

海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムの開発 -レーザースキャナの反射輝度によるごみ検出とロボットの誘導-

○有瀬 昌矢 (九州大学), 松本 耕平 (九州大学), 倉爪 亮 (九州大学)

Development of Garbage Collecting Robot for Marine Microplastics -Detection of Microplastics using Laser Reflectance and Robot Navigation-

○Masaya ARISE (Kyushu University), Kohei MATSUMOTO (Kyushu University),
and Ryo KURAZUME (Kyushu University)

Abstract : In this research, we develop a garbage collecting robot for marine microplastics. This system uses 3D LiDAR to detect microplastics on a beach and collects them by avoiding obstacles and sea automatically. This paper describes experiments on microplastic detection using reflectance information by 3D LiDAR.

1. 緒言

近年、プラスチックごみによる海洋汚染が深刻な環境問題となっている。日本の海岸においても、様々なごみが漂着しており、一部の海岸では海岸の清掃が行われている。プラスチックごみは海岸の景観を乱すだけでなく、有害化学物質を含む場合があり、生物への悪影響を与える可能性があることから問題視されている。プラスチックごみの大きさは人が回収しやすいペットボトルなどのサイズの大きいごみから小さいサイズの破碎プラスチックごみもある。破碎プラスチックごみは、数ミリ程度まで分解されたプラスチック片であり、多くの海岸では破碎プラスチックごみが砂と混ざっていることが多い。そのため、人の手によって破碎プラスチックごみを砂と分離して回収することが難しい。完全に除去するには重機で海岸の砂を入れ替える方法しかなく、現時点では回収が困難である。

我々は、破碎プラスチックごみの回収方法のひとつとして、破碎プラスチックごみの回収を行う自律移動ロボットを開発している。このシステムでは、3D LiDARのみを用いて周囲の破碎プラスチックごみや障害物を検出し、破碎プラスチックごみを自動回収する。カメラを使用しても、昼間であれば3D LiDARと同様に周囲の地形把握や破碎プラスチックごみの検出は可能である。しかし昼夜を問わず、あらゆる光源環境下でごみの回収を行うことができれば、例えば昼間はビーチを使用でき、効率的かつ安全である。また、レーザ光を用いることで、プラスチックと砂の反射率の違いから、破碎プラスチックごみの多い場所を検出可能であると考えられる。

本稿では、我々が開発している海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムについて報告する。

2. 海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットシステム

本章では、開発中の破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムと、3D LiDARを用いたごみの検出手法について述べる。

2.1 クローラ型ロボット

現在開発中の破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムを Figs.1, 2 に示す。現在は原理確認の段階であり、ごみ検出ロボット (Fig.1) とごみ回収ロボット (Fig.2) を分けて開発している。



Fig. 1: Garbage detection robot Fig. 2: Garbage collecting robot

どちらも、リコー製クローラロボットをもとに、左右のアクチュエータを超扁平アクチュエータ (日本電産シンポ製, FlexWave) に変更したものであり、アクチュエータがスプロケットを介してクローラを稼働する。このロボッ

トは、海岸を走行するため、水没による故障を防ぐために、アクチュエータをカバーで覆うことにより、防塵防水を実現している。検出用ロボットは、PC やモータドライバ、バッテリーのほかに 3D LiDAR を上部に搭載しており、この 3D LiDAR により、周囲の地形把握や破碎プラスチックごみの検出を行う。もう一方の回収用ロボットはゴミ吸引機を 2 台搭載しており、検出用ロボットが得た地形情報からごみを回収するように自律移動する。

2.2 3D LiDAR

破碎プラスチックごみの検出、周囲環境の測定には 3D LiDAR を用いる。3D LiDAR はレーザ光を放射し、反射したレーザ光から周囲の地形や物体の座標、反射輝度を測定する機器である。3D LiDAR はカメラと異なり、時間帯や地形によって変化する光源環境に依存せず、夜間でも周囲の環境を測定することができる。今回用いた 3D LiDAR は Velodyne Lidar VLP-32C である。これは、32 個のレーザを持っており、5~20Hz の測定スピードで全周囲を測定できる。最大測定距離が約 200m、仰角 10 度、俯角 30 度の範囲を精度 ± 5cm で測定可能である。

2.3 破碎プラスチックごみの検出手法

2.3.1 Semantic Segmentation

提案する破碎プラスチックごみの検出手法は、ロボットに搭載した 3D LiDAR を使用し、レーザの計測結果から反射輝度画像を作成、CNN を用いて周囲の環境の識別を行い、ロボットの安全な走行や破碎プラスチックごみの検出を実現するものである。

