

漁場環境改善推進事業(抜粋)

Ⅱ 画像解析課題

増養殖環境課 上村 海斗

1 背景・目的

西日本海域では有害赤潮プランクトンによる漁業被害が頻発しており、十数億円の漁業被害が発生する場合もある。赤潮による漁業被害を未然防止及び軽減するためには、赤潮発生の動向を詳細に理解する必要がある。この際、赤潮監視態勢におけるモニタリングの省力化及び高解像度化は極めて重要な要件となっている。本研究課題では、近年開発が急速に進んでいる画像解析技術を赤潮モニタリングに導入することで、有害赤潮プランクトンの画像情報に基づく新規モニタリング技術の開発を行う。具体的には室内実験や赤潮頻発海域での調査を通し、有害赤潮プランクトンの画像情報を各種環境・生物学的パラメータとともに蓄積する。以上により得られた画像情報から、特定赤潮プランクトンの判別及び挙動に関する情報解析技術の高度化を図る。

なお、本事業は水産庁からの委託事業であり、その成果については別途報告しているため(上村ら 2025)、本稿ではその内容を一部抜粋して記載する。

2 方法

(1) 有害赤潮プランクトンの画像情報蓄積

高知県中央部に位置する浦ノ内湾を対象海域として(図1)、5~9月に有害、無害を問わず赤潮が発生している際に、プランクトンの画像を取得した。画像は、現場で採水した海水(以下「海水試料」という。)を計数板に載せて生物顕微鏡(ECLIPS Ni, Nikon)及び画像撮影装置(Ds-Fi3, Nikon)を用いて撮影した。海水試料は終濃度1~10 mMの塩化ニッケルで固定してから細胞像を撮影した。画像はオートモード及び自動ホワイトバランスの設定で取得し、2,880 × 2,048 dpi 及び拡張子 jpg で保存した。

(2) メタボローム解析

当該解析は *Karenia mikimotoi* 及び *Chattonella* spp. を対象として、赤潮(1,000 cells/mL 及び 100 cells/mL 以上)が発生している期間中に週1回程度の頻度でサンプリングを行った。KU1 及び KU3 の2定点において、多項目水質計(AAQ-RINKO, JFEアドバンテック)のクロロフィル蛍光値が最大となる層で採水した。採水した海水試料のうち、1 mLは検鏡による細胞数の計数に供し、*K. mikimotoi*、*Chattonella* spp.、*Heterocapsa circularisquama*、*Heterosigma akashiwo* 及び珪藻類の細胞密度をそれぞれ算出した。また、同試料のうち100~500 mLは150 μ mのプランクトンネットで一次濾過、目合い3 μ mメンブレンフィルターで二次濾過を行った。二次濾過は、吸引ポンプを用いて圧力が0.02 mpa以下となるように調整しながら実施した。濾過後のフィルターは、ジルコニアビーズと共にマイクロチューブに入れ、チューブ内にメタノール及びリピトールを加えた後に激しく攪拌した。攪拌後のサンプルは、-30℃以下で保存した。

分析は、国立研究開発法人水産研究・教育機構水産技術研究所で実施された。当該研究所では、有害有毒藻類である *K. mikimotoi* 細胞の生理状態別に代謝物変動を調べ、終息間近（定常期後期）に特異的に増加する指標（細胞内グルコース/グリシン比、以下、「GG 比」という。）を見出している（Hano and Tomaru 2023）。この指標を用い、終息の約 1 週間前を事前に予測する手法の開発を目指し、現場への適用に向けた検討を行った。

メタノール中に溶出した代謝物は既報（Hano and Tomaru 2023）に準じて前処理を行い、ガスクロマトグラフ質量分析計を用いて細胞内グルコース、グリシン濃度を測定し、GG 比を算出した。また同時に測定されていた植物プランクトンデータについては、本県の警報基準に沿って *K. mikimotoi* 及び *Chattonella* 属の細胞密度がそれぞれ 1,000 及び 100 cells/mL を超過した状態を「赤潮」、赤潮形成後これらの基準を下回った状態を「終息」とした。

（3）赤潮プランクトン画像解析技術の高度化

画像データの解析は、熊本大学で実施された。本課題では、深層学習の物体検出手法を利用することで、赤潮プランクトンの検出を試みた。2023 年度は、物体検知手法として広く用いられている You Only Look Once (YOLO) (Redmon et al. 2016) による検出結果を報告したが（上村ら 2024）、2024 年度は、より精度向上が見込める DINO (DETR with Improved denoising anchorboxes) (Zhang et al. 2022) を試みた。

