

深層学習による画像認識を用いた 低波浪時での離岸流検出のための研究

環境社会基盤工学分野 水圏防災工学研究室 春木 勇二
指導教員 犬飼 直之

1. はじめに

1.1. 研究背景

毎年、海水浴場における溺水事故が発生しており、その主な原因の一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半数が離岸流に起因していることが示されている¹⁾。離岸流とは、海岸付近における波浪と地形の相互作用によって発生する沖方向への強い流れであり、その発生位置を事前に把握することは一般的に困難である。さらに、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。

この課題に対処するため、近年では人工知能 (AI) 技術を活用した離岸流の検出手法が開発されつつある。具体例として、Dumitriu²⁾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おり、また石川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。しかし、既存の手法では、砕波現象が小さい低波浪時の状況において離岸流を検知することが困難であるという課題が残されている。

そこで本研究では、低波浪条件下において発生する離岸流の発生場所を把握可能なAIモデルの構築を試みた。

1.2 離岸流事故発生状況の把握

犬飼⁴⁾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⁵⁾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⁴⁾によると、一般的に海水浴が可能な有義波高は 0.6 m 以下であり、全 22 件のうち 112 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。低波高時で発生している事故例では、犬飼⁴⁾によると、2018 年 7 月 1 日に新潟県北蒲原郡聖籠町網代浜で中学 1 年生 2 名が溺水する事故が発生したが、調査結果によると離

岸流による事故である可能性が高いと考えられ、現場から約 10km 西方に位置するNOWPHAS 新潟によると、当日は有義波高 0.3 m であり、平穏と考えられる波浪状況であった。犬飼らは事故発生 1 週間後における、事故時とほぼ同様な波浪条件時に現地調査を実施したが、有義波高 0.3 m 程度の波高状況であっても、事故発生場所付近では、毎秒約 0.2 m の流速の離岸流が発生していることを確認した。犬飼⁴⁾は、離岸流は波高に対応して流速が変化し、低波高時でも離岸流が発生していることを確認している。更に、足がぎりぎり届く水深では、毎秒 0.2 m 程度の流れに逆らうことが困難であることを実験から確認している。このように低波高時でも離岸流事故は発生しており、こういう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。

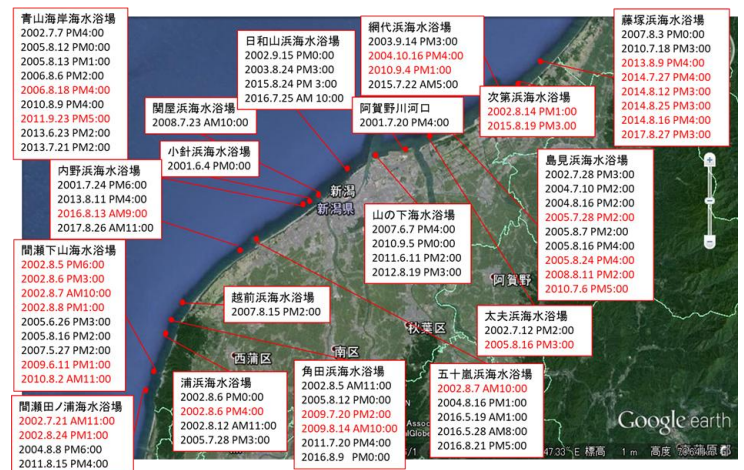


図-1 新潟市周辺での水難事故 (赤文字：離岸流事故)

表-1 波高別事故発生件数
第九管区海上保安本部管内 (2001~2014 年)

波高		離岸流事故発生件数
2m~	海水浴に適さない 遊泳禁止	
1.5m~2m		
1m~1.5m		1
0.8m~1m		4
0.6m~0.8m		8
0.4m~0.6m	海水浴OK	7
0.2m~0.4m		4
0m~0.2m		

2. 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YOLOv8⁸⁾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。以下、詳細を示す。

a) 分割

入力された正方形の画像をさらにグリッドセル(grid cell)と呼ばれる小さな $S \times S$ 個の正方形に分割する。

b) 配置場所の判断

各正方形に任意の個数のバウンディングボックスを配置する。さらに各正方形が、どのクラスに所属している可能性が高いかを判断する。

c) 物体の検出

バウンディングボックスから適切なものを選ぶために、クラスごとに、一番信頼度の高い枠を選び、その枠と他の枠の重なり具合を調べて一定以上の割合で重なっている枠を消し、物体を検出する。

