

機械学習を用いたコメツキガニ巢穴の 検出精度に関する基礎研究

日大生産工(院) ○箕輪 響 日大生産工 中村 倫明

1. はじめに

近年世界中で問題視されているマイクロプラスチック (以下:MPs) は, 河川や海域から多く検出されており, 生態系への影響が懸念されている. したがって, 河川や海域の影響を大きく受ける干潟では, MPsが干潟生物に影響を与えている可能性が考えられる. こうしたMPsが干潟生物に対して与える影響を評価するためには, MPsと干潟生物, 互いの分布状況を確認し, 比較する必要がある. これまでに藤沢海岸におけるMPsの分布特性 (鈴木ら¹⁾) やコメツキガニ(*Scopimera globosa*)の適性地 (中村ら²⁾) などが報告されているものの, 生物分布を面的に把握した事例は少ない. その背景には, 多くの調査人員を必要であることや干潮時間の影響で長時間の調査が困難であること, 多くの機材等を必要とするコスト面などの問題が挙げられる.

こうしたことから本研究では, コメツキガニの巢穴の面的把握を目標に, 画像解析手法を用いてコメツキガニ巢穴の検出を試みている. これまでコメツキガニ巢穴を検出できることを確認しており, 手法の有用性を確立できた. しかしながら, 検出率や検出精度には課題が残されており, 分布把握には至っていない.

ここでは, コメツキガニ巢穴を現地調査において確認したものと比較し, 検出の精度について把握した.

2. 機械学習概要

本研究ではYOLO³⁾ モデルを用いて機械学習を行った. YOLOは物体の位置と識別を同時に予測することができる物体検出アルゴリズムであり, 様々なバージョンが出ているが, 本研究では実装が容易なYOLOv5⁴⁾を用いた.

(1) データ準備

本研究では機械学習用の画像として, 2022年8月26日にふなばし三番瀬海浜公園(千葉県船橋市)で高さ1.2mの真上から撮影したコメツキガニの巢穴画像を用いた. 学習用の画像はアノテーションツールlabelImgを用いて, 画像

表1 データ概要

項目	画像枚数 (学習:検証)	ラベル範囲
Case1	90 (70:20)	巢穴のみ
Case2	90 (70:20)	巢穴と砂団子
Case3	450 (350:100)	巢穴のみ
Case4	450 (350:100)	巢穴と砂団子

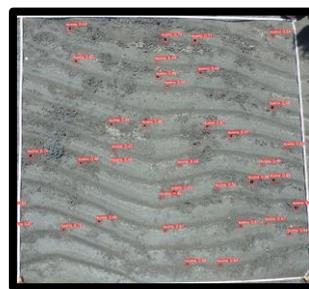


図1 テスト画像例

表2 モデル構築時の設定内容

項目	学習時の設定内容
ウェイトファイル	Yolov5s.pt
バッチサイズ	16
エポック数	300
入力画像サイズ	480x640

内のコメツキガニ巢穴をラベリングし, ラベル範囲はコメツキガニ巢穴のみと巢穴に加えてコメツキガニの特徴である砂団子を含めた2パターンで行った (表1参照).

また, 検出状況を確認するためのテスト画像は, 機械学習用の画像と同様の場所で, 図1のようにロープで1m×1mのマスを作成し, マス全体が移るように高さ1.2mの真上から撮影したコメツキガニ巢穴画像を5枚使用した.

(2) 条件設定

作成したデータは表2の設定内容で学習の動作を設定する. また, YOLOのオプション機能で物体をどのくらいの確率で検出したかを示す信頼度スコアを表示させる.

Study on detection accuracy of
Scopimera globosa burrow for machine learning

Hibiki MINOWA and Tomoaki NAKAMURA

3. 解析結果

テスト画像を用いて信頼度スコアの閾値を変化させた場合のコメツキガニ巣穴の検出率（正しく認識したコメツキガニ巣穴/目視で確認したコメツキガニ巣穴）、検出精度（正しく認識したコメツキガニ巣穴/（正しく認識したコメツキガニ巣穴+誤認識））を図2に示す。

