

水中のウニ検出における YOLOとRF-DETRを用いた 検出精度向上の検討

岩手県立大学大学院 ソフトウェア情報学研究科
小嶋和徳研究室 博士前期課程2年
2312025012 佐藤明日香
2026/07/29(水)

研究背景

- 岩手県では「つくり育てる漁業」を盛んに実施
- 海藻が消失する「磯焼け」問題が懸念
→岩手県の水産業も被害
- 岩手県ではウニの食害が主要因として指摘
 - 正常なエリア： 3個体/m²
 - 磯焼けエリア： 30個体/m²ボランティアダイバーが手作業で駆除



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

2

研究内容と目的

- ウニ検出システムを実現するための物体検出手法の検討
- 磯焼けエリアの環境事前調査に使用
 - ダイバーの安全性、駆除作業の効率性の担保
 - 海藻の再生活動促進、磯焼け問題解決に寄与
→水産業を活性化
- 複数の物体検出モデルを用いたウニ検出システムの実装
→海中のウニ画像でモデルの性能評価

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

3

関連研究：Urchinbot [1]

- 海中画像内のウニを自動検出・分類する研究
- YOLOを用いて高精度と高速処理を実現
- 問題点
 - ぼやけた画像に弱い
 - 遠くから撮影した画像では精度低下
 - 隠れた個体や重複個体は検出困難
- ベースモデルがYOLOv5で古い
→最新物体検出モデルでの改善が期待可能

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

4

本研究の実験内容

- 最新の物体検出モデルを用いた学習
- 単体モデルの評価結果に基づき、アンサンブル学習
→ウニの誤検出や未検出の改善を目指す

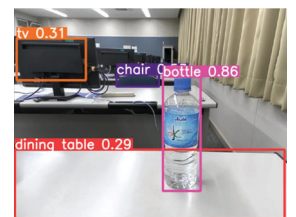
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

5

YOLO (You Only Look Once) [2]

- CNNベースの検出アルゴリズム
- 物体の「位置特定」と「分類」を同時に実施
- 検出速度が高速
- 最新バージョンはYOLO26 [3]
- 変化が激しい水中環境でも、遅延なく検出できるため採用

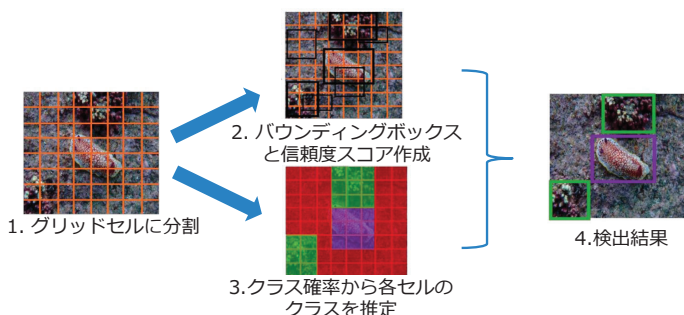


2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

6

YOLOの処理の流れ



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

7

本研究での採用モデル：YOLO12 と YOLO26

	YOLO12	YOLO26
発表年	2025年	2026年
開発者	大学、研究機関	Ultralytics
後処理(NMS)	必要(従来型)	不要

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

8

RF-DETR [4]

- 開発者：Roboflow(2025)
- Transformerベースの検出アルゴリズム
- バックボーンに自己教師あり学習モデルのDINOv2
→少量の学習データでも高精度な検出
- 海底にはウニに類似した物体が多く潜んでいるため、
高い検出精度が期待できるこの技術を採用

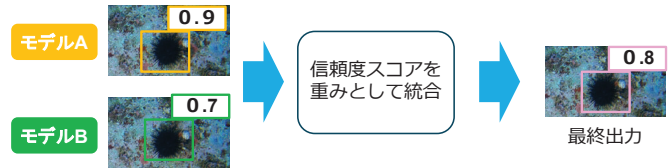
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

9

WBF(Weighted boxes fusion)[5]

- 複数の物体検出モデルが予測した信頼度スコアを掛け合わせて
重みづけ平均を行い、統合して1つのボックスを作成する手法
- 単体モデルの誤検出や未検出を相互補完するため採用

