

機械学習を用いた道路周辺地物の自動抽出

電気通信大学 ○森 悠真, 増田 宏

Segmentation of road-side objects using Point Clouds and Images from Mobile Mapping Systems

The University of Electro-Communications: Yuma Mori, Hiroshi Masuda

Mobile mapping systems are useful for creating 3D street maps. Since there are various types of objects along roads, it is necessary to segment and classify each object. Although several methods have been proposed for recognizing pole-like objects, they are not suitable for recognizing guardrails and guard pipes. Laser scanners and digital cameras are typically mounted on a MMS, and point-clouds and camera images are captured synchronously. In this paper, we propose a method for extracting guard pipes based on both point-clouds and camera images. In our experiments, guard pipes could be successfully extracted from point-clouds and images.

1. 緒言

移動計測装置(MMS, Mobile Mapping System)で取得した点群やカメラ画像などの道路周辺の情報は、3D 地図の作成や、インフラ保全などに有用である。MMS で取得された道路周辺の情報には信号や標識など、様々な地物が含まれるため、これらを独立した地物として抽出する必要がある。

我々は、これまでの研究で、電柱、標識、信号機、樹木などの柱状物体の抽出と分類手法を開発してきた。一方で、柱状物には含まれないが、ガードレールやガードパイプは、車道と歩道を分離するために重要な地物である。特に、道路周辺に存在するガードパイプは、国土交通省により設置規格が規定されているものの、形状に関する規格は存在しないため、形状のテンプレートを当てはめることはできない。ガードパイプを構成する円柱は細いため、パイプ上に十分な個数の点群が乗らず、曲面抽出による地物抽出は難しい。

そこで本手法では、点群を地物単位に分割した上で、走行軌跡に垂直な平面群で分割し、分割された点群に対応する画像を用いて物体認識を行うことで、ガードパイプに相当する点群の抽出を行うことを考える。

2. 手法の概要

本手法では、レーザスキャナとカメラを搭載した MMS で計測された点群を用いて地物候補の抽出を行い、点群に対応するカメラ画像を用いた機械学習の結果を用いて地物のセグメンテーションを行う。本稿では、道路上に存在するガードパイプの抽出を行う。

初めにレーザスキャナのパルス繰り返し周波数と点群の GPS 時刻を用いて点群を 2 次元に構造化する。構造化された点群の隣接関係を用いて路面検出を行い、図 1(a) の点群から道路平面を取り除く。図 1(b) のように道路平面を取り除いた点群は、各地物が孤立して存在する状態となる。

次に、点群の隣接関係を用いて、図 1(c) に示すような孤立した地物のワイヤフレームモデルを作成する。このワイヤフレームモデルを、走行軌跡に対し平行に切断することで、地物を等間隔に分割する。

最後に、カメラの設置姿勢と内部パラメータを用いて分割された点群をカメラ画像に投影し、投影された領域の画像を機械学習により分類する。この分類結果を用いて、ガードパイプの点群のセグメンテーションを行う。

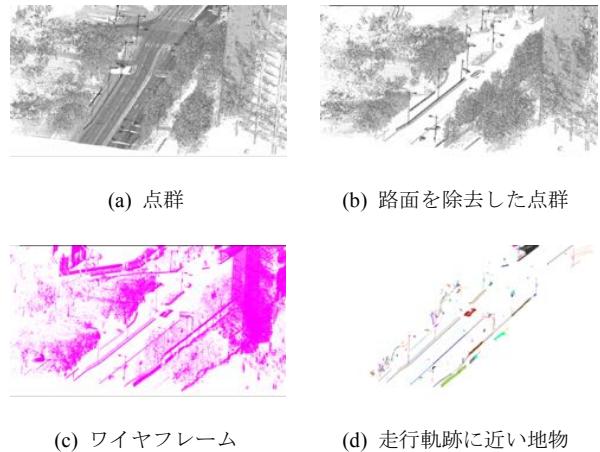


図 1 地物候補点群の抽出



図 2 抽出された地物

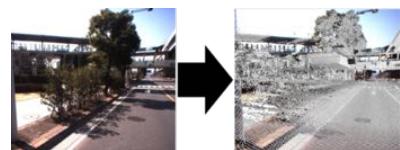


図 3 点群のカメラ画像への投影

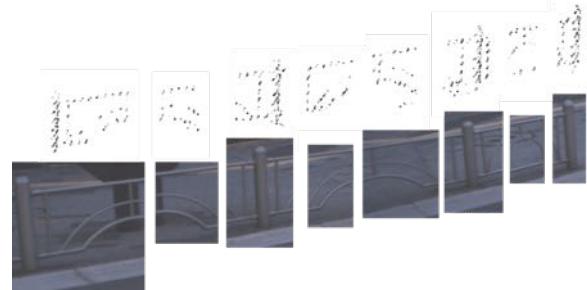


図 4 分割された地物と対応する画像

3. MMS 点群を用いた地物候補の抽出

ここでは、MMS で取得された点群を用いて、道路周辺に存在する地物候補の抽出を行う。

3.1. 路面点群の除去

初めに、小平らの手法[1]を用いて、MMS で取得された点群を 2 次元の格子上に写像する。格子状の点群では、隣接関係が容易に得られるため、高速に近傍点探索を行うことができる。

