

移動計測による点群と画像を用いた物体の抽出と分類 (第2報)

電気通信大学 ○峯村 晃平, 増田 宏

1. 緒言

近年、交通インフラ設備の点検・管理の効率化や自動運転を目的とした3次元地図に注目が集まっている。道路周辺の3次元情報の取得には、Mobile Mapping System (MMS) が有効である。MMSによって、広範囲に道路周辺の点群と画像を取得することができる。ただし、取得したMMSデータの活用には、適切なセグメンテーションとラベリングを必要である。これまでに、柱状物体、縁石、ガードレール、樹木などの地物を検出する手法が提案されてきているが、それらの手法は地物ごとにアルゴリズムを適用する必要がある。

我々は、これまでに、MMSで取得された画像と点群の両方を用いて、柱状物体の抽出手法とガードレールの抽出手法を開発した[1][2]。MMSに搭載されたレーザスキャナとカメラの位置関係は固定されているため、ピンホールカメラモデルを用いて、レーザスキャナで取得された点の座標を画像上に投影することができる。それにより、点群と画像を関連づけた物体認識が可能になる。

本研究では、この手法を拡張し、汎用的な物体認識を行う手法について検討する。画像認識においては、近年、深層学習を用いた手法により、高い精度での識別が可能になっている。しかし、縦長のポールや横長のガードレールは、画像に収まりにくく、また無理に収めると、縮尺が小さくなるという問題がある。本研究では、点群を適切なサイズに分割し、点群と画像を関連づけることを考える。

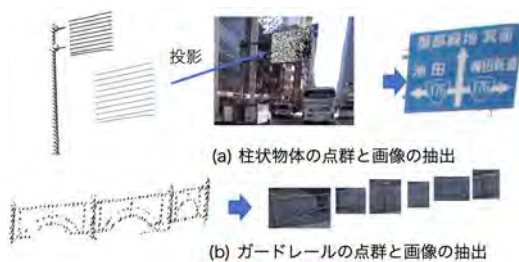


図1 従来手法による画像と点群の抽出

2. 点群に対応する画像の抽出

2.1 点群のフィルタリング

MMSでは、点群と画像を同時に取得するが、遠方の物体の画像はサイズが小さく、解像度も低いいため、分類に適さないものが多い。そこで、MMSの走行軌跡から離れた点群については、対象外として除去する。

また、路面については、容易に識別可能であることから、あらかじめ除去しておく。路面検出は、Z座標とPCAで計算された法線を用いて行う。建築物の壁面についても、高さが大きい垂直面として認識できる。今回は、大型の建築物についても、認識対象外とする。図2(a)に路面を除去した後、遠方と認識された点群を、図2(b)に大型建築物と判定された点群を示す。

2.1 点群の連結成分

MMSで取得した点群は、GPS時刻を用いて、2次元的に整理させることが可能である。レーザスキャナの1秒あたりの回転数と点群計測数はわかっているため、レーザの1回転で得られる点群を横一列に並べることで、図3(a)のような点群画像を得ることができる。点群画像上で隣接した点群が十分に近い距離にあるとき、それらは連結していると見なす。それにより、図3(b)のような連結な点群の集合を得ることができる。

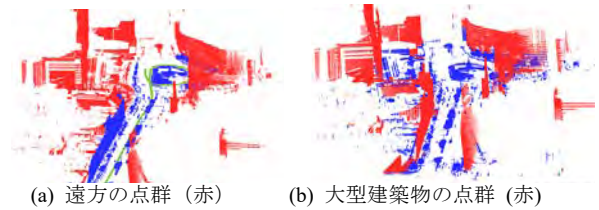


図2 除去される点群

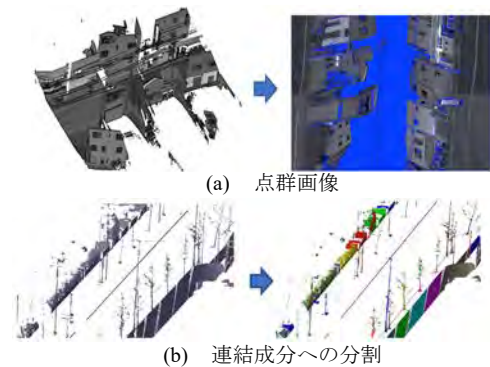


図3 点群のセグメンテーション

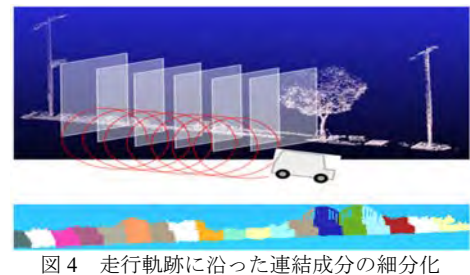


図4 走行軌跡に沿った連結成分の細分化

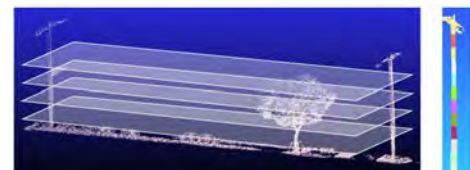


図5 高さ方向の細分化

2.2 点群の細分化

連結成分として得られた点群には、複数の物体が含まれることがあり、また、点群のサイズが大きいと、画像に収まらない。そこで、連結成分の点群をさらに分割する。

道路周辺地物には、柱状物体が多い。ここでは、文献[3]に示す方法を用いて、ポールの検出を行う。ポールの検出では、ポールを多数の水平面で切断し、円弧が連続して検出できる箇所をポールとする。ポールが検出されたら、ポール上の点群を連結成分から除去し、連結成分を求め直す。

