

海藻生息域確認のための検出手法に関する考察

2026/7/27
小嶋研4年
安保龍

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 1

研究背景

- 磯焼けの進行により、海藻藻場の減少が全国的な課題となっている。
- 海藻は沿岸生態系や水産資源の維持に重要な役割を担っている。
- 従来の海藻調査は目視や手作業による解析が中心であり、多くの時間と労力を要する。
- 深層学習による海藻の自動検出が期待されているが、水中環境では高精度な検出が難しい。

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 2

研究目的

- ドローン画像を用いて海藻を検出する。
- 海藻の分布状況を把握する。
- 海藻の面積を推定する。
- 海洋環境の監視に活用できる手法を検討する。

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 3

関連研究

論文：YOLO-MFD: a multi-scale feature and dynamic head framework for prefabricated shoreline underwater object detection

- 目的：既存YOLOの構造を刷新し、低コントラスト環境下での検出精度と再現率（Recall）を極限まで向上
- 課題：水中の光散乱・高濁度による「強いノイズ」と「小規模ターゲットの検出漏れ（見落とし）」
- 既存YOLOシリーズとの精度比較

-YOLOv11 — mAP@0.5: 83.0% / Recall: 75.9%

-YOLO-MFD — mAP@0.5: 84.4% (+1.4%) / Recall: 77.1% (+2.0%)

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 4

伏黒の研究

GAN と 露除去法を用いた海中画像の鮮明化（伏黒遥,2024）

- 目的：超解像（GAN）と露除去（DEHAZE）を組み合わせ、水中画像を鮮明化する
- モデル選定：描写力の高い Real-ESRGAN を採用
- 組み合わせ検証：処理順序（GAN -> DEHAZE / DEHAZE -> GAN）を比較
- 結果：GAN -> DEHAZE の順が最も白みを除去し、視認性と画質（HAZE: 0.230）を大幅向上
- 結論：Real-ESRGAN の後に DEHAZE を適用する手法（GAN -> DEHAZE）が最も有効

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 5

河合の研究

画像セグメンテーション手法を用いた水中画像の領域分割(河合潤大,2025)

- 目的

水中特化型SUIM-Netと汎用SAMの分割精度を比較

- 結果

精度：SAM (IoU 0.676) がSUIM-Net (0.581) を上回る

- 結論

汎用モデルSAMは水中でも有効

ばやけや重なりへの対策（追加学習）が今後の課題

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 6

佐藤の研究

YOLOを用いた水中ドローン映像からのウニ検出手法の検討(佐藤明日香,2025)

- 目的：磯焼け対策、水中ドローン映像からウニをYOLOで抽出し、食害ウニの計数自動化を目指す
- データ：大槌町藻場再生協議会のウニ画像79枚をデータ拡張（計265枚）
- 内容：YOLOv5 / v10 / v11（サイズ: n, s, m ）を比較
- 評価指標はF1値を重視
- 結果：最良モデル: YOLO11s（閾値 0.40 で F1値 0.808）
- 主な課題
- 誤検出: 黒い岩やワカメの茎との誤認
- 未検出: 見切れ（体の一部欠損）や高照度（光の反射）による未検出。

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 7

本研究内容

DUOデータセットを用いて、YOLO11m・YOLO11l・YOLO12m・YOLO12l・RT-DETR-L・RF-DETR-Baseの検出性能を評価する。

すべて100エポックで実験し、得られた結果を基に精度比較し、海藻検出への適用可能性を検討する。

2026/7/27 令和8年度夏季中間発表 8

YOLO(YOU ONLY LOOK ONCE)

- CNNをベースとしたリアルタイム検出アルゴリズム
- 処理速度が圧倒的に速く、リアルタイムでの物体検出に長けているアルゴリズム

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 9

YOLO(YOU ONLY LOOK ONCE)

YOLO (You Only Look Once) 物体検出アルゴリズムの仕組み

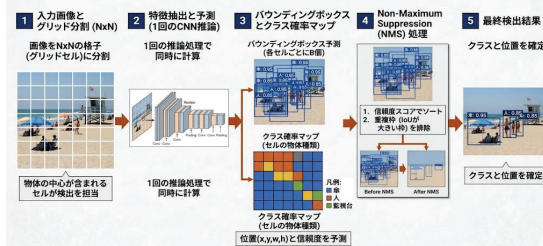


図1 YOLOのアルゴリズム ([5]を基に作成)

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 10

RT-DETR(REAL-TIME DETECTION TRANSFORMER)

- Baiduが2023年に開発
- Transformerを用いたリアルタイム物体検出モデル
- 画像全体のバランス (広域な情報) を捉えるのが得意
- 水中など背景ノイズが多い場所では小規模な物体の特徴を見落としやすいのが難点
- 構成

