—	0.15	1.00	支柱に対して垂直にビームを接合	アルミ	幅数十 m 程度	地物により幅が大きく変化	白，緑等
ガードレール	[49]	ビーム，支柱	—	0.45	0.77	支柱に対して垂直にビームを接合	鋼材	幅数十 m 程度	地物により幅が大きく変化	白
低木	[50]	葉，枝	—	1.5	1.0	—	草	幅数 m 程度	地物により幅が大きく変化	緑，茶色等
中高木	[50]	葉，幹，枝	20.0	20.0	20.0	—	木	幅，奥行き，高さ 数 m〜数十 m 程度	幹と枝で形状が大きく変化	緑，黄，赤等

物理的に存在し，道路の維持管理の対象となる地物を指す．本研究の対象地物（**図 1**）は，計測時に写り込んだノイズである車両と人，そして，維持管理業務の対象地物 [39] のうち，道路空間に多く存在する標識柱，照明柱，電柱，信号柱といった柱状物体やフェンス，ガードレール，低木，中高木とする．

本研究では，対象地物がどのような地物であるか，その定義について整理した．整理項目としては，様々な工業製品のデータ表現やデータ交換の規格を定めた国際規格である ISO10303-41 から ISO10303-48 [40] を参考にして，製品構成や寸法等 7 項目を設定した．そして，各地物の基準や仕様 [41], [42], [43], [44], [45], [46], [47], [48], [49], [50] を参考にすることで各項目の値を整理した．整理結果を**表 3** に示す．

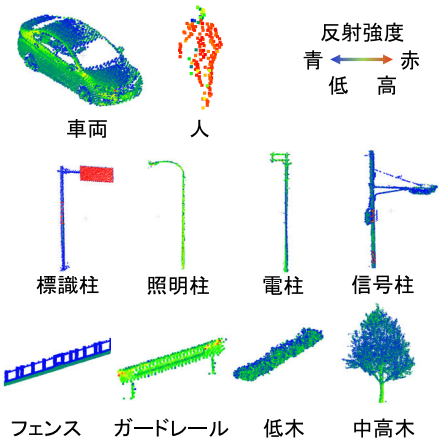

図 1　対象地物の一覧
Fig. 1　List of target road features.

© 2021 Information Processing Society of Japan

表 4　地物識別における着眼点と仮説
Table 4　Viewpoints and hypothesis in road features detection.

着眼点	仮説	特徴
地物により寸法が異なる	BB の大きさや各辺の比率を用いることで識別できる	1,2
複数の製品で構成されている地物は，それらを接合する部分で形状が異なる	地物の上下部での横幅の比率や点数を用いることで識別できる	3,4
	点の密集箇所や横幅や点数の変化を確認することで確認できる	5,6,7
	標高方向に分割した時の断面の変化を確認することで識別できる	12
地物の材質が異なる	反射強度を確認することで，識別できる	8,9
形状公差が数 cm から数十 m 程度であり，同一地物においても寸法が異なる	法線ベクトルのように点の分布を大まかに把握することで識別できる	10,11

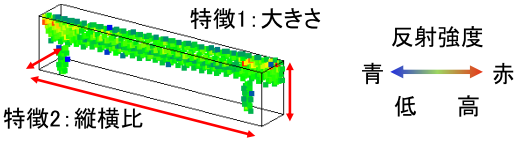

図 2　特徴 1，2
Fig. 2　Feature 1 and 2.

3.2　地物識別のための特徴の定義

Random Forest をはじめとした教師あり学習を用いた識別技術では，データを学習する指標となる特徴の設定が重要である．本研究では，表 3 を分析し，人がどのような判断基準で地物を見分けているかを仮説として**表 4** のとおり整理した．整理結果から，次に示す特徴を設定した．

- 特徴 1，2

特徴 1，2 は，表 4，**図 2** に示すとおり，バウンディングボックス（以下，BB）の大きさに基づいた指標である．特徴 1 では，BB の幅，奥行きと高さを指標とし，特徴 2 では，幅と高さ，奥行と高さの比率を指標として用いる．

- 特徴 3〜7

特徴 3〜7 は，表 4，**図 3**，**図 4** に示すとおり，点の分布に着目した指標である．特徴 3，4 では，図 3 に示すとおり，点群データ上部と下部における点数の比率や横幅の偏差を求める．また，特徴 5，6 では，図 4 に示すとおり，点群データを一定標高ごとに分割し，幅と奥行き方向の変化量や点数を確認することで，標高方向の点の分布をより詳細に確認する指標である．特徴 7 では，図 4 に示すとおり，点群データを X，Y 方向それぞれで短冊上に分割し，分散を求めることで X，Y 平面上における点の分布を指標とする．

- 特徴 8，9

特徴 8，9 では，表 4，**図 5** に示すとおり，反射強度を指標とする．特徴 8 では，点群データを一定標高で分割したときの反射強度の高い点が含まれる区間数と指標とする．

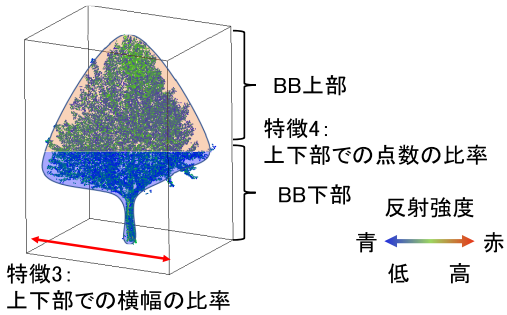

図 3　特徴 3，4
Fig. 3　Feature 3 and 4.

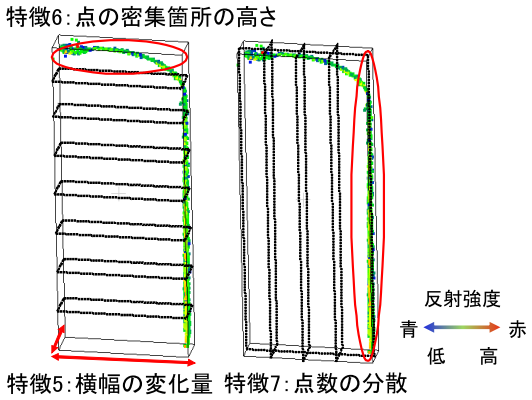

図 4　特徴 5〜7
Fig. 4　Feature 5〜7.

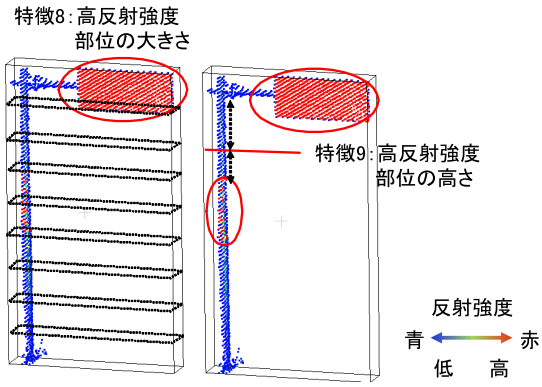

図 5　特徴 8，9
Fig. 5　Feature 8 and 9.

