

# 移動計測データに基づく地物分類のための学習データ生成手法

電気通信大学 ○深野 健太, 増田 宏

## Generation method of learning data for classification of objects measured by mobile mapping system

The University of Electro-Communications: Kenta Fukano, Hiroshi Masuda

Point-clouds captured by a mobile mapping system are useful for maintenance of infrastructures, such as road signs, utility poles, and signals. In many applications, it is necessary to segment a point-cloud into features and to identify feature types of each point-set. In our previous research, we proposed a systematic method for identifying efficient geometric properties to classify roadside features captured by mobile mapping systems. For high quality classification, more learning data are necessary. In this paper, we propose a generation method of learning data for classification of objects using a machine learning.

**Key words:** point-clouds, mobile mapping system, machine learning, object recognition

### 1. 結 言

道路周辺の3次元情報は、標識や信号機などのような社会インフラのメンテナンスや自動車の安全性向上などに利用することができる。3次元情報の取得には、移動計測による点群データが有効である。移動計測では自動車にGPS, IMU, レーザスキャナ, カメラを搭載し、走行させることで道路周辺の点群データを計測する。しかしながら移動計測点群データは膨大な量の地物の点群を含んでいるため、それらの地物を抽出し、分類することが、多くの応用システムで必要となる。

前報では、移動計測により得られた点群データから、曲面のセグメンテーション手法と機械学習法を用いて、地物点群を高い認識率で自動分類する手法と、道路周辺地物の分類に適した特徴量を同定する手法を提案した[1][2]。しかしながら、機械学習による分類では学習データが必要となる。従来の学習データには、実測の地物点群を用いてきたが、地物によってはデータ数が少なく高い認識率で分類することができなかった。

そこで本研究では、学習データとなる点群データを計算機上で地物のメッシュモデルから生成し、実測データに依存しない機械学習による分類手法を提案する。

### 2. 手法の概要

本手法では3D CADで作成したメッシュモデルから地物点群を作成し、学習データとして用いる。道路周辺には柱状の地物が多く、図面も比較的入手しやすいことから、電柱、街灯、標識、信号機の4種類の地物を分類対象とする。まず、図面の寸法に沿って地物のモデルを作成する。次に、計算機上で移動計測による点群取得のシステムを再現し、モデルから人工点群を生成する。最後に、生成した人工点群を学習データとして、移動計測点群を分類し、結果を考察する。機械学習法にはRandom Forest法[3]を用いて分類を行う。

### 3. 学習データの生成

#### 3.1 点群計測のモデル化

レーザ光を、レーザスキャナの位置と照射方向のベクトルの二つパラメータで記述し、スキャナから照射されるレーザ光を直線で表現する。二つのパラメータはスキャナの角度、周波数、分解能、車両の速度などに基づいて時間変化する。これにより、スキャナの位置が変化しながら計測を行うという移動計測の特徴を再現する。

#### 3.2 メッシュモデルに基づく点群の生成

3Dモデルから点を取得するために、レーザ光の直線と三角形メッシュとの交点を計算する。複数の交点が得られた場合には、光源から最も近い点のみを保持する。メッシュモデルから生成された点群の例を図1に示す。

#### 3.3 地物点群のセグメンテーション

前報において、地物点群から曲面成分を検出し分割したうえで特徴量を計算する方が高い認識率を得られることがわかったため、本研究でも曲面分割を行う[1]。

検出する曲面は円柱と平面の2種類である。検出手法には前報と同様に、RANSACを用いた手法を採用している[4]。この手法によって、図2に示すように、(1)地物点群 $P$ , (2)円柱上点群 $A$ , (3)円柱上に属さない連結成分 $B$ , (4)平面上点群 $C$ , (5)円柱と平面に属さない連結成分 $D$ の計5個の点集合を作成する。

