

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

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

○学 有瀬 昌矢 (九大) 正 倉爪 亮 (九大)

Masaya ARISE, Kyushu University, arise@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

Ryo KURAZUME, Kyushu University

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 the results of detection experiments of microplastics using reflectance information taken by 3D LiDAR.

Key Words: Marine microplastics, 3D LiDAR, Image Segmentation, Deep Learning

1 はじめに

現在、破碎プラスチックごみによる海洋汚染が世界中で問題となっている。破碎プラスチックごみとは、数ミリ程度に分解されたプラスチック片である。破碎プラスチックごみは、海流の影響から九州付近の離島海岸にも多く漂着している (Fig.1)。



Fig.1 宮古島の海岸の破碎プラスチックごみ

これらの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、生物への影響もあることから問題視されている。しかし、漂着した破碎プラスチックごみは大きさが数ミリ程度であり、砂とほとんど同じ大きさであるため、人力ですべて回収するのは困難であり、現状では重機で広範囲に砂を入れ替える以外に回収する方法がない。

そこで、我々は破碎プラスチックごみの回収方法の一つとして、破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムを開発している。このシステムでは、3D LiDAR を用いて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と砂を自動回収する。3D LiDAR と同様に、カメラも周囲の地形の確認や破碎プラスチックごみの識別は可能である。しかし、3D LiDAR はレーザで測定するため、カメラでは測定が困難な夜間でも計測が可能である。また、プラスチックと砂のレーザの反射率の違いから、カメラと同様に破碎プラスチックごみの多い場所を特定できる可能性がある。

本研究では、3D LiDAR による破碎プラスチックごみの検出手法の開発、および破碎プラスチックごみ回収ロボットシステムの開発を行う。

2 3D LiDAR による破碎プラスチックごみの検出

本章では、破碎プラスチックごみの検出に用いる機器、手法について述べる。

2.1 3D LiDAR

破碎プラスチックごみの検出、および周囲環境の測定には 3D LiDAR を用いる。3D LiDAR とはレーザ光を発射し、反射して返ってきたレーザ光から周囲の地形や物体の座標や反射輝度を測定する機器である。測定データより、距離画像や反射輝度画像を作成することができる。また、3D LiDAR はカメラと異なり光源環境に依存せず、夜間でも周囲の 3 次元形状や反射輝度を瞬時に測定できる。本研究では、Velodyne HDL-32E[1] を使用した。Velodyne HDL-32E は周囲の 360 度の範囲を 32 本のレーザで、1 秒間に約 10 回転分の測定を行う。また 1kg 程度の重量で、最大距離 80 ~ 100m、仰角 10 度、俯角 30 度の範囲を ± 2cm の精度で測定可能である。

2.2 3D LiDAR を用いた破碎プラスチックごみの検出手法

本論文で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、レーザ計測結果から反射輝度画像を作成、ディープラーニングの一種である CNN を用いて識別を行い、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行うものである。

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 (Semantic Segmentation) を用いる。CNN を用いた Semantic Segmentation では、画像の各点にあらかじめラベルを付加した大量の学習データを作成する必要がある。提案手法では、レーザの反射輝度画像に対して識別を行うため、反射輝度画像にラベルを付与する必要がある。しかし、使用した 3D LiDAR は 32 本のレーザを 360 度走査するものであり、生成される反射輝度画像は縦方向の解像度が低く、反射輝度画像だけを用いてレベルを付与することは困難である。そこで、提案手法では 3D LiDAR による計測と同時に高解像度のカメラでも撮影を行い、得られたカラー画像にラベルの付与を行い、その結果をもとに 3D LiDAR の反射輝度画像にラベルを付与することとした。

提案手法で用いるデータの作成手順を以下に示す。

1. あらかじめ、カメラと 3D LiDAR の位置合わせを行い、相対位置・姿勢を推定する
2. カメラと 3D LiDAR で同時にデータを取得する

3. カメラ画像にアノテーションを行い、各画素にラベルを割り当てる
4. 3D LiDAR で計測された 3 次元点をカメラ画像に投影する
5. 投影されたカメラ画像の画素のラベルを、3D LiDAR で計測された反射輝度画像の各点のラベルとする

2.3 反射輝度画像を用いた Semantic Segmentation

3D LiDAR の計測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、次の 2 つの CNN を学習に使用した。

1. U-Net[2]
2. DeepLab[3]

学習に使用する画像は、幅 512 ピクセル、高さ 32 ピクセルであり、サイズが小さい。このため、畳み込みにより学習に必要な情報を失いにくい、上述した 2 種類の CNN を使用した。