特徴 9 では，反射強度が高い点の高さの平均を用いる．

- 特徴 10，11

特徴 10，11 は，表 4，**図 6** に示すとおり，法線ベクトルに着目した指標である．特徴 10 では，点群データ全体に対する法線ベクトルを用いる．また，点群データを一定標高で分割し，法線ベクトルを算出することにより，より詳細な形状を把握できると考えられる．そのため，特徴 11 には，点群データを一定標高で分割したときの法線ベクトルの傾きの分散を用いる．

- 特徴 12

特徴 12 は，表 4，**図 7** に示すとおり，点群データを標

© 2021 Information Processing Society of Japan

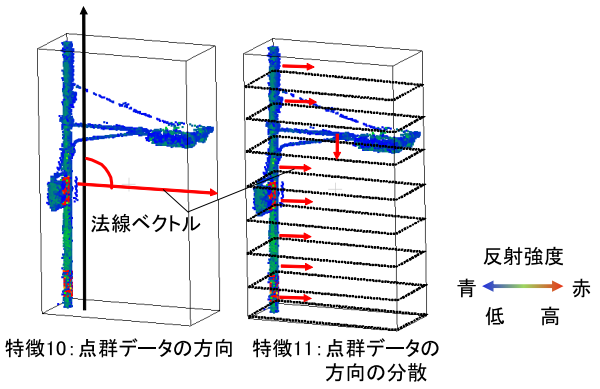

図 6　特徴 10，11
Fig. 6　Feature 10 and 11.

高方向に順に確認したときの形状変化に着目した指標である．特徴 12 では，標高方向に分断した点の底面投影面積の累積変化量を用いることで，詳細な形状変化を指標とする．

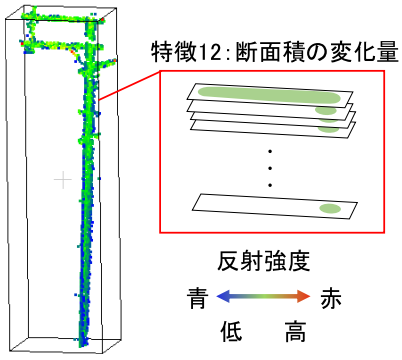

図 7　特徴 12
Fig. 7　Feature 12.

3.3　地物の特徴が表れる項目と判断基準

前節では，地物の定義を整理した結果，12 個の特徴に基づいて道路地物を判断できることを明らかにした．本節では，これら 12 個の特徴がどの地物の識別に寄与するかを整理した．整理結果を**表 5** に示す．それぞれの地物において，各特徴を用いて地物を識別できると考えられる場合は○を記載している．表 5 に示すとおり，道路地物を識別するには，複数の特徴を組み合わせて判断する必要があることが分かる．

また，表 5 の整理結果に基づいて地物を識別できるかを確認するために，表 3 の数値を参考にして，人手で作成した決定木（**図 8**）を作成した．図 8 では，一例として特徴を 1 から順番に組み合わせることで，決定木を作成してい

表 5　地物の特徴が表れる項目
Table 5　Items of showing road feature.

地物	特徴											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
車両	○	○	○	○	○							
人	○	○		○	○							
標識柱	○	○	○	○	○	○		○	○	○	○	○
照明柱	○	○	○	○	○	○				○	○	
電柱	○	○	○	○		○				○	○	
信号柱	○	○	○	○	○			○	○	○	○	○
フェンス	○	○			○		○			○		
ガードレール	○	○		○	○		○			○		
低木	○	○			○		○			○		
中高木	○	○	○	○	○		○			○		○

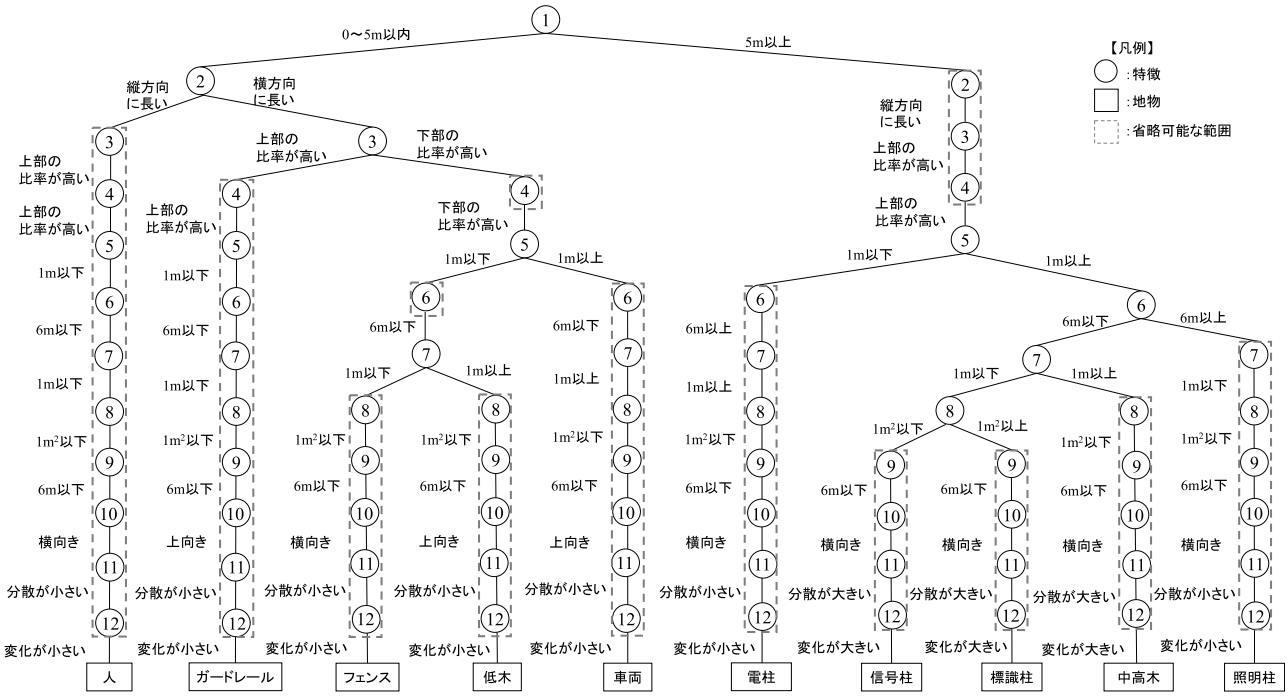

図 8　特徴に従った決定木の一例
Fig. 8　Example of the decision tree according to features.