### 4. 学習データの検証実験

#### 4.1 分類に用いる特徴量

曲面分割で生成した5個の点集合に対して、以下の特徴量をそれぞれから計算する。

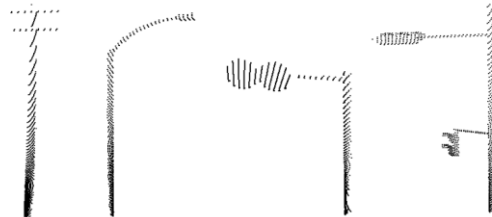


Fig.1 生成された人工点群

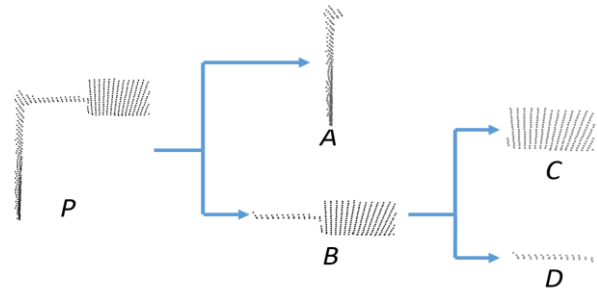


Fig.2 曲面分割の結果

- 点群の大きさ(X, Y, Z)
- 主成分分析の固有値( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ )
- 主成分分析による固有値の比( $\lambda_1/\lambda_2, \lambda_2/\lambda_3, \lambda_1/\lambda_3$ )
- 他の点集合との重心距離 ((A, B)の距離と(C, D)の距離)
- 線分の方向分布(Pのみ抽出)

合計 53 個の特徴量を用いて分類を行っていく [2].

#### 4.2 分類結果と考察

ここでは、本研究で作成した人工点群での分類結果と実測データを学習させた際の結果を比較する。学習データの数はいくつかのクラス 50 個ずつとして分類を行う。それぞれの分類結果を表 1 と表 2 に示す。

表 1 と表 2 の分類結果を比較すると、全体的に本研究で生成した学習データの方が認識率は低い。そこで、実測点群と本研究での人工点群の特徴量と比較し、計測モデルの改良を考える。

以下の表 3 に、寄与度が高い 5 つの特徴量

- 1) 点集合 P の第 1 と第 2 主成分の固有値の比 :  $\lambda_1/\lambda_2$  (P)
- 2) 点集合 P の第 2 主成分の固有値 :  $\lambda_2$  (P)
- 3) 点集合 B の第 2 主成分の固有値 :  $\lambda_2$  (B)
- 4) 点集合 P の第 2 と第 3 主成分の固有値の比 :  $\lambda_2/\lambda_3$  (P)
- 5) 点集合 B の第 1 と第 2 主成分の固有値の比 :  $\lambda_1/\lambda_2$  (B)

の地物ごとの平均値を示す。

表 3 の結果から、本研究で作成した人工点群の特徴量が実測データのものとは大きく異なることがわかる。最も寄与度が高い特徴量「 $\lambda_1/\lambda_2$  (P)」を見ると、街灯を除いて実測よりも数値が大きい。この特徴量は値が大きいほど点が直線状に分布していることを意味する。このことから、実測点群は本研究の点群よりもまばらに点が分布していることになる。以上の考察から、計測モデルがより実測に近くなるよう、改良をしていく。

