

中平 勝也

沖縄工業高等専門学校 情報通信システム工学科

## 1 海洋生物モニタリングの課題と解決方法

水深 10m~20m に生息する海中生物の調査は、これまで、ベルトトランセクト法が多く用いられている。ダイバーと船をベルトで結びつけ、ダイバーを牽引し、目視できる生物を水中ノートに記録していく。この方法は、手間と調査費用が 1 日で数十万円以上かかる。

そこで、図 1 に海中生物マッピングシステムの概要を示す。海中ドローンは海上ブイと通信ケーブル(将来的には光通信)で接続し、海上ブイと地上のセンター局は無線通信(5G など)で接続する。海上ブイのカメラから得た画像と、海中ドローンのカメラから得た画像はディープラーニングサーバーに送信する。ディープラーニングサーバーは、魚 AI とサンゴ AI を用いて、ドローンのカメラの画像から海中生物の情報として魚やサンゴの種類・数・密度を画像検出し、クラウドサーバに蓄積する。さらに、ディープラーニングサーバーは、ドローン AI を用いて、海上ブイのカメラの画像からドローンの位置を推定しながら、海中ドローンを自動的にルートに沿って運行させる。

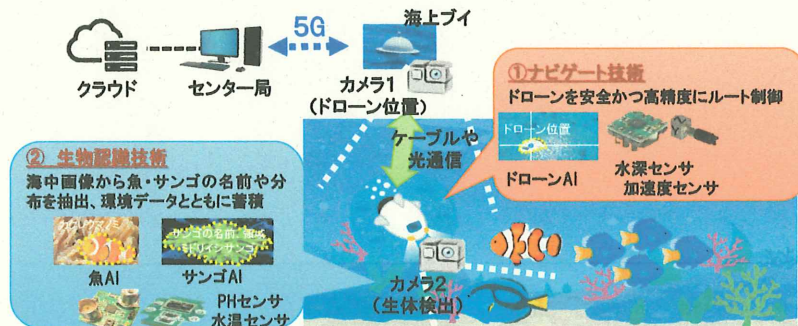


図 1 海中生物マッピングシステムの全体像

## 2. 研究開発内容

### 2.1. 魚 AI

動画像に映る複数の魚の位置と種類を瞬時かつ高精度に検出できる魚 AI を開発する。対象は沖縄近海の水深 10m 程度に生息する熱帯魚である。画像からの物体の分類と位置検出を同時に行えるディテクション型 CNN である Yolov3 (J. Redmon and A. Farhadi, "Yolov3: An incremental improvement," CoRR, vol.abs/1804.02767) で魚 AI の開発を行なった。CNN は教師画像の量と質が重要だが、公に利用できるデータセット CIFAR-100 (<https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html>)には、我々が対象としている熱帯魚が含まれていない。魚やサンゴの種類ごとに数万枚の教師画像を取得するため、インターネットからのデータクローリングや、シュノーケリングや水族館での魚の撮影で、最終的に、9525 枚からなる独自のデータセットを収集した。収集したカクレマノミの教師画像とデータセットの内訳の一部を表 1 に示す。機械学習時にデータセットは魚種ごとに学習用と評価用に約 8:2 の割合で分割する。

表 1 魚 AI のデータセットの内容 (一部)

No	カテゴリー (日本語)	カテゴリー-英語	学習用	評価用
1	アケボノチョウチョウウオ	BlackbackButterfly	236	59
2	ヒフキアイゴ	BlotchedFoxface	145	36
3	カクレクマノミ	ClownAnemone	161	40
4	モンガラカワハギ	ClownTrigger	283	70
5	スダレチョウチョウウオ	PacificDoublesaddleButterfly	216	54
6	フエヤッコ	LongnoseButterfly	275	68
7	ツノダシ	MonrishiIdol	372	92
8	ナンヨウハギ	PaletteSurgeon	244	60
9	カスミチョウチョウウオ	PyramidButterfly	204	51
10	チョウハン	RacoonButterfly	196	48

79種類の魚を YOLOv3 で機械学習させた。魚ごと検出精度とその平均値(mAP)を図2に示す。学習が収束した 3500 回の検出精度は、魚の種類ごとに数%~100%の幅があり、平均値 mAP は約 65%であった。検出精度が低い魚は今後、教師画像を増加させることで、検出精度を高くできる可能性が高い。ただし通常の 30FPS の動画では 1 秒に 30 回の検出が行われるため、65%の検出精度でも、1 秒間程度で認識は成功する場合がほとんどであることを補足しておく。魚 AI による検出結果例を図3に示す。画像に映る魚が複数いる場合にも、それぞれの魚の形や細かい模様を判別し、魚の名前と画像内の魚の位置を正確に検出できている。図は静止画であるため直接確認できないが、動画では最大 60FPS で画像検出できる。