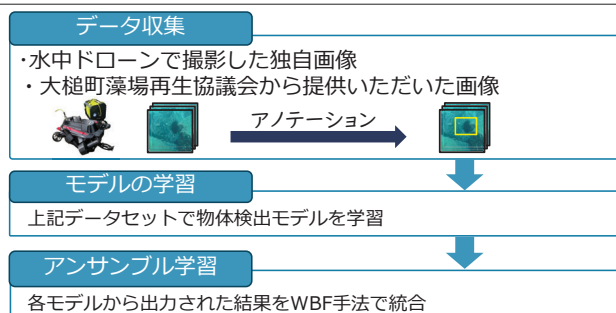


2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

10

研究手順



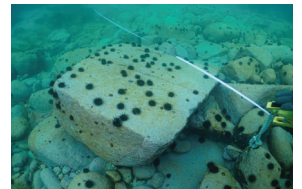
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

11

本研究でのデータセット

- 自作データセット
 - 水中のウニ画像(計79枚)
 - 反転(上下, 左右, 上下左右) でデータ拡張(計265枚)
 - 学習:検証:評価 = 200 : 48 : 17



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

12

実験条件

- モデルサイズ
 - YOLO12, YOLO26 : n, s, m, l, x
 - RF-DETR: small, medium, large
- 10分割のクロスバリデーションを実施, 評価
- 評価する際, 信頼度スコアは0.5以上のものを対象

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

13

学習条件 (YOLO)

	n,s	m, l, 26x	12x
エポック数		100	
ミニバッチサイズ	16	8	4
初期学習率		0.01	

※メモリ不足のモデルサイズに関してはバッチサイズを下げて実験

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

14

学習条件 (RF-DETR)

学習条件	
エポック数	100
ミニバッチサイズ	1
勾配蓄積ステップ	16
初期学習率	0.001

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

15

評価指標

- Precision:** 正解として予測されたデータのうち, 実際に正解している割合

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

- Recall:** 正解データの中で, 正解として予測された割合

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

- F値:**

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

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

16

単体結果(YOLO12)

- YOLO12lが最もRecallが高い



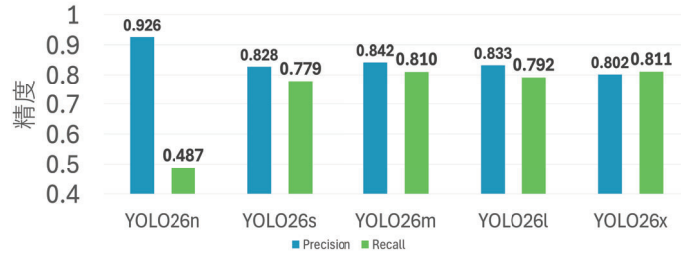
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

17

単体結果(YOLO26)

- YOLO26nが最もPrecisionが高い



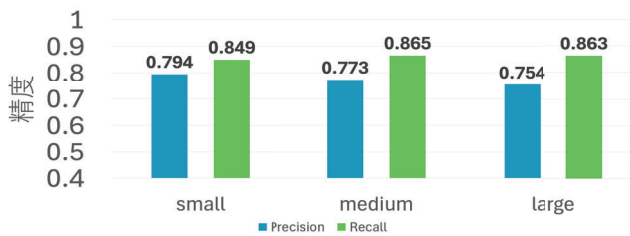
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

18

単体結果(RF-DETR)

- RF-DETRが最もRecallが高い



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

19

アンサンブル学習の組み合わせ

- YOLO12, YOLO26, RF-DETRの3種類のモデルでアンサンブル
→各モデルサイズの組み合わせで評価

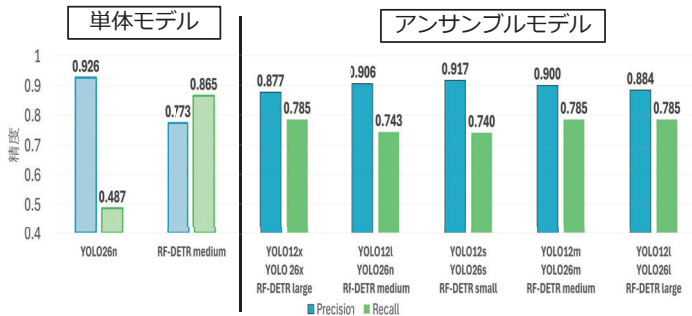
YOLO12	YOLO26	RF-DETR	モデルサイズ選定理由
x	x	large	単体モデルで検証時のmAPが高い3種
l	n	medium	単体モデルで特徴があった3種
s	s	small	all smallモデル
m	m	medium	all mediumモデル
l	l	large	all largeモデル