© 2021 Information Processing Society of Japan

るが，この順番はランダムに変更した場合においても問題ないと考えている．図 8 を確認すると，仮説に基づいて定義した特徴を用いることにより，各地物を識別できることが確認できる．そのため，本研究では，これらの特徴に基づいて多角的に点群データを分析する Random Forest を用いることで，地物識別の実用化を目指す．

4. 提案手法

提案手法の処理の流れを**図 9** に示す．道路空間を計測した点群データには様々な地物が含まれているため，事前処理で点群データを地物ごとに分割する．そして，提案手法では，分割後の点群データを入力し，Random Forest を用いた識別機能を経て，各地物の点群データを出力する．

4.1 事前処理

道路空間の点群データは，地盤や電線，建物等により，地物どうしが連結した状態で計測される．本処理では，地物ごとの点群データに分割するときに点間距離に基づいてラベリングを行っているため，地物どうしが 1 つのラベルとして結合するという課題がある．そのため，地盤と電線，建物を除去した後，ラベリングを行うことで，地物ごとの点群データに分割する．

4.1.1 不要な地物の除去

本処理では，入力データの点群データから地盤と電線，建物といった地物の点を除去する．まず，Cloth Simulation [51] を用いて点群データから地盤を除去する．Cloth Simulation は，点群データを標高方向に反転させて，上から布を被せたときに布と接している点を地盤とする手法である．次に，一定標高以上に存在する点の BB が地面に対して水平方向に長い場合は電線として除去する．最後に，点群データの外周付近に存在する点を建物として除去する．

4.1.2 地物の分割

本処理では，点群データをユークリッド距離に基づいたラベリングをすることにより，地物ごとの点群データに分割する．まず，点群データを一定の大きさのグリッドに分割し，隣り合うグリッドに同じラベルを付与する．次に，同一ラベルのグリッドに含まれている点を 1 つの地物として抽出する．最後に，点群データには計測誤差等の影響で外れ値が含まれているため，点数が一定数以下の地物を外れ値として削除する．

4.2 識別機能

本機能では，点群データを Random Forest を用いて解析することにより，地物の識別を行う．本機能は，識別モデル構築処理と識別処理により構成される．

4.2.1 識別モデル構築処理

本処理では，Random Forest を用いて学習を行うことにより，道路地物の識別モデルを生成する．まず，**図 10** 中に示すとおり，学習データから決定木を生成するためのデータをランダムに抽出する．次に，3.2 節で整理した 12 個の特徴からランダムにいくつかの特徴を選定する．そして，根から順番に各ノードに対して，前処理で選定した複数の特徴の中から 1 つを選定し，その特徴における閾値をランダムに決定することで決定木を構築する．最後に，上記の作業を繰り返すことにより，複数の決定木を生成する．

4.2.2 識別処理

本処理では，識別モデル構築処理で生成した識別モデルを用いて点群データの示す地物を識別する．識別モデルは多数の決定木により構成されており，各決定木の判定結果から多数決により識別結果を一意に特定する．まず，**図 11** に示すとおり，識別対象のデータを識別モデル構築処理にて生成した決定木に入力し，決定木に基づいて判定することで，識別結果を取得する．次に，複数の決定木の結果を

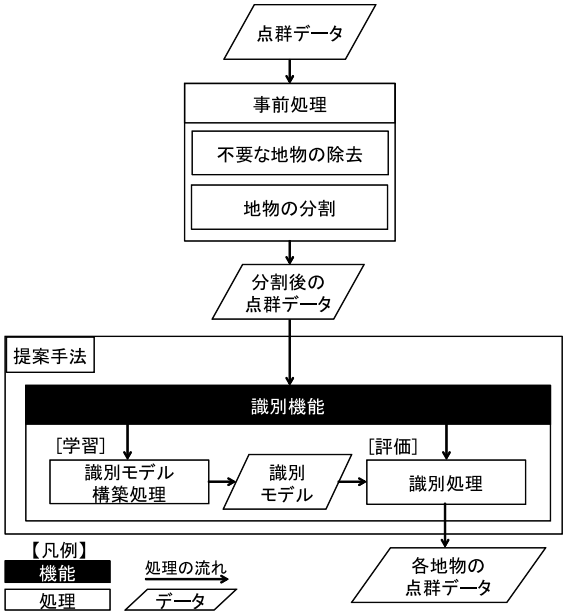

図 9　処理の流れ
Fig. 9　Process flow.

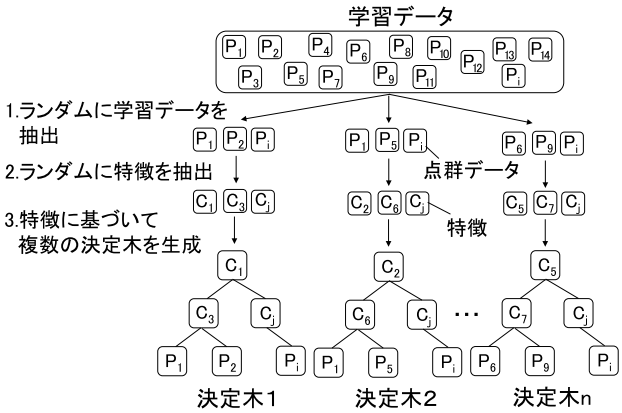

図 10　識別モデル構築処理
Fig. 10　Detective model creation process.

© 2021 Information Processing Society of Japan

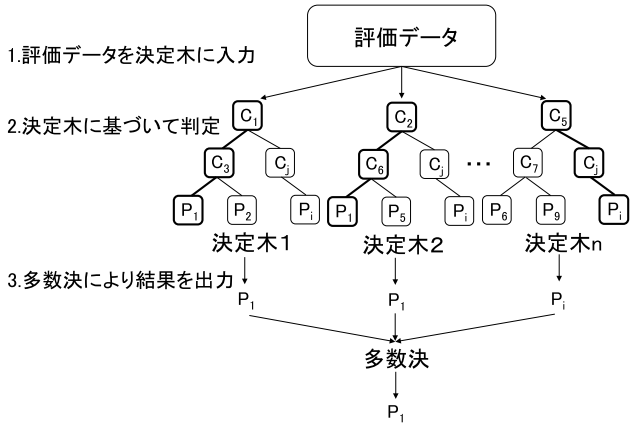

図 11 識別処理
Fig. 11 Detection process.

統合し，多数決により最終的な識別結果を取得する．

5. 実証実験

本実験では，点群データに提案手法を適用し，識別結果と目視で判断した正解データとを比較することで提案手法の有用性を評価する．

5.1 実験条件

本実験の評価に用いる点群データとしては，道路地物が豊富にある都市部の点群データを 3 地点選定した．選定した点群データの詳細を**表 6** に示す．地点 1 は，住宅街を計測した点群データであり，標識柱や電柱が多く存在し，電線により地物の分割が難しい環境である．また，地点 2，3 は，大通りを計測した点群データであり，車両や人，照明柱，中高木等の地物が多く存在する．このように，本実験では，環境や地物の種類が異なる地点を計測した点群データを対象とすることで，提案手法の有用性を評価する．点群データは，**表 7** に示す MMS を用いて計測した．地点 1 は Road-Scanner4 [52]，地点 2，3 は StreetMapper 360 [53] を使用した．また，提案手法 1 の学習に用いる点群データは，都市部の点群データから道路地物を手作業で収集し，**表 8** のとおり設定した．提案手法 2 の学習に用いるデータは，提案手法 1 と同様のデータを用いるものとし，表 8 のとおり，対象の地物とそれ以外の地物が同数となるように設定した．なお，表 8 は車両識別モデルの例であるが，その他地物も同様の方法で設定した．