DINO は DETR (Detection Transformer) を拡張、改良したものとして位置付けられる。DETR (Carion et al. 2020) は Transformer を機構に取り入れた関係抽出型の物体検出手法である。これは自然言語処理分野で大きな成功を収めた Transformer を物体検出に応用した新しい戦略であり、全ての物体を一度に予測し、推論と正解の二部マッチング問題として捉えることで End-to-End を実現し、高い精度や高速処理を達成している。

DINO は DETR と同様に関係抽出型の物体検出手法である。DINO ではさらに Contrastive DeNoising Training という機構を追加しており、ラベルに少しノイズを加えたポジティブサンプルとラベルに大きなノイズを加えたネガティブサンプルの両方を使用し、モデルがより識別力のある特徴を学習できるようにしている。DINO は、Transformer に基づくアーキテクチャにより、従来の CNN ベースの物体検出手法に比して、特に複雑な背景や多様なサイズの物体を含むシーンに対して有効であり、プランクトンの自動検出にも適用できる可能性がある。上記を踏まえ、本課題では DINO を採用することにした。

DINO の学習では、YOLO 同様に、教師データとして画像データとその正解ラベル付けされたデータが必要である。正解ラベル付けは画像データに写った検知対象の領域の中心座標、及び高さや幅、そしてラベル付けされたクラスの情報である。本課題では、昨年度に引き続き、専門家のプランクトン分類に基づき、アノテーションツール LabelImg を用いて DINO の対象物体の位置情報及びクラスを作成した。学習用画像として 460 枚を用い、画像データセットは表 1 に示される 10 のクラスに分類した。学習に際してのハイパーパラメータの設定は、epoch 数を 1,000 epoch、学習の早期終了を行う early stopping を 100 epoch に設定した。また、バッチサイズは 16、学習率は 0.01 とした。さらに、転移学習として事前学習済みの YOLOv5s モデルを使用し、学習を行った。学習終了時点では、early stopping により 910epoch で学習が早期に終了しており、また 810epoch 時点のモデルが mAP (mean Average Precision) が最も高いモ

デルとなった。

なお、信頼度スコアの閾値は0.25で設定した。

3 結果及び考察

(1) 有害赤潮プランクトンの画像情報蓄積

本年度は、7~9月に合計184枚のプランクトン画像を撮影した。撮影した画像内の優占種は *Chattonella* spp.、*H. akashiwo*、*Takayama* spp.と珪藻類であった。*Chattonella* spp.及び *H. akashiwo*の細胞は終濃度10 mMの塩化ニッケル固定で変形した。そのため、1 mMの塩化ニッケルで固定した細胞あるいは非固定の細胞を撮影した。*Takayama* spp.は、細胞の変形がみられなかったため、10 mMの塩化ニッケルで固定して撮影した。対象とする微細藻によって、細胞の動きを静止させるために、有効な固定液濃度が異なる可能性が考えられた。

なお、赤潮プランクトンの細胞数の推移については、赤潮等発生監視調査事業の項を参照されたい。

(2) メタボローム解析

本年度は過年度(R4-5年度)に「赤潮」形成後に収集したサンプル計33回分(KU1:13回、KU3:20回)の解析を行った。細胞数の推移とGG比を図2に示す。赤潮状態にある細胞群のGG比は0.01から14まで幅広い値を示した。赤潮状態が解消された場合をYes、維持された日をNoとした。ROC曲線(Receiver Operate Characteristic)によりGG比の閾値を算出した結果、Yes、Noを最もよく予測できたGG比の閾値が0.51として産出され、診断正確率は67%であった。これは、「GG比が0.51以下だと1週間後には終息しない」かつ「0.51以上だと1週間後には終息する」と正確に診断できた確率が67%(33回中22回的中)であることを意味する。一方で、7月以降では、診断正確率は73%(22回中16回の中)にまで向上した。一般に赤潮が形成される5~8月の中で赤潮形成期後半に診断率が向上することが分かった。

なお、本年度、*K. mikimotoi*の赤潮は非発生であったため、5月から8月にかけて赤潮を形成した *Chattonella* spp.を当該解析用サンプルとして取得した。

