

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

電気通信大学 ○深野 健太, 増田 宏

Identification method of geometric properties 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 method for classifying features by extracting cylinders and planes and applying the Random Forest. The quality of classification strongly depends on types and numbers of geometric properties that are input to the machine learning method. In this paper, we propose a systematic method for identifying efficient geometric properties to classify roadside features captured by mobile mapping systems.

Key words: laser scanner, point processing, object recognition, point-clouds, mobile mapping system

1. 緒言

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的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、レーザースキャナ、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を提案した[1]。機械学習においては、どのような特徴量を選択するかが認識率に大きく影響するが、その選択については系統的になされていなかった。

そこで本研究では、機械学習での分類の指標となる特徴量を出来るだけ網羅的に抽出し、道路周辺の地物の分類においてどのような幾何特徴量が有効であるのかを同定するための手法を考える。また、実データを用いて、道路周辺地物を分類するために必要な特徴量を同定する。

2. 手法の概要

本手法ではMobile Mapping System(MMS)で計測された道路周辺の点群データを用いる。道路周辺には柱状の地物が多いことから、分類対象を鉛直な柱や平面を持つ物体に限定し、電柱、街灯、標識、信号機、木、壁の6種類の地物を点群データから抽出して分類対象とする。まず、文献[2]の手法で点群データから路面の点群を除去し、k-近傍グラフの連結成分として地物点群を抽出する。次に、地物の点集合から特徴量を計算し、機械学習法としてRandom Forest法[3]を用いて分類を行う。その際に、分類への貢献度を表す寄与度を計算し、特徴量のランキングを作成する。最後に、全ての特徴量での分類と同じ結果が出るまでランキング上位から順番に特徴量を加えながら分類を行い、同じ認識率になった際の特徴量を有効な特徴量とする。

3. 幾何特徴量の抽出

3.1 地物点群の抽出

点群を各地物ごとにグルーピングするために、ある閾値(ここでは35cm)より点の間隔が小さい点を、距離が近い順にk個連結

したk-近傍グラフを作成する。次に、k-近傍グラフを連結成分の集合に分離する。連結成分に含まれる点の個数が閾値(ここでは30個)より小さい連結成分はノイズとして除去する。

3.2 地物点群のセグメンテーション

前報において、地物を構成する点群をすべて用いるよりも、複数の曲面成分に分割してから特徴量を計算する方が認識率は高いことがわかった。本稿においても、地物点群を分割する。

まず個々の地物に関して、点群を水平面上に投影して高密度な部分を抽出する。ここではドローン三角形分割を施して、短いエッジで連結された成分を求めて高密度部分を抽出する。

次に、円柱部分を持つ柱状物体の抽出を行う。円柱部分の検出にはRANSAC法による円弧の検出を用いる[4]。ただし、高さが80cm以下の場合には除外する。

平面部分の検出についてもRANSAC法を用いる。任意に3点を選び、それらを通る平面式を計算して、平面からの距離が閾値(ここでは5cm)以内にある点数を計算する。次に、k-近傍グラフの連結性を調べ、平面上の点の集合から最大連結成分を求める。最大連結成分の点の個数が閾値(ここでは100個)に満たない場合は、平面部が存在しないものと見なす。

以上のような曲面の分離によって、図1に示すように、(1)地物点群 P_f 、(2)円柱上点群 P_c 、(3)円柱上に属さない連結成分 R_c 、(4)平面上点群 P_p 、(5)円柱と平面に属さない連結成分 R_p の計5個の点集合を作成する。

