

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（第2報）

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

To classify objects in mobile mapping data, supervised machine learning is often applied. Since such methods require learning data, the user has to extract many roadside objects from large-scale point-clouds and add their labels manually. In our previous research, we proposed a method for automatically generating learning data using 3D models of objects. However, it was not easy to generate many variants of standard shapes. In this paper, we discuss methods to generate variants of each object to improve recognition rates.

Key words: point-cloud, mobile mapping system, machine learning, classification

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インフラのメンテナンス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。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。

地物点群の分類に関しては、機械学習法を用いた手法が多く用いられている。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、実測の地物点群が用いられてきたが、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。

この問題に対して前報では、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、分類を行う手法を提案した[1]。しかしながら、生成された点群は実測点群と比べると、形状のばらつきが小さいため、学習データとしては性能が不十分であった。

そこで本研究では、地物ごとの付属部品を再現し、生成した人工点群へ追加することで、人工点群の形状パラメータにばらつきを生じさせて、学習データとしての性能を向上させることを考える。

2. 手法の概要

人工点群の生成に関しては前報と同様に、3D CADで作成したメッシュモデルに基づいて地物点群を作成する。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生成器を再現し、モデルから人工点群を生成する。

その後、生成した人工点群に対して、付属部品を追加し、地物点群の形状にばらつきを与える。前報では電柱の付属部品の再現を行ったので、本稿では街灯と標識に関して付属部品を考察し、人工点群へ追加する[1]。また、本研究では2種類の追加手法を用いる。

最後に、それぞれの追加手法で最終的に生成された人工点群を学習データとして実測点群の分類を行い、結果を比較する。機械学習法には前報と同様に、Random Forest法[2]を用いて分類を行う。

3. 人工点群の生成

3.1 点群計測のモデル化

点群生成器はレーザ光を表す直線から構成される。レーザ光直線は、レーザスキャナ的位置と照射方向のベクトルの二つパラメータで記述する。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、

スキャナ的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。

その後、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。

3.2 地物点群の曲面分割

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。検出する曲面は円柱と平面の2種類である。

4. 付属部品の再現と追加手法

4.1 付属部品の影響

実測の地物点群の中には、付属部品（看板や配電盤など）を含むものが存在する。この付属部品の影響により、地物によっては幾何特徴量が大きく変動してしまうことがある。特に本稿で取り上げる街灯と標識は、点の分布が平面的で厚みが少ないため、付属部品の影響を受けやすい。街灯と標識の実測点群において主に見られる付属部品は以下の3種類である（図1参照）。

- 標識、表示板
- 通信線の一部
- その他部品の断片

本手法ではこれらの部品を2種類の方法で再現し、人工点群へ加えることで形状にばらつきがある人工点群を生成する。それぞれの手法に関しては次の節で説明する。

4.2 CADによる付属部品の作成

この手法では、CADによるメッシュモデルを用いて付属部品を再現する。具体的には、点群を生成する前段階の地物のメッシュモデルに対して、前述した付属部品のメッシュモデルを付与した図2のような街灯と標識のモデルを新たに追加し、点群生成器へ入力することで付属部品を含んだ人工点群を生成する。しかしながら、「その他部品の断片」に関してはCADによるモデル作成が難しいため、今回は通信線と表示板のモデルのみを追加する。電柱の追加モデルには、前報と同じものを用いる。

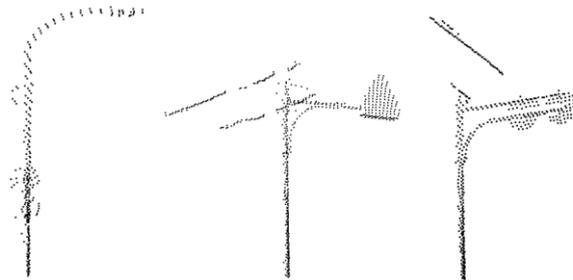


Fig.1 付属部品を含んだ街灯と標識の実測点群

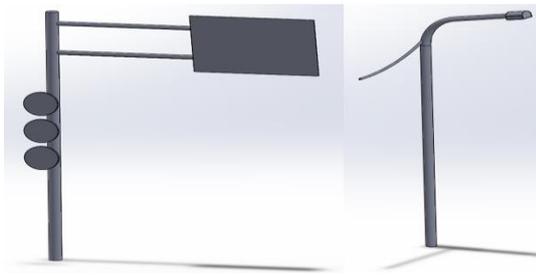


Fig.2 付属部品のモデルを追加した地物のメッシュモデル

4.3 実測点群からの付属部品の自動抽出

この手法では、付属部品の実測点群そのものを用いて形状のばらつきを再現する。手順としては、実測点群から付属部品の点群を自動で抽出し、メッシュモデルから生成した人工点群へ追加する。既存の人工点群と実測の付属部品を組み合わせたので、4.2の手法のようにメッシュモデルを新たに追加し人工点群を生成するよりも短時間で処理を行えることができる。

付属部品の点群の抽出には、電柱の実測点群のみを用いる。前述した街灯と標識に属する3種類の付属部品は、主に柱状部分周辺に見られるものであるため、電柱の実測点群の中にも見ることができる。電柱の付属部品は、地物点群から円柱上の点群を除去することで、図3のように、容易に抽出することができる。そのため、ここでは電柱の点群から抽出した付属部品の点群のみを用いる。

しかしながら、電柱の上部には腕金や変圧器といった街灯と標識に付属しない部品が含まれているため、点の高さに閾値を設けて一定の高さ以上(今回は6m)の部品点群は街灯と標識には追加しない。ただし、電柱の人工点群にはこれらの部品も追加する。抽出する実測の電柱点群には、北九州の高速道路の計測データを用いた。