5.2 実験手順

提案手法では，Random Forest のアルゴリズム上，多数決により地物を識別するため，対象地物数が増加すると多数決の判定が不安定になるという仮説を立てた．そこで，本実験では，多数決のとり方が異なる 2 手法の識別精度を比較することで，各手法の有用性を評価する．手法 1 は，全対象地物を学習させた単一のモデルを用いて地物を識別する手法である．手法 2 は，対象地物に該当するか否かを識別するモデルを地物ごとに生成し，各モデルの識別結果のうち，多数決割合の最も多い地物を採用する手法である．

なお，事前処理の地物抽出精度については，本研究の目的が Random Forest の地物識別への適用条件や適用限界を明らかにすることであるため，本実験の評価対象としない．そこで，本実験では，事前処理で抽出した地物を目視で確認し，単体の地物として抽出できた点群データを対象に Random Forest の識別精度を評価する．

本実験の手順を以下に示す．

STEP.1 表 8 に示す学習データ数に基づいて，識別モデル構築処理により手法 1 と手法 2 の決定木を生成する．

STEP.2 事前処理により，点群データを地物ごとに分割し，単体として分割できた点群データのみを取得する．

STEP.3 提案手法 1，2 により，STEP.1 で取得した点群データを識別する．

STEP.4 識別結果と正解データとを比較し，正しく識別

表 6 点群データの詳細
Table 6 Details of point cloud data.

地点	名称	点数
1	静岡県沼津市下河原町	20,635,231
2	北海道札幌市中央区北 2 条西 3 丁目	3,554,726
3	北海道札幌市中央区大通り西 3 丁目	5,245,740

表 7 計測機器の詳細
Table 7 Details of measuring equipment.

項目	Road-Scanner4[52]	StreetMapper 360[53]
計測範囲	360 度	360 度
有効計測距離	119m	200~500m
最大計測点数	100 万点/秒×2 台	5~30 万点/秒×2 台
走査レート	200 回転/秒	100 回転/秒
スキャン精度	1mm 以下	7mm 以下

表 8 識別モデルの学習データ数
Table 8 Number of training data for detection model.

地物	提案手法 1	提案手法 2（車両識別モデル）	
		車両である	車両でない
車両	398	360	0
人	493	0	40
標識柱	498	0	40
照明柱	522	0	40
電柱	440	0	40
信号柱	78	0	40
フェンス	59	0	40
ガードレール	461	0	40
低木	34	0	40
中高木	608	0	40

© 2021 Information Processing Society of Japan

表 9　実験結果
Table 9　Experimental result.

地点	識別結果	評価データ																				誤識別数	
		車両		人		標識柱		照明柱		電柱		信号柱		フェンス		ガードレール		低木		中高木			
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	車両	16	16	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	5	5
	人	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	標識柱	0	0	0	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	照明柱	0	0	1	1	1	0	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2
	電柱	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
	信号柱	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
	フェンス	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ガードレール	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2
	低木	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	中高木	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
	不一致数	0	0	4	4	1	3	0	1	3	3	0	0	0	0	0	0	2	2	1	1	—	—
2	車両	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	2
	人	0	0	12	15	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	4	4	5	6
	標識柱	0	0	0	0	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	照明柱	0	0	2	0	2	2	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	5	2
	電柱	0	0	0	2	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	11
	信号柱	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	フェンス	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ガードレール	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2
	低木	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	中高木	1	1	4	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	6	2
	不一致数	3	3	6	3	2	3	0	8	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	7	7	—	—
3	車両	3	3	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	9	3	3	14	14
	人	0	0	6	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	4	3	4
	標識柱	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	照明柱	0	0	1	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
	電柱	0	0	0	1	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7
	信号柱	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	フェンス	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ガードレール	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	低木	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	中高木	0	0	11	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	11	3
	不一致数	0	0	14	6	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	9	9	6	7	—	—

（表中省略）1：提案手法1，2：提案手法2

できているかを確認する．

STEP.5　識別数に対する識別の成功数の割合から適合率を，評価データ数に対する識別の成功数の割合から再現率を，適合率と再現率の調和平均を算出することにより F 値を算出し，精度を評価する．

5.3　結果と考察

実験結果を**表 9**，その集計結果を**表 10**，識別の成功事例と失敗事例を**図 12** に示す．識別結果のうち正しく識別できた数を一致数，正解とは異なる地物として識別した数を不一致数（表 9 中縦軸），識別結果のうち正しく識別できなかった数を誤識別数（表 9 中横軸）とする．また，識別結果と正解が一致した部分を太枠部とし，誤識別や誤認識が生じた部分を灰色としている．表 9 と表 10 から次の 5 点が明らかとなった．

- 提案手法は F 値 0.37〜0.68 で地物を識別できる

表 10 中合計の F 値を確認すると，提案手法 1 では，最大で 0.68，平均で 0.57 であり，提案手法 2 では，最大で 0.58，平均 0.52 で地物を識別できた．一方，文献 [15] では，平均 F 値 0.92 で識別できており，本研究では，精度が低下する結果となった．表 9 と表 10 で精度低下の要因を確認すると，車両や人，低木や中高木のような文献 [15] の対象ではない地物の識別に失敗する傾向があることが分かった．

まず，車両や人に着目すると，図 12 の車両と人に示す

© 2021 Information Processing Society of Japan

表 10　集計結果
Table 10　Aggregate result.

手法	地点	項目	評価データ										合計
			車両	人	標識柱	照明柱	電柱	信号柱	フェンス	ガードレール	低木	中高木	
1	1	評価数	16	4	4	2	3	0	0	0	2	2	33
		一致数	16	0	3	2	0	0	0	0	0	1	22
		不一致数	0	4	1	0	3	0	0	0	2	1	11
		誤識別数	5	0	0	3	0	0	0	2	0	1	11
		再現率	1.00	0.00	0.75	1.00	0.00	—	—	—	0.00	0.50	0.67
		適合率	0.76	0.00	1.00	0.40	0.00	—	—	—	0.00	0.50	0.67
		F 値	0.86	0.00	0.86	0.57	0.00	—	—	—	0.00	0.50	0.67
	2	評価数	18	18	7	9	0	2	0	0	0	8	62
		一致数	15	12	5	9	0	0	0	0	0	1	42
		不一致数	3	6	2	0	0	2	0	0	0	7	20
		誤識別数	2	5	0	5	0	0	0	2	0	6	20
		再現率	0.83	0.67	0.71	1.00	—	0.00	—	—	—	0.13	0.68
		適合率	0.88	0.71	1.00	0.64	—	0.00	—	—	—	0.14	0.68
		F 値	0.86	0.69	0.83	0.78	—	0.00	—	—	—	0.13	0.68
	3	評価数	3	20	0	6	0	0	0	0	9	8	46
		一致数	3	6	0	6	0	0	0	0	0	2	17
		不一致数	0	14	0	0	0	0	0	0	9	6	29
		誤識別数	14	3	0	1	0	0	0	0	0	11	29
		再現率	1.00	0.30	—	1.00	—	—	—	—	0.00	0.25	0.37
		適合率	0.18	0.67	—	0.86	—	—	—	—	0.00	0.15	0.37
		F 値	0.30	0.41	—	0.92	—	—	—	—	0.00	0.19	0.37
	合計	F 値	0.74	0.53	0.84	0.79	0.00	0.00	—	—	0.00	0.20	0.57
2	1	評価数	16	4	4	2	3	0	0	0	2	2	33
		一致数	16	0	1	1	0	0	0	0	0	1	19
		不一致数	0	4	3	1	3	0	0	0	2	1	14
		誤識別数	5	1	0	2	2	2	0	2	0	0	14
		再現率	1.00	0.00	0.25	0.50	0.00	—	—	—	0.00	0.50	0.58
		適合率	0.76	0.00	1.00	0.33	0.00	—	—	—	0.00	1.00	0.58
		F 値	0.86	0.00	0.40	0.40	0.00	—	—	—	0.00	0.67	0.58
	2	評価数	18	18	7	9	0	2	0	0	0	8	62
		一致数	15	15	4	1	0	0	0	0	0	1	36
		不一致数	3	3	3	8	0	2	0	0	0	7	26
		誤識別数	2	6	0	2	11	1	0	2	0	2	26
		再現率	0.83	0.83	0.57	0.11	—	0.00	—	—	—	0.13	0.58
		適合率	0.88	0.71	1.00	0.33	—	0.00	—	—	—	0.33	0.58
		F 値	0.86	0.77	0.73	0.17	—	0.00	—	—	—	0.18	0.58
	3	評価数	3	20	0	6	0	0	0	0	9	8	46
		一致数	3	14	0	0	0	0	0	0	0	1	18
		不一致数	0	6	0	6	0	0	0	0	9	7	28
		誤識別数	14	4	0	0	7	0	0	0	0	3	28
		再現率	1.00	0.70	—	0.00	—	—	—	—	0.00	0.13	0.39
		適合率	0.18	0.78	—	0.00	—	—	—	—	0.00	0.25	0.39
		F 値	0.30	0.74	—	0.00	—	—	—	—	0.00	0.17	0.39
	合計	F 値	0.74	0.71	0.63	0.17	0.00	0.00	—	—	0.00	0.23	0.52

