

1ZH-04

# 検出矩形の除去・集約を含めた アンサンブル学習による魚影検出の精度向上

ディアス海斗† 遠藤 慶一‡  
愛媛大学工学部工学科†

黒田 久泰‡ 小林 真也‡  
愛媛大学大学院理工学研究科‡

## 1. はじめに

持続可能な食料調達は重要であり、養殖漁業がその1つである。養殖漁業では魚病の早期発見や正確な尾数管理を適切にするのが困難という課題があり、現状手法よりも正確かつ容易に養殖魚群の状態を管理できる手法が求められている。我々の研究室では、遊魚の三次元座標を算出する遊魚三次元位置測定システムの開発に取り組んでおり、正確に魚を追跡するには、高精度な魚影検出が必要不可欠である。本研究では、魚影の検出精度を高めるために、複数の検出モデルを用いた際の、検出矩形の除去・集約アルゴリズムを含めた、アンサンブル学習のシステム開発をしており、定量的評価を行った。

## 2. 研究背景

### 2.1 魚影検出

各カメラ映像から魚影の画像座標を検出する際に、遊魚三次元位置測定システムでは、CNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いた物体検出アルゴリズムであるYOLO(v5)を用いて、スマと呼ばれる魚の魚影検出を行っている。しかし、図1のように同じ生簀であっても、水が濁る場合や明るさが変化する場合があります、また、稚魚の状態のスマと、成長したスマでは大きさや形が異なる。これらのことにより、1つの魚影検出モデルでは様々な環境に対応できないと考えられ、それぞれの環境に適したモデルの作成やアンサンブル学習を行う必要があった。

### 2.2 研究目的

遊魚三次元位置測定システムを用いて、漁業従事者が正確かつ容易に、かつ非接触で直近的に尾数管理や魚病の発見ができるようにすること。

### 2.3 研究目標

検出精度の指標の1つである、適合率・再現率を最大限に向上させて、F値95%以上を達成する手法を実現すること。

Improving the accuracy of fish detection by Ensemble Learning and removal/aggregation of detection rectangles

†K. Dias

Department of Engineering, Faculty of Engineering,  
Ehime University

‡K. Endo, H. Kuroda, S. Kobayashi

Graduate School of Science and Engineering, Ehime University

## 3. 提案手法

以下の手順でF値95%以上を達成させる。

1. 検出モデルを10個用意して、同じ映像を検出する
2. 検出矩形の除去・集約処理を行う
3. アンサンブル学習を行う

### 3.1 物体検出モデル

まず、様々な学習ファイルを使って、検出モデルを1個作成した。ただし、暗い画像は検出精度を低下させる(表1)恐れがあったため、学習ファイルとして使わなかった。次に、その検出モデルで検出した画像から矩形情報を取得し、人の手を介さず、新たに9個の検出モデル(人の手を介す場合と同等の精度)を作成して、同じ映像を検出させた。

### 3.2 検出矩形の除去・集約

次に、全ての検出結果に対して、検出矩形の除去・集約処理を行った。集約アルゴリズムは、「2つの矩形のIoUが $t$ 以上」、かつ「2つの矩形の横幅の長さの差が $w$ 未満」、かつ「2つの矩形の縦幅の長さの差が $h$ 未満」ならば、2つの矩形の間に1つの矩形を作成して、元々の2つの矩形は削除する。」である。IoU (Intersection over Union) とは、2つの領域がどれくらい重なっているかを表す指標である。これで誤検出は減らせるが、次の条件が成り立てば誤検出のみを除去している。「3つの矩形が近距離で重なっている」、かつ「真ん中の矩形の中心の $x$ 座標  $y$ 座標が、他の矩形の中心の $x$ 座標  $y$ 座標の間にある」ならば、真ん中の矩形を削除する。」検出矩形の除去・集約処理によって、スマの検出で最もよく見られる誤検出(図2)を減らした(図3と図4)。

### 3.3 アンサンブル学習

10個の検出モデルによる検出結果を統合して、アンサンブル学習(閾値=2)を行った(図5)。アンサンブル学習後の誤検出を減らす(図6)ために、次のアルゴリズムを加えている。「1つの矩形に対してIoUが $t$ 以上の矩形が2つ含まれている」かつ、「2つの小さい方の矩形の横の長さの和が、大きい方の矩形の横の長さより短く、差が $w$ 未満」または、「2つの小さい方の矩形の縦の長さの和が、大きい方の矩形の縦の長さより短く、差が $h$ 未満」ならば、大きい方の矩形を削除する。」