3. データセットの作成

3.1 トレーニングデータセット

本研究におけるトレーニングデータセットは、先行研究で得られた藤塚浜海岸における離岸流発生映像およびDumitriuら⁹⁾により公開されている離岸流データセットを基礎として構成した。

さらに、本研究では、新たに網代浜海岸において撮影された映像データを導入し、離岸流の発生特性が異なる海岸条件を考慮した複数のデータセットを作成した。これにより、波浪条件や水面状態の違いが学習結果に及ぼす影響について検討することを可能としている。

また、先行研究において使用された藤塚浜海岸のアノテーションデータには、離岸流の可視化を目的として海面着色剤が散布された領域が含まれている。この着色領域が、モデルの学習に影響を及ぼす可能性があると考えられるため、本研究では、先行研究と同日に撮影された複数の藤塚浜の映像データを用い、海面着色剤の影響を避け、水面の乱れから新たにアノテーションを施した。作成したトレーニングデータセットを表-2に示す。

表-2 トレーニングデータセット

dataset1	: 波峰線と砕波の有無の組み合わせ 3096枚
dataset2	: Dumitriuら ⁹⁾ の公開データ (砕波の有無) 2466枚
dataset3	: 波峰線の交差位置のみのデータ 630枚
dataset4	: 網代浜_水面の乱れのみのデータ 243枚
dataset5	: 波峰線と網代浜_水面の乱れの組み合わせ 873枚
dataset6	: 藤塚浜_水面の乱れ749枚
dataset7	: 藤塚浜_水面の乱れと波峰線の組み合わせ1379枚

3.2 各データの離岸流判別特性

離岸流の発生場所の特徴は様々であり、映像の取得状況も様々である。以下に離岸流判別の特徴をまとめる。

1)公開データ_砕波の有無 (既往)

Dumitriuら⁹⁾により公開されているデータセットであり、高波浪時を対象として砕波の有無で離岸流を判別している。



図-2 砕波の有無による判別例

2)藤塚浜_波峰線の交差 (既往)

先行研究で得られた、藤塚浜海岸の離岸流発生映像により作成されたデータセットである。中低波浪時を対象としており、波峰線の交差場所を離岸流発生場所として判別している。

ここで、図-3のアノテーション例に示されるように、先行研究のデータセットには海面着色剤が散布された領域が含まれており、学習モデルへの影響が懸念される。

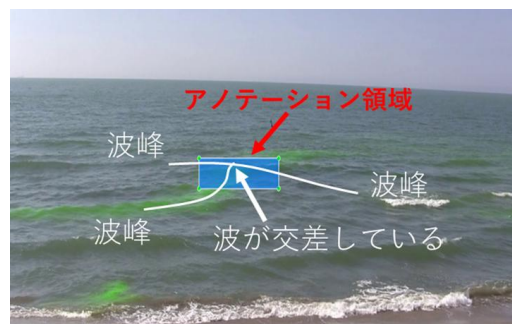


図-3 波峰線の交差位置によるアノテーション例

3)網代浜_水面の乱れ (新規)

新たに網代浜海岸の映像データを導入し、離岸流の発生特性の違いを考慮したデータセットを作成した。中低波浪時を対象としており、水面の細かい乱れを離岸流の発生場所として判別している。



図-4 水面の乱れによるアノテーション例①

4) 藤塚浜_水面の乱れ (新規)

先行研究により得られたデータセットは海面着色剤による影響が考えられるため、先行研究に使用された藤塚浜の映像と同日に撮影された映像データから、着色剤の影響を避け、水面の乱れを離岸流の発生場所として判別し、新たなデータセットを作成した。



図-5 水面の乱れによるアノテーション例②

3.3 テストデータセット

本研究では、構築した学習モデルの検知性能を客観的に評価するため、学習に使用していない映像を原則としてテストデータセットを作成した。本研究におけるテストデータセットとは、離岸流の発生位置をあらかじめ正解としてラベリングした画像群をまとめたものである。各画像には、離岸流が確認される領域に対してバウンディングボックスを付与し、検証用の正解データとして作成している。評価は、正解データと検知結果の比較により行っている。テストデータセットは、撮影条件や視点の違いによる影響を検証することを目的として、test_dataset1 から test_dataset5 までの5種類を用いて構成している。作成したテストデータセットを表-3に示す。

test_dataset1 : 5401枚
(藤塚浜_波峰線の交差, 学習用データと同じアングル)
test_dataset2 : 1798枚
(藤塚浜_波峰線の交差, 学習用データと別のアングル)
test_dataset3 : 237枚
(網代浜_水面の乱れ, 学習用データと同じアングル)
test_dataset4 : 297枚
(網代浜_水面の乱れ, 首振りの映像データ)
test_dataset5 : 602枚
(藤塚浜_水面の乱れ, 学習用データと同じ映像データ)

