

海岸漂着物の定量化手法とモニタリング

種田 哲也

鹿児島大学大学院理工学研究科技術部

1. はじめに

海岸に漂着するごみの問題は、地球環境に対する緊急の懸念事項である。海岸漂着ごみの量を正確に把握することは、処理コストの算定、効率的な回収計画、重要な回収エリアの選択など、環境政策の立案に大きく貢献し、将来の海洋マイクロプラスチック問題の予測においても初期データとして役立つため、客観的で高精度な定量化手法の開発が求められている。これまで多くの海岸で漂着ごみの現存量調査が行われてきたが、そのほとんどが人手による回収や目視調査によるものであり、蓄積されたデータに一貫性がなく、データ間の比較が難しい問題があった。本稿では、このような課題に対処するリモートセンシングを利用した海岸漂着物の定量化手法について報告する。

2. 定量化手法の概要

本手法は、海岸域でのマクロプラスチック（5mm 以上のプラスチック片）のモニタリングおよび計測技術を向上させるもので、ドローンによる空撮画像や web カメラによる固定点画像を利用するものである。取得した画像から立体モデルを構築し、深層学習に基づく人工知能による画像解析を経て、漂着したマクロプラスチックの検出と定量評価を行う。ドローンを用いた 3 次元測量（UAV 測量）では、対象物の被覆面積や体積推定などの数値解析を目的とし、web カメラを用いたホットスポットの連続観測では、気象や海洋データ等の時系列から時空間分布の可視化を行う。

3. UAV 測量と SfM

UAV 測量と SfM（Structure from Motion）を組み合わせ得られる 3 次元点群とオルソ画像は本手法の基礎データとなる。搭載センサーには、高解像度カメラや LiDAR、スペクトルセンサーといったモジュールを選択できるが、センサー性能と同時に付加される GNSS/IMU の位置情報もセンシングデータ解析において重要な情報となる。本研究では検証として、画像に付加された位置情報が SfM の数値表層モデル（DSM）の構築に与える効果を比較した。海岸に対空標識（GCP）を設置し、各点をトータルステーションで計測した座標を真値として、DSM 上で GCP 間距離の比較を行った。CS 機（DJI Phantom 4 Pro）とネットワーク方式 RTK 機（DJI Phantom 4 RTK）で RTK 測位の効果を検証し、さらに CS 機で RTK レベルの精度成果を得るための試みとして、GCP に GNSS アンテナを取り付け、その位置を後処理解析（PPK）によって CS 機データに補正をかけたものを評価した。PPK は各点のログを 4Hz で 20 分間記録し、電子基準点の観測データ（国土地理院から DL）から基線ベクトルを求める方法で、解析には RTKLib（オープンソースの高精度測位用プログラム）を使用した。結果は、CS 機が 2D 距離比で 2% 以上誤差が現れるのに対し、RTK 機では 0.1% 程度、次に RTK 機と GCP×PPK の比較では、2D 誤差が 0.2~1% に対して、標高に 4% 前後の差が現れた。この要因として、受信衛星や受信信号の最適な組み合わせを選ばなかったことや、電子基準点が離れていたことで受信間隔が粗くなったことなどが考えられるが、単独測位による標高誤差を 10cm 以内に抑えられた点においては、このような方法も有効と考えられる。

4. AI による対象物抽出

本手法では、セマンティック・セグメンテーションと呼ばれるディープラーニング手法を用いて、ピクセル単位で対象物の抽出を行う。当初は HSV 色空間を基にした学習モデルを利用していたが、砂浜と比べて照り返しの大きい礫浜では精度が低下し（認識誤差が 5% から 30% に低下）汎化性能に課題があった。現在のトレ