また、道路周辺には、看板や標識などの平面物体も多い。そこで、連結成分の点群に対してRANSACを用いて、平面検出を行う。閾値以上の面積を持つ平面が検出されたら、平面を除去し、さらに連結成分に分割する。

以上により、最初の連結成分は、ポール、平面、それ以外に分割される。平面部とそれ以外については、植え込みやガードレール、壁面など、横方向に非常に長い連結成分が得られることがあ

る。その場合、図 4 のように、走行軌跡に沿って点群をスライスして、複数の連結成分に分割する。また、高さが大きく、画像に収まらない連結成分は、図 5 のように、高さ方向にも分割する。

2.4 画像の抽出

MMS で取得された点群と画像には、GPS 時刻が属性として付けられている。そこで、点群が取得された GPS の範囲を用いて、関連する画像を検索する。図 5(a) に、点群の GPS 時刻に対応する時系列画像の例を示す。

次に、点群を画像上に投影し、対応する画像領域を抽出する。対象物体は複数の画像に写っているため、単一の点群から、複数の画像の領域が抽出される。図 5(a) に、点群に対応する画像領域を示す。



(a) 点群に対応する時系列画像



(b) 点群に対応する画像領域
図 5 点群に対応する画像の抽出

3. 特徴量の抽出

3.1 画像特徴量

画像特徴量の算出には、深層学習を用いる。ここでは、ImageNet で学習済みの VGG16 を用いる [4]。分割した点群に対応する画像を求めてラベル付けを行い、転移学習を行うことで、分類器を生成する。画像特徴量の取得は、全結合層の直前のベクトルを抽出することで行う。

3.2 点群特徴量

点群特徴量として、(1)PCA の固有値を用いた特徴量(直線性、平面性、散乱性)、(2)点群をボックスで囲んだときの幅、高さ、奥行き、(3)路面からの高さについて考える。

また、点群のための深層学習である PointNet を用いた特徴量も算出する[5]。ここでは、PointNet による識別器を作成し、Max Pooling で集約された特徴量を、点群特徴量として抽出する。

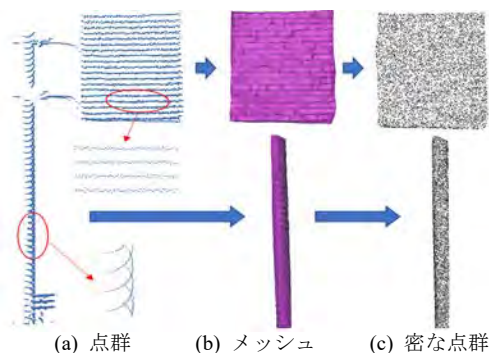
ただし、図 6 に示すように、MMS の点群はレーザのスキャンライン方向には密であるが、その直交方向には、走行速度に応じて、5~10cm 程度の隙間が生じる。この点群分布を特徴として捉えてしまう可能性があるため、点群をアップサンプリングする。

MMS の点群を図 3(a)に示した点群画像に変換し、画像上での隣接関係を用いて、メッシュを生成する。図 6(b) に、生成されたメッシュの例を示す。メッシュサンプリングすることで、分布にバイアスのない密な点群を生成することができる。

3.3 画像特徴量と点群特徴量の統合

画像特徴量と点群特徴量が算出できたら、それらを統合する。ただし、VGG16 と PointNet で抽出される特徴量は 1024 個と 256 個なのに対し、追加の点群特徴量は非常に少ない。そこで、寄与

度の高い特徴量を特徴選択手法である Boruta を用いて特徴量の削減を行なった後、Random Forest を適用する。



(a) 点群 (b) メッシュ (c) 密な点群
図 6 点群のアップサンプリング

4 評価実験

現時点までの実装により、点群の連結成分から、適切な画像が抽出できるかどうかについて検証を行なった。図 5(b)、図 7(a) に示す点群からは、画像が抽出できており、点群が比較的疎であるのに対して、画像には対象を識別する十分な情報が含まれていることが確認できた。一方で、図 7(b) のように、オクルージョンによって適切な画像が得られないケースや、裏側から撮影した画像が検出されるケースが存在した。



(a) 点群から抽出される画像群



(b) オクルージョン(左)と表と裏側の画像(右)

図 7 点群に対応する画像の抽出

5 結言

本報では、MMS データの点群と画像を用いて、物体認識を行う手法について検討した。点群と画像を用いての物体認識については、現在、細部の実装と評価データの作成を進めているところである。手法の有効性については、今後、評価していく。

参考文献

- [1] 峯村晃平, 田島 晃太, 松本 裕稀, 増田宏, 「移動計測による点群と画像を用いた物体の抽出と分類」, 2019 年度精密工学会秋季大会
- [2] 峯村晃平, 松本 裕稀, 増田宏, 「機械学習を用いたガードレールの抽出と形状再構成 (第 2 報)」, 2020 年度精密工学会秋季大会
- [3] K. Fukano, H. Masuda, Detection and Classification of Pole-Like Objects from Mobile Mapping Data, Laser Scanning 2015, Vol. I-3/W5, 57-64, 2015
- [4] K. Simonyan, A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition", arXiv preprint 1409.1556, 2004
- [5] C. R. Qi, H. Su, K. Mo, L. J. Guibas, "PointNet: Deep Learning on Points Sets for 3D Classification and Segmentation", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017