次に、路面の除去を行う。本手法では、レーザスキャナの下方 1.5 ~ 2.5 m の範囲に存在する各点に対し近傍探索を行い、近傍点から計算される法線ベクトルが Z 軸に近いとき、その点を路面点群として除去する。

3.2. 地物候補の抽出

路面を取り除いた点群に対して、隣接関係と 3 次元距離を用いて各点をエッジで接続し、十分大きな連結成分が得られたら、それらを地物候補として保存する。抽出された地物候補点群を図 2 に示す。ここでは、図 1(d) で示すように、走行軌跡から 15 m 以内のワイヤフレームを対象とした。

3.3. 地物候補の点群の分割

抽出された地物候補には、セグメンテーションが適切でないために、複数の地物が含まれることがある。そこで、地物候補を走行軌跡に垂直な平面で分割して小領域に分割し、それぞれに対して機械学習により分類を行う。

ここでは、0.1 秒ごとに計測されている走行軌跡を用いて、各計測位置での走行ベクトルを算出する。その後、0.5 m ごとに、走行ベクトルに垂直な面でワイヤフレームを分割する。

3.4. 地物候補画像の抽出

MMS で計測される点群においては、ガードパイプの点群密度が低く、また、車道側からのみ計測されるために、円柱曲面を抽出することは困難である。そこで、ガードパイプの画像を学習させ、機械学習で分類することにより、地物点群にタグ付けを行う。

MMS 点群とカメラ画像は、カメラのレーザスキャナからの相対位置、カメラの設置角度、カメラの内部パラメータを用いて対応付けることができる。本手法では、図 4 のように、進行方向に沿って分割した点群を画像上に投影し、点群が投影された領域を全て含む最小の長方形を地物候補画像として抽出する。

4. 機械学習を用いた地物候補画像の分類

抽出された地物候補画像を用いて、点群にタグ付けする。本手法では、画像の認識に強い機械学習手法である Convolutional Neural Network (CNN) を用いる。CNN は学習に大量の画像を用いる必要があるが、あらかじめ大量の画像を用いてパラメータの調整を行った AlexNet [2] に画像を入力し学習させることで、少量の画像でも高い精度で画像を分類することができる。

ここでは、得られた画像をガードパイプとその他の地物に分類する。正方形でない画像は、短辺を黒ピクセルで埋め正方形に整形する。その後、全ての画像に対し 256 × 256 [pixel] となるよう拡大・縮小を行う。

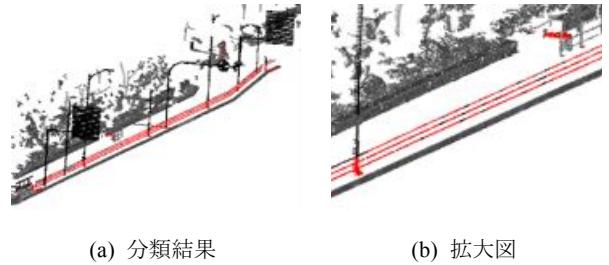
5. 画像の分類結果によるガードポールの抽出

ガードパイプに分類された画像に対応する点群を図 5 に赤色で示す。この結果から、ガードパイプの大部分を抽出できていることがわかる。

ただし、本手法では、ガイドパイプを小領域に分割して認識しているため、分割の仕方によってはガードパイプとして認識されないことがある。

ここでは、ガードパイプを過不足なく抽出するために、図 6 のようなガードパイプと分類された小領域が走行ベクトル方向に 3 つ連続して存在するとき、隣接する小領域をガードパイプとタグ付けした。また、隣接する小領域が 3 つ以上連続してガードポールでない場合、タグ付けを行わないものとした。

図 7 に、上記の方法でタグ付けを行った点群を示す。図 7 では、図 6 で欠落していたガードパイプが接続できていることがわかる。ただし、ガードレールの周囲に存在する地物についても抽出することがあるため、点群の 3 次元的な情報を用いてこれらの分割を行う必要がある。



(a) 分類結果 (b) 拡大図

図 5 画像の分類結果に対応した点群

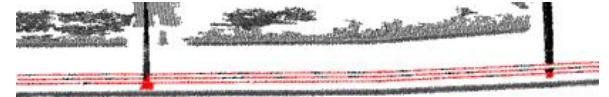


図 6 ガードポールに分類された点群



図 7 拡張されたガードポール

6. まとめ

本手法では、構造化された MMS 点群を用いて道路周辺に存在する地物点群の抽出を行った。また、画像の分類結果を元に地物点群のタグ付けを行い、ガードパイプの抽出を行った。

今後は、タグ付けされた点群の 3 次元的な情報を用いて、より高精度に点群を行うことができるよう検討する。また、道路周辺に存在するあらゆる地物の点群の抽出を行えるよう手法の改良を行いたい。

参考文献

- [1] K. Kohira, H. Masuda, Point-Cloud Compression for Vehicle-Based Mobile Mapping System Using Portable Network Graphic, SPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Commission VI/ WG VI/4.
- [2] A. Krizhevsky et al., ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, NIPS2012