

# 移動計測データからのメッシュ生成とセグメンテーション [第3報]

電気通信大学 ○小平 圭祐, 深野 健太, 増田 宏

## Generating Mesh Model and Segmentation from Data of Mobile Mapping System (3rd report)

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

A mobile mapping system is effective for capturing dense-point clouds of roads and roadside objects. In our previous work, we proposed a method for extracting poles using section lines of mesh models. Then we detected attached components of the pole. However, when a pole is adjacent to tree crowns, leaves and branches are often misclassified into pole attachments. In this paper, we propose a method for distinguishing man-made objects and tree crowns to correctly segment pole-like objects.

### 1. 緒言

移動計測装置(MMS)で取得した道路周辺の点群は、インフラ設備の管理の効率化に有益である。一般に、移動計測点群には、管理対象外の様々な地物情報が含まれる。そのため、管理対象である電柱などの柱状物体を自動でセグメンテーションし、種類ごとに分類できることが望ましい。柱状物体の分類には、機械学習が有効であるが、付属物を過不足なく抽出していないと特徴量が適切に得られず、正確な分類結果を得られないことがある。

特に、柱状物体と街路樹などの樹木は、隣接していることがおおく、誤って樹冠を付属物として過抽出することがしばしば起こる。これに対して、樹冠を含めた学習データを用意して分類する方法も考えられる。しかし、樹冠の形状は多様であり、このようなデータを数多く収集するのは難しい。

そこで、本稿では、セグメンテーションの段階で自然物を認識し、柱状物体の付属物として抽出されないようにすることを考える。前報では、図1に示すように、柱状部の前方と側方にある点群を付属物として検出した[1]。しかし、この手法では、樹冠を除去することはできなかった。そこで、本稿では、付属物が人工物が自然物かを区別するとともに、自然物と一体化した人工物を分割する手法を示す。

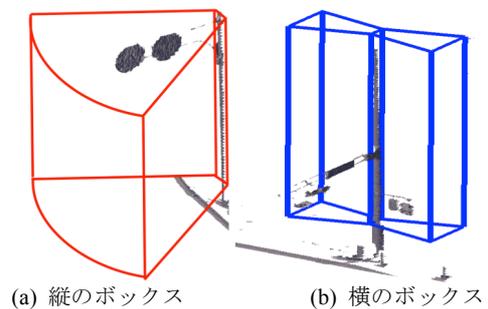


図1 方向を絞った前報の抽出手法

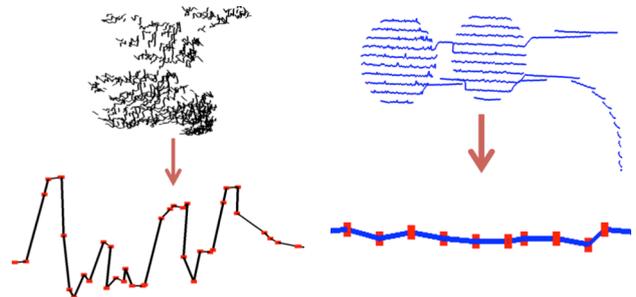


図2 自然物のスキャンライン 図3 人工物のスキャンライン

### 2. 柱状物体と付属物候補の抽出

まず、前報と同様に、GPS 時刻とレーザスキャナの周波数  $f$  よりメッシュを生成する[2]。次に、各面の法線と  $Z$  値を用いて路面の除去を行った後、連結成分ごとに分割する。

次に、各連結成分を一定間隔で水平方向に切断し、断面線を取得する。そして、断面を構成する点に対して RANSAC 法を用いて円弧検出を行い、円弧上の断面線のみを抽出する。

次に、抽出した断面線を 2 次元平面に投影して、近傍の断面線をグルーピングする。オーバーラップした多数の断面線が得られれば、それを柱状物として認識する。最後に、投影された断面線を元の高さに戻し、断面線全体を囲む空間を生成する。その空間内部の点群を柱状部の点群として抽出する。

