深層学習を用いた低波浪時での離岸流発生場所把握のための研究

長岡技術科学大学・環境社会基盤系 犬飼 直之 長岡技術科学大学 大学院 春木 勇二 (株)建設技術研究所 田邉 修斗

1. はじめに

海水浴場における溺水事故の原因の1つに離岸流がある. 離岸流は,海岸付近で局所的に発生する沖方向への強い流れであるが,発生場所を特定するためには専門的な知識が必要であり,海岸での監視者の減少とあわせて事故発生数減少に至らない原因となっている. しかし,専門的な知見を持つ人間がどこにでもいるわけではない事や,常時監視ができない問題があることから,近年では,AIにより離岸流発生を把握する研究がおこなわれるようになった¹⁾²⁾. ところで,海水浴ができる夏季は低波高時となるが,離岸流が原因と思われる水難事故が発生している. よって,事故防止目的では,海水浴ができる低波高時でも離岸流を検出することが重要であると考えられる.

そこで本研究では、深層学習により低波高時での離 岸流発生場所を判別させるモデルを構築し、低波高時 での離岸流の発生を検知することを試みた.

2. 離岸流事故発生状況の把握

犬飼ら3)は新潟市周辺での事故発生時の波浪状況を 把握したが、ここでは、図-1に示すように、事故発生 年月日を海岸ごとにまとめた. 事故情報は, 第九管区 海上保安部から提供いただき、2001年から2013年まで の情報から,事故発生場所および発生年月日を示した. 図中, 赤文字は, 概要から判断した離岸流事故と考え られる事故である. また、図-1に示す離岸流による事 故時の海象を、最寄りのNOWPHAS新潟4の観測情報 から把握したものを表-1に示す. 表中, 波高を0.2 mご とに区切り、波高ごとの事故発生件数を示す、犬飼ら 3)によると、一般的に海水浴が可能な有義波高は0.6m 以下であり、全22件のうち11件は海水浴が可能な事故 であった.また,0.2 mから0.4 mの比較的低いと考え られる波高時でも4件発生している. 事故防止のため には、このように低波高時での離岸流の発生状況を把 握することも重要であると考えられる.

3. 離岸流発生状況の確認

低波高時の砂浜海岸での離岸流の発生状況を把握するために、図-1および図-2で示す新潟県新発田市藤塚浜で離岸流調査をおこなった。図-3に、2015年4月23日に実施した調査結果を示す。ここでは海面着色剤で可視化した離岸流場を無人航空機で上空から撮影し

た. 調査時の有義波高は、現場から約18 km西方に位置するNOWPHAS新潟がによると、当日は有義波高0.4 mと比較的低波高であった。また、写真-1に示すように、離岸流発生場所周辺では顕著な砕波現象は発生していなかった。本研究では離岸流発生状況を記録した動画を深層学習で使用した。

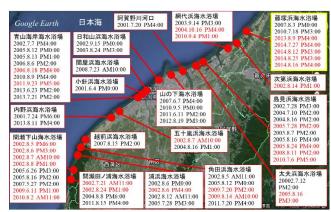


図-1 新潟市周辺での離岸流事故発生状況(赤文字:離 岸流事故)(第九管区海上保安本部2000年~2014 年)(黄色枠が離岸流検出実験をした藤塚浜)

表-1 波高別事故発生件数 (離岸流事故,新潟市周辺) (第九管区海上保安本部管内.2000~2014)

有義波高	離岸流事故発生件数	
2.0 m∼	海水浴に適さない	
1.0 m∼1.5 m	遊泳禁止	1
0.8 m∼1.0 m		4
0.6 m∼0.8 m		8
0.4 m∼0.6 m	海水浴に適する	7
0.2 m∼0.4 m		4
0 m∼0.2 m		



図-2 網代浜および藤塚浜位置図

4. 深層学習による離岸流の判別

(1) 用いたモデルおよび認識の手法

映像から物体を検出する手法は近年ではいろいろと 提案されているが、本研究では、深層学習を利用した 一般物体検出アルゴリズムの中でも高速処理が可能 とされる YOLOv8⁵⁾を利用した. YOLO による物体認 識の手法では、予め画像全体を正方形のグリッドに分 割しておき、それぞれのグリッドで対象となる物体が 含まれているかどうかを判定している.

