

# 水面の見え方変化に頑健な大規模魚群中の稚魚検出手法

村田 一星<sup>†</sup> 波部 斉<sup>‡</sup> 大谷 雅之<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> 近畿大学理工学部情報学科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

養殖場や水族館では手作業で尾数を計数し、生育状況を把握している。本稿で対象となるクロマグロ稚魚の生存率はふ化後10日時点で10%から40%である[1]。水槽を上部から撮影した画像を用いて自動的に尾数を計測できれば、養殖場や水族館に貢献できる。しかし、水槽や画角の違いによる見え方変化や、カメラと対象個体の間にある水面の反射や配管などの遮蔽物が入り込む問題が挙げられる。[2]のように水槽底にカメラを設置すれば、これらの要因を排除できる可能性もあるが、クロマグロ稚魚は外的な接触に弱い。そのため、水槽を写した画像に存在する遮蔽物を自然に補間した後、水面の色味をCNNで学習した画像に近づける処理により見え方を統一し[3]、個体の検出を行う。この一連の手順を適用することで、見え方変化や遮蔽に頑健な個体検出手法を実現した。

## 2. 提案手法

提案手法の概要を図1に示す。検出対象画像に存在する反射や配管などの遮蔽物を除去するインペインティングを行う(a)。そして、検出対象画像を個体検出の学習用画像と同様の見え方にするために、輝度値を正規化する(b)。検出対象画像に対してCNNを用いてヒートマップを推定し(c)、稚魚の座標を推定する(d)。

### 2.1. インペインティング

物体の構造を考慮しながら遮蔽物周囲の既知ピクセル情報から補間を行う手法[4]を基にする。インペインティング処理のイメージを図2に示す。入力画像 $I$ に対してインペインティング対象の領域 $\Omega$ を指定する。欠損周辺のパッチ内の既知ピクセル数の多さと、魚のエッジの勾配 $\max \nabla I_p^\perp (p \in$

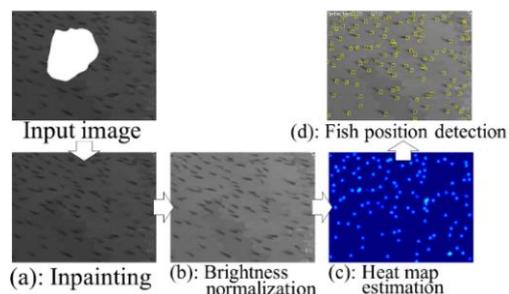


図1 提案手法の概要

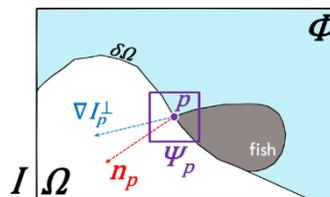


図2 インペインティングのイメージ

$\Psi_p)$ の大きさや、それと境界 $\delta\Omega$ と直交する線 $n_p$ の近さで優先度を算出し、補完されるパッチ $\Psi_{\hat{p}}$ が決定される。ソース領域 $\Phi$ 中で $\Psi_{\hat{p}}$ と同じ大きさのパッチを走査させ、Sum of Squared Difference (SSD)を用いて類似するパッチ $\Psi_{\hat{q}}$ を探索する。 $\Psi_{\hat{p}}$ 中のインペインティング対象領域 $(\forall p \in \Psi_{\hat{p}} \cap \Omega)$ に対して、 $\Psi_{\hat{q}}$ の相関位置が同じピクセル値をコピーすることで補完する。これを遮蔽部分が補完されるまで繰り返す。

### 2.2. 輝度正規化

検出対象画像を学習用画像と同様の見え方にするために、グレースケール化された学習用画像を基準として、式(1)を検出対象画像に適用し、正規化を行う。

$$f'(x) = \frac{\sigma_1}{\sigma_2} (f(x) - \mu_2) + \mu_1. \quad (1)$$

$f$ は入力画像、 $f'$ は輝度正規化後の画像、 $x$ は画像中の座標を表す。 $\mu_1$ と $\sigma_1$ は基準となる学習用画像の輝度値の平均と標準偏差、 $\mu_2$ と $\sigma_2$ は正規化対象となる検出用画像の輝度値の平均と標準偏差を表す。

### 2.3. CNNによるヒートマップ推定と検出

図3にCNNによる特徴抽出とヒートマップ推定

Robust Small Fish Detection in a Large Fish School for Varying Appearance of Water Surface

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

<sup>‡</sup>HITOSHI HABE, MASAYUKI OTANI, KOJI ABE, NOBUKAZU IGUCHI, Faculty of Science and Engineering, Department of Informatics, Kindai University.