次に、路面を除去した後のメッシュモデルから、柱状部の点群を除去する。その後、連結成分を柱状部の付属物候補として検出する。

### 3. 付属物の抽出

#### 3.1. 人工物と樹冠の識別

本手法では、人工物と自然物を区別するためにスキャンラインの違いに着目した。図2に自然物、図3に人工物のスキ

ャンラインを示す。樹冠などの自然物は、立体的でかつ隙間の多い構造をしている。よって、取得されるスキャンラインは短く、さらに図2に示すように各エッジ長さが不揃いになる傾向が強い。一方で、信号や標識などの人工物は、滑らかな曲面で構成されるため、スキャンラインが比較的長く、図3で示すように各エッジ長さがほぼ等しくなる傾向がある。

そこで、人工物と自然物を区別するために、スキャンラインに関してエッジ長さの分散を用いる。ここでは、連結成分を構成するスキャンラインそれぞれに対してエッジ長さの分散を算出し、その平均値を分散  $v_a$  とする。

自然物のエッジ長さの分散は大きく、人工物の分散は小さくなる傾向があるが、人工物と自然物を区別するためには、適切な閾値を決定する必要がある。そこで、検証用に人工物(ここでは信号機、街灯、看板、案内板、標識、信号用センサ)と自然物(樹冠)を用意し、分散  $v_a$  に関してヒストグラムを作成した(図4)。横軸は分散の階級、縦軸はその階級に含まれる個数を表している。グラフの分布から推測したように自然物の  $v_a$  は大きく、人工物の  $v_a$  は小さいことが分かる。自然物が一部含まれるが、人工物の分散値  $v_a$  は全て、 $5 \times 10^{-4} m^2$  (図4の緑色の破線)以内に収まっている。この例では、閾値  $t_v$  は  $5 \times 10^{-4} m^2$

に設定される。閾値については、学習データから、自動的に計算することができる。本研究では、ジニ係数を最小にする閾値を用いる。

### 3.2. 樹冠と一体化した付属物の分割

樹木と柱状物体が隣接した場合、図 5(a)中の赤丸のように付属物と樹冠が一体化することがある。自然物のスキャンラインは短く、分断されているため人工物のスキャンラインと一体化することは非常に少ない。一方で、MMS ではスキャンライン間の間隔が大きいため、スキャンライン間を連結したときには、人工物と樹冠が一体化することが起こりうる。そこで、樹冠のスキャンラインを除去し、人工物と分離させることを考える。

上述したように、樹冠のスキャンラインは短く、かつエッジ長さの分散値が大きくなる傾向がある。そこで、点数  $N_L$  以下で、かつエッジの分散が  $t_v$  より大きいスキャンラインを検出し、それらを除去する。なお、 $N_L$  は実験的に定めた値であり、 $t_v$  は前項で設定した値である。

図 5(b)に、樹冠と判定されたスキャンラインを除去して生成された連結成分を色分けした図を示す。この処理では、すべての樹冠を削除することができないが、樹冠がさらに小さい連結成分に分断されるため、人工物の付属物が大きな樹冠と一体化することを避けることができる。その結果として、多くのケースで、一体化していた人工物と樹冠を分割することができる。

### 3.3. 柱状点群と付属物の統合

最後に、付属物を含めた柱状物体の抽出を行う。柱状部を基準にして距離  $d$  以内で、かつ高さ  $h$  以上に存在する連結成分を抽出対象とする。また、連結成分が複数の柱状点群の範囲以内に存在する場合は、最近傍の柱状点群に統合する。

## 4. セグメンテーション結果と評価

本報で提案する付属物の抽出手法を、約 900m の移動計測点群に対して適用した。抽出対象は、MMS から約 15m 以内に存在する信号機、街灯、標識、看板、案内板、信号用センサとする。人工の柱状点群に対して、付属物を過不足なく抽出した場合を抽出成功とした。また、抽出失敗については、抽出漏れと過抽出に分けた。付属物の抽出に漏れがある場合を抽出漏れ、過剰に抽出した場合を過抽出とした。ここでは、成功の個数を合計で割った数値を抽出率とした。

このデータに対して、前報手法を用いた結果、抽出率は、83%となった。それに対して、本手法を適用した場合、表 1 に示すように、抽出率が 93% と非常によい結果となった。セグメンテーション精度は大きく向上したと言える。

抽出失敗例として、壁面を過抽出した場合や、オクルージョンが原因で、空間的に大きく離れた付属物の抽出漏れが一部あった。また、人工物を自然物と区別したことによる抽出漏れも一部みられた。

