

低波高時の海岸映像を対象とした深層学習による離岸流発生位置の検知手法

長岡技術科学大学大学院 環境社会基盤工学分野 松木 遼
長岡技術科学大学・環境社会基盤系 犬飼 直之

1. はじめに

毎年、海水浴場における溺水事故が発生しており、その主な原因のひとつとして離岸流が挙げられる。日本ライフセービング協会の報告によれば、海水浴場での溺水事故の約50%が離岸流に起因している¹⁾。離岸流はその発生位置を事前に把握することが一般的に困難であり、海岸における監視者の減少も相まって、溺水事故の減少が進んでいない現状がある。

本課題に対処するため、近年ではAIを活用した離岸流の検知手法が開発されている。Dumitriuら²⁾は『A Novel Benchmark and YOLOv8 Baseline Results』において離岸流のインスタンスセグメンテーションを提案している。また、石川ら³⁾は『特徴の異なる離岸流を検知可能なAIモデルの構築』において、オープンエリアの離岸流および突堤付近の離岸流を検知可能なモデルの構築を試みている。そして、犬飼ら⁴⁾は『低波浪時における離岸流発生状況と深層学習を用いた発生場所把握のための研究』において、新潟市周辺海岸での水難事故発生状況より、低波浪時においても離岸流事故が発生していることを示しており、砕波現象が小さい低波浪時における離岸流を検知可能なモデルの構築を試みている。

しかし、様々な海岸での離岸流の検知には更なる検証および学習が必要である。そこで本研究では、これまでの離岸流研究から得られた知見を活用し、低波浪時において様々な離岸流のデータセットを収集することにより、より多くの海岸における離岸流の発生を検出可能な学習モデルを構築することを目指す。

2. 手法

映像から物体を検出する手法は、これまでに様々なアプローチが提案されてきた。本研究では、深層学習を活用した一般物体検出アルゴリズムの中でも、高速かつ高精度な処理が可能なYOLO(You Only Look Once)⁵⁾を用いて物体検出を行う。YOLO⁵⁾の物体検出アルゴリズムは、画像全体を正方形のグリッドに分割し、各グリッドセルにおいて対象物体の有無を判定する手法である。

犬飼ら⁴⁾は、YOLO⁵⁾v8を使用して物体検出が行っているが、本研究では2024年に公開されたYOLO⁵⁾v11を用いた物体検出を行う。YOLO⁵⁾v11はYOLO⁵⁾v8と比較して処理速度が向上しており、少ないパラメータで高い精度を実現している。本研究では、この最新技術を活用し、映像中の物体を効率的に検出することを目指した。

3. モデルの構築

(1) 教師データ

本研究では、宮城県名取市閑上海岸において2026年7月23日に現地にて調査を実施し、撮影した離岸流発生領域の約12分間の映像を使用した。閑上海岸における映像撮影時の有義波高 $H_{1/3}$ 、有義波周期 $T_{1/3}$ 、波向は、閑上海岸から約13km北東に位置するNOWPHAS⁶⁾仙台新港波浪観測所より、それぞれ $H_{1/3}=0.7\text{m}$ 、 $T_{1/3}=4.9\text{s}$ 、 $E(\text{約}90^\circ)$ であり、比較的波高な海象であった。図-1に閑上海岸およびNOWPHAS⁶⁾仙台新港波浪観測所の位置図を示す。図-2に2026年7月23日閑上海岸での現地調査の様子を示す。