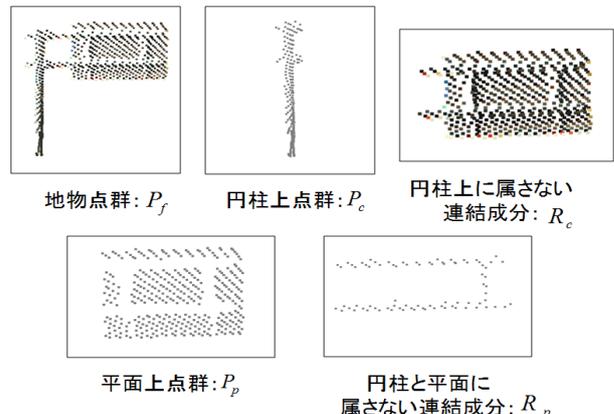


Fig.1 分離する点集合

3.3 抽出する特徴量

特徴量を数え上げるために、上述した 5 個の点集合から以下の特徴量をそれぞれ抽出する。

- (1) 点群の大きさ(X, Y, Z)
- (2) 主成分分析の固有値($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$)
- (3) 主成分分析による固有値の比($\lambda_1/\lambda_2, \lambda_2/\lambda_3, \lambda_1/\lambda_3$)
- (4) 他の点集合との重心距離 ((P_c, R_c) と (P_p, R_p))のみ抽出)
- (5) 線分の方向分布(P_f)のみ抽出)
- (6) 各点集合の個数(P_c, R_c, P_p)のみ抽出)

以上の特徴量を算出することにより、合計 53 個の特徴量が得られる。表 1 に特徴量の一覧を示す。

Table.1 特徴量の一覧

特徴量	点集合	P_f	P_c	R_c	P_p	R_p
X値		$X(P_f)$	$X(P_c)$	$X(R_c)$	$X(P_p)$	$X(R_p)$
Y値		$Y(P_f)$	$Y(P_c)$	$Y(R_c)$	$Y(P_p)$	$Y(R_p)$
Z値		$Z(P_f)$	$Z(P_c)$	$Z(R_c)$	$Z(P_p)$	$Z(R_p)$
λ_1		$\lambda_1(P_f)$	$\lambda_1(P_c)$	$\lambda_1(R_c)$	$\lambda_1(P_p)$	$\lambda_1(R_p)$
λ_2		$\lambda_2(P_f)$	$\lambda_2(P_c)$	$\lambda_2(R_c)$	$\lambda_2(P_p)$	$\lambda_2(R_p)$
λ_3		$\lambda_3(P_f)$	$\lambda_3(P_c)$	$\lambda_3(R_c)$	$\lambda_3(P_p)$	$\lambda_3(R_p)$
λ_1/λ_2		$\lambda_1/\lambda_2(P_f)$	$\lambda_1/\lambda_2(P_c)$	$\lambda_1/\lambda_2(R_c)$	$\lambda_1/\lambda_2(P_p)$	$\lambda_1/\lambda_2(R_p)$
λ_2/λ_3		$\lambda_2/\lambda_3(P_f)$	$\lambda_2/\lambda_3(P_c)$	$\lambda_2/\lambda_3(R_c)$	$\lambda_2/\lambda_3(P_p)$	$\lambda_2/\lambda_3(R_p)$
λ_1/λ_3		$\lambda_1/\lambda_3(P_f)$	$\lambda_1/\lambda_3(P_c)$	$\lambda_1/\lambda_3(R_c)$	$\lambda_1/\lambda_3(P_p)$	$\lambda_1/\lambda_3(R_p)$
点集合の個数			$num(P_c)$	$num(R_c)$	$num(P_p)$	
点集合間の距離			$dist(P_c, R_c)$		$dist(P_p, R_p)$	
垂直線分の比率		N_v/N				
斜め線分の比率		N_s/N				
水平線分の比率		N_h/N				

4. 有効な特徴量の同定

4.1 特徴量のランキング

得られた特徴量を用いて、物体認識を行う。Random Forest 法では、物体認識をする際に各特徴量がどれだけ寄与したかを数値的に算出することができる。寄与度が高いほど、分類に有効であったことを意味する。

寄与度に基づく特徴量のランキングにおいて 1 位から 25 位までを表 2 に示す。また、上位から順番に特徴量を加えていった分類結果のグラフを図 2 に示す。分類結果の指標には適合率 (precision) と再現率 (recall) の調和平均をとった F -measure を用いる。 F -measure は以下の式で定義される。また、それぞれの地物の認識率が 95% と収束値に至るまでの特徴量を表 3 にまとめた。

$$F\text{-measure} = \frac{2 \cdot \text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

今回用いたデータにおいては、認識率は 1 位~25 位までの特徴量で、全ての特徴量での分類と同じ認識率に達した。このことから 25 個の特徴量だけで 53 個の特徴量と同等の分類ができることが分かった。したがって、この 25 個の特徴量が今回の物体認識で有効な特徴量と判定することができる。