### 5. 点群生成手法の改良

#### 5.1 ノイズの影響

現実の点群にはノイズが避けられないので、点群に人工的にノイズを発生させる。ノイズは正規分布に従うものとし、ノイズの標準偏差はスキャナの仕様に基づいて決定した。

街灯の実測点群、改良前の人工点群 (人工点群 1)、ノイズを追加した人工点群 (人工点群 2) における特徴量の平均値の比較を図 3 に示す。

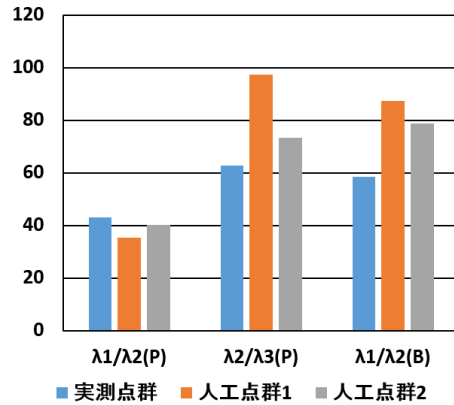


Fig.3 街灯点群の特徴量の比較

この図から、改良前の人工点群と比べて、ノイズを加えた点群の特徴量の方が、実測点群との誤差が小さくなっていることがわかる。このことから、ノイズを加えることにより特徴量が実測点群の数値に近づくことがわかる。

#### 5.2 照射角度の影響

実際の計測では、地物表面とレーザー光がなす角度が小さい場合、スキャナに反射光が戻ってこないことが想定される。そこで、レーザーの方向と三角形メッシュの法線に対して閾値を設けて、角度が閾値以下 (ここでは  $60^\circ$ ) の場合は点を棄却する。これにより反射光が返ってこない状況を再現した。

この再現とノイズを加えた点群の特徴量から、先と同様に実測点群の特徴量との誤差を確認したが、ノイズ付点群での誤差とあまり変わらなかった。しかし、誤差が大きくなることはなかった。

#### 5.3 改善後の分類結果

ノイズと照射角度を考慮して地物点群を生成し、それを学習データとして用いて、実測データの分類を行った。分類結果を表 4 に示す。結果を見ると、電柱と街灯の再現率は下がっているものの、認識率の加重平均を見ると、改良前よりも数値が向上していることが読み取れる。

Table.1 実測点群での分類結果

	電柱	街灯	標識	信号	加重平均
再現率	94.1%	89.3%	97.9%	84.2%	92.1%
適合率	92.8%	98.6%	95.2%	74.5%	92.5%

Table.2 人工点群での分類結果

	電柱	街灯	標識	信号	加重平均
再現率	88.8%	75.3%	68.7%	63.8%	78.4%
適合率	90.4%	84.3%	76.2%	46.3%	80.7%

Table.3 寄与度の高い特徴量の比較

特徴量	$\lambda_1/\lambda_2$ (P)	$\lambda_2$ (P)	$\lambda_2$ (B)	$\lambda_2/\lambda_3$ (P)	$\lambda_1/\lambda_2$ (B)	
実測点群	電柱	486	0.0144	0.00242	5.61	11.6
	街灯	43.0	0.226	0.00656	62.7	58.4
	標識	4.69	0.677	0.240	93.8	5.96
	信号	3.59	0.798	0.0714	11.8	13.2
人工点群	電柱	563	0.0104	0.00966	3.57	6.47
	街灯	35.3	0.0988	0.00876	97.4	87.4
	標識	5.48	0.563	0.159	174	2.17
	信号	8.31	0.567	0.0241	3.47	28.9

Table.4 改良後の分類結果

	電柱	街灯	標識	信号	加重平均
再現率	94.1%	79.7%	74.3%	65.4%	83.0%
適合率	84.7%	78.4%	91.4%	70.7%	82.2%

### 6. 今後の課題

本研究では、メッシュモデルから点群を生成し、それを学習データとして分類を行う手法を提案した。今後の課題としては、この手法により、実測データ数が少ない地物の分類も可能になったため、分類対象の種類を増やし、さらにクラスを細分化することを考えていく。

### 参考文献

- 1) 深野健太, 増田宏: 機械学習を用いた移動計測データの分類, 2013 年度精密工学会秋季大会, L04(2013).
- 2) 深野健太, 増田宏: 移動計測データに基づく地物分類のための特徴量の同定手法, 2014 年度精密工学会春季大会, E34(2014).
- 3) L. Breiman: Random Forest, Machine Learning, 45, 5-23 (2001).
- 4) H. Masuda, S. Oguri, J. He: Shape Reconstruction of Poles and Plates from Vehicle-based Laser Scanning Data, Informational Symposium on Mobile Mapping Technology (2012).