図 2 79種類魚 AI の機械学習結果

### 1.5 魚 AI の実施例



図 3 開発した魚 AI の画像検出例

### 2.2 サンゴ AI

サンゴ AI は以下の手順で開発する。(1)海中ドローンを運行させサンゴの画像を収集する。(2)アノテーションソフト LabelMe (<https://github.com/wkentaro/labelme>) でサンゴの輪郭のマーキングと名前を付与する。(3)DeeplabV3Plus で利用できる tensor フロー形式にデータ変換する。(4)機械学習を実行し、weight ファイル (サンゴ AI の実体) をエクスポートする。このように開発したサンゴ AI は、未知のサンゴ画像からサンゴを検出できる。また、検出結果からサンゴの被度を数値化するプログラムを自ら開発し、調査海域のサンゴ被度を調査することができる。

沖縄県の本部町瀬底島と恩納村宜志富島のビーチで、海中ドローンを走行させ、1 時間以上

の海中の動画を取得した。実験の様子を図4に示す。取得した動画からサンゴが写っている画像をサンゴの種類ごとに100枚以上切り出した。図に示すように、瀬底島には、サザナミサンゴ、ソフトコーラルの2種類のサンゴが多く生息し、宜志富島には、シコロサンゴが多く生息していた。

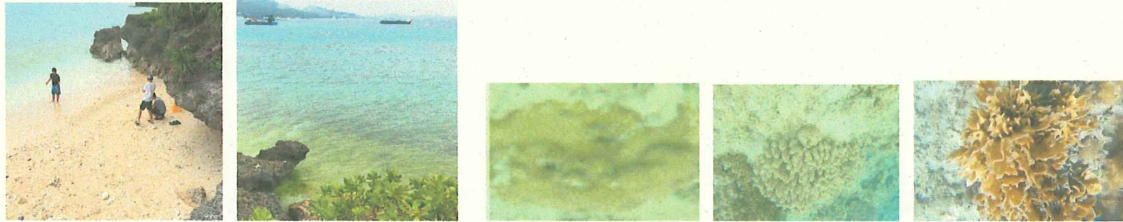


図4 サンゴ画像取得の様子（左からサザナミサンゴ、ソフトコーラル、シコロサンゴ）  
サンゴAIを用いた結果を図5に示す。左は仮想空間の結果、右は実際のサンゴ礁での結果である。仮想空間では、上からユビサンゴ、カワラサンゴ、ミドリイシサンゴが正確に検出でき、実際のサンゴ礁でもシコロサンゴが正確に検出できている。このようにサンゴAIは、実際のサンゴの検出も行うことができ、実用性がある。このときの検出精度は95%であった。

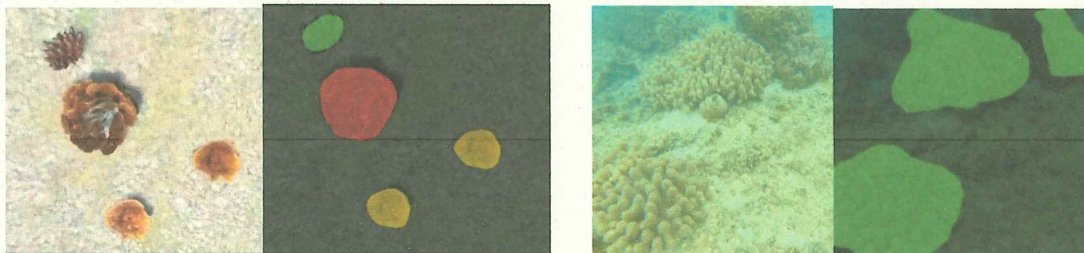


図5 サンゴAIの検出例（左：Unity、右：実際の画像）

### 2.3. ドローン AI

一般的に、海中ドローンの操作はドローンに装備したカメラの海中画像を頼りに操縦者の勘で行われており、様々なトラブルが発生している。例えば、海中ドローンの場所が分からなくなりドローンがロストする、ドローンが岩礁に衝突してサンゴやドローン自体を傷つけるなどがある。そこで、陸上から安全なルート制御が行えるドローンAIの開発を行う。具体的には図6に示すように海上ブイや飛行ドローンから海中ドローンを撮影した画像からAIでドローンの位置と深度を特定する。