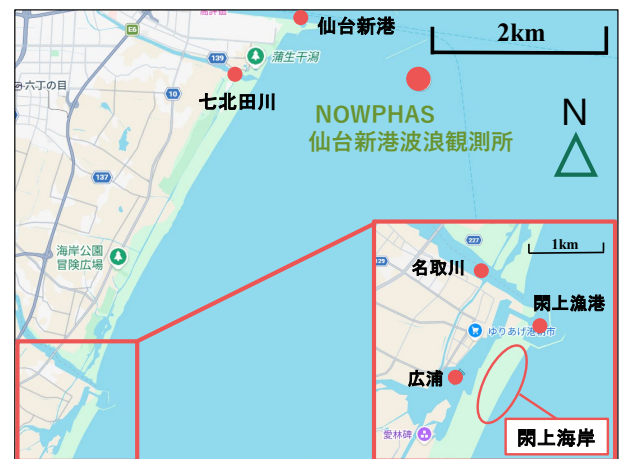


図-1 閑上海岸およびNOWPHAS仙台新港波浪観測所の位置図



図-2 2026年7月23日閑上海岸現地調査の様子

また、図-3に示す様に海面着色剤を散布することで離岸流の存在を確認し、離岸流発生領域の映像を撮影した。なお、学習モデルが着色剤の色情報に依存することを防ぐため、散布した海面着色剤が完全に拡散・消失した後の映像を使用してデータセットの作成を行った。



図-3 海面着色剤の散布による離岸流発生領域の確認

(2) アノテーション方法

犬飼ら⁷⁾の研究成果より、離岸流発生領域においては、海岸へ入射した波が汀線での岸沖方向に褶曲したカスプ地形の影響を受け、波峰線が交差する特徴的な水面形が形成され、数秒間の周期の中で瞬間的に観測される。本研究では、離岸流発生領域で顕著に見られるこの特徴的な表面波のパターンを抽出し、図-4に示すように波峰線の交差する領域に対してアノテーションを行い、991枚の教師データ用画像を作成した。

また、犬飼ら⁴⁾によって作成された、藤塚浜と公開データを合わせたデータセットを加え、表-1に示す計3つのデータセットを使用した。

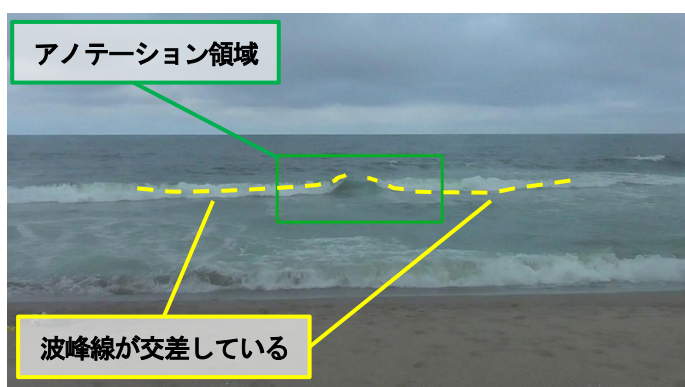


図-4 アノテーション例

表-1 使用したデータセット

dataset1: 関上海岸 本研究作成データセット	991枚
dataset2: 犬飼ら ⁴⁾ 作成データセット	3096枚
dataset3: dataset1+dataset2の複合データセット	4087枚

(3) 計算環境

表-2に本研究での計算環境を示す。本研究では、Googleが提供するクラウドベースのpython実行環境であるGoogle Colaboratory⁸⁾を使用した。Google Colaboratory⁸⁾の使用には環境構築が不要かつGPUへのアクセスが可能である。深層学習フレームワークには、一般的に深層学習に使用されているpytorchを使用した。

表-2 計算環境

プラットフォーム	Google Colaboratory
GPU	NVIDIA Tesla T4
深層学習フレームワーク	pytorch

(4) 学習条件

表-3に本研究でのモデル構築における学習条件を示す。本研究では、モデルにはYOLO⁹⁾v11nを採用し、パラメータの最適化手法には、最適化関数が自動選定されるauto設定を適用した。最大学習エポック数は300、初期学習率は0.01とし、1回のパラメータ更新で処理するバッチサイズは8に設定した。入力画像サイズは640×640ピクセルとし、データセット全体を学習用データと検証用データに8:2の比率で分割した。

表-3 学習条件

モデル	YOLOv11n
最適化手法	auto*
学習率	0.01
バッチサイズ	8
入力画像サイズ(pixel)	640×640
最大学習 epoch 数	300
データ分割比(学習用:検証用)	8:2