4.2 考察

地物の認識に必要な特徴量と個数に関して、今回の評価実験から、以下のことがわかった。

- (1) 上位 25 個の特徴量によって、6 種類全ての地物に対して収束値の認識率で分類を行うことができる。
- (2) 上位 12 個の特徴量によって、信号を除く地物を収束値の認識率で分類することが可能である。
- (3) 上位 8 個の特徴量で、信号を除く地物を 95% 以上の認識率で分類することが可能である。

また、認識率のグラフと表 3 から以下のことが考察される。

- 木は「斜め線分の比率」が加わることで急激に認識率が向上しており、この特徴量が有効に機能している。
- 信号は、90% 以上の認識率で 11 個の特徴量が必要となり、すべての特徴量を用いても 95% に達しなかった。信号を特徴付ける他の特徴量の検討が必要であることが示唆される。
- 木と壁は、7 個の特徴量で 95% 以上の認識率に達するが、収束するまでに 12 個が必要となる。12 位の特徴量「 P_f の第 1 と第 3 主成分固有値の比」によって、木と壁の認識率が顕著に向上するが、この特徴量の寄与度が相対的に低い理由について検討する必要がある。

Table.2 特徴量のランキング

順位	特徴量	寄与度	順位	特徴量	寄与度	順位	特徴量	寄与度
1	$\lambda_1/\lambda_2(P_f)$	51.5	10	N_v/N	20.0	18	$X(R_c)$	12.0
2	$\lambda_1(R_c)$	33.2	11	$\lambda_2(P_f)$	19.8	19	N_h/N	11.6
3	N_s/N	27.2	12	$\lambda_1/\lambda_3(P_f)$	18.9	20	$Z(P_c)$	10.6
4	$\lambda_2(R_c)$	26.7	13	$\lambda_1/\lambda_2(R_c)$	14.0	21	$\lambda_1/\lambda_2(P_c)$	10.8
5	$\lambda_1/\lambda_3(P_c)$	26.3	14	$\lambda_3(P_f)$	13.6	22	$\lambda_2/\lambda_3(R_c)$	10.5
6	$\lambda_2/\lambda_3(P_f)$	23.8	15	$dist(P_c, R_c)$	13.0	23	$\lambda_1(P_c)$	9.9
7	$Z(R_c)$	23.1	16	$Y(R_c)$	13.0	24	$\lambda_1(P_f)$	9.6
8	$\lambda_1/\lambda_3(R_c)$	21.2	17	$\lambda_2/\lambda_3(P_c)$	12.3	25	$num(P_p)$	9.3
9	$\lambda_3(R_c)$	20.0						

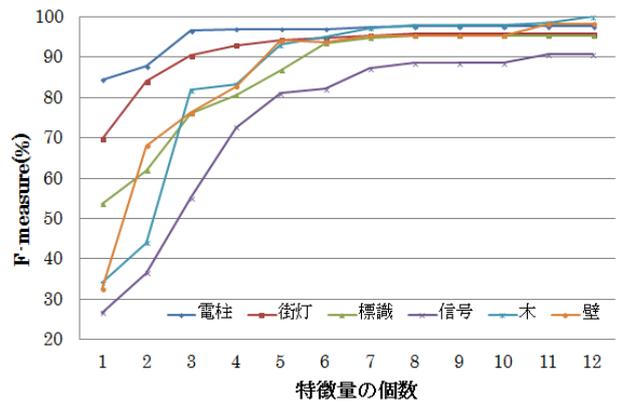


Fig.2 特徴量での認識率の変化

Table.3 一定の F-measure に達するまでの特徴量の個数

F-measure	電柱	街灯	標識	信号	木	壁
収束値	8個	8個	8個	25個	12個	12個
95%	3個	7個	8個		6個	7個

5. まとめ

本研究では、道路周辺地物の分類に有効な特徴量を同定する手法を示した。今回の結果から、道路周辺地物の認識において、どのような特徴量集合が有用であるかを同定することができた。

今後は、認識に有用な他の幾何特徴量や、分類する対象を拡大するための手法について考えていきたい。

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) J. He, H. Masuda: Point-Clouds from Mobile Mapping System, Asian Conference on Design and Digital Engineering (2012).
- 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).