図1 環境別の生簀内の様子

## 4. 評価

### 4.1 評価手法

従来手法と提案手法の検出精度を、適合率・再現率・F 値で比較する.

$$\text{適合率} = \frac{\text{正常検出数}}{\text{正常検出数} + \text{誤検出数}} \quad (1)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正常検出数}}{\text{正常検出数} + \text{検出できていない魚の数}} \quad (2)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}} \quad (3)$$

### 4.2 評価結果

2023年5月26日7AMのスマの映像から10秒(300フレーム)ずつ画像を抽出し、検出結果の評価を行った. 映像内の水質はきれいであり, スマは通常サイズである. 表2より, 従来手法よりも提案手法の方が, 適合率・再現率・F 値の全ての値が高い. また, 同様に, 2023年4月25日1PMの映像に対する評価結果も行った. 映像内の水質はきれいであり, スマは稚魚サイズである. 表3より, 従来手法よりも提案手法の方が, 適合率が+1.0%, 再現率が+13.7%, F 値が+8.2%となっている.

### 4.3 考察

通常サイズのスマに対する評価結果(表2)に対して, 稚魚サイズのスマに対する評価結果(表3)の再現率の方が低い, これは物体検出において大きい物よりも小さい物を捉える方が難しいためであると考えられる. 解決策としては, 稚魚サイズの検出矩形を通常サイズのスマの大きくなるように拡大する手法などが考えられる. また, スマのサイズに関係なく, 検出できなかった魚の割合の中で最も多かったものが, 背景と同化している場面である. 特に, 遊魚三次元装置の棒の部分がスマの色と同じように映っていて, 同化していることが多かった. 白色の上に色がつくと見えやすいので, 遊魚三次元装置の棒の色を白色にすると, 再現率がさらに向上するのではないかと考えている.

## 5. おわりに

稚魚サイズのスマに対する検出結果では, 目標を達成できていないが, F 値を向上させることができ, 解決策案も提示することができた. 今後は, 水中環境が濁っている場合や, 他のカメラに対する評価テストも行っていきたいと考えている.

表1: 検出モデル作成に使用した画像が明るい場合と暗い場合, 両方の場合のそれぞれの検出精度

モデル作成に用いた画像の特徴	検出画像の特徴	適合率	再現率	F 値
明るい	明るい	99.5%	83.1%	90.6%
暗い	明るい	95.8%	49.0%	64.8%
両方	明るい	98.9%	75.5%	85.6%



図2 スマの検出で最もよく見られる誤検出パターン

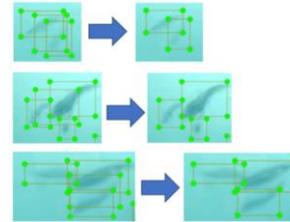


図3 誤検出除去の様子

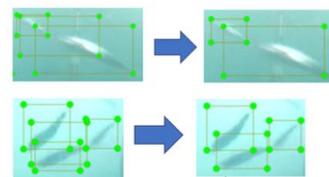


図4 検出矩形集約の様子

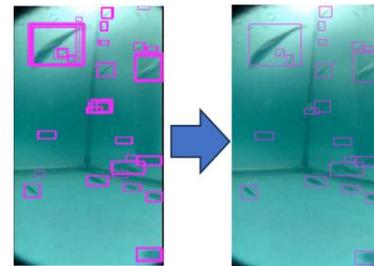


図5 10個の検出モデルによる検出結果の統合と, アンサンブル学習(閾値=2)の様子

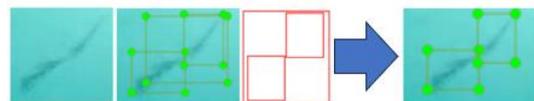


図6 アンサンブル学習後の誤検出除去の様子

表2: 2023年5月26日7AMの画像20枚(380匹のスマ)に対する評価結果

	適合率	再現率	F 値
従来手法	97.0%	86.1%	91.2%
提案手法	98.3%	93.4%	95.8%

表3: 2023年4月25日1PMの画像20枚(628匹の稚魚)に対する評価結果

	適合率	再現率	F 値
従来手法	97.5%	69.1%	80.9%
提案手法	96.5%	82.8%	89.1%