(3) 赤潮プランクトン画像解析技術の高度化

K. mikimotoi、*Chattonella* spp.、*Prorocentrum* spp.、*Dicyocha* spp.の各プランクトンについて、DINOを用いた検出結果を表2にまとめた。ここでは、各プランクトンについて、それぞれのクラスの正解ラベル付けされた個体数とAverage Precisionを示している。また、Faster R-CNN、Retina Net、DETR、YOLOv5の結果も併せて掲載した。主要な赤潮プランクトンである *K. mikimotoi*及び *Chattonella* spp.については、DINOがそれぞれ94.4%及び95.4%の値を示し、かつ、すべての手法の中で最も高い精度であることが確認できた。ただし、*Prorocentrum* spp.と *Dicyocha* spp.について、検出精度は必ずしも十分ではなく、その対策を今後検討する予定である。なお、赤潮プランクトンの検出実験例については図3及び図4に示した。

本課題では、物体検出アルゴリズムのDINOを用いて、赤潮プランクトンの検出精度を検証した。転移学習や画像データに対するデータ拡張を適用して学習を行った結果、*K. mikimotoi*や *Chattonella* spp.については、検出精度はAverage Precisionにおいて約95%の精度を得られ

た。しかし、*K. mikimotoi*、*Chattonella* spp. 以外の赤潮プランクトンについては、改善の余地がある結果であった。

今後は DINO 以外の手法等も検討を進めることで、特に *K. mikimotoi* や *Chattonella* spp. 以外の赤潮プランクトンの検出精度向上を図る予定である。なお、当該課題で開発した赤潮プランクトン検出技術は、八代海課題で扱う SeaMS 映像の分析に適用することで、その性能評価を行っている（中野ら 2025）。

引用文献

Carion N, Massa F, Synnaeve G, Usunier N, Kirillov A, Zagoruyko S. End-to-end object detection with transformers. European conference on computer vision, Springer International Publishing, 2020: pp. 213-229.

Hano T, Tomaru Y. Chronological age-related metabolome responses in the dinoflagellate *Karenia mikimotoi*, can predict future bloom demise. *Commun. Biol.* 2023; **6**: 273.

上村海斗・戸田真志・河野友香・山口晴生・羽野健志・坂本節子・外丸裕司. 3) 有害赤潮プランクトンのモニタリング技術の開発・実証及び普及並びにデータ利活用の促進 ア. 有害赤潮プランクトンの画像情報に基づくモニタリング技術の開発. 令和5年度豊かな漁場環境改善推進事業のうち海域特性に応じた赤潮・貧酸素水塊、栄養塩類対策推進事業「(1) 赤潮等による漁業被害への対策技術の開発・実証・高度化」報告書・水産庁・東京. 2024; 276-283.

上村海斗・戸田真志・河野友香・山口晴生・羽野健志・坂本節子・外丸裕司・中野 善. 3) 有害赤潮プランクトンのモニタリング技術の開発・実証及び普及並びにデータ利活用の促進 ア. 有害赤潮プランクトンの画像情報に基づくモニタリング技術の開発. 令和6年度豊かな漁場環境改善推進事業のうち海域特性に応じた赤潮・貧酸素水塊、栄養塩類対策推進事業「(1) 赤潮等による漁業被害への対策技術の開発・実証・高度化」報告書・水産庁・東京. 2025; 294-300.

中野 善・岡村和磨・杉松宏一・山口 聖・邵 花梅・中山奈津子・湯浅光貴・手塚尚明・戸田真志・河野友香・小森田智大・生嶋 登・阿部慎一郎・井上 翼・久保 満・中島広樹・糸田拓馬・金棒昭幸・濱田裕貴・立元伸幸・浦 啓介・首藤冴哉. 1) 有害赤潮プランクトンの出現動態監視及び予察技術開発並びに赤潮の発生段階に応じて一連の対策（行動計画）の検討・策定 カ. 有明海・八代海海域 ② 八代海海域. 令和6年度豊かな漁場環境改善推進事業のうち海域特性に応じた赤潮・貧酸素水塊・栄養塩類対策推進事業「(1) 赤潮等による漁業被害への対策技術の開発・実証・高度化」報告書、水産庁、東京. 2025; 200-242.

Redmon J, Divvala S, Girshick R, Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. Las Vegas, NV, USA. 2016; 779-788.

Zhang H, Li F, Liu S, Zhang L, Su H, Zhu J, Shum HY. DINO: DETR with improved denoising anchor boxes for end-to-end object detection. arXiv:2203.03605, 2022: 23 pages.

