

深層学習による海面領域抽出技術を用いた海上障害物検出に関する研究

久保田航永[†]、近藤正樹[†]、白石和章[†]、竹内裕香[†]、西山琳[†]、古谷雅理^{††}
鳥羽商船高等専門学校[†]、東京海洋大学^{††}

1. 背景・目的

現在安全向上、人員確保、船舶運航の効率化といった目的から自律運航が可能な船舶の実現に向けた取組みや、遠隔地から無人船舶を操船する取組みがなされている。例として Yara International および Kongsberg Maritime が 2022 年に無人電動コンテナ船「Yara-Birkeland」を就航予定⁽¹⁾である。また 2018 年に Rolls Royce 社の SVAN (SaferVessel with Autonomous Navigation) プロジェクト⁽²⁾で自律運航を実現している。船舶はセンサフュージョンや人工知能を用いて障害物を検出し、衝突を回避している。また最近開発された自動ナビシステムによる自動着岸を実現している。この結果として有人船舶と比べた場合、無人船舶は衝突リスクが低く、人員確保、燃料費の面からコスト削減が可能であることが示されている。

船舶に搭載されたセンサ、航海計器から得られる情報や AIS から得られる情報をもとに陸上からの船舶の運航管理・支援・無人操船への試みが行われている。しかし、航海計器や AIS だけでは認識できない障害物、物標の存在があり、実際の自船周辺の状況と遠隔地から計測した自船周辺の状況には差異が生じる問題がある。この問題に対し、船舶にとりつけたカメラから周囲の映像をリアルタイムで取得し、見張りの代わりとすることで対応が可能となる。

これらの理由により、船舶に取り付けたカメラからの画像から深層学習を用いて障害物を検出する研究が進んでいる。しかし、すべての障害物を正確に検出することはできない。そこで、本研究では船舶がより正確に周囲の障害物を把握できるように、障害物検出の精度向上を目指す。

2. 概要

船舶に取り付けたカメラから、進行方向の映像を撮影する。撮影した海上環境画像(図1)を深層学習の一つであるセマンティックセグメンテーションを用いて、空領域と海領域に分類する。それぞれの領域に最小二乗法を用い、水平線を算出する。算出した水平線の下側を海領域画像として切り出す。元の海上環境画像よりサイズが小さくなった海領域画像から障害物検出を行う。元の画像と海領域画像を検出精度・検出速度について比較し、水平線を求めることの有効性を検討する。



図 1 海上環境画像

3. 海領域と空領域の分類

本研究で水平線を検出するためには、画像を空領域と海領域に分類する必要がある。この分類を深層学習の一種であるセマンティックセグメンテーションを用いて行う。今回は、PSPNet⁽³⁾という手法を用いた。この手法は他と比較して、精度が高いという特徴がある。学習には 2018 年 2 月 15, 16 日、3 月 16, 18, 19 日に東京湾において東京海洋大学所有の練習船「汐路丸」戦況マスト 13.5m の地点から撮影された画像を用いた。撮影した画像 1798 枚にアノテーションを行ったが、枚数が不十分であるため、左右反転処理を行い 2 倍の 3596 枚に水増しを行った。学習に用いる枚数は全体の 90%、評価に用いる枚数は全体の 10%と設定した。図 2 は学習したデータを用いて、推論したものである。また、表 1 は PSPNet で学習した結果を領域ごとにまとめたものであ

A Study on Marine Obstacle Detection Using Sea Surface Region Extraction Technique with Deep Learning

[†]Kubota Koei, Kondo Masaki, Shiraiishi Kazuaki, Kataoka, Takeuchi Yuka, Nishiyama Rin

National Institute of Technology, Toba College

^{††}Furuya Tadasuke

Tokyo University of Marine Science and Technology

る。学習回数は 300 回である。今回の実験では空領域・空領域の両領域とも IoU が 0.98 以上という極めて高い値を出しており、学習の成果は十分だといえる。