また、図 6(a)で示すように、付属物の分散を用いることで、自然物の過抽出を回避できることを確認した。しかし、図 6(b)のように大部分の自然物を除去したものの、完全には除去できないケースが存在した。

## 5. まとめと今後の課題

本報では、スキャンラインにおけるエッジの分散を用いて、自然物の抽出を回避する手法を示した。さらに、前報手法と比べて、抽出精度が向上したことを示した。

一方で、確実なセグメンテーションは、一般には困難であり、不確実さが避けられない。今後、セグメンテーションと機械学習を相互に連携させることによって、物体認識の成功率を高めていくことを考えている。

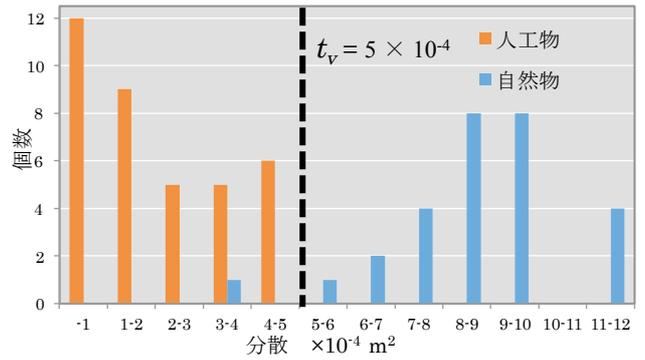
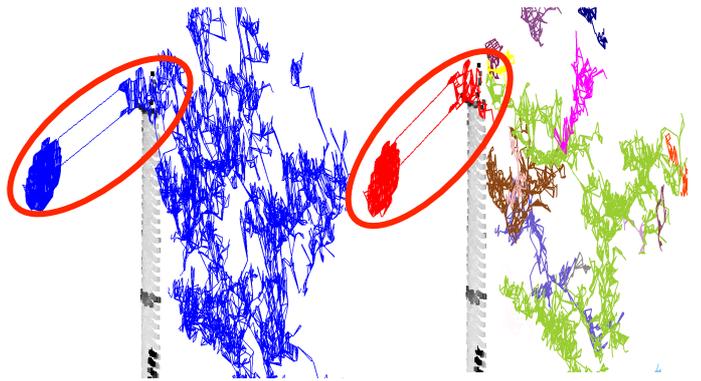


図 4 付属物の分散値のヒストグラム



(a)自然物と一体化した人工物 (b)自然物と分割された人工物

図 5 樹冠と一体化した人工物の抽出

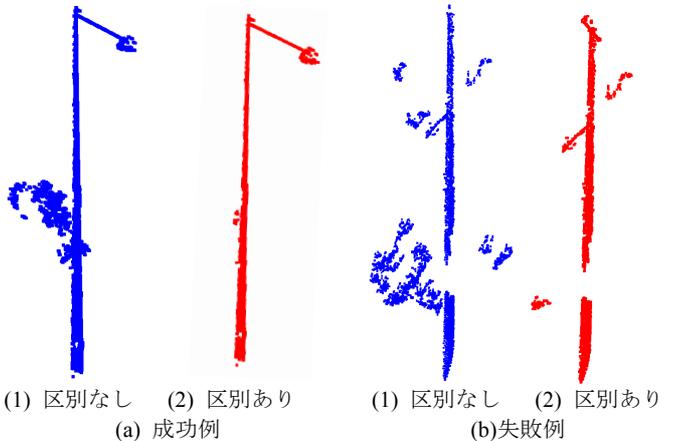


図 6 人工物と自然物の区別の有無による抽出結果の比較

表 1 本手法を用いた付属物の抽出結果

成功	失敗		合計	抽出成功率
	抽出漏れ	過抽出		
66	1	4	71	93%

## 参考文献

- [1] 小平 圭祐, 深野 健太, 増田 宏: 移動計測データからのメッシュ生成とセグメンテーション[第 2 報], 精密工学会秋季講演会, 2015
- [2] H. Masuda and J. He, TIN generation and point-cloud compression for vehicle-based mobile mapping systems, Advanced Engineering Informatics, 29(4), pp. 841-850, 2015