付属部品の点群の追加方法に関しては、付属部品が属していた電柱の円柱部分と、人工点群の円柱部分が合致するように部品点群と人工点群を合成させる。付属部品を追加した人工点群を図4に示す。

5. 2種類の追加手法の比較

5.1 分類結果における追加手法の比較

ここでは、前述の2種類の手法で付属部品を追加した、それぞれの人工点群を学習データとして実測点群の分類を行い、結果を比較する。ただし、今回は付属部品を加えた点群のみを評価したので、街灯と標識、電柱の学習データにのみ人工点群を用い、信号の学習データに関しては実測点群を用いる。

表1にそれぞれの分類結果を認識率で示す。また、評価のために実測点群のみを学習データとして分類した結果も記載した。

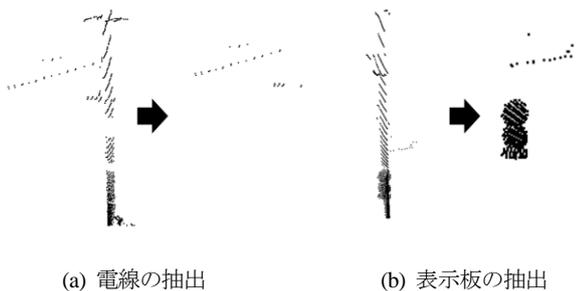


Fig.3 電柱点群からの付属部品の抽出

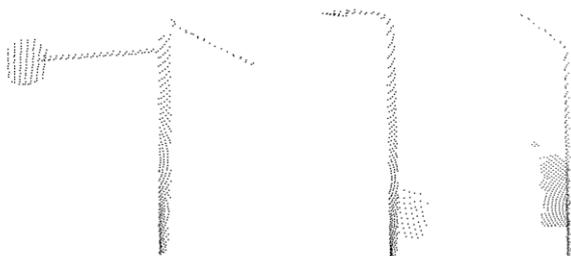


Fig.4 実測の付属部品を追加した人工点群

表1では付属部品のモデルを追加する手法の人工点群を「人工点群(モデル)」, 実測点群を追加する方を「人工点群(点群)」と表記している。

それぞれの認識率を比較すると、どちらの人工点群も全体的に実測点群の数値を下回っているが、実測との大きな差はあまり見られない。以上のことから、どちらの手法でも形状にばらつきがある人工点群を生成することができ、また、認識率の高さからどちらの人工点群も、学習データとしての性能は実測点群とほとんど変わらないことが分かる。

5.2 効率性における追加手法の比較

次に、手法を用いる上での労力や時間の観点から比較する。

CADを用いて付属部品を再現する手法では新たに地物のメッシュモデルを作成する必要があるため、労力と時間がかかる。

一方で、部品の実測点群を追加する手法の場合、付属物の点群は自動抽出されるので労力と時間はかからないが、電柱の実測点群を抽出する必要がある。しかしながら、この手法で生成した人工点群が、ほかの地域の地物点群でも十分な認識率で分類することができれば、付属部品の地域ごとの差異は少なく、汎用性が高いということになる。そこで、電柱の付属部品の汎用性を確認するために、別の地域の実測点群での分類を考える。

Table.1 それぞれの分類結果

学習データ	電柱	街灯	標識	信号
実測点群	94.5%	91.4%	85.9%	86.5%
人工点群(モデル)	94.4%	90.2%	82.6%	86.4%
人工点群(点群)	93.1%	90.2%	83.3%	87.9%

5.3 別地域の実測点群の分類

ここでは、5.1の分類の際に用いた、実測点群を追加する手法による人工点群を学習データとして、別の地域の地物点群を分類する。別の地域の地物点群には、名古屋の高速道路の実測点群データを用いる。分類結果の認識率を表2に示す。また、比較のために、付属部品点群を含んでいない人工点群での結果と、電柱の人工点群のみ付属部品有りにした時の結果も記載した。

結果を見ると、実測と人工点群の認識率の差は3~4%程度であり、大きな差はほとんどないことが分かる。次に、部品なしの人工点群での結果と比較すると、全体的に認識率が高いことが分かる。以上の結果から、電柱の付属部品は、地域による差異は小さく、別の地域で実測点群を追加する手法を用いてもある程度の分類が可能であることが分かった。

また、電柱の点群のみ部品有りにした時の結果と比較すると、街灯と標識の認識率は付属部品有りの方が高い。この結果から、電柱の部品でも、街灯と標識の付属部品として有効であることが分かる。

以上の結果から、人工点群へ付属部品の実測点群を追加する手法の方が、人工点群に形状のばらつきを与える手法として優位性が高いと本研究では結論づけることができる。

Table.2 名古屋の地物点群での分類結果

学習データ	電柱	街灯	標識	信号
実測点群	95.6%	84.7%	84.5%	78.5%
人工点群(付属部品有り)	95.5%	80.1%	81.6%	80.9%
人工点群(付属部品なし)	80.8%	71.8%	70.1%	71.2%
人工点群(電柱のみ付属部品)	95.3%	76.7%	75.0%	72.5%

6. 今後の課題

今後の課題としては、まだ付属部品の分析を行っていない信号に関する付属部品の追加を行う必要がある。また、現時点での分類対象の地物クラスは4種類と非常に少ないため、サンプル数の少ない地物も分類対象に加えて、より詳細な道路周辺の地物分類を行うことも考えていきたい。

参考文献

- 1) 深野健太, 増田宏: 移動計測データの基づく地物分類のための学習データ生成手法, 2014年度精密工学会秋季大会, H02(2014).
- 2) L. Breiman: Random Forest, Machine Learning, 45, 5-23 (2001).