※最適化関数を自動で選択する

(5) モデルの評価

a) 評価指標

本研究では、モデルの評価指標として、Precision(適合率)、Recall(再現率)、mAP50(Mean Average Precision 50)、mAP50-95(Mean Average Precision 50-95)を算出し評価した。mAP50は、IoU(Intersection over Union)の閾値を0.50とした際の平均適合率を示し、位置判定の基準が緩和された検出性能の指標であり、広く使用されている。mAP50-95は、IoUの閾値を0.50から0.95まで0.05刻みで変化させた際の平均適合率の平均値を示し、異なる検出難易度における検出性能を包括的に評価する指標である。ここでIoUとは、物体の予想領域と、物体の正解領域の重なり具合を示す

指標であり、図-5より算出される。

本研究の目的は、水難事故防止の観点から離岸流発生位置を把握することであり、離岸流発生位置の検出漏れを抑えることが重要であるため、Recallを重視する。

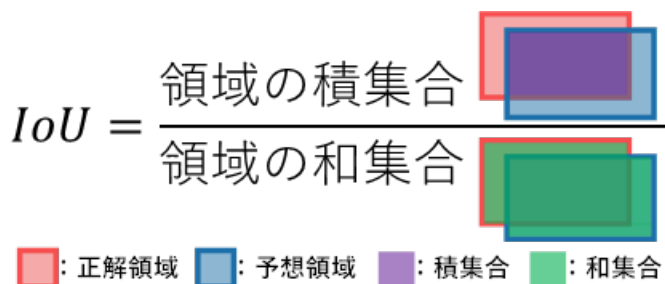


図-5 IoUの算出方法

b) モデルの選定および学習終了基準

学習過程における各学習epochの性能評価には、検証用データセットに対するPrecision, Recall, mAP50, mAP50-95から算出されるfitnessスコアが採用され、全学習epochの中でfitnessスコアが最大値を示した学習epochの重みパラメータが、最終的な学習モデルとして採択される。本研究にて使用したfitnessスコアの計算方法は、

$$fitness = Recall \times 0.7 + mAP50 \times 0.3 \quad (1)$$

とし、検出漏れの抑制を重視すると共に、一定の検出精度を担保した選定を行った。また、過学習の抑制および計算リソースの浪費を防ぐため、50epochにわたりfitnessスコアが向上しない場合には、学習を終了する仕様とした。

c) 評価結果

3つのデータセットから、model1, model2, model3を構築した。構築したモデルの評価結果を表-4に示す。

model1については、他のモデルと比較して特にPrecisionが低く、偽陽性が発生しやすいことが確認できる。model2とmodel3については、Precisionが高く、RecallとmAP50についても優れていることが確認できる。mAP50-95については、すべてのモデルで同程度となった。

一方で、これらの評価結果は検証用画像群に対する検出性能であり、離岸流の検知を行う対象の映像とは海岸や波浪条件が異なるため、そのまま適用できるとは限らないと考えられる。

表-4 モデルの評価結果

モデル	データセット	epoch 数	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
model1	dataset1	98	0.688	0.840	0.835	0.555
model2	dataset2	172	0.884	0.872	0.921	0.545
model3	dataset3	173	0.922	0.851	0.906	0.546

4. 映像に対する検知

(1) 使用した映像

本研究では、教師用映像と同一日に開上海岸にて撮影した、教師用映像と同一アングルの10min, 18000frameのvideo1に加え、教師用映像とは異なるアングルの19min, 34200 frameのvideo2に対して検知を行った。表-5に検知に使用した映像を示す。

表-5 検知に使用した映像

video1: 教師用映像と同アングル	10min	18000frame
video2: 教師用映像と別アングル	19min	34200frame

(2) 検知結果

図-6に、モデルごとの離岸流の検知結果の一部を示す。図中、青枠と「rip_current」の文字で示される箇所に離岸流の発生を検知している。また、「rip_current」の文字の隣に表示される数値は信頼度スコアであり、1.0に近いほど判定の確信度が高いことを意味する。

図-6より、model1を使用した際には、波峰線の交差位置を正しく検知しており、離岸流の存在が問題なく検知されていることが確認できる。一方、model2を使用した際には、離岸流の検知は確認できるが、本来の発生位置との乖離がみられる。model3を使用した際には、model1と同様に問題なく検知されていることが確認できる。