U-Net[2] は Fig.2 の構造をもつ CNN である。

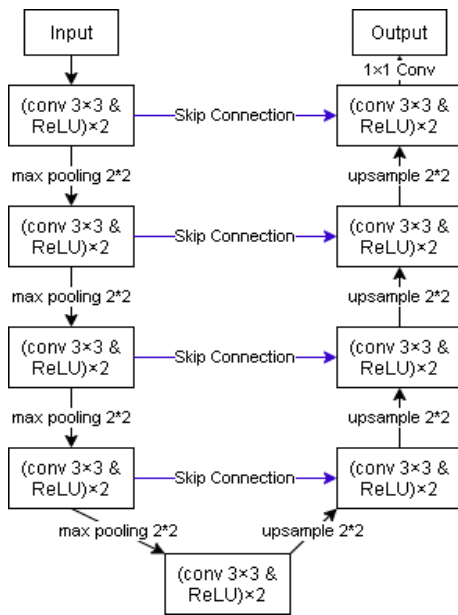


Fig.2 U-Net の構造

U-Net はダウンサンプリングを行う Encoder とアップサンプリングを行う Decoder の間に Skip Connection があるのが特徴である。通常の Encoder-Decoder CNN では畳み込みの際、解像度が低くなるため、画像情報がある程度喪失する。そのため、学習に用いる画像はある程度の大きさが必要である。U-Net は、Skip Connection により、Encoder の各層での出力を対応する Decoder の層に連結する機能を持つ。この機能により、畳み込みの過程で失われた情報を補完することができる。

一方、DeepLab は CIFAR-10 データセットの 32×32 サイズ画像を対象にした小さい ResNet[3] をもとに作成した CNN である。ResNet と DeepLab の構造を Fig.3 に示す。

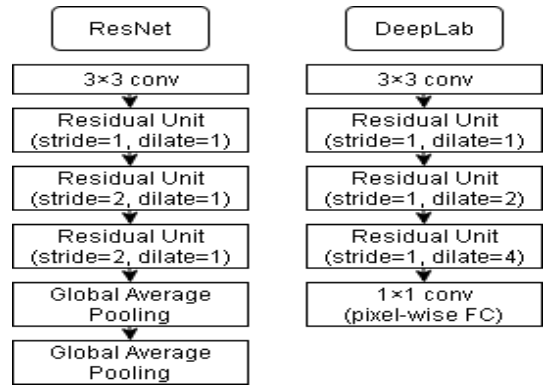


Fig.3 DeepLab の構造

この DeepLab は Convolution の際に、dilated convolution を行うことにより、画像の解像度を落とさずに畳み込みを行える。Fig.3 では、dilate の値により、dilated convolution の操作を管理している。そのため、小さい画像でも情報を失わずに畳み込みを行い、学習することができる。

3 海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットシステム

3.1 クローラ型ロボット

開発中の海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットを Fig.4 に示す。このロボットはリコー製クローラロボットをベースに、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駆動する。また、ロボットは砂浜を走らせるため、アクチュエータが水没する可能性がある。そこで水没による故障を防止するため、アクチュエータをカバーで覆い、防塵防水を実現している。ロボット本体には PC やモータドライバ、バッテリーを搭載し、PC とドライバは USB-RS422 コンバータを介して接続し、通信を行っている。制御用の PC では、ROS[4] のパッケージにより左右のモータの回転速度やジョイスティックの入力を制御しており、ジョイスティックの入力により、モータの回転速度を変更することでロボットの移動速度や移動方向を制御している。

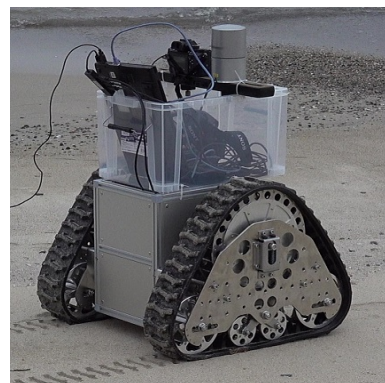


Fig.4 クローラ型ロボット

4 実験

海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットは 3D LiDAR を用いて、周囲のプラスチックごみや海と砂の境界を検知する。そこで開発したロボットを用いて、以下の実験を行った。

1. 3D LiDAR の反射輝度による Semantic Segmentation の精度検証実験

2. クローラ型ロボットを用いた移動・識別実験

本章ではこれらの実験方法，結果について述べる。

4.1 3D LiDAR の反射輝度による Semantic Segmentation の精度検証実験

カメラと 3D LiDAR を手押し式のカートに固定し，海岸の様々な場所で，カメラ画像，および 3D LiDAR による距離や反射輝度のデータを収集した．具体的には，使用したカートは Fig.5 であり，この上の固定具にカメラと 3D LiDAR を固定した．測定時には，カメラと 3D LiDAR を起動し，砂浜でゴミの多い場所を中心に，カートを手で引き，移動しながら測定を行った．



Fig.5 3D LiDAR を用いた反射輝度画像の計測

データ収集後，ゴミ検出の提案手法を用いて学習データを作成し，U-Net と DeepLab に学習させた．その後，学習済みのモデルを使用し，3D LiDAR の反射輝度画像から砂，ゴミ，草，海の 4 クラスに対する識別精度を調べた．反射輝度画像を用いた識別結果の例を Fig.6 に示す．