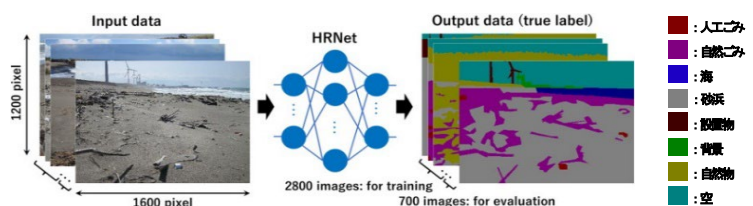


図1 セマンティック・セグメンテーションを用いた
領域分割のイメージ

ーニングに使用されているニューラルネットワークは、従来よりも細かい対象物の検知が可能となったHRNet (Sun et al. 2019, Wang et al. 2021) ^{1) 2)}である。色だけでなく形状も含めた学習により、画像の全てのピクセルを8つのクラス(人工ごみ、自然ごみ、砂浜、海、空、自然物、人工設置物、背景)に自動分類する(図1)。各クラスのパターンを学習するためには、ピクセル単位でクラスごとに塗り分けられた正解ラベルのセットが必要であり、この深層学習モデルの構築(Hidaka et al. 2022) ³⁾には、山形県の庄内総合支庁から提供された海岸画像3500枚が使用されている。全ての画像に対して正解ラベルを作成し、そのうち2800枚を深層学習用のトレーニングデータに、残りの700枚を深層学習モデルの評価のために用いた。この画像解析手法をSfMから得られたオルソ画像に適用し、DSMに入力した画像を図2に示す。ここに赤色で示された人工ごみ部分の座標情報を用い、体積の推定が可能となる。推定した体積と人の主観によって人工ごみを色付けして同様な処理をしたものとの差は11.5%であった。深層学習による画像処理の所要時間は10分程度であるので、人手による同様の作業と比べて100倍以上迅速な処理が可能なおうえ、認識精度に遜色はない。

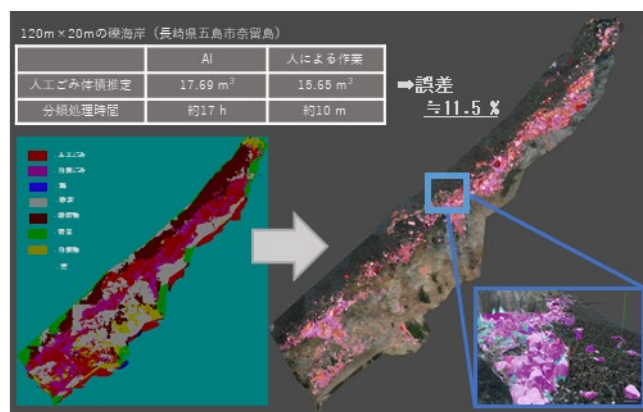


図2 DSMに入力された人工ごみの被覆領域

5. web カメラによるモニタリング

2024年1月現在、全国7地点にwebカメラを設置して海岸の固定点モニタリングを行っている。長期観測を想定し、ソーラーシステムで稼働させており、2022年1月から1時間に1回の間隔で海岸を連続撮影している。撮影後すぐに4G回線で専用クラウドに自動送信される仕様で、サーバーに保存された画像は管理する自治体等に向けてリアルタイムでHPに公開している。この画像に上記手法を適用して人工ごみを抽出し、その時系列を表したグラフを図3に示す。ここではピクセル数で漂着ごみ量を表しているが、現地測量の結果と幾何変換から1ピクセルのサイズを決定し、被覆面積として定量化することが可能である。また、これをUAV測量から得られた結果と統合すれば、対象域における体積の時間変化を推定することも可能と考えられる。

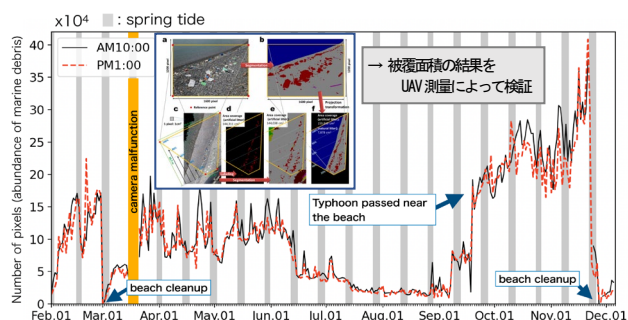


図3 固定点画像から抽出されたピクセル数の推移(人工ゴミ)

6. まとめ

画像などの様々なセンシングデータから得られる情報を用い、対象物の定量推定はおおよそ可能である。ただし、その実現には、高品質なオリジナルデータと適切なデータ処理、対象物の正確な位置認識が必要である。webカメラの視点を仮想空間上で再現した3次元測量や、ゲームエンジンを利用した教師データの自動生成など、3D、AIを連携したデジタルツインによってセンシング研究の可能性を探っている。

参考文献

- ¹⁾ K. Sun, Y. Zhao, B. Jiang, T. Cheng, B. Xiao, D. Liu, Y. Mu, X. Wang, W. Liu, J. Wang (2019) High-resolution Representations for Labeling Pixels and Regions arXiv:1904.04514
- ²⁾ J. Wang, K. Sun, T. Cheng, B. Jiang, C. Deng, Y. Zhao, D. Liu, Y. Mu, M. Tan, X. Wang, W. Liu, B. Xiao (2021) Deep high-resolution representation learning for visual recognition IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 43, pp. 3349-3364, 10.1109/TPAMI.2020.2983686
- ³⁾ Hidaka, M., D. Matsuoka, D. Sugiyama, K. Murakami, and S. Kako (2022) Pixel level image classification for detecting beach litter using deep learning approach Mar. Pollut. Bull. 175, 113371.