入力画像→特徴を抽出→画像全体の情報をまとめる→物体を検出→検出結果

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 11

RT-DETR(REAL-TIME DETECTION TRANSFORMER)

RT-DETR (Real-Time Detection Transformer) 物体検出アルゴリズムの仕組み [NMS不要]

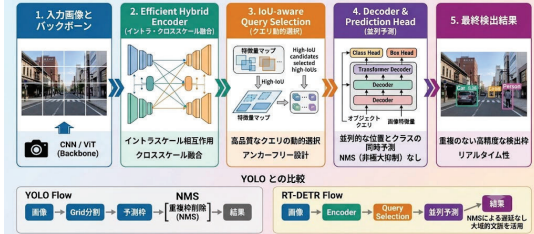


図2 RT-DETRのアルゴリズム ([6]を基に作成)

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 12

RF-DETR(ROBOFLOW DETECTION TRANSFORMER)

- Roboflowが2025年に開発
- Transformerを用いたリアルタイム物体検出モデル
- RT-DETRの課題だった「ドメイン適応力 (未知の環境や特定データへの馴染みやすさ)」が大幅に向上
- 細部まで捉える能力が増したことで、低コントラストな水中環境での小規模物体の見落としを軽減できるのが利点
- 構成

入力画像→特徴を抽出→より細かな特徴を学習→物体を予測→検出結果

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 13

RF-DETR(ROBOFLOW DETECTION TRANSFORMER)

RF-DETR (Receptive Field Detection Transformer) 物体検出アルゴリズムの仕組み [NMS不要]

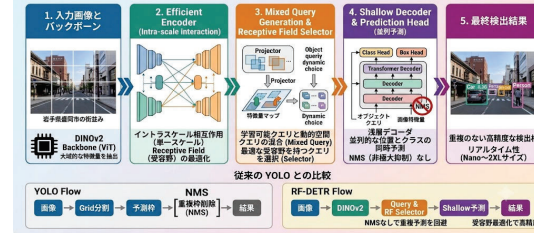


図3 RF-DETRのアルゴリズム ([7]を基に作成)

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 14

評価指標①

TP(True Positive) : 真陽性. 予測値を正として、その予測が正しい場合
TN(True Negative) : 真陰性. 予測値を負として、その予測が正しい場合
FP(False Positive) : 偽陽性. 予測値を正として、その予測が誤りの場合
FN(False Negative) : 偽陰性. 予測値を負として、その予測が誤りの場合

Precision (適合率) : 検出結果のうち正解の割合

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 15

評価指標②

Recall (再現率) : 実際の対象をどれだけ検出できたか

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

F値 : PrecisionとRecall値を統合して評価

$$F値 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 16

評価指標③

mAP(mean Average Precision)：検出枠と正解枠の重なり率（IoU）が一定以上のときに正解とみなして算出する平均適合率であり、mAP@0.5ではIoUが0.5以上を正解として評価する

IoU(Intersection over Union)：物体検出で「検出した枠」と「正解の枠」がどのくらい重なっているかを表す指標

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

N：クラスの総数
AR：クラスの平均適合率

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 17

今回用いたデータセット

DUOデータセット

表1 データセット内訳

クラス	数
ナマコ (Holothurian)	7,887
ウニ (Echinus)	50,156
ホタテ (Scallop)	1,924
ヒトデ (Starfish)	14,548