CNN による画像解析は、提案手法では画素ごとにラベルを割り当てる領域検出手法、Semantic Segmentation を用いる。Semantic Segmentation では、画像の各点にラベルを付与した学習データを作成する必要がある。3D LiDAR の計測データから生成した反射輝度画像は、3D LiDAR が 32 本のレーザを 360 度走査するものであるため、縦方向への解像度が低く、反射輝度画像のみで学習データ作成のためのラベル付けは困難である。提案手法では、学習データの作成のために 3D LiDAR の測定と同時にカメラによる撮影を行い、まずカメラ画像にラベルを付与した。次にカメラと 3D LiDAR の位置合わせを行い、相対位置・姿勢を推定し、ラベル付けされたカメラ画像から反射輝度画像に対応した座標のラベルを取得することにより、反射輝度画像のラベル付けを行った。

2.3.2 学習に用いた CNN

3D LiDAR の測定データから作成した反射輝度画像を Semantic Segmentation により識別するために、U-Net[1] と DeepLab[2] を用いた。学習に用いる反射輝度画像は幅 512 ピクセル、高さ 32 ピクセルであり、サイズが小さいため、CNN は小さいサイズの画像も学習可能である必要がある。

U-Net[1] は Fig.3 の構造を持つ CNN である。

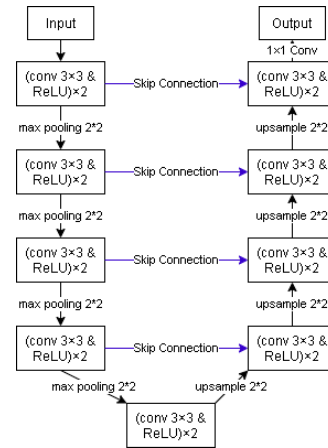


Fig. 3: U-Net

U-Net[1] は Encoder と Decoder の間に Skip Connection を有する。Encoder は畳み込み処理により空間解像度を下げながら画像特徴を抽出する。Decoder は抽出された画像特徴をもとにアップサンプリングしながら、各画素のクラスを識別する。Skip Connection は Encoder・Decoder 間で同じ解像度の特徴マップを接続する機構であり、Decoder でのアップサンプリングの際に畳み込みの処理で喪失した空間情報を補完することができる。

DeepLab[2] の構造を Fig.4 に示す。DeepLab は画像識別で使われる ResNet を Semantic Segmentation のために拡張した CNN である。本研究では、解像度の近い CIFAR-10 データセット用の構造を採用した。

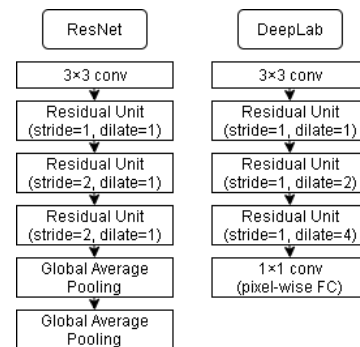


Fig. 4: ResNet and DeepLab

DeepLab[2] は dilated convolution を実行できるという

特徴がある。dilated convolution は間隔が空いたフィルタを畳み込みの際に用いる手法である。DeepLab は畳み込みの処理の際に、dilated convolution によって、画像の解像度を低下せずに処理が実行できる。よって、小さい画像の学習が可能である。

2.3.3 Voting によるごみ地図作成

ごみ検出を行う際に誤検出による影響を少なくするため、格子地図を用いた voting により、ごみが多くある範囲を推定する。格子地図を用いた voting とは、周囲の環境地図をロボットの大きさ程度を1つの区画とする格子地図として、複数回の計測で一定回数以上ごみが検出された区域をごみの多い区域として管理する方法である。これにより、ごみの誤検出の影響を受けにくくなり、安定した回収作業の実現が期待できる。ロボット群は、検出用ロボットがごみの多い区域を提案手法で識別し、その地図データから回収用ロボットは安全に効率よくごみの多い区域を通過するように移動と回収を行う。

3. 3D LiDAR を用いたごみの検出実験

本章では、提案手法によるごみ検出の精度検証実験、および Voting によるごみ地図作成実験について述べる。

3.1 3D LiDAR の反射輝度による Semantic Segmentation の精度検証実験

反射輝度から周囲環境や破砕プラスチックごみを検出した際の精度検証実験を行った。学習に用いるデータは、Fig.5 のカメラと 3D LiDAR を固定した手押し式のカートを使用して、実際の海岸のデータを測定し、提案手法により作成した。



Fig. 5: Cart

これらのデータは、砂地、ごみ、草地、海の4つのクラスに分類した。ごみのクラスには、プラスチックごみに加え、その他の漂着ごみも含まれる。このクラスに分類した

理由として、海岸を調査した結果、漂着ゴミが分布する場所と破砕プラスチックごみが分布している場所がほとんど一致している傾向にあり、学習データの作成時にごみのクラスを識別しやすいことがあげられる。作成した500枚の学習データをもとに U-Net と DeepLab を使用してそれぞれ学習し、4クラスに対する識別精度を調査した。学習データは訓練用データを400個、テストデータ、検証用データをそれぞれ50個ずつとした。テストデータに重複がないように5回学習と評価を実行する5分割交差検定で評価した。反射輝度画像を用いた識別結果の一部を Fig.6 に示す。