の流れを示す. 入力画像の各ピクセルを中心とした局所画像から CNN により特徴を抽出する. 全結合層で得られた確信度をヒート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入力画像と同サイズのヒートマップを推定する. 推定されたヒートマップの中から Non-Maximum Suppression (NMS) を適用し, 隣接した確信度で最も高い箇所の 1 点のみを抽出することで稚魚の座標を推定する.

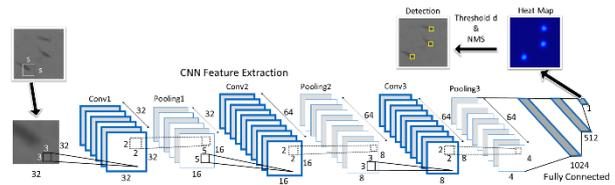


図3 個体検出に使用する CNN の構造

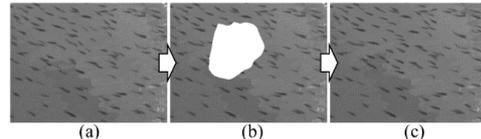


図4 インペインティングの結果

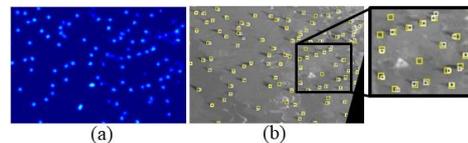


図5 提案手法を適用した一例

### 3. 実験

2 通りの実験を実施する. まず, 魚影の生成数の評価を行う. 図 4(a) のような魚群が写る画像を図 4(b) に示すように図の一部に遮蔽物を作成する. 次に, 遮蔽部分に対してインペインティングを行い, 生成された魚影数と実際の数を比較する. ただし, 検出では魚の頭を検出対象とするため, 魚の頭が遮蔽範囲に生成されていれば 1 匹と見なす. これを画像 A, B に対して行う.

次に, 図 1 に示す提案手法の一連の流れを検証する. 魚影が鮮明に写っている画像を検出のための学習用画像として採用する. 学習用画像と同環境 (X), 同環境の暗い時間帯 (Y), 水槽や画角が異なる画像 (Z) の順に検出実験を行う. 検出結果は Precision と Recall, それらの調和平均である F-measure で示す.

### 4. 結果と考察

オリジナル画像と生成した魚影数の比較を表 1 に示す. また, 結果の一例を図 4(c) に示す. 生成された魚影数とオリジナルの魚影数に大きな違いはない. さらに, 処理結果の画像を見ても際立った違和感はなく, 自然に補間されていることがわかる. これは周囲の画素情報からオブジェクトの構造を維持したまま補間しているためである.

次に提案手法の一連の流れに対する結果を表 2 に, 検出の一例を図 5 に示す. 図 5(b) 中の囲いは遮蔽物をインペインティングし, オブジェクトを生成した箇所に対する検出であり, 魚影が検出できているのがわかる. また, F 値が 80% を超える精度を示している. 遮蔽物を除去し, 水面の色味や画角の違いに対応した個体検出を実現した.

### 5. まとめ

本稿では, 水槽や画角の違いによる見え方変化や, カメラに写る遮蔽物に対応した検出手法を提案し, 学習画像とは異なる環境に対して F 値

表 1 魚影数の比較

Image	The number of fish	
	Original	Proposed
A	14	13
B	20	19

表 2 提案手法の評価

Image	Precision	Recall	F-measure
X	87.3%	86.1%	86.7%
Y	74.0%	87.5%	80.6%
Z	77.0%	89.7%	82.9%

が 80% を超える結果を示した.

### 6. 謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費 JP19H04939 の助成を受けて行った.

### 参考文献

[1] 宮下盛, “種苗生産における浮上および沈降死,” Nippon Suisan Gakkaishi, 72(5), 947-948, 2006.

[2] Zhang, S., et al., “Automatic fish population counting by machine vision and a hybrid deep neural network model,” Animals 10 (2), 364, 2020.

[3] 村田一星他, “実用的な大規模魚群中の個体検出手法の検討”, 情報処理学会第 81 回全国大会, 2019.

[4] Criminisi, A., et al., “Region filling and object removal by exemplar-based inpainting,” IEEE Transactions on Image Processing, 9, pp. 1200-1212, 2004.