(2) モデルの構築

a) 使用データおよび学習対象

本研究で使用した教師データは、前述の藤塚浜海岸での2015年4月23日撮影分の離岸流発生映像と、Dumitriuらりにより公開されている離岸流のデータセットとの組み合わせを使用した.

藤塚浜での撮影時の波高,周期,波向はそれぞれ,0.42 m,4.1 s, NWであった.本研究では、図-4 に示す様に離岸流が発生している藤塚浜での映像をフレームに分解した.本研究では海面着色剤で離岸流を可視化しているが、教師データでは海面着色剤で着色していない状況の映像を使用した.作成したデータセットは表-2 に示す様に5種類を使用した.機械学習では学習対象が重要であるが、著者らの研究成果によると、離岸流発生場所では、海岸へ入射した波は、汀線での岸沖方向に褶曲したカスプ地形の影響で、数秒間に一瞬だけ出現する波峰線が交差する水面形が形成されることが分かっている(図-5).本研究では、離岸流発生場所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アノテーションした(図-6 の青枠内).

b) 使用ツールおよび学習条件

本研究では、Google 提供の Google Colaboratory®を使用した。Google Colaboratory はブラウザ上で動作し、環境構築の必要がなく、また GPU(Tesla T4)へのアクセスが可能である。そのため、計算リソースの制約を受けずに深層学習の学習や検証を行うことができる。表-3 に本研究での学習条件を示す。

表-2 データの内容

2 - / / / / /		
No.	内容	
dataset1	藤塚浜海岸_本研究学習データ150枚	
dataset2	藤塚浜海岸_本研究学習データ500枚	
dataset3	藤塚浜海岸_本研究学習データ630枚	
dataset4	Dumitriuら ^{注2)} の公開データセット2466枚	
dataset5	dataset3とdataset4の組み合わせ3096枚	

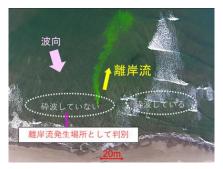


図-3 低波高時の離岸流発生状況と周辺の砕波状況 (2015年4月23日,新潟県新発田市藤塚浜)



写真-1 可視化した離岸流(2015年4月23日,藤塚 浜)



図4 学習に利用した映像での離岸流発生状況 (緑色 が可視化した離岸流,周辺での砕波はほとんど ない)



図-5 本研究での離岸流発生場所の見分け方

(3) モデル構築結果

a) 検証データセットに対する評価

最初に、教師データ作成時と同様の条件での離岸流画像 5401 枚に対する検証を行った. IoU の閾値は 0.5、conf の閾値は 0.2 に設定した. ここでは各データセットで、Precision (精度)、Recall (再現率)、mAP50、mAP50-95 を算出し評価した. ここで、mAP50 は、交差点オーバーユニオン (IoU) の閾値 0.50 で計算された平均精度を示す. これは簡単な検出のみを考慮したモデル

の精度の尺度である。また、mAP50-95 は、0.50 から 0.95 までの様々な IoU 閾値で計算された平均精度であり、異なる検出難易度におけるモデルのパフォーマンスを包括的に見ることができる。本研究の目的は、水難事故防止の観点から離岸流発生箇所を把握することであり、離岸流の検出漏れを最小限に抑えることが重要であることから、Recall を重視した。

また、Precision と Recall は、一般的に相反する関係にあり、Precision が高いとモデルが正確に離岸流を検出できるが、検出漏れが発生して Recall が低下する特性がある。逆に、Recall が高い場合、多くの離岸流を検出できるが、誤検出が増加して Precision が低下する特性がある。図-7 に検証結果を示す。dataset2 およびdataset3 では、教師データ画像を増加させたことにより Recall が向上した。更に dataset5 では dataset3 と比較しても Recall が向上した。図-8 に、dataset5 での離岸流の検出状況を示す。図中、赤枠と「rip current」で表示されている箇所が離岸流発生場所であり、離岸流を検知している。

b) 離岸流判別処理

検証時には画像にアノテーション情報を加えた検証用データセットを構築し評価を行ったが、実使用時に、離岸流の発生するすべてのフレームに対して手動でアノテーションを施して評価を行うのは現実的ではない.よって、動画の予測検証では、動画全体で離岸流が発生しているものとし、検出フレーム数で評価を行うこととして、構築した情報を用いて実際に離岸流の判別をおこなった.判別時には、学習時と同じアングルの映像の他、図-9のように学習時とは異なるカメラアングルでの映像でも離岸流の検出を試みた.