図-6 離岸流の検知結果

(3) 検知率の比較

映像に対する検知では、映像の全てのフレームで波峰線などの顕著なパターンが出現しているわけでない。そのため、犬飼ら⁴⁾の先行研究と同様に、映像撮影時における現地の有義波周期($H_{1/3}=4.9\text{s}$)ごとの離岸流の検知率を算出した。図-7に有義波周期ごとの検知率を示す。

model1による検知では、video1に対して非常に高い検知率を示した。また、アングルの異なる映像であるvideo2に対する検知率はvideo1に対する値と比較して低いものの、高い検知率を示している。model 2による検知では、両映像に対して検知率が非常に低い結果となった。そして、model3による検知では、model1による検知結果と比較して、両映像に対する検知率がわずかに向上した。

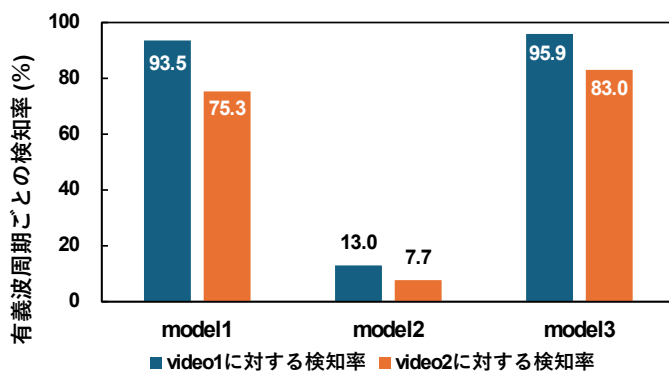


図-7 有義波周期ごとの検知率

5. まとめと今後の課題

新潟市周辺海岸での水難事故発生状況より、波高0.7m程度の比較的低波高と考えられる海象時においても離岸流による事故が発生しており、低波高時の離岸流の検出技術の構築は重要と考えられる。

映像に対する検知結果より、既往の犬飼ら⁴⁾のデータセットだけでは、本研究の目的である、様々な海岸における低波浪時の離岸流の検知は困難であると考えられる。また、本研究で作成したデータセットを使用することで、閑上海岸における離岸流発生場所の判別が可能であるが、既往の犬飼ら⁴⁾のデータセットをあわせてモデルを構築することでわずかに性能が向上することが確認できた。

また、閑上海岸での離岸流発生場所の判別は、学習映像と同様の波浪状況ではアングルを変化させても判別が可能であるが、波浪状況や海岸の異なる場合の判別には更なる検証および学習が必要であると考えられる。

今後の課題として、様々な特徴を持つ離岸流のデータセットを収集し、より多くの特徴を持つ離岸流の発生を検出可能な学習モデルを構築が必要である。また、波浪状況ごとにデータセットのカテゴリ化を行い、それぞれの波浪状況に適したモデルの構築を検討している。

6. 参考文献

- 1) 日本ライフセービング協会, <https://jla-lifesaving.or.jp/watersafety/ripcurrent/>, (最終閲覧日:2026年10月14日)
- 2) Andrei Dumitriu, Florin Tatui, Florin Miron, Radu Tudor Ionescu, Radu Timofte.: Rip Current Segmentation: A Novel Benchmark and YOLOv8 Baseline Results. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2023.
- 3) 石川 仁憲, 島田 良, Mika Viljam KONTTO, 小峯 力: 特徴の異なる離岸流を検知可能な AI モデルの構築, 土木学会, 土木学会論文集 B2, Vol.81, No.18.
- 4) 犬飼 直之, 田邊修斗: 低波浪時における離岸流発生状況と深層学習を用いた発生場所把握のための研究, 土木学会, 土木学会論文集, Vol.71, No.2.
- 5) Ultralytics, YOLO in PyTorch, <https://docs.ultralytics.com/>, (最終閲覧:2026年10月14日)
- 6) 国土交通省港湾局: NOWPHAS(全国港湾海洋波浪状況網), <https://www.mlit.go.jp/kowan/nowphas/>, (最終閲覧:2026年10月14日)
- 7) 犬飼 直之, 江尻 義史, 大竹 剛史, 山本 浩, 細山田 得三: 新潟東港周辺における突堤で囲まれたカस्प地形海岸での離岸流の生成機構について, 土木学会, 土木学会論文集 B2, Vol.71, No.2.