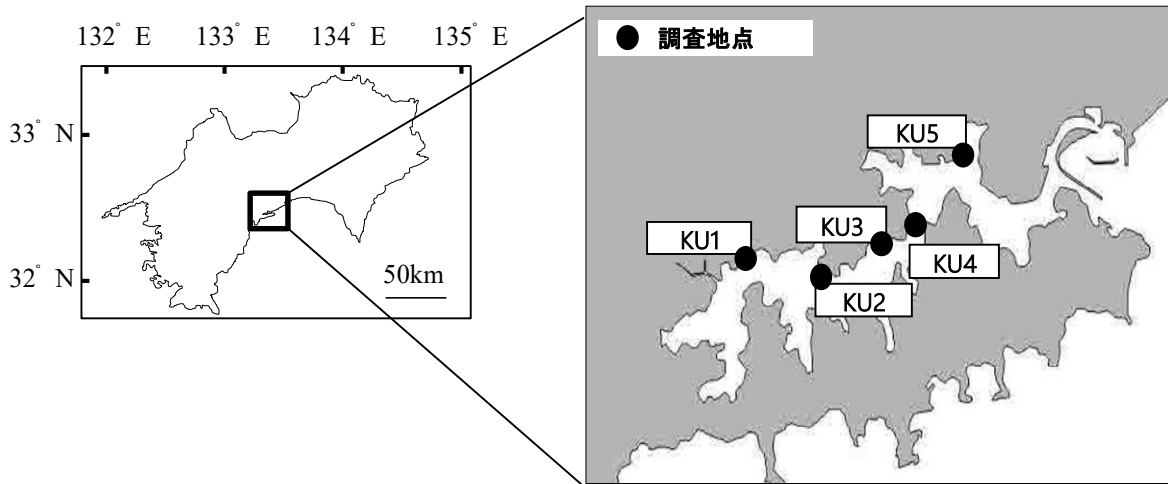


図1 浦ノ内湾における調査定点（画像解析：KU1 中学校前、KU2 目ノクソ、KU3 光松、KU4 大鹿、KU5 水産試験場小割前、メタボローム解析：KU1 及び KU3）

表1 学習データにおける各クラスの個体数

	クラス	個体数
0	<i>Karenia</i>	2,278
1	<i>Chattonella</i>	260
2	<i>Prorocentrum</i>	411
3	<i>Thalassiosira</i>	24
4	<i>Dictyocha</i>	181
5	<i>Dinophysis</i>	4
6	<i>Ebriaceae</i>	12
7	<i>Heterocapsa</i>	24
8	<i>Takayama</i>	8
9	Others	104

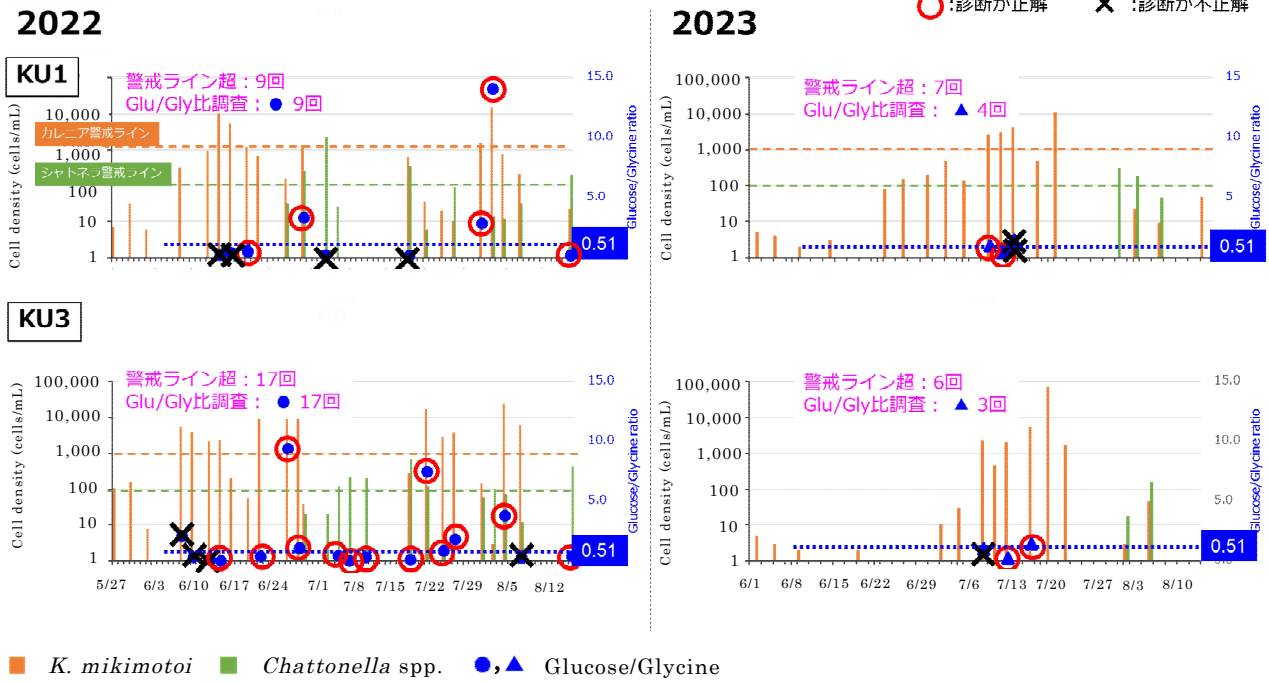


図2 細胞数の推移と GG 比の推移
(細胞数：棒グラフ、左 Y 軸、GG 比：青プロット、右 Y 軸)