4. テストデータセットによるモデルの精度検証

各学習データセットにより構築したモデルについて、テストデータセットを用いた精度検証を行い、検知性能および汎化性能について評価する。テストデータセットは、離岸流の発生位置を正解としてラベリングした画像群から構成されており、各画像には検証用の正解バウンディングボックスが付与されている。評価は、モデルによる検知結果とこれらの正解ラベリングとの比較により実施した。

検証には、YOLOv8に実装されている val (Validation) モードを使用し、適合率 (Precision), 再現率 (Recall), mAP50, および mAP50-95 を評価指標として用いた。モデルが出力したバウンディングボックスと正解ボックスとの一致度に基づき、真陽性 (True Positive), 偽陽性 (False Positive), 偽陰性 (False Negative) を算出し、各指標を求めた。各データセットによる学習モデルの性能評価の結果を図-6~図-10に示す。

まず、藤塚浜海岸の波峰線の交差を対象とした精度検証の結果、波峰線の交差を特徴として学習したモデルでは比較的高い再現率および mAP50 が得られた。一方で、水面の乱れのみを対象として学習したモデルでは検知性能が低下する傾向が確認された。

次に、網代浜海岸を対象とした精度検証の結果、水面の乱れを特徴として学習したモデルにおいて比較的高い精度が得られた。特に同一撮影条件の映像では高い再現率が確認され、対象海岸の発生特性に適合した学習データの有効性が示された。

さらに、藤塚浜海岸の水面の乱れを対象とした精度検証では、水面の乱れを学習したモデルにおいて高い適合率および再現率が得られた。ただし、本データセットは学習データと同一映像から構成されているため、本結果は主としてモデルの基本的な学習妥当性を確認する結果として位置付けられる。

以上の結果より、各モデルは学習時に用いた特徴と類似した条件下において高い検知性能を示す傾向が確認された。一方で、対象海岸の発生特性や撮影条件が異なる場合には検知性能が低下する傾向が見られ、学習データの特徴構成が検知性能に大きく影響することが示された。

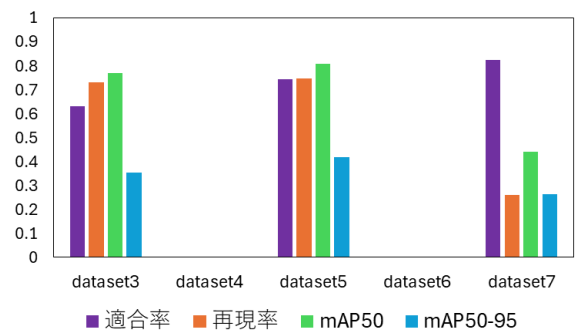


図-6 データセット別評価指標 (test_dataset1)

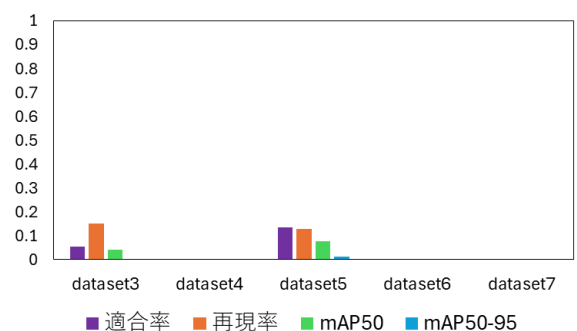


図-7 データセット別評価指標 (test_dataset2)

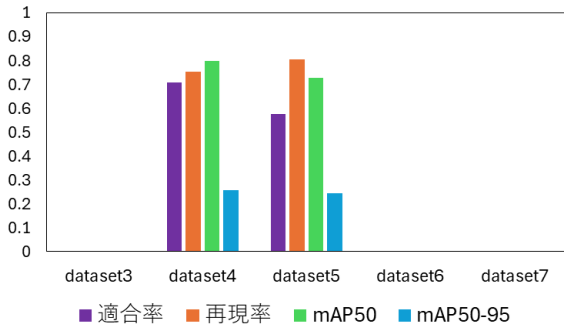


図-8 データセット別評価指標 (test_dataset3)

