

1. はじめに

LiDAR から得られる 3 次元情報は環境光の変化に対して頑健であるため、自動運転支援に利用されている。LiDAR の 3 次元情報からセマンティックセグメンテーションを行う手法として PointNet [1] が提案されている。PointNet は、各点に対して特徴抽出し、クラス識別を行う。しかし、3 次元点群の点 1 つ 1 つに対して特徴抽出を行うため、近傍点の情報を考慮した特徴抽出ができない。そこで本研究では、点群を任意の視点で平面画像化し、SegNet [2] による 2 次元のセグメンテーションを適用する手法を提案する。提案手法は、畳み込み処理により空間情報を捉えることができるため、近傍点の情報を考慮した特徴抽出が可能である。

2. SegNet

SegNet は、画像におけるセマンティックセグメンテーションの手法であり、Encoder と Decoder で構成されている。Encoder では畳み込み処理と Max Pooling により画像の局所情報の特徴抽出を行う。Decoder は Encoder で生成された特徴マップを入力とし、アップサンプリングと畳み込み処理により特徴の補間を行う。これにより、ピクセルごとにクラス識別を行う。また、Pooling Indices により、Max Pooling 時の位置情報をアップサンプリングに用いることでより正確なセグメンテーションが可能となる。

3. 提案手法

近傍点の情報を考慮するために、点群を任意の視点で平面上に画像化する。そして、SegNet によりセマンティックセグメンテーションを行う。提案手法は、以下の 3 つのステップから構成されている。

Step1 図 1 に示すように 3 次元点群データに対して平面化処理を行い、XY 座標の正面画像と XZ 座標の鳥瞰画像を生成する。同じ座標に複数点が存在する場合は、手前の 1 点のみを使用する。

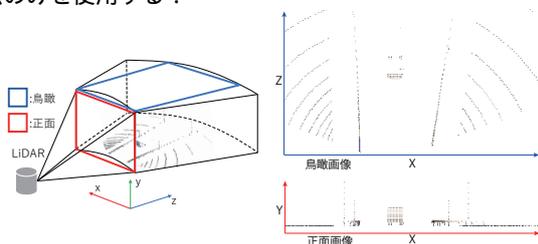


図 1：平面化処理

Step2 生成した正面画像、鳥瞰画像に対してそれぞれ SegNet により、2 次元セグメンテーションを行う。

Step3 得られたセグメンテーション結果を 3 次元点群の座標系に変換する。正面画像は、3 次元点群の XY 座標に、鳥瞰画像は XZ 座標に逆投影を行う。正面画像と鳥瞰画像で結果が異なる場合は、クラス確率が高い方の結果を使用する。図 2 に提案手法の構造を示す。

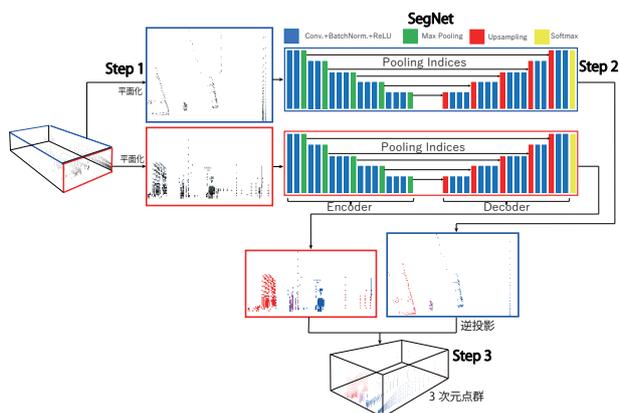


図 2：提案手法の構造

4. 評価実験

提案手法の有効性を調査するために PointNet と比較する。

4.1. 実験概要

実験には、予防安全運転システムの Prescan を用いて作成したデータセットを使用する。データセットは 4 エリア、30 シーンの点群データで構成されている。提案手法で用いる点群データは 1 フレームあたり平均 700 点である。クラス数は、車や歩行者などの 10 クラスがある。学習に 15,540 フレーム、評価に 12,736 フレームを用いる。

4.2. 実験結果

表 1 に PointNet と提案手法の結果を示す。PointNet と比較して正面画像を用いた場合、車や縁石の数クラスで精度向上したが、それ以外のクラスでは精度が低下した。鳥瞰画像を用いた場合、Global Accuracy が 1.42 ポイント、Mean IoU は 7.7 ポイント向上した。また、正面と鳥瞰の結果の統合は、Global Accuracy が 2.31 ポイント、Mean IoU は 11.5 ポイントの精度が向上し、最も良い精度となった。クラス別精度では、8 クラスで精度が向上した。車は 15.96 ポイント、建造物は 21.95 ポイントの大幅な精度向上を確認できた。しかし、バイクとガードレールは精度が低下した。特にバイクは、21.44 ポイントの精度が低下した。車の前後を走行するシーンがあり、手前の 1 点のみを使用するので、奥にある点の学習ができなく、精度が低下したと考えられる。

表 1：識別精度 [%]

	PointNet	提案手法		
		正面	鳥瞰	正面 + 鳥瞰
Global Accuracy	94.27	93.39	95.69	96.58
Mean IoU	49.96	46.62	57.66	61.46
車	65.64	67.52	79.52	81.60
バイク	28.50	4.35	8.60	7.06
自転車	82.50	61.85	85.15	85.24
歩行者	28.57	23.75	34.29	32.28
子供	15.75	15.17	17.40	17.05
建造物	60.00	60.17	81.95	79.53
標識	72.93	57.30	76.86	76.84
縁石	90.77	92.33	94.35	95.08
ガードレール	94.38	86.34	92.18	92.81
壁	96.80	97.20	97.97	98.90

図 3 に提案手法と従来手法の出力を示す。PointNet は車と壁を誤認識しているが、提案手法では正しく識別できた。

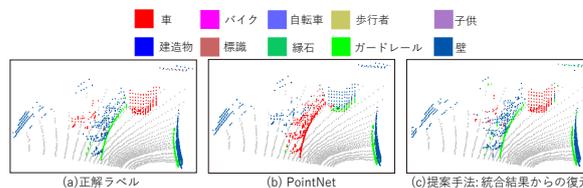


図 3：セマンティックセグメンテーションの結果

5. おわりに

本研究では、点群データに対して平面化処理を行い、2 次元のセグメンテーションを適用する手法を提案し、精度向上を確認した。今後の課題として、点に対して 2 視点で一致するような学習により相関性を持たせる必要があると考える。

参考文献

[1] R. Qi, Charles, et al., "PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation", CVPR, 2017.
 [2] V. Badrinarayanan, et al., "SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation", PAMI, vol.39, no. 12, pp. 2481-2495, 2017.