表2 各クラスの検出結果

クラス	個体数	DINO	Faster R-CNN	Retina Net	DTER	YOLOv5
<i>Karenia</i>	211	94.4	87.0	88.9	87.0	73.5
<i>Chattonella</i>	83	95.4	86.5	78.5	90.1	92.8
<i>Prorocentrum</i>	90	74.6	66.4	68.8	47.6	83.7
<i>Dictyocha</i>	23	30.1	19.8	28.7	13.1	57.0
Global	414	35.2	31.2	40.9	27.4	18.6

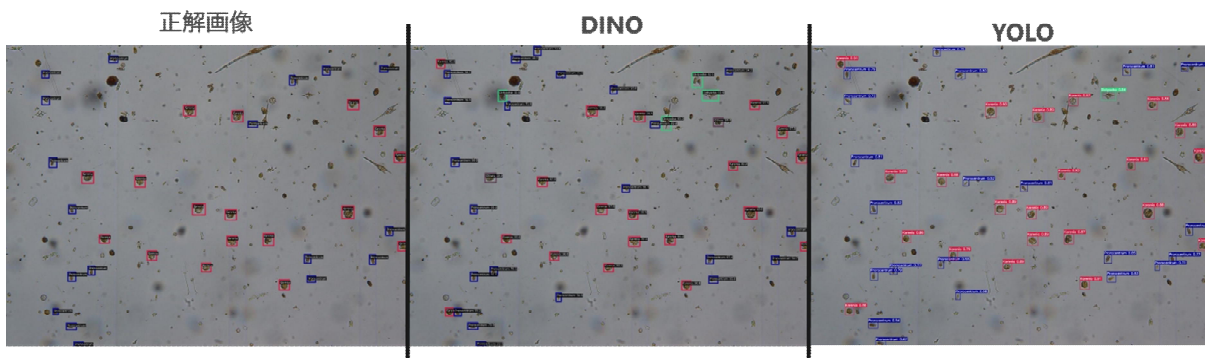


図3 検出実験例（左：正解画像、中：DINOでの検出結果、右：YOLOv5での検出結果）（赤：*Karenia*、青：*D Prorocentrum*、緑：*Dictyocha*）

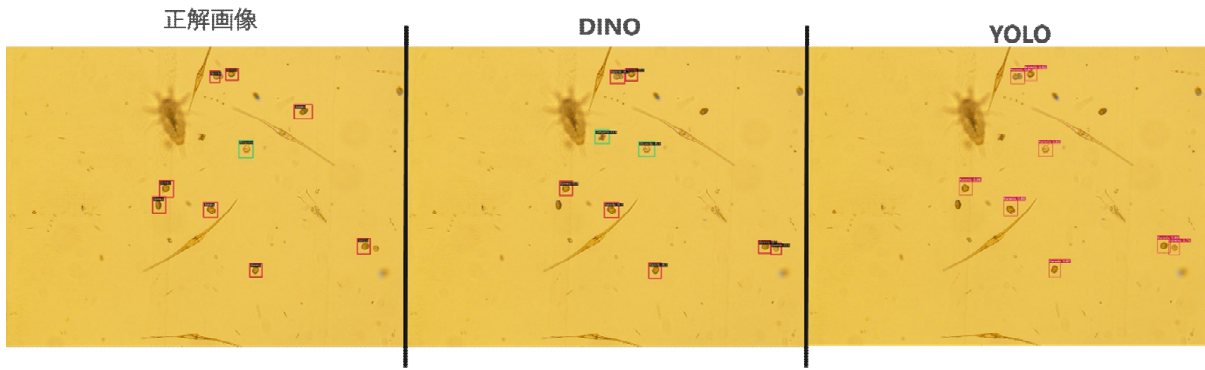


図4 検出実験例2 (左: 正解画像, 中: DINOでの検出結果, 右: YOLOv5での検出結果)
(赤: *Karenia*, 緑: *Dictyocha*)