

釣りの歴史を海底から変える水中ドローンROVの研究

システム科学技術学部 知能メカトロニクス学科

2年 伊藤 柁孝

2年 鈴木 千尋

指導教員 システム科学技術学部 知能メカトロニクス学科

准教授 間所 洋和

助教 ウ ハンウル

教授 佐藤 和人

指導補助 システム科学技術学部 機械知能システム学科

修士1年 野村 浩平

4年 高橋 滉太

1. 研究目的

まだ一般に普及していない水中ドローンを利用することで、空を飛ぶドローンとは違った可能性を見出すことを目的とする。また、画像処理やパターン認識（機械学習）についての理解を深めることを目的とする。

2. 提案手法—YOLOについて

YOLOとは、”You Only Look Once”のコンセプトから名付けられたリアルタイムオブジェクト検出アルゴリズムである*1。検出窓をスライドさせるような仕組みを用いず、画像をConvolutional Neural Networkに通し、オブジェクトの検出とクラスのカテゴリを同時に行う*2。このことにより、従来の画像処理よりも処理速度の向上に繋がっている。

3. 実験条件

本研究で使用した機器の仕様を以下の表1に示す。水中ドローンBIKIの外観を図1に示す。

表1 使用機器

品名	詳細
水中ドローン BIKI	[製品名] Bionics-Robofish [型番] BIKI V1.0 [重量] 1.2kg [カメラ] 1600W画素/4K [最大速度] 0.5m/s [最大深度] 60m以内
ノートPC Let's note	[型番] CF-LX5 [OS] Microsoft windows10 pro [CPU] Intel core i5-6200U, 2.30GHz [実装RAM] 8.00GB



図1 BIKIの外観

BIKIはスマートフォンに専用アプリ「RoboSea」をインストールすることで、Wi-Fiを用いて接続し、操作することができる。専用アプリでの操作画面を図2に示す。



図2 BIKIの操作画面（スマートフォン）

また、魚の検出に使用する画像として、以下のような魚なし画像（図3a、以下、ネガティブ画像）を44枚、魚あり画像（図3b、以下、ポジティブ画像）を98枚用意した。なお、これらの画像はインターネット上から取得したものである。ポジティブ画像には、図3bのように魚が一匹しか写っていない画像と、複数匹の魚（種類が異なるものも含む）が写っている画像を用いた。



図3a ネガティブ画像の一例



図3b ポジティブ画像の一例

YOLOでの検出を行う際には、魚の検出のために「結合荷重」が格納されたファイルが必要不可欠である。本研究では以下のWebサイトから結合荷重を入手し、実験を行った。

https://www.dropbox.com/s/gmw2774nrs7ovk/yolov3-obj_30000.weights

4. 実験結果

4-1. 水中ドローンを用いた水中画像の取得

まず水中ドローンBIKIの操作方法や性能を確認するため、カフェテリア横の池で動作実験を行った。また、撮影も行い、図4aに示す水中の画像を取得した。ここでは画像を示すが、4Kの画質での動画の撮影も可能である。この池は水の透明度が高く、また浅いため広範囲を見渡すことができた。橋の下に入っても、BIKIに搭載されているライトを点灯することで十分な視界を保つことができた（図4b）。

一方、撮影した動画及び画像は、アプリ内に保存してから外部のストレージに書き出しを行う仕組みになっており、本研究の目標であった「リアルタイムでの検出」は困難であることが分かった。操作自体は専用アプリから簡単に行うことができるが、水流がほとんどないカフェテリア横の池でも旋回が難しく、すぐに流されてしまうので、現状では川・海での使用は非常に難しいと考えられる。



図 4 a カフェテリア横の池の水中



図 4 b 池の水中（橋の下）

4-2. 魚の画像を用いて YOLO での検出

はじめに、魚の検出を行うために、Anaconda Navigator (Anaconda3)を用いて仮想環境を構築した。YOLO は、インストール時のまま起動すると「人」「鳥」「ラップトップ」など様々な物体を認識することができる。しかし、「魚」についてはその認識対象になく、ポジティブ画像すべてにアノテーションを行って学習を試みた。しかし、使用していたノート PC のスペックでは学習を行うことが困難であり、学習させるのではなく、3. に示した既存の「結合荷重」を用いて検出を行った。

魚が 1 匹のみのポジティブ画像、及び複数の魚が含まれているポジティブ画像の検出結果のうち成功したものを図 5a, 図 5b に示す。これらはいずれも魚を真横から捉えている画像であり、予想通りの結果となった。また、図 6 に示すような魚の正面でも検出された。一方、図 7 のようにすべて真横からの画像であるにもかかわらず検出されなかった画像もあった。

