

# 実用的な大規模魚群中の個体検出手法の検討

村田 一星<sup>†</sup> 波部 齊<sup>‡</sup> 阿部 孝司<sup>‡</sup> 井口 信和<sup>‡</sup>

近畿大学大学院総合理工学研究科<sup>†</sup> 近畿大学工学部情報学科<sup>‡</sup>

## 1 はじめに

養殖場や水族館において、魚の尾数を計測することで生育状況を把握し、適切な飼育環境を管理することが重要とされている。特に本稿で対象とするクロマグロ養殖場では、頻繁に尾数計測を行うことで、クロマグロが瞬発的に移動し壁に衝突する原因の解明や、生育に適した環境構築技術の研究が進められている。現在、尾数計測の作業は人手によって柄杓とバケツを用いて行われている。この方法では魚への外傷やストレス、人手への負担などが発生するため問題とされている。さらに、クロマグロの稚魚は物理的な接触や音、光など外部からの刺激に敏感であり、より慎重に扱わなければならない。そこで、水槽を上部からカメラで撮影した画像を用いてクロマグロの稚魚を機械学習による手法を用いて検出する。

## 2 関連研究

本研究と関連するものとして、Ma らは、小さく写った数十匹の様々な生物を対象とし、画像特徴量に基づく密度推定と整数計画法を組み合わせた高精度な個体検出手法を提案している[1]。しかし、本稿で対象とする養殖現場では数百匹から数千匹の個体を検出する手法が必要である。また、近年ではCNNを用いた手法が多数提案されている[2][3]。本稿は過去に我々が提案したCNNを用いた個体検出手法[4]に改良を加え、あらゆる環境に対する評価を示すものである。

## 3 提案手法

本稿では、機械学習を用いた実用的な大規模魚群中の個体検出手法の確立を目指す。一般的に機械学習による手法を実用化するためには様々な画角や明暗に対応した大量の学習データが必要である。しかし、クロマグロは稚魚の段階が数週間と短く、学習データを大量に収集するのは困難である。そこで、少量の学習データによる個体検出を目指すために、ある環境で学習した識別器を未学習環境に高精度に適用可能な手法を検討する。

### 3.1 密度マップ

本手法では密度マップを用いて検出を行う。密度マップとは、入力画像のピクセル毎に個体が存在する確信度を表したものである。図1に示すように、密度マップ(b)は入力画像(a)と同じサイズで表される。密度マップ中で個体が存在する位置は確信度が高くなり、個体から離れていく

Practical Small Fish Detection Method in Large Scale Fish School

<sup>†</sup>Graduate School of Science and Engineering, Kindai University

<sup>‡</sup> Faculty of Science of Engineering, Department of Informatics, Kindai University

ごとに確信度が徐々に低くなる。個体が存在しない位置は確信度が最低値となる。入力画像の各ピクセルと対応した正解とする密度マップは[5][6]と同様に式(1)のガウシアンフィルタに従って生成する。

$$F(x) = \sum_{p \in P_{gt}} P_{\sigma}(x-p) \cdots \text{式(1)}$$

$x$ は画像中の座標、 $P_{gt}$ は個体の正解位置の集合。 $P_{\sigma}$ は幅 $\sigma$ のガウスカーネルである。 $x$ と $P_{gt}$ の各正解ピクセルとの距離 $(x-p)$ によって重みを変えながらぼかし処理を行い、密度マップを作成する。

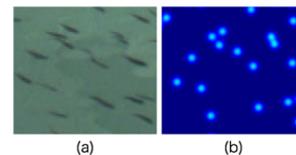


図1:密度マップの例

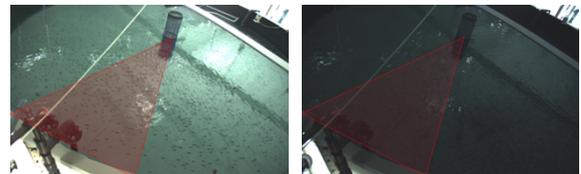


図2:魚群画像A

図3:魚群画像B



図4:魚群画像C



図5:撮影環境

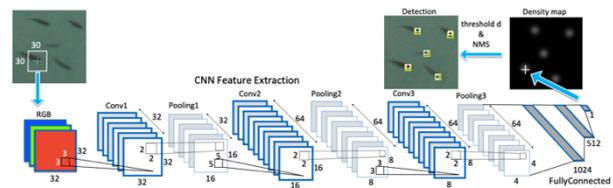


図6:CNNによる手法の流れ

### 3.2 CNNによる個体検出

図6にCNNによる特徴抽出と密度マップ推定の流れを示す。入力画像の各ピクセルを中心とした縦横30ピクセルの局所画像を用いてCNNにより特徴を抽出する。その後、全

結合層で得られた確信度を密度マップのピクセルに反映させる。これを全ピクセルに対して処理を行うことで、密度マップを推定する。推定された密度マップ上の確信度が隣接して生成された部分の中からNMS(Non-Maximum Suppression)を適用し、確信度が最も高い箇所以外を最小に抑え、1点のみを抽出することで稚魚の座標を推定する。

