

画像認識アルゴリズムを用いた海岸漂着物検出に関する検討

豊橋技術科学大学 学生会員 ○蛭澤智也, 正会員 加藤 茂

1. はじめに

近年、海洋中に存在する廃棄物は増加傾向にあるとされ、特にプラスチックごみは既に1億5000万トンが海洋に存在している。更に現在でも、年間800万トンが海洋に流出している。日本における海岸漂着物はプラスチックが全体重量の23.3%、プラスチックの内ボトル類が全体個数の48.1%を占める（環境省，2019）。このように、日本においてもプラスチックごみ、特にボトル類の漂着は顕著であることが分かる。現在日本で実施されている漂着物の調査手法は波打ち際から陸地方向へ連続的に縦横10mの区画を3区画程度設定し、区画毎に漂着物を分類して重量及び個数を測定するという手法である（環日本海環境協力センター，2014）。この手法は現地での調査を要する為時間や労力の負担が大きく、立ち入りが難しい場所での調査が極めて困難であり、加えて目視による漂着物の判別が必要であるため、結果にばらつきが生じると考えられる。

そこで本研究では、海岸漂着ペットボトルを効率的に調査するために、UAVによる空撮画像から海岸漂着ペットボトルを判別する事を目的とし、画像判別アルゴリズムYolov5を用いた判別手法の構築について検討する。

2. UAVによる砂浜の空撮

本研究では、愛知県豊橋市神野新田町に位置する六条潟を調査対象領域とした（図-1）。六条潟は、三河湾東部渥美湾の北東部に位置する、豊川河口南側に広がる干潟・浅場である。機械学習の教師データ、検証用データに用いるために、高度5mからのUAV空撮画像を撮影した（図-2）。本研究で使用したUAVは、DJI社のPhantom4Proである。

3. Yolov5を用いた空撮画像からの判別

3.1. 画像認識アルゴリズム「Yolov5」

本研究で用いるYolo（You only look once）とは画像中の要素の検出と識別を同時に行う画像判別アルゴリズムであり、Yolov5は2020年に公開された5番目のバージョンである。従来のバージョンや他の画像判別アルゴリズムよりも処理が高速である点や背景と物体を区別する精度が高い点などの利点があり、海洋プラスチックの検出に用いた事例では、教師画像として4000枚を用いたモデルが作成され、平均85%の検出率であった（Tata，2021）。

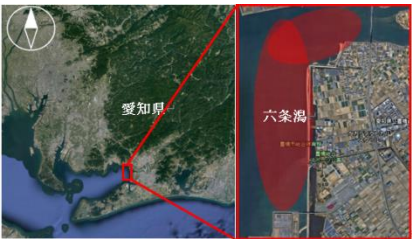


図-1 対象地域 六条潟（引用：Google Earth）



図-2 高度5m空撮画像

3.2. 学習データの準備

Yolov5では教師データとして画像データと、画像中の要素とその座標をアノテーション（注釈付け）したtxtファイルを使用する。教師画像として、六条潟をUAVにより高度5mから空撮した画像30枚を2000×2000ピクセルにトリミングし、それを50%に縮小して作成した500×500ピクセルの画像136枚に、アノテーションを行った同数のtxtファイルを用意した。

3.3. 学習モデルの構築

本研究では、学習条件として5種類のEpoch（エポック数）について結果の比較を行った。表-1に各Caseの学習条件を示す。ここでEpochは、データセットの中のデータが全て利用され、学習で使い切った回数を意味する。また、データセットからランダムに取り出された複数個のデータのセットをミニバッチと呼び、Batch（バッチサイズ）はミニバッチのデータ個数を示す。

3.4. 精度評価

学習過程における精度評価の指標としてmAPとLossを用いる。mAPはモデルがm個の正解ラベルのうち、ラベル

表-1 学習条件

Case	入力サイズ	Batch	使用モデル	Epoch
1	512	8	v5s	50
2				100
3				200
4				300
5				400

を何個検出できているのかを平均的に表現した数値である。一般に、mAP が高い数値であるほど精度の良い学習モデルであるが、最大値である 1 にかなり近い値である場合、過学習の発生が考えられるため注意が必要である。Loss とは、学習過程においてモデルによる予測値と実際の正解値のずれの度合いを表す関数である。正常に学習が行われている場合、学習の進行とともに Loss の値は低下していくが、過剰な学習回数を設定した場合には上昇することがあり、学習精度の低下につながるため注意が必要である。図-3 に Epoch と mAP, Loss の関係を示す。両値ともに急激な変化は見られず、Epoch の増加に伴い mAP は徐々に増加し、Loss は減少していることから、いずれの Case においても正常に学習が行われたと判断できる。