とおり，点密度や点の計測状態が異なっていることで誤認識する事例があった．これは，点群データが計測時に使用した機器，計測環境やレーザの当たり方により，点群データの精度や点密度，反射強度の数値も変化する特性を持っていることに起因する．そのため，同一地物内において特徴に差が生じ，誤識別したと考えられる．

また，低木や中高木に着目すると，図 12 の低木，中高木に示すとおり，車両として誤識別する傾向が見られた．低木は，車両と大きさや形状が類似しているため誤識別が発生したと考えられ，中高木は，繁茂の具合により大きさや形状が大きく変化する地物であり，特徴が定まらず誤識別したと考えられる．

- 提案手法 1 と提案手法 2 を比較すると，提案手法 1 の識別精度が高い傾向がある

表 10 中 3 地点の合計の F 値を確認すると，手法 1 は 0.57，手法 2 は 0.52 であり提案手法 1 の方が高く，仮説とは異なる結果となった．表 9 で詳細を確認すると，全地点において提案手法 2 より提案手法 1 の方が標識柱や照

© 2021 Information Processing Society of Japan

明柱等の柱状物体の識別精度が高いことが分かった．これは，柱状物体はそれぞれ似た形状をしているが，提案手法 1 では，地物ごとに学習しているため，柱状物体の特徴を学習できたと考えられる．一方，提案手法 2 では，対象地物か否かの 2 値分類であるため，該当地物以外の学習時に様々な地物が学習データとして与えられることで特徴が定まらず，精度が低下したと考えられる．以上のことから，Random Forest を用いる場合，2 値分類とするのではなく，提案手法 1 の方法を採用することが良いと考えられる．

- 柱状物体間で誤識別する傾向がある

表 9 の標識柱や照明柱の識別結果を確認すると，提案手法 1，2 ともに別の柱状物体として誤識別する傾向が見られた．これは，図 12 の標識柱と照明柱に示すとおり，標識柱や照明柱等の柱状物体は大きさや形状が類似しており，それぞれの柱状物体の特徴が定まらず，誤識別したと考えられる．また，柱状物体は他の地物に比べて多種多様な形状の地物が存在するため，学習データにない形状の場合は，識別精度が低下すると考えられる．しかし，柱状物体と見なして集計した場合，提案手法は柱状物体を精度良く認識できることが分かった．そこで，柱状物体として識別した後，標識板や信号機，照明器具等の有無を確認することで，精度向上が可能と考えられる．

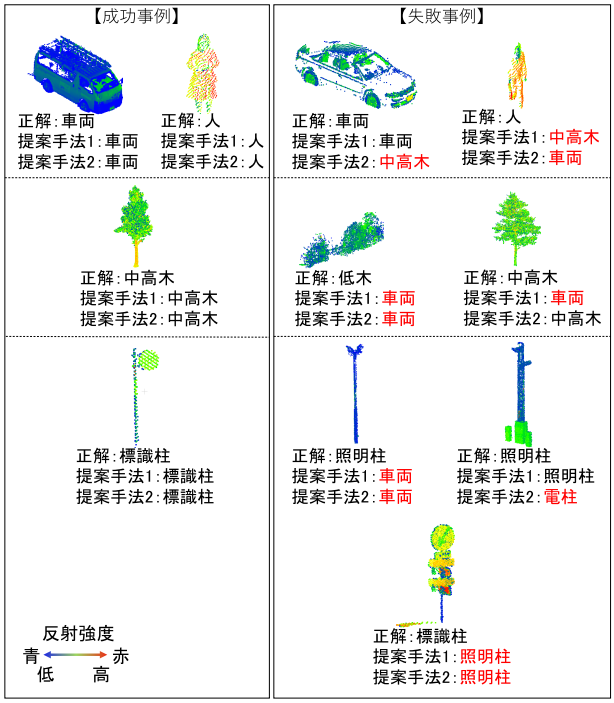

図 12　識別の成功事例と失敗事例
Fig. 12　Examples of successful and failing detection.

- 地物識別に用いた特徴の評価

地物識別に用いた特徴が適切かどうかを評価するために，手法 1 における 3 地点の識別結果を合計し，各地物の識別結果を整理した．整理結果を**図 13** に示す．図 13 の横軸は，地物ごとの識別結果の個数を表しており，右部には識別に成功した数，左部には識別に失敗した数を記載している．また，地物ごとに評価数が異なるため，0 から 1 に正規化した．図 13 を確認すると，車両と標識柱は正しく識別できている数が多いことから，これらの地物に関する特徴設定は正しかったと考えられる．一方，人を中高木，車両や照明柱として，標識柱を照明柱として，低木を車両として，中高木を車両や人として誤識別する傾向があることが分かった．誤識別した要因や定義した特徴の妥当性を評価するために，誤認識した地物どうしでどのような特徴で本来識別できているはずかを図 8 に基づいて整理した．整理結果を**表 11** に示す．表 11 を確認すると，特徴 1，5，11，12 で本来識別できるはずが，実験結果から識別できて

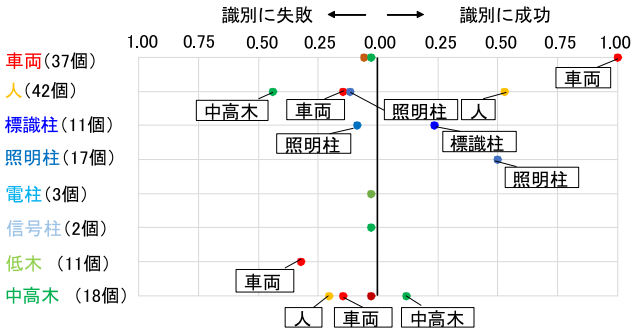

図 13　各地物の識別結果
Fig. 13　Detection result of each feature.