### 3.3 画像のグレースケール化

魚群画像は図2, 図3, 図4に示すように天候やカメラの位置, 水槽の違いなどにより, 色味が異なる。色味を統一するために画像をグレースケール化する。カラー画像の各画素値に式(2)を適用して, グレースケール化を行う。

$$Y = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \dots \text{式(2)}$$

Rは赤, Gは緑, Bは青であり, カラー画像の三原色である。Yはグレースケールの輝度である。

### 3.4 画像の明度正規化

検出用画像を学習用画像と同様の明度値やコントラストにするために, グレースケール化された学習用画像を基準として, 以下の式(3)を検出用画像に適用し, 正規化を行う。

$$f'(x) = \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (f(x) - \mu_2) + \mu_1 \dots \text{式(3)}$$

fは入力画像, f'は明度正規化後の画像, xは画像中の座標を表す。μ<sub>1</sub>とσ<sub>1</sub>は基準となる学習用画像の明度値の平均と標準偏差, μ<sub>2</sub>とσ<sub>2</sub>は正規化対象となる検出用画像の明度値の平均と標準偏差を表す。

## 4 実験

### 4.1 データセット

近畿大学水産研究所大島実験所で取得したデータセットを用いる。図5に示すように, 円形の水槽上部に設置したカメラにより撮影したデータである。実験には, 水槽の一部を大きく写した図2の昼間の明るい時間帯(魚群画像A)と, 図3の夕方の暗い時間帯(魚群画像B), 図4の水槽の上部から全体が写り込むように撮影された画像(魚群画像C)を使用する。

### 4.2 実験手順

本実験では, カメラから離れた位置に遊泳する稚魚が小さく写ってしまうことや, 波の反射による不鮮明さを除外するために, 図2, 図3, 図4に示すとおりそれぞれ学習や検出を対象とする範囲を限定する。学習用の画像として, 魚影が鮮明に写っており, 多数の個体が遊泳している図2(魚群画像A)の昼間の明るい時間帯に取得された画像を採用する。図3(魚群画像B)と図4(魚群画像C)を評価に用いる。実験として, オリジナルのカラー画像を用いた場合の評価, グレースケール画像を用いた場合の評価, 検出用画像に明度正規化を行った画像を用いた場合の評価の3種類を示す。実験評価値には再現率と適合率, F値を示す。

### 4.3 実験結果・考察

表 1: 実験結果

検出画像		適合率(%)	再現率(%)	F値(%)
カラー	魚群画像B	0	0	0
	魚群画像C	75.7	15.0	25.0
グレースケール	魚群画像B	0	0	0
	魚群画像C	97.7	46.0	62.5
正規化	魚群画像B	68.0	68.7	68.3
	魚群画像C	84.7	82.9	83.4

実験結果の評価値を表 1 に示す。カラー画像を用いた場合, 魚群画像 B に対しては, 色味の違いにより検出が困難であったと考えられる。魚群画像 C に対しては, 一部学習データに似た鮮明な魚影に対しては検出が可能であったが, 検出数は少ないため再現率が低いと考えられる。

グレースケール画像を用いた場合, 魚群画像 B に対しては, コントラストの差異により検出が困難であったと考えられる。魚群画像 C に対してはグレースケール化により学習データとの色味の違いが解消され, カラー画像に比べ魚影の検出が容易となり F 値が向上したと考えられる。

明度の正規化を行った場合, 検出用画像を学習用画像と同様のコントラストや明るさにするすることで, 魚影の検出数が大きく向上し, F 値も向上した。魚群画像 B においては, 概ね 7 割の F 値が得られた。また, 魚群画像 C においても, コントラストが調整されたことにより検出数が増加し, F 値が大幅に向上したと考えられる。

## 5 まとめ

本稿では, 実用化に向けた, 機械学習を用いた大規模魚群中の個体検出手法の比較を行った。実験の結果, 検出用画像を学習用画像の明度値を基準に正規化する手法に有用な結果が得られた。今後の課題として, 水槽全体の個体を推定する手法が必要であると考えられる。

## 6 謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費 JP17H05981, JP17K00256 の助成を受けて行った。

## 参考文献

- [1] Ma, Z., Yu, L. and Chan, A. B., "Small Instance Detection by Integer Programming on Object Density Maps", CVPR, 2017.
- [2] Zhang, C., et al., "Cross-Scene Crowd Counting via Deep Convolutional Neural Networks", CVPR, pp. 833-841, 2015.
- [3] Zhang, Y., et al., "Single-Image Crowd Counting via Multi-Column Convolutional Neural Network", CVPR, 2016.
- [4] 村田一星他 "密度マップ推定による大規模魚群中の個体検出,"第 24 回画像センシングシンポジウム(SSII2018),2018.
- [5] Lempitsky, V. and Zisserman, A., "Learning To Count Objects in Images," NIPS, 2010.
- [6] Ma, Z., et al., "Small Instance Detection by Integer Programming on Object Density Maps," CVPR, 2017.