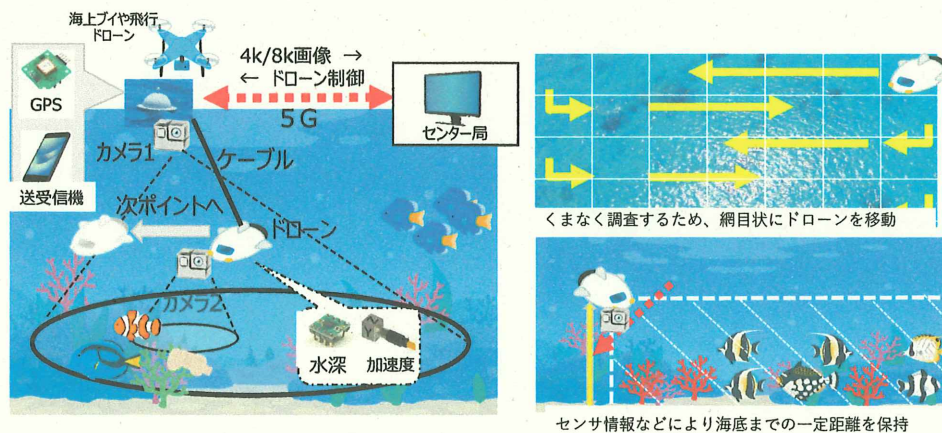


図6 海中ドローンの制御

本研究開発は陸上での結果を示す。図7（左）に実験構成を示す。陸上ドローンを上空から

撮影し、あらかじめ設定したルートに沿うようにドローンを走行させる。また、図7(右)に示すように画像から YOLOv3 でドローンの前方部分(赤いテープ)と後方部分(黄色いテープ)を検出し、ドローンの進行方向のベクトル(方向ベクトル)とドローンの中心座標を得る。また、ドローンの中心座標と目標地点の座標からドローンが向かうべき目標方向のベクトル(目標ベクトル)を得る。

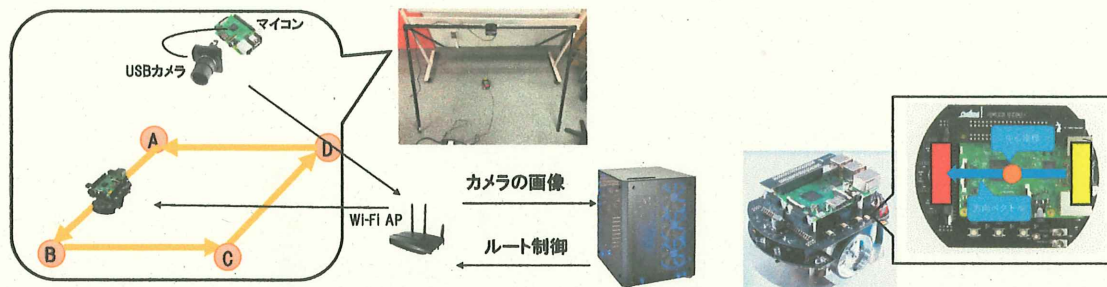


図7 ドローン AI の実験

図8(左)に実験で設定した目標ポイントを示す。目標ポイントAから出発してC→F→D→G→I→F→D→A→B→H→I→C→B→H→G→Aの経路でドローンを5周走行させた。10秒ごとに撮影を行い、ドローンの実位置と目標位置の差分(誤差)を求めた結果を表2に示す。誤差は、出発ポイントと目標ポイントを結んだ直線と、ドローンの実位置との最短距離とした。誤差の平均は14[px]に収まり、精度よくドローンをルート制御できた。

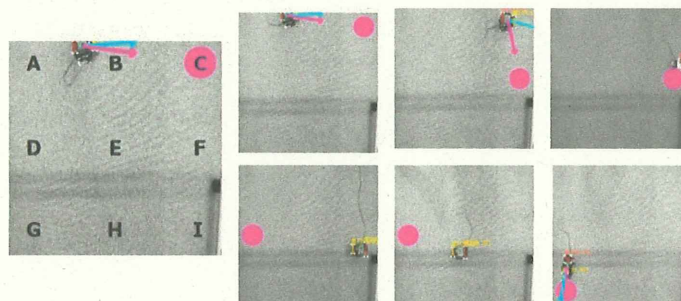


図8 ルート制御の様子(右1枚:目標ポイント、右6枚:移動の様子)

表2 ルート制御実験

	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	全体
誤差[px]	16.73	20.83	14.47	18.27	18.84	14.26

#### 4. まとめ

魚 AI は、79 種類の魚を 65% で検出できる魚 AI を完成させた。サンゴ AI は、仮想空間 Unity 上でサンゴ AI の開発を行い、基本的な手順を短時間で確立した後、実際の海でも使える実用性のあるサンゴ AI を完成させた。ドローン AI は、ドローンの操縦性の問題を解決できる新たな方式を実証できた。

#### 5. 謝辞

本研究開発は 2019 年度公益信託エスペック地球環境研究・技術基金より実施させていただきました。