表 11　誤識別の要因となった特徴
Table 11　Features caused misdetection.

地物	識別結果	特徴 1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
人	車両		×	×	×	×					×		
	中高木	×				×		×				×	×
	照明柱	×				×	×						
標識	照明柱						×		×			×	×
低木	車両					×							
中高木	人	×				×		×				×	×
	車両	×		×	×						×	×	×
合計		4	1	2	2	5	2	2	1	0	2	4	4

© 2021 Information Processing Society of Japan

いないことが分かった．

特徴 1：大きさに着目すると，特徴 1 では，BB の幅，奥行きと高さのうち最大の辺の長さを特徴としている．そのため，表 3 で各地物の寸法を整理したが，3 次元的な特徴を学習できていないと考えられる．そのため，今後は，地物の幅，奥行き，高さをそれぞれ特徴として設定することにより精度向上が期待できる．

特徴 5：横幅の変化量は，人を車両，中高木や照明柱として，低木を車両として，中高木を人や車両として誤識別する要因になったと考えられる．まず，人を車両として誤識別する事例に着目すると，形状が歪んでいる場合に車両として誤識別する傾向が見られた．これは，人の形状が歪むことにより車両と似た形状に変化したため，誤識別したと考えられる．次に，人を照明柱として誤識別する事例に着目すると，照明柱は多種多様な形状が存在するため，学習時に特徴が一意に定まらず誤識別したと考えられる．そして，低木を車両として誤識別した事例に着目すると，人と車両は形状が似ているため，誤識別が発生したと考えられる．最後に，中高木に着目すると，中高木は，繁茂の具合により大きさや形状が大きく変化する地物であるため，学習時に横幅の変化量が一意に定まらず誤識別したと考えられる．

特徴 11：点群データの方向の分散に着目すると，点群データの特性に起因する誤識別を確認した．点群データは，機器の計測誤差や位置合わせ誤差等により誤差が生じるため，それらの誤差により点の分布にばらつきが生じたと考えられる．

特徴 12：断面積の変化量は，人を中高木として，中高木を人や車両として誤識別する要因になったと考えられる．これは，前述したとおり，中高木は様々な大きさや形状の地物が存在するため，学習時に特徴が曖昧になることで誤識別したと考えられる．

- 人が地物を識別するときの判断基準に基づいた特徴定義では，適切に道路地物を識別しきれないことが分かった

本研究では，地物の定義を仕様に基づいて整理し，人が地物を判断する際の着眼点に基づいて Random Forest の特徴を設定した．しかし，実験結果から，低木，中高木のように F 値 0.00〜0.20 程度の地物があることや，これまでの考察で述べてきたとおり，類似した形状の地物間で誤認識が発生することが分かった．これは，人が地物を判断する際には今回整理した内容だけでなく，さらに細かな特徴も無意識下で考慮して識別しているためと考えられる．しかし，これらの細かな特徴を多様な道路地物で精査することは困難である．そのため，今後は，深層学習に代表されるように，大量の学習データから特徴を自動で判断したうえで識別を行う手法の検討が必要であると考えられる．

6.　地物識別の実用化に向けた展開

道路地物の識別技術を実用化し，点群データの高度利用および運用効率化を実現するためには，本研究で提案した内容だけでなく，様々な要素技術を展開する必要がある．本章では，今後の技術展開について論じる．

- 点群データに由来するという課題への対応

点群データの問題として，**図 14** に示すとおり，計測機器や環境の違いにより，学習データと評価データ間に点密度等の計測状況が異なる場合や，障害物でレーザが遮られることにより地物の一部が欠損した場合に，識別精度が低下するという課題がある．そのため，学習データと評価データ間での点密度の均一化技術や，欠損部位の補完技術の開発が必要となると考えられる．たとえば，近年，注目が集まっている Generative Adversarial Network [54]（以下，GAN）により均一化および補完処理を行うことで，識別技術の精度は飛躍的に向上すると考えられる．

- 幾何形状と反射強度以外の特徴の導入に関する検討

本研究では，主に地物の幾何形状に基づいた特徴を定義したが，色情報の特徴を追加することで精度向上が少なからず期待できる．たとえば，表 3 中形状表現に示すとおり，標識柱であれば青，緑や赤が含まれている場合がある等，地物ごとの配色に傾向が見られるため，地物識別の判断基準になると考えられる．他にも標識版や照明器具のように，各地物の製品構成に着目し，それらの形状や色を特徴とすることで識別精度が向上する可能性がある．

また，既存研究 [12], [13], [14] で完成平面図を用いることで地物を精度良く抽出できることが明らかになっている．そのため，土木分野において完成平面図より広範囲において整備されている道路基盤地図情報 [55] を活用し，そこに記載されている地物の位置情報を参考にすることも有用であると考えられる．

- 特徴設定の自動化に関する検討

本研究では，10 地物を対象に検証したが，道路地物に

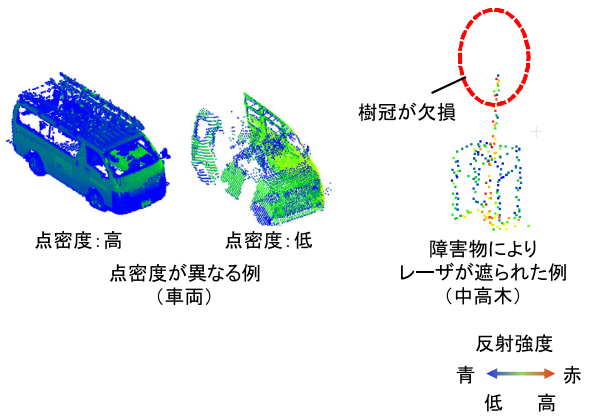

図 14　識別精度が低下する要因
Fig. 14　Factors of reduce detection accuracy.