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

20

PrecisionとRecallの結果



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

21

PrecisionとRecallの結果

- 単体モデルのRF-DETR mediumとアンサンブルモデルを比較
→全てのアンサンブルモデルで単体モデルのPrecisionを上回る
考察: 単体モデルでの誤検出がWBF統合により、評価対象から除外されたため
- 単体モデルのYOLO26nではPrecisionとRecallとの差に大きな乖離が生じ、アンバランスなモデル
→全てのアンサンブルモデルではPrecision, Recallの差が改善
- Recall値はあまり改善されなかった

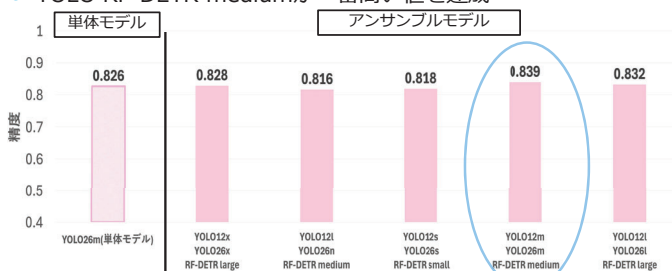
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

22

F値の結果

- YOLO RF-DETR mediumが一番高い値を達成



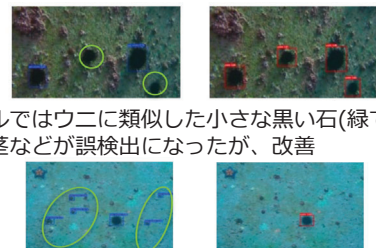
2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

23

定性評価

- 単体モデルでは背景と同化しているウニ(緑で囲まれた範囲)は未検出になったが、アンサンブル後のモデルでは改善
- 単体モデルではウニに類似した小さな黒い石(緑で囲まれた範囲)や海藻の茎などが誤検出になったが、改善



2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

24

まとめ

- ウニ検出システムを実現するため異なるアプローチのYOLOとRF-DETRによるアンサンブル手法の検討
- 単体モデルと比較し、バランスの良いモデルに改善
- 単体モデルで検出された未検出や誤検出の改善
→有効性の確認

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

25

今後の展望

- 単体モデルのF値が高い上位3種でアンサンブル学習
- 手法について
 - ・前処理手法である画像の色調整
 - ・他のアンサンブル学習手法の検討
- 追加で撮影したデータやDUO等のオープンデータセットを活用し、さらなる画像枚数の増強

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

26

参考文献

- [1] Rawlinson, K. et al., "Urchinbot : An Open-Source Model for the Rapid Detection and Classification of Habitat-Modifying Sea Urchin Species." Marine Environmental Research 213:107662, 2025.
- [2] Redmon, J. et al., "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016, pp. 779–788.
- [3] Jocher, G. et al., "Ultralytics YOLO26: Unified Real-Time End-to-End Vision Models," arXiv preprint arXiv:2606.03748, 2026.
- [4] Robinson, I. et al., "RF-DETR: Neural Architecture Search for Real-Time Detection Transformers," arXiv preprint arXiv:2511.09554, 2025.
- [5] Solovyev, R. et al., "Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models," *Image Vis. Comput.*, vol. 107, pp.104–117, 2021.

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

27

業績

- 佐藤明日香, 小嶋和徳, 伊藤慶明, 水中ドローン映像を用いた物体検出手法によるウニ検出, 第25回情報科学技術フォーラム (FIT2025), 2026-9(発表予定)

2026/07/29

令和8年度 公開ゼミナール

28