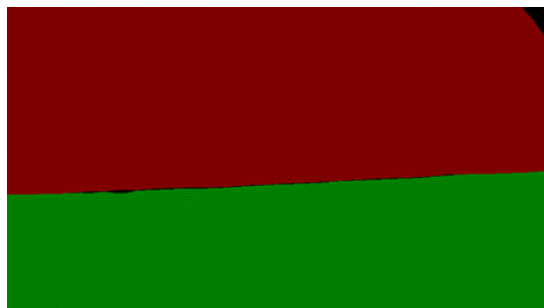


図 2 領域分類後画像

表 1 分類結果

	IOU の平均
空領域	0.9873
海領域	0.9878

4. 水平線の検出

セマンティックセグメンテーションにより分類した、それぞれの領域の境界に最小二乗法を用いて水平線を算出する。図 3 は図 1 の海上環境画像に算出した水平線を重ねて表示したものである。

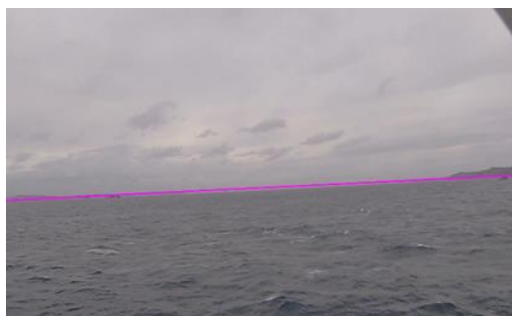


図 3 水平線表示画像

5. 障害物検出

検出した水平線の下側の部分を切り出した海領域画像を作成する。作成した海領域画像から物体検出アルゴリズムの手法の一つである YOLOv3⁽⁴⁾を用いて障害物検出を行う(図 4)。この手法は他と比較して処理が高速であるという特徴がある。学習には PSPNet で学習した際に用いた画像と同日時に同地点から撮影された 18774 枚を用いた。その内、学習に 90%、評価に 10%を使用した。表 2 は YOLOv3 で学習を行った結果をまとめたものである。学習回数は 10 万回である。学習結果から IoU・mAP とともに従来手法より今回

の提案手法の方が高い値を出していることがわかる。これにより、水平線検出技術は物体検出アルゴリズムを用いた障害物検出において、精度向上に一定の成果をもたらすことがわかる。



図 4 障害物検出

表 2 障害物検出結果

	教師データ	F 値	IoU	mAP
従来	元画像	0.79	60.02%	77.27%
提案	海領域	0.77	63.21%	82.12%

6. 今後の課題

水平線アルゴリズムの高速化や船舶検出の高精度化があげられる。今回は船舶のみで障害物検出実験を行ったが、海上の養殖いかだや洋上のブイなどでも実験を行う必要がある。また、検出した水平線の傾きや高さから船体動揺の取得が考えられる。図 5 はそのイメージ画像である。

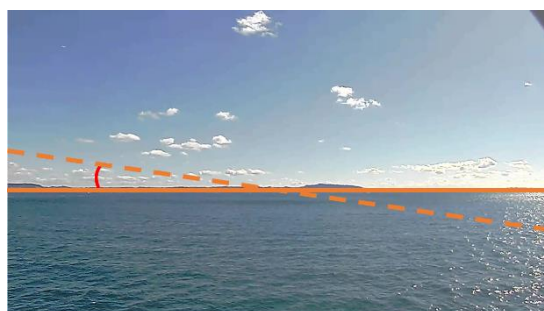


図 5 船体動揺取得のイメージ(横揺れ)

参考文献

- (1) Yara International: “Yara Birkeland press kit”, <https://www.yara.com/news-and-media/press-kits/yara-birkeland-press-kit/>, 2021.6.
- (2) Rolls-Royce Holdings plc: “SVAN -Safer Vessel with Autonomous Navigation”, <https://breakingwaves.fi/wp-content/uploads/2019/06/SVAN-presentation.pdf>, 2021.6.
- (3) H. Zhao, et. al. : “Pyramid scene parsing network”. CVPR 2017.
- (4) Joseph Redmon, Ali Farhadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, arXiv:1804.02767, 2018.