© 2021 Information Processing Society of Japan

は本研究で対象とした地物以外に少なくとも 176 地物存在 [56] する．さらに，わが国だけでなく，諸外国に目を向けると各国の道路事情等の違いにより地物の定義や仕様が日本とは大きく異なる．そのため，本研究で定義した特徴をそのまま適用することは難しく，対象地物を増やすには，多種多様な地物の特徴を再定義する必要がある．しかし，今後，対象地物が増えるたびに人手で特徴を再定義には限界がある．そのため，深層学習に代表されるように，特徴を自動で抽出する技術の開発が必要となると考えられる．

- 学習データの自動生成に関する検討

深層学習を適用するためには，膨大かつ質の良い学習データを地物ごとに収集する必要がある．現状は，人手により点群データから地物の点を切り出すことで収集しているが，この作業を自動化することによりデータ数を大幅に増加させることができるため，精度向上が期待できる．たとえば，完成平面図に基づいて道路地物を識別する既存研究 [12], [13], [14] を適用することにより，点群データから地物を精度良く自動抽出できる．また，前述した GAN を用いて学習データを自動生成することで，学習データ収集の一助になると考えられる．

7. おわりに

本研究では，地物の仕様を整理したうえで，人が地物を識別するときの着眼点をもとに識別に用いる特徴を考案した．そして，それらの特徴に基づいて学習した Random Forest を用いて点群データから道路地物を識別する手法を提案し，その実証性について確認した．実験結果から，地物の識別精度が低く，形状の類似した地物を誤識別する傾向があったことから，人が地物を識別するときの判断基準に基づいた特徴定義では，適切に道路地物を識別しきれないことが分かった．今後は，深層学習においても実証実験を行い，その有用性を評価することで各手法の適用条件や性能限界等を明らかにする．また，識別に用いる特徴の見直しや点密度の均一化，欠損部位の補完，学習データの自動生成等の技術開発に取り組むことで，道路地物の識別技術の確立を目指す．

謝辞 本研究（または本研究の一部）は，JSPS 科研費 JP18H01563 の助成を受け実施した．また，本研究を遂行するにあたり，日本インシーク社の平野順俊氏，大月庄治氏，川村義和氏には貴重なご意見を賜った．ここに記して感謝の意を表する．

参考文献

[1] 国土交通省：i-Construction，入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/tec/i-construction/index.html⟩（参照 2020-11-24）．
[2] 原 孝介，斎藤英雄：勾配画像処理に基づく三次元点群からの高精度地図の自動生成，自動車技術会論文集，Vol.47, No.1, pp.183–188, 自動車技術会 (2016).
[3] 岡田成弘，大前 学：自動運転車の円滑な走行を実現するための空間情報基盤を介した協調走行に関する研究，自動車技術会論文集，Vol.47, No.5, pp.1197–1204, 自動車技術会 (2016).
[4] 新垣 仁，島村 潤，谷口行信：幾何モデル当てはめによる柱状構造物のたわみ判定手法の検討，電子情報通信学会技術研究報告，Vol.114, No.90, pp.79–84, 電子情報通信学会 (2014).
[5] 国土交通省：社会資本の老朽化対策情報ポータルサイトインフラメンテナンス情報，入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/03activity/03_01_04.html⟩（参照 2020-11-24）．
[6] 静岡県交通基盤部建設支援局建設技術企画課：Shizuoka Point Cloud DB，入手先 ⟨https://pointcloud.pref.shizuoka.jp/⟩（参照 2020-11-24）．
[7] 社会基盤情報流通推進協議会：My City Construction，入手先 ⟨https://mycityconstruction.jp/⟩（参照 2020-11-24）．
[8] 社会基盤情報流通推進協議会：国土交通データプラットフォーム 1.0，入手先 ⟨https://www.mlit-data.jp/platform/⟩（参照 2020-11-24）．
[9] Intelligent Style 社：3D Point Studio，入手先 ⟨http://www.pointstudio.jp/⟩（参照 2020-11-24）．
[10] 国土交通省：建設現場の革新的な取組を行った 25 団体を発表！，入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/report/press/kanbo08_hh_000653.html⟩（参照 2020-11-24）．
[11] 国土交通省 国土技術政策総合研究所：ガイドライン・要領・基準，入手先 ⟨http://www.nilim.go.jp/lab/qbg/standards/standards.html#road-data⟩（参照 2020-11-24）．
[12] 中村健二，寺口敏生，梅原喜政，田中成典：完成平面図に基づいた点群データの地物抽出技術に関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.73, No.2, pp.I_424–I_432, 土木学会 (2017).
[13] 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, 日本知能情報ファジィ学会 (2020).
[14] 中村健二，塚田義典，田中成典，梅原喜政，中畑光貴：完成平面図に基づいた点群データの地物抽出技術の高精度化に関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.75, No.2, pp.I_160–I_169, 土木学会 (2019).
[15] 梅原喜政，塚田義典，中村健二，田中成典，平野順俊，大月庄治，川村義和：機械学習による点群データからの道路地物の識別に関する基礎的研究，第 35 回ファジィシステムシンポジウム，Vol.35, pp.493–494, 日本知能情報ファジィ学会 (2019).
[16] 塚田義典，中村健二，田中成典，梅原喜政，平野順俊，大月庄治，川村義和：深層学習による点群データからの道路地物の識別に関する基礎的研究，第 35 回ファジィシステムシンポジウム，Vol.35, pp.491–492, 日本知能情報ファジィ学会 (2019).
[17] 小林一郎，藤田陽一，杉原浩実，山本一浩：色彩情報による点群データの属性分析，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.67, No2, pp.I_95–I_102, 土木学会 (2011).
[18] 今村一紀，佐田達典，江守 央：MMS による 3 次元点群データを用いた道路構造物抽出に関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.71, No.2, pp.I_106–I_113, 土木学会 (2015).
[19] 須﨑純一：航空写真と航空機 LiDAR を用いた密集市街地の建物境界線の自動抽出，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.70, No.2, pp.I_123–I_132, 土木学会 (2014).
[20] Anandakumar, R., Nidamanuri, R. and Krishnan, R.: Semantic Labelling of Urban Point Cloud Data, *Remote Sensing and Spatial Information*, Vol.XL-8, pp.907–911, ISPRS (2014).
[21] 田口 仁，遠藤貴宏，安岡善文：LiDAR 点群データを

© 2021 Information Processing Society of Japan

用いた樹冠形状モデルに基づく単木樹冠抽出および樹高推定，日本リモートセンシング学会誌，Vol.28, No.4, pp.331–341, 日本リモートセンシング学会 (2008).

[22] 亀井克之，富樫健司，橋本義明，西川啓一：モービルマッピングシステムによる三次元点群データからの電柱検出方式，電気学会論文誌 C，Vol.134, No.5, pp.747–754, 電気学会 (2014).

[23] 深野健太，増田　宏：移動計測データに基づく柱状物体の分類に適した幾何特徴量，土木学会論文集 F3（土木情報学），Vol.70, No.1, pp.I_40–I_47, 土木学会 (2014).

[24] Bremer, M., Wichmann, V. and Rutzinger, M.: Eigenvalue and Graph-Based Object Extraction from Mobile Laser Scanning Point Clouds, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.II-5/W2, pp.55–60, ISPRS (2013).

[25] Li, F., Elberink, S. and Vosselman, G.: Pole-Like Road Furniture Detection and Decomposition in Mobile Laser Scanning Data Based on Spatial Relations, *Remote Sensing*, Vol.10, No.4, pp.531–558, MDPI (2018).

[26] Cuenca, B., Cortes, S., Ordonez, C. and Alonso, M.: Automatic Detection and Classification of Pole-like objects in Urban Point Cloud Data Using an Anomaly Detection Algorithm, *Remote Sensing*, Vol.7, No.10, pp.12680–12703, MDPI (2015).

[27] 外村史輝，石川貴一朗，天野嘉春，橋詰　匠：SVM 機械学習による大規模三次元点群からの道路周辺地物の認識，精密工学会春季大会学術講演会論文集，Vol.2012S, pp.521–522, 精密工学会 (2012).