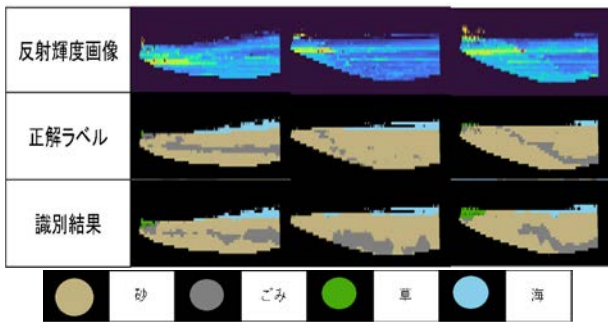


Fig.6 識別実験の結果

正解ラベルと識別結果を比較すると，海や草地の領域はほぼ一致しており，ゴミの領域も大まかには検出できることが分かった．また，それぞれのクラスの IoU を Table 1 に示す．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．

Table 1 反射輝度画像の各クラスの IoU

	IoU[%]				
	平均	砂	草	ゴミ	海
U-Net	50.3	83.1	57.0	18.5	42.6
DeepLab	52.0	82.5	60.9	22.4	42.4

U-Net と DeepLab の IoU には大きな差は見られず，砂地は高く，海や草地も比較的高いことが分かった．一方，ゴミの IoU は低い，Fig. 6 からは，ゴミでも似た分布が見られることがわかる．

これらの結果から，反射輝度画像を用いた Semantic Segmentation では，ゴミの誤検出は多いが，少なくともゴミの多い場所は検出できることが確認できた．

4.2 クローラ型ロボットを用いた移動・識別実験

クローラ型ロボットの動作確認と搭載した 3D LiDAR による認識実験を行った．クローラ型ロボットに 3D LiDAR とカメラを搭載し，海岸で測定を行いながら移動させた．その後，3D LiDAR の測定データから反射輝度画像を作成し，学習済みのモデルで識別を行った．また，比較対象として，同時に撮影したカメラ画像を U-Net により学習し，同様に砂，ゴミ，草，海の 4 クラスを識別した．以上の 2 つの識別結果を比較して海やゴミの検出領域がどのような傾向があるのか検証した．

実験では，Fig.7 のように，測定中の 3D LiDAR とカメラを搭載したクローラ型ロボットをジョイスティックを用いて操作した．



Fig.7 クローラ型ロボットによる移動・識別実験

カメラ画像と 3D LiDAR の測定データより作成した反射輝度画像のそれぞれの識別結果の画像を Fig.8 に示す．

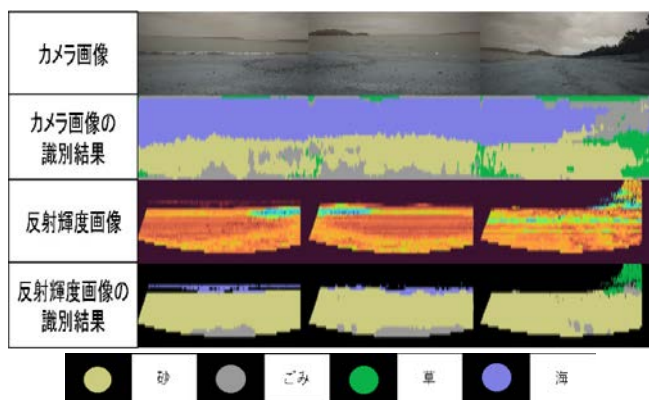


Fig.8 クローラ型ロボットを使用した検証実験結果

反射輝度画像の識別結果とカメラ画像の識別結果を比較すると、青色の海の検出領域は一致していることが分かった。また、カメラ画像の識別結果にごみとして検出されている領域が、反射輝度画像の識別結果では別のクラスに割り当てられている部分があるが、多くの場合でほぼ一致した結果が得られた。

5 まとめ

本研究では、海洋破碎プラスチックごみ回収ロボットの開発に向け、3D LiDAR を用いたプラスチックごみの検出手法とクローラ型ロボットシステムを提案した。実験では、3D LiDAR を用いて周囲の海岸の環境、およびごみの検出がどの程度の精度で可能か検証した。その結果、砂地、草地、海などの海岸の環境は検出可能であった。一方、ごみは全てを正確に検出することはできなかったが、ごみの多い領域は検出が可能であった。今後は、破碎プラスチックごみの回収機構を設計、実装する予定である。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP20H00230 の助成を受けたものである。またクローラロボットをご提供いただいた(株)リコーに感謝いたします。

参考文献

- [1] “Velodyne’s HDL-32E Surround Lidar Sensor — Velodyne Lidar”, <https://velodynelidar.com/products/hdl-32e/>
- [2] 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
- [3] 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
- [4] Quigley, Morgan and Conley, Ken and Gerkey, Brian and Faust, Josh and Foote, Tully and Leibs, Jeremy and Wheeler, Rob and Ng, Andrew Y and others, “ROS: an open-source Robot Operating System”, ICRA workshop on open source software, Vol.5, No.3.2, pp.5, 2009