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 18

結果（モデル比較）

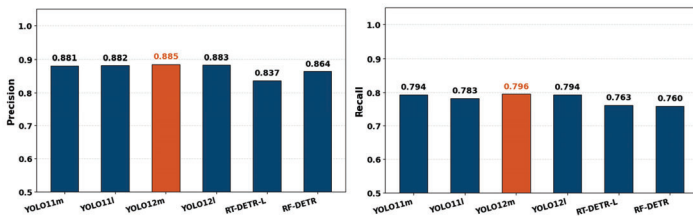


図4 Precision比較

図5 Recall比較

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 19

結果（モデル比較）

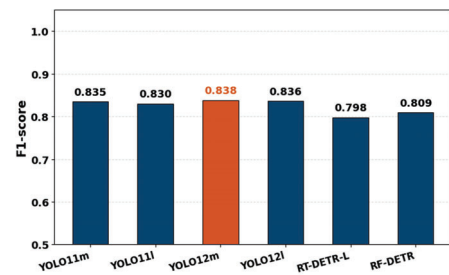


図6 F値比較

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 20

結果（モデル比較）

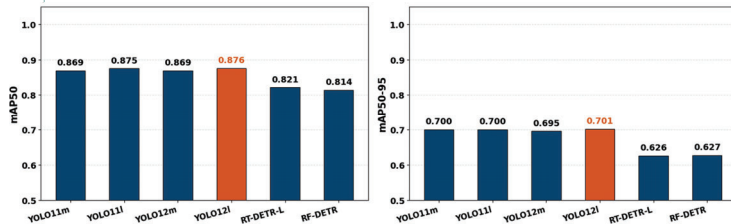


図7 mAP@50比較

図8 mAP@50-95比較

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 21

考察（モデル比較）

・全体傾向とモデル比較

YOLO12およびYOLO11は、全評価指標でRT-DETR-L、RF-DETRを上回った。

YOLO12mはPrecision 0.885、Recall 0.796と最も高い基本検出性能を示した。

YOLO12lはmAP50（0.876）、mAP50-95（0.701）が最高となり、位置推定精度にも優れていた。

YOLO11とYOLO12の性能差は小さく、世代間による大きな性能差は見られなかった。

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 22

結果（カテゴリー比較）

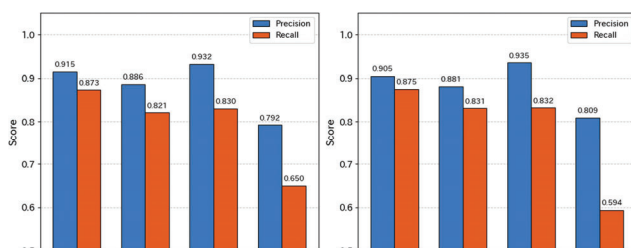


図9 YOLO11mのカテゴリーの比較

図10 YOLO11lのカテゴリーの比較

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 23

結果（カテゴリー比較）

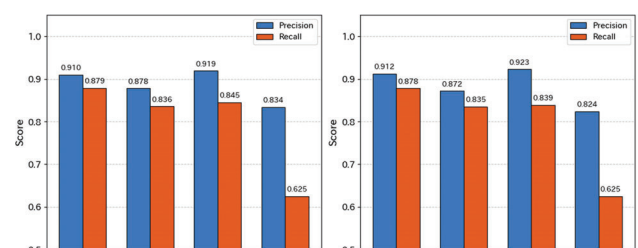


図11 YOLO12mのカテゴリーの比較

図12 YOLO12lのカテゴリーの比較

2024/7/27 令和4年度夏季中間発表 24

結果（カテゴリー比較）

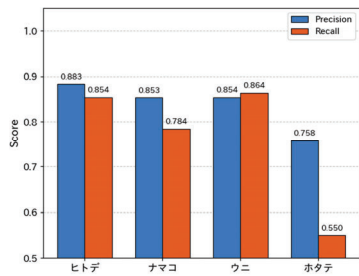


図13 RT-DETR-Lのカテゴリーの比較

2024/9/27 令和6年度夏季中間発表 25

考察（カテゴリー比較）

・クラスごとの結果

ホタテの精度が他と比べて精度が低い。

ヒトデやウニは形状が明確で誤検出が少ない一方、ホタテは海底の岩や砂と同化しやすく、見落とし（低Recall）が多発するためだと考えられる。

・海藻検出への応用

ヒトデやウニのような形状が明確である海藻は、今回の実験でも高精度だったYOLO11iやYOLO12mが有効であると考えられる。

2024/9/27 令和6年度夏季中間発表 26

今後の予定

- ・海藻のデータセット構築
- ・水中画像を対象とした海藻検出手法の検討
- ・深層学習モデルによる海藻検出精度の向上
- ・海藻領域抽出による面積推定への発展
- ・海藻の生息分布把握への応用検討

2024/9/27 令和6年度夏季中間発表 27

参考文献

- [1] Yijin Gang, Tao Li, Sumin Li, Yizi Shang: YOLO-MFD: a multi-scale feature and dynamic head framework for prefabricated shoreline underwater object detection, *Scientific Reports*, (2026)
- [2] 伏黒遥, GANと露除去法を用いた海中画像の鮮明化, 令和5年度岩手県立大学ソフトウェア情報学部卒業論文, (2024)
- [3] 河合潤大: 画像セグメンテーション手法を用いた水中画像の領域分割, 令和6年度岩手県立大学ソフトウェア情報学部卒業論文, (2025)
- [4] 佐藤明日香: YOLOを用いた水中ドローン映像からのウニ検出手法の検討, 令和6年度岩手県立大学ソフトウェア情報学部卒業論文, (2025)
- [5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 779–788, (2016)

2024/9/27 令和6年度夏季中間発表 28

参考文献

- [6] Y. Zhao, W. Lv, S. Xu, J. Wei, X. Wang, Q. Dang, Y. Liu, and J. Chen, "DETRs Beat YOLOs on Real-Time Object Detection," *arXiv preprint arXiv:2304.08069*, (2023)
- [7] L. Song, J. She, Y. Lin, et al., "RF-DETR: Receptive Field-aware Detection Transformer for Efficient Object Detection," *arXiv preprint arXiv:2411.13236*, (2024)

2024/9/27 令和6年度夏季中間発表 29