どのCaseにおいても閾値の変化で検出率が低下、検出精度が向上する傾向が見られたため、各Caseにおいて検出率と検出精度の差が最も小さい閾値に着目をした。まずCase1で閾値0.45、Case2で閾値0.35、Case3で閾値0.35、そしてCase4で閾値0.35となった。またその閾値におけるそれぞれの検出率と検出精度は約52%と約58%（Case1）、約49%と約49%（Case2）、約54%と約51%（Case3）、約52%と約57%（Case4）であった。この結果からコメツキガニ巣穴の検出においてラベル範囲をコメツキガニ巣穴のみとすることで、少なくとも5割程度正しく認識できることが分かった。また、学習枚数の増加で検出率と検出精度の向上が見られなかったため、学習枚数に依存していない可能性が考えられる。しかしながら、学習枚数が大きく足りていない可能性を考慮すると、継続的に学習枚数を増加させ、経過を見る必要があると考える。

4. まとめ

本研究では、コメツキガニ巣穴を面的に把握するため、目視に対してどの程度正確に検出できたかを検証し、以下のような知見が得られた。

- ・今回の検証で、コメツキガニ巣穴の検出は5割程度正確に認識することが可能であった。
- ・学習枚数の増加で検出率と検出精度の向上が見られなかったため、コメツキガニ巣穴をより多く正確に認識するには、学習量が関係していない可能性がある。しかし、学習量不足を考慮すると、継続的に学習量を増やし、経過を見る必要がある。

参考文献

- 1) 鈴木崇之, 宮崎黎, 比嘉紘士, 中村由行: 藤沢海岸片瀬西浜地区におけるMPsの分布特性とその回収方法の基礎実験, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 76, No. 2 (2020) pp. I_1171-I_1176.
- 2) 中村倫明, 長谷川一幸, 鷺見浩一, 小田晃, 落合実: 干潟における地形変化とコメツキガニ巣穴及び巣穴の大きさの関係, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol. 76, No.

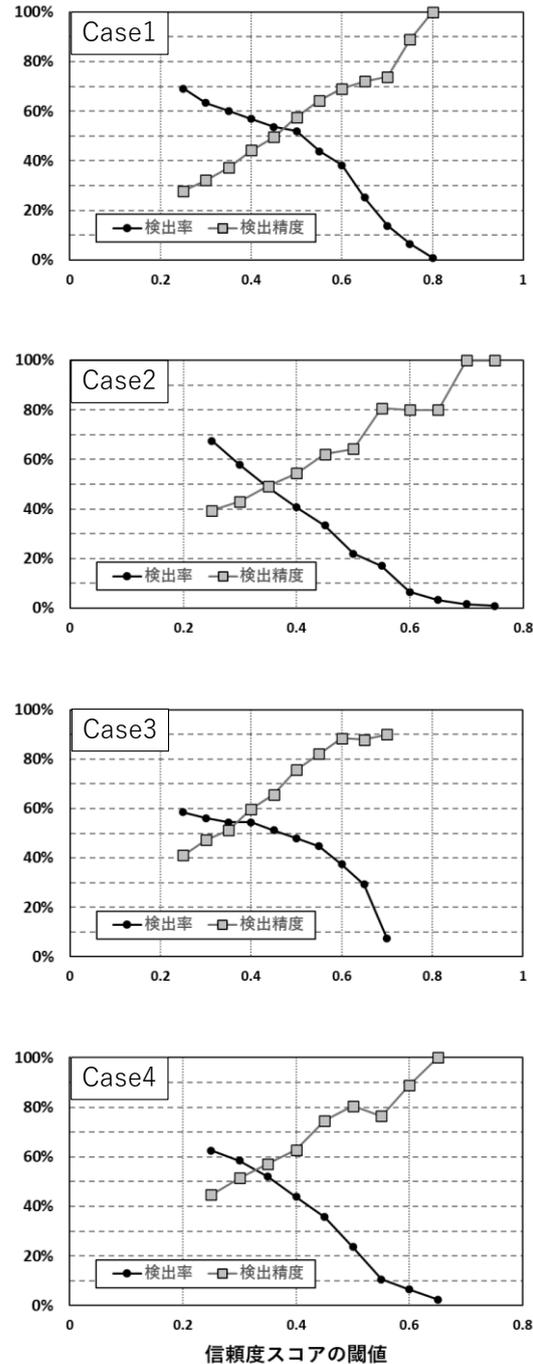


図2 各Caseの信頼度スコア閾値を変化させた場合の検出率と検出精度

- 2 (2020) pp. I_858-I_863.
- 3) Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time, Object Detection", (2016) pp. 779-788.
- 4) Glenn Jocher, ultralytics/yolov5, (2023), <https://github.com/ultralytics/yolov5>, (参照2023-10-10)