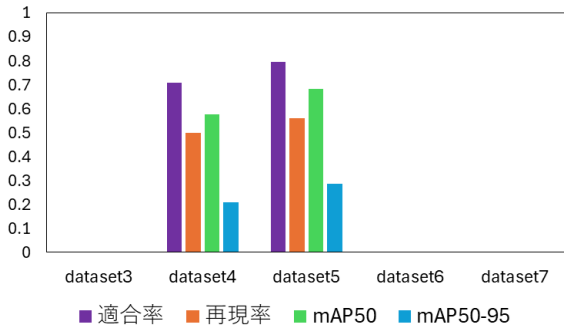


図-9 データセット別評価指標 (test_dataset4)

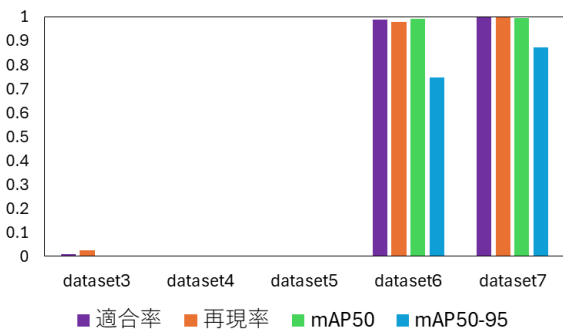


図-10 データセット別評価指標 (test_dataset5)

5. 動画を用いた検出率の算定

各モデルについて、実際の動画を用いて検出率評価を行った。評価はフレーム単位および4秒区間単位で実施し、検出フレーム数および検出率を算出した。各検出率の結果について藤塚浜海岸を対象とした算定結果を図-11 および図-12、網代浜海岸を対象とした算定結果を図-13および図-14、内灘海岸を対象とした算定結果を図-15 および図-16 に示す。また、検知結果の例を図-17～図-19 に示す。

藤塚浜においては、水面の乱れを学習した dataset6 および複合モデルである dataset7 において、比較的高い検出率が得られた。一方、波峰線交差のみを学習したモデルでは、検出率が低くなる傾向が確認された。

網代浜では、学習データと同一条件の正面映像および首振り映像の双方において、水面の乱れを学習したモデルが安定した検出結果を示した。ただし、他海岸への適用には一定の課題が残った。

内灘海岸では、新規データを用いた検証により、他海岸への適用可能性について検討した結果、一定の検出性

能が確認されたものの、誤検出や検出漏れも確認された。

以上の結果より、藤塚浜海岸における動画検証においては、水面の乱れを主特徴とした dataset6 の学習モデルが、最も高い連続検知性能を有していることが明らかとなった。一方で、複合学習モデルについては、特徴の組み合わせ方やデータ構成の最適化により、さらなる性能向上の余地があると考えられる。

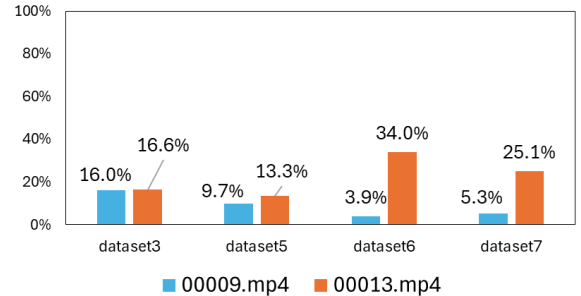


図-11 フレーム単位の検出率 (藤塚浜)

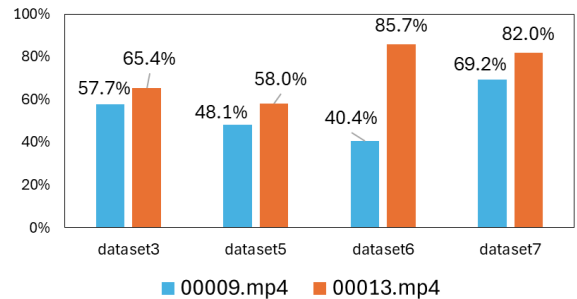


図-12 4秒ごとの検出率 (藤塚浜)

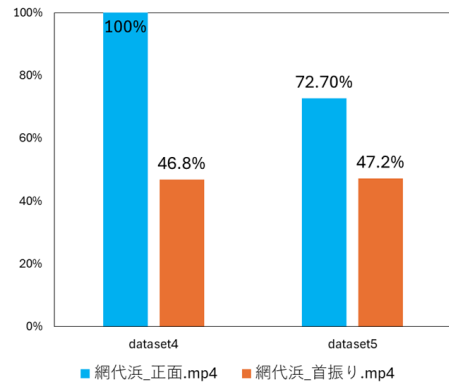


図-13 フレーム単位の検出率 (網代浜)