図-10 に検出結果を示す. 図中,00009.mp4,00012.mp4,00013.mp4 は学習時と別のアングル,00015.mp4 は学習時と同じアングルの映像である.

図より、離岸流が発生している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く、総フレームに対しての検出率はあまり高くない.しかし、有義波の1周期(本研究では4秒)ごとに波峰線のパターンを検出した場合に離岸流を検出したとしてカウントして算出したところ、動画全体での検出率を算出すると、図-11のように検出率が向上した.

最後に,本研究で学習した情報を用いて,新潟県北 蒲原郡聖籠町網代浜海岸での離岸流発生状況の検出 を試みた.映像は2025年4月17日に取得した.

NOWPHAS 新潟の観測情報によると,2018 年は有 義波高 0.57 m,有義波周期 6.4 秒であり,藤塚浜の調 査時よりも波高が大きい状況であった. 図-12 に離岸 流発生場所での検出結果を,図-13 に離岸流が発生し

表-3 学習条件

項目	内容
モデル	YOLOv8
エポック数	300
学習率	0.01
訓練データと検証データの分割	7:3
バッチサイズ	8
画像サイズ	640×640ピクセル
最適化手法	auto
(学習率やその他パラ)	(一タを自動的に調整)
ライブラリ	pytorch



図-6 アノテーションに利用した離岸流発生場所での 波峰線交差状況例

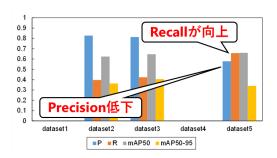


図-7 Validation 結果



図-8 離岸流検出状況(赤枠「Rip Current」で検出している)

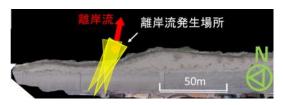


図-9 異なるカメラアングルによる離岸流検出

ていない場所での検出結果を示す. 図より, 離岸流発生場所では, 離岸流を検出しており, 発生していない場所では検出していない. これより, 異なる波浪条件でも離岸流は検出可能であると考えられる. これより, この手法を用いて更に学習を重ねることで, 様々な波浪条件やカメラアングルでの映像でも離岸流の検出が可能となるのではないかと考えられる.

5. まとめ

新潟市周辺海岸での水難事故発生状況より、波高 0.4 m 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。検証データセットに対するテストにより、既往の Dumitriu らのデータセットだけでは、本研究目的である低波浪時における離岸流の検知は困難であると考えられる。また、本研究で作成した学習データである程度離岸流発生場所の判別が可能であるが、Dumitriu らのデータセットをあわせて利用することで更に判別精度が向上した。学習に用いた藤塚浜での離岸流発生場所の判別は、同じ波浪状況ではカメラアングルを変化させても判別が可能であるが、別海岸での使用には更なる検証および学習が必要であると考えられる。

謝辞: 新潟市周辺海岸での水難事故発生状況の情報は、 第九管区海上保安本部より提供していただいた. ここ に謝意を表ずる.

参考文献

- 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.
- 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,土木学会論文集 B2, Vol.78, No.2 2022.
- 3) 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スプ地形海岸での離岸流の生成機構について, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. 71, No.2, I 1687-I 1692, 2015.
- 4) 国土交通省港湾局: NOWPHAS (全国港湾海 洋波浪情報網) (オンライン), http://www.mlit.go.jp/kowan/nowphas/, 2011.
- 5) Ultralytics, YOLOv8 in PyTorch, https://docs.ultralytics.com/, 2023.

6) Google Colab, https://colab.research.google.com/?hl=ja, 2023.

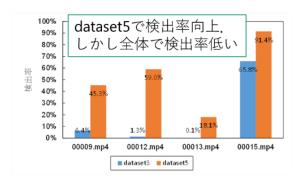


図-10 動画の総フレームに対する離岸流検出率 (dataset3 と dataset5)

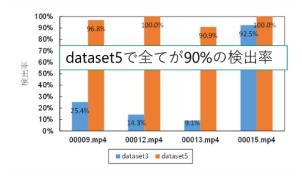


図-11 有義波周期ごとの離岸流検出率(dataset3 と dataset5)



図-12 網代浜海岸での離岸流の検出状況 (2025 年 4 月 17 日,離岸流ある場所)



図-13 内灘海岸での離岸流の検出状況 (2025年4月 17日, 離岸流ない場所)