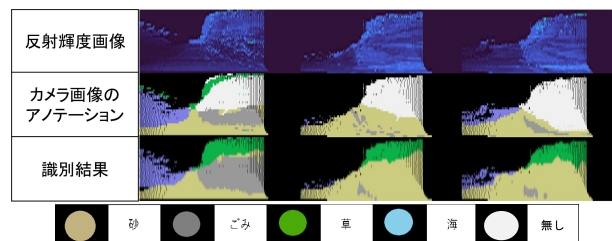


Fig. 6: Detection accuracy verification experiment

Fig.6 は上の列から反射輝度画像、学習データのアンノテーション画像、学習によって得られた画像である。アンノテーション画像と識別結果の画像を比較すると、砂地、草地、海の3クラスは領域が一致している部分が多い。ごみのクラスに関しては、細かく点在している領域は検出漏れや誤検出が見られる一方、密集している領域に関しては大まかに一致している。

次に、それぞれのクラスの IoU を Table 1 に示す。この表の IoU は5回分の学習結果の平均値を表記している。

Table 1: IoU of each class

Model	平均	砂	草	ごみ	海
U-net	68.4	76.7	75.1	52.9	68.9
DeepLab	67.8	76.6	75.4	52.5	66.9

IoU とは、予想された正の部分と実際の正の部分の和集合のうち、予想が実際と同じく正である部分の割合を表す。IoU は以下の式で表される。

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + TN}$$

TP は True positive を、FP は False positive を、TN は True negative を表している。

各クラスの IoU は、U-Net と DeepLab の間に大きな差はみられず、それぞれのクラスで比較的高い結果が得られた。

これらの結果から、提案手法において、反射輝度から周囲環境の把握が可能であることが確認できた。また、ごみ

においては、誤検出や検出漏れは発生するが、ごみが多くある領域は検出が可能であることが確認できた。

3.2 Voting によるごみ地図作成実験

検出されたごみをもとに回収ロボットを誘導するために、ごみの多い領域を示すごみ地図の作成実験を行った。この実験では、Fig.7のごみの多い海岸で3D LiDARと高精度GNSSアンテナを搭載した手押し式のカートを使用して取得したデータを使用した。



Fig. 7: Beach

本研究では、3D LiDARによって得られた反射輝度データからごみを検出し、votingによりごみ地図を作成し表示するシステムを開発した。このシステムはROS2を用いて3D LiDARの測定データ、DNNモデル、可視化システムを統合している。3D LiDARの測定データから3次元データのpointcloudに変換し、2次元画像の反射輝度画像に変換した。その反射輝度画像に対して、3.1節のU-Netを使用したモデルを使用して、砂地、ごみ、草地、海の4クラスに分類し、ごみのクラスに該当する地点を求めた。その結果からvotingにより、ごみのクラスの点の出現回数が多い領域を検出し、MarkerArrayトピックにより、四角で表示するようにした。結果の一例をFig.8に示す。ただし、この実験では、格子の大きさは1辺1mの正方形、votingの閾値は10回とした。

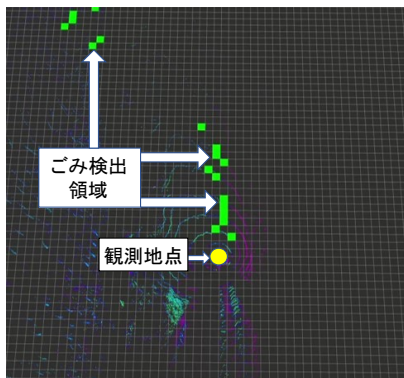


Fig. 8: Garbage area detection experiment

この画像は測定データを上から見た画像である。画像の中心付近にある四角がごみのクラスの地点が多くみられた領域である。実験では、ごみの多い地点を通過しながら測定していたため、この領域は正しく検出していると思われる。しかし、画像の左上にもごみが検出されている部分があるが、この部分は木の板や草地であったため、誤検出も一定数みられた。誤検出や検出漏れ、反映がうまくできていない部分などもみられるため、CNNやVotingの閾値など、手法を今後さらに改善していく必要がある。

4. 結言

本稿では、3D LiDARから得られた反射輝度画像からSematic Segmentationにより、破碎プラスチックごみの検出を行う手法を提案し、その手法の精度を検証する実験を行った。また、得られたごみの位置から、回収ロボットを誘導するためのごみ地図を作成する実験を行った。

今後は、実機を用いて、開発したごみ検出システムによる回収ロボットの誘導実験を行う予定である。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00230 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Ronneberger, Olaf and Fischer, Philipp and Brox, Thomas, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation", International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, pp.234-241, 2015
- [2] He, Kaiming and Zhang, Xiangyu and Ren, Shaoqing and Sun, Jian, "Deep residual learning for image recognition", Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp.770-778, 2016
- [3] 有瀬 昌矢, 倉爪 亮, "海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムの開発 レーザスキャナの反射輝度を用いた海岸環境の識別", 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 2021, 1P2-G09, 2021