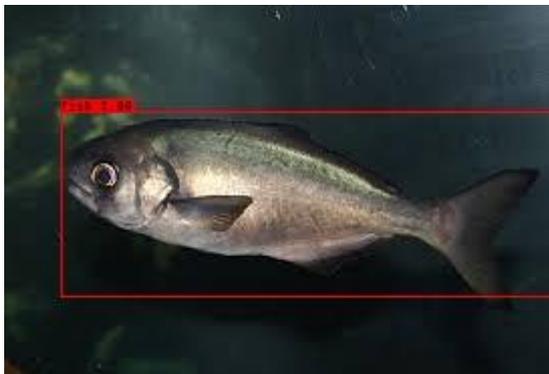


図 5 a 検出結果（魚 1 匹）

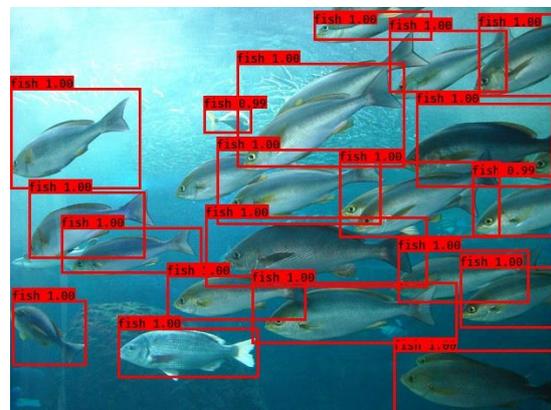


図 5 b 検出結果（魚複数匹）

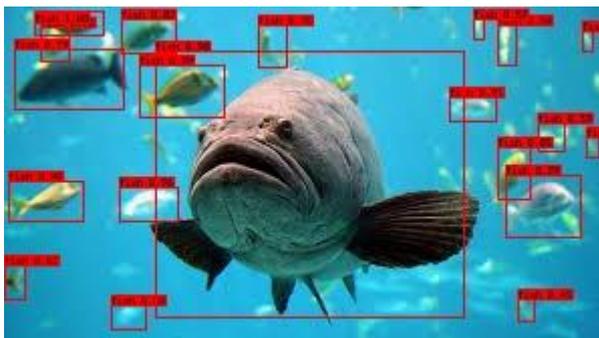


図 6 魚の正面の検出結果

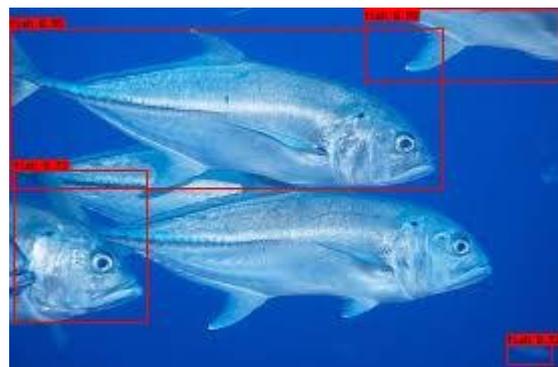


図 7 一部が検出されなかったポジティブ画像

また、ネガティブ画像であるが、魚がいると認識された画像を図 8 に示す。図 8 のように、ネガティブ画像にもかかわらず魚がいると誤検出した場合には Negative に、ポジティブ画像でも図 7 のように明らかに検出できていない場合は Negative に分類した。

ポジティブ画像とネガティブ画像の検出の正誤を表 2 にまとめる。画像総数 142 枚のうち、ポジティブ画像の正解は 89 枚、ネガティブ画像の正解は 32 枚であった。よって、本研究における認識精度は、以下の通りである。

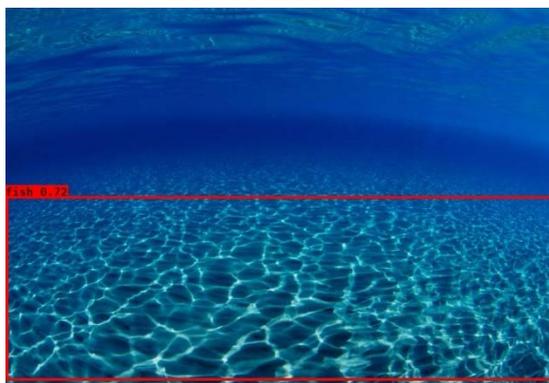


図 8 誤検出されたネガティブ画像

$$\frac{89 + 32}{142} \times 100 = \frac{121}{142} \times 100 = 85.2(\%)$$

表 2 検出の正誤

	Positive	Negative
ポジティブ画像	89	9
ネガティブ画像	12	32

5. 考察

本研究においてはリアルタイムでの魚の検出を行うことはできなかったが、今後水中ドローンの普及とともに可能になると考えられる。そのような場合、流れのはやい海や川では使用が難しくても、水槽や釣り堀などでは水中の様子を見ながら釣りができるようになるかもしれない。

魚の検出は、比較的高い精度となったが、一部が検出されなかったり、誤った部分を魚と認識したりすることがあった。このため、「水中に魚がいるかどうか」という点においては有用である。

6. 成果

水中ドローンの操縦や性能について理解を深めることができた。

パターン認識を行うための環境の構築や、プログラミングなどについて一定の理解をすることができた。

インターネットから取得した画像であるが、魚の有無を機械学習で検出し、85.2%の結果を出すことができた。

7. 課題

YOLO に魚の特徴量を学習させ、さらに精度を上げていくことが今後の課題である。本研究ではポジティブ画像を学習させることができなかったため、高性能の PC を用いて学習させる必要がある。加えて、画像数を増やし、学習させることでより精度の向上が期待できる。さらに、検出された魚の種類判別も可能になると考えられる。

8. 参考文献

- *1 ReNom, 「オブジェクト検出 YOLO」,
https://www.renom.jp/ja/notebooks/tutorial/image_processing/yolo/notebook.html(2020/2/26参照)
- *2 「【物体検出手法の歴史：YOLOの紹介】」,
<https://qiita.com/mdo4nt6n/items/68dcda71e90321574a2b>(2020/2/26 参照)