学習モデルによる検証用画像からの検出結果から、精度評価の数値的指標として Precision, Recall を算出し、Precision と Recall から両値のバランスを表す F 値を算出した。表-2 に各 Case におけるそれらの結果を示す。今回は、F 値が最も高い Case4 を最も高精度なモデルであると判断した。Case4 から更に Epoch を増加させた Case5 では F 値が低下したことから、Epoch の増加による精度の向上はこれ以上見込めないと判断した。

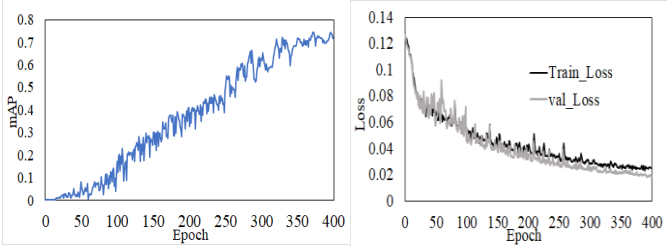
検出結果の傾向分析として、最も精度に優れる Case4 (Epoch=300) と Case3 (Epoch=200) による検出結果画像の特徴分析を行い、Epoch の変化 (増加) が結果にどのような影響があるのか分析を行った。図-4 に誤検出、未検出の画像例を示す。Epoch=200 から 300 の間での検出結果の変化として、砂地や板状の物体を誤検出する数が減少したことからペットボトルの特徴に対する学習が進行したと考えられる。一方で、一部が隠れているペットボトルの検出数が減少したことから特徴全体が確認できないものへの検出精度が低下している傾向が見られた。

4. まとめ

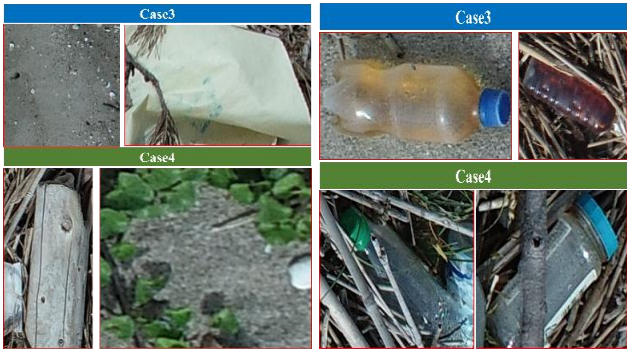
本研究では、UAV 空撮画像と画像認識アルゴリズム YOLOv5 を用いた、海岸漂着ペットボトル半判別手法の検討を行った。学習条件の Epoch を 5 種類設定して学習を行い、それぞれのモデルによる検出精度を比較した。更に、精度の優れたモデルによる検出結果を分析し、Epoch と検出傾向の関係の分析を行った。以下の結論を得た。

- 1) それぞれのモデルによる検出精度を F 値により評価した。Epoch=300 において F 値は最大となり、Epoch=400 では F 値が低下したことから、今回の教師データおよび学習条件では Epoch=300 のモデルが最も精度に優れるモデルであると判断した。

- 2) Epoch=200 と Epoch=300 の検出結果の比較により、学習回数 (Epoch) を増加させることによりペットボトルの特徴に対する学習が進行した。一方で、特徴全体が確認できないものへの検出精度が低下している傾向が見られた。
- 3) モデルによる検出結果の分析から、学習モデルの精度を向上させる方法として、対応する学習データや Epoch を増加させることが効果的であることが確認できた。しかし、Epoch を高すぎる値に設定すると過学習の発生につながるため注意が必要である。



(a)Epoch と mAP の関係 (b)Epoch と Loss の関係
図-3 Epoch と mAP, Loss の関係



(a)誤検出画像例 (b)未検出画像例

図-4 検出画像例

表-2 各 Case における数値表

Case	全体ラベル	検出 (TP)	未検出 (FN)	誤検出 (FP)	Precision	Recall	F 値
1	29	4	25	1	0.800	0.138	0.235
2		25	4	43	0.368	0.862	0.515
3		20	9	21	0.488	0.690	0.571
4		17	12	10	0.630	0.586	0.607
5		19	10	16	0.543	0.655	0.594

参考文献
環境省：海洋ごみをめぐる最近の動向，https://www.env.go.jp/water/marine_litter/conf/02_02doukou.pdf/，2019
環日本海環境協力センター：2008 年度海辺の漂着物調査実施要領，2014
Tata, G., Lowe, J., Poirion, O. Royer, S. : A Robotic Approach towards Quantifying Epipelagic Bound Plastic Using Deep Visual Models, Cornell University, arXiv.org, cs, arXiv2105.01882v4, 2021.