[28] Yu, Y., Guan, H. and Ji, Z.: Automated Detection of Urban Road Manhole Covers Using Mobile Laser Scanning Data, *Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.16, No.6, pp.3258–3269, IEEE (2015).

[29] Fukano, K. and Masuda, H.: Classification of Pole-Like Objects Using Point Clouds and Images Captured by Mobile Mapping Systems, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.XLII-2, pp.731–738, ISPRS (2018).

[30] Weinmann, M., Weinmann, M., Mallet, C. and Bredif, M.: A Classification-Segmentation Framework for the Detection of Individual Trees in Dense MMS Point Cloud Data Acquired in Urban Areas, *Remote Sensing*, Vol.9, No.3, pp.277–304, MDPI (2017).

[31] Hackel, T., Wegner, J. and Schindler, K.: Fast Semantic Segmentation of 3D Point Clouds with Strongly Varying Density, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.III-3, pp.177–184, ISPRS (2016).

[32] Landrieu, L., Raguet, H., Vallet, B., Mallet, C. and Weinmann, M.: A Structured Regularization Framework for Spatially Smoothing Semantic Labelings of 3D Point Clouds, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.132, pp.102–118, ISPRS (2017).

[33] Sun, Z., Xu, Y., Hoegner, L. and Stilla, U.: Classification of MLS Point Clouds in Urban Scenes Using Detrended Geometric Features from Supervoxel-Based Local Contexts, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.IV-2, pp.271–278, ISPRS (2018).

[34] 後上文達，石川貴一朗，小野島基之，深田勇介：ダイナミックマップ構築に向けた MMS データからの物体認識—位置情報を持つ連続画像と三次元点群を用いた標識認識，精密工学会秋季大会学術講演会論文集，Vol.2018A, pp.42–43, 精密工学会 (2018).

[35] Lawin, J., Danelljan, M., Tosteberg, P., Bhat, G., Khan, F.S. and Felsberg, M.: Deep projective 3D semantic segmentation, *Computer Analysis of Images and Patterns*, pp.95–107, Springer (2017).

[36] Tong, G., Li, Y., Chen, D., Xia, S., Peethambaran, J. and Wang, Y.: Multi-View Features Joint Learning with Label and Local Distribution Consistency for Point Cloud Classification, *Remote Sensing*, Vol.12, No.1, pp.135–159, MDPI (2020).

[37] Wang, L., Huang, Y., Shan, J. and He, L.: MSNet: Multi-Scale Convolutional Network for Point Cloud Classification, *Remote Sensing*, Vol.10, No.4, pp.612–630, MDPI (2018).

[38] Roynard, X., Deschaud, E., Goulette, F.: Classification of Point Cloud Scenes with Multiscale Voxel Deep Network, available from ⟨https://arxiv.org/abs/1804.03583⟩ (accessed 2020-11-24).

[39] 国土交通省：道路の老朽化対策，入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/yobohozen.html⟩（参照 2020-11-24）.

[40] ISO: Standards, available from ⟨https://www.iso.org/standards.html⟩ (accessed 2020-11-24).

[41] 内閣府：道路運送車両法，入手先 ⟨https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws_search/lsg0500/detail?lawId=326AC0000000185⟩（参照 2020-11-24）.

[42] 社団法人人間生活工学研究センター：人間特性基盤整備事業 成果報告書，入手先 ⟨https://www.hql.jp/database/wp-content/uploads/2017/08/size_jpn2006.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[43] 国土交通省：16．道路標識，入手先 ⟨https://www.kkr.mlit.go.jp/plan/jigyousya/technical_information/consultant/standard_drawing/qgl8vl0000005g3e-att/zushu_16_1-16.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[44] 国土交通省：LED 道路・トンネル照明導入ガイドライン（案），入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/tec/it/denki/gijyutukijyun/H27LED-guidline.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[45] 国土交通省：第 4 章 道路照明設備，入手先 ⟨https://www.kkr.mlit.go.jp/plan/jigyousya/technical_information/consultant/binran/etsuran/qgl8vl0000005eeh-att/sekkei04_04.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[46] 大日社：大日ポール技術資料，入手先 ⟨http://www.dainichi-x.co.jp/wp/wp-content/uploads/2017/11/technical_data.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[47] 島根県警察本部：交通信号機等設備工事標準仕様書，入手先 ⟨https://www.pref.shimane.lg.jp/police/02_traffic_safety/traffic_regulation/shiyousho.data/shiyousho.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[48] JFE 建材社：セーフティフェンス，入手先 ⟨https://www.jfe-kenzai.co.jp/download/catalogue/pdf/05/06.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[49] 日鉄建材社：標準型ガードレール，入手先 ⟨https://www.ns-kenzai.co.jp/c1gard.html⟩（参照 2020-11-24）.

[50] 国土交通省：道路緑化技術基準の改正について，入手先 ⟨https://www.mlit.go.jp/road/sign/kijyun/pdf/19880622ryokuka.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[51] Zhang, W., Qi, J., Peng, W., Wang, H., Xie, D., Wang, X. and Yan, G.: An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation, *Remote Sensing*, Vol.8, No.6, pp.501–522, MDPI (2016).

[52] SITECO Informatica 社：Road-Scanner4，入手先 ⟨https://www.sitecoinf.it/en/115-english/solutions/569-road-scanner⟩（参照 2020-11-24）.

[53] みるくる社：StreetMapper 360，入手先 ⟨http://www.mirukuru.co.jp/products/pdf/IGI_StreetMapper_360__2011_web_j.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

[54] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, Mehdi., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y.: Generative Adversarial Networks, available from ⟨https://arxiv.org/abs/1406.2661⟩ (accessed 2020-

© 2021 Information Processing Society of Japan

11-24).
[55] 国土技術政策総合研究所：道路基盤地図情報（整備促進版）製品仕様（案），入手先 ⟨http://www.nilim.go.jp/lab/bcg/siryou/tnn/tnn0848pdf/ks084811.pdf⟩（参照 2020-11-24）.
[56] 日本建設情報総合センター：点群データの属性管理仕様【道路編】（素案），入手先 ⟨https://www.jacic.or.jp/hyojun/2017shouiinnkai02_result.pdf⟩（参照 2020-11-24）.

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．データサイエンス，知識情報処理，コンピュータグラフィックスに関連する研究に従事．2019 年度国土交通省 i-Construction 大賞「優秀賞」受賞．

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）．現在，摂南大学経営学部講師．メディア情報処理，知能情報処理，土木情報学に関連する研究に従事．2019 年度および 2020 年度国土交通省 i-Construction 大賞「優秀賞」受賞．

中村 健一　（正会員）

1981 年生．2009 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，大阪経済大学情報社会学部教授．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．2019 年度および 2020 年度国土交通省 i-Construction 大賞「優秀賞」受賞．

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およ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．2018 年 Intelligent Style 株式会社取締役会長．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．2019 年度国土交通省 i-Construction 大賞「優秀賞」受賞．

中畑 光貴　（学生会員）

1995 年生．2019 年関西大学総合情報学部総合情報学科卒業．2021 年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻修了．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．データサイエンス，画像処理，点群データ処理に関連する研究に従事．

© 2021 Information Processing Society of Japan