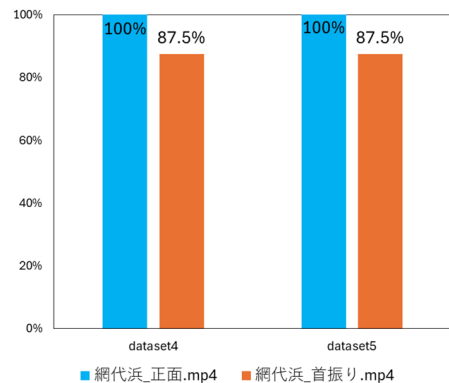


図-14 4秒ごとの検出率 (網代浜)

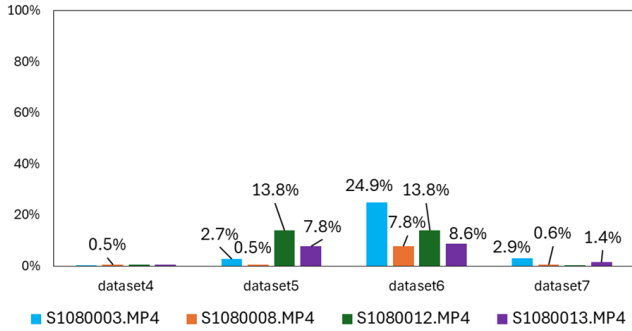


図-15 フレーム単位の検出率（内灘）

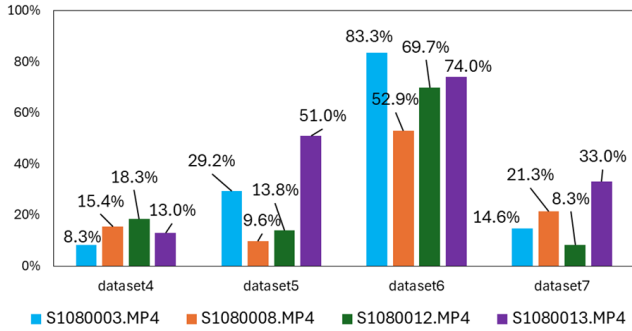


図-16 4秒ごとの検出率（内灘）



図-16 藤塚浜海岸の検知例



図-17 網代浜海岸の検知例



図-18 内灘海岸の検知例

6. まとめ

本研究では、低波浪時における離岸流検知を目的として、波峰線の交差および水面の乱れに着目した複数の深層学習モデルを構築し、精度検証および検出率評価を通してその有効性を検討した。

精度検証の結果、学習時に用いた特徴と一致する条件下においては、高い精度が得られることを確認した。一方で、異なる海岸条件や撮影条件に対しては、検知性能が低下する可能性があることが明らかとなった。

検出率評価においては、水面の乱れを学習したモデルおよび複合特徴モデルにおいて、実運用を想定した場合にも一定の有効性が示された。しかし、特徴の曖昧化や視覚条件の変化により、検出が不安定となるケースも確認された。

今後は、より多様な波浪条件、地形条件、撮影条件を含むデータの収集を進めるとともに、特徴ごとに最適化したモデルの統合や、状況に応じてモデルを切り替える手法の導入が重要である。

6. 参考文献

- 1) 日本ライフセービング協会, <https://ilalifesaving.or.jp/watersafety/ripcurrent/>, (最終閲覧日: 2026年2月7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.78, No.2.
- 4) 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.
- 5) 国土交通省港湾局: リアルタイムナウファス, <https://www.mlit.go.jp/kowan/nowphas/>, (最終閲覧日: 2026年2月8日)
- 6) 犬飼直之, 南原充, 安倍淳, 木村隆彦, 鈴木直子, 齋藤弘樹, 齋藤秀俊: 2017年8月に銭函海岸の離岸堤付近で発生した水難事故の発生要因の把握, 土木学会, 土木学会論文集 B2, Vol.76, No.2.
- 7) 犬飼直之, 難波悠太: 離岸流場において安全に活動するための流況の把握, 土木学会論文集 B2, Vol. 77, No.2.
- 8) Ultralytics: YOLOv8 in PyTorch, <https://docs.ultralytics.com/>, (最終閲覧日: 2024年1月30日)