

水産資源管理に向けた Mask R-CNN による Few-shot 魚体長認識

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

辻 琉玖
Ruku Tsuji
u220039@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部 情報システム工学科

14:50-18:00, Tuesday, November 26, 2024
N516, Toyama Prefectural University

背景

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 国内の漁業・養殖業の生産量が減少し、持続可能な水産業の実現に向けた業務・技術改革が求められている。特に、漁業資源の管理におけるデータ収集の精度向上と高速化が課題となっており、手作業でのデータ収集には限界がある。

研究目的

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 市場での漁獲物の基礎情報（魚種, 尾数, 魚体長など）を自動で高速かつ正確に収集するシステムの実現を目指し, 少量の訓練データで魚領域認識を行う手法を提案する.

提案手法 - 概要

4/13

概要

- はじめに
- 研究目的
- 提案手法
- 提案手法
(詳細)
- 評価実験
- 実験結果
- まとめ
- 参考文献

- 提案する漁獲物の自動検出手法を搭載した AI モニタのシステム概要を図 1 に示す。提案手法はベルトコンベア上を流れる漁獲物を対象に上部からカメラで動画像を撮影し、画像中の各漁獲物の領域を検出し、魚体長を推定する。AI モニタのハードウェアは特に限定されないが、動画像を撮影するカメラ、一時保存のための記憶装置、データ転送を行うための通信装置を最低要件とする。撮影環境によっては照明機器を要する。現状は撮影した動画像をサーバに転送しサーバ側で画像認識を行うことを想定しているため、撮影機材はスマートフォン等でも構わない。

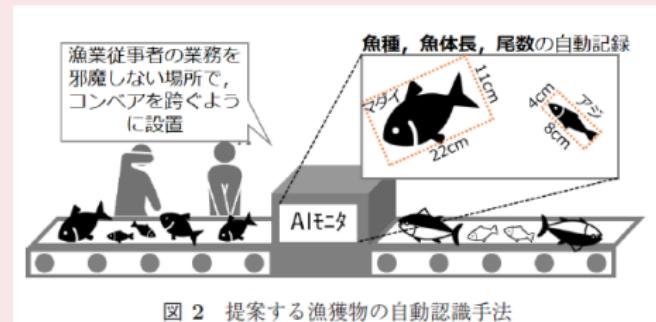


図 1: 提案する漁獲物の自動認識手法

提案手法 - 概要

概要

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- サーバ側に搭載される画像認識手法は図 3 に示す。Mask R-CNN は、Faster R-CNN を拡張してインスタンスセグメンテーションを実現するモデルで、クラスごとにインスタンスを区別する機能を提供する。特徴マップを生成するバックボーンを使用し、Region Proposal Network (RPN) で物体候補を抽出する。RoI Align を利用して各候補領域を切り出し、マスク予測を行うことで、物体検出とインスタンス分割を同時に実現する。

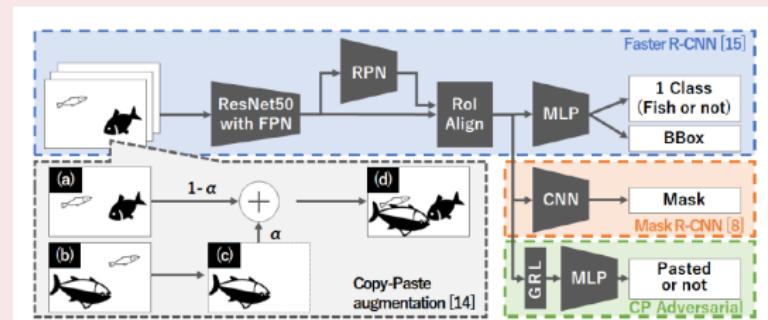


図 2: 提案する魚体長自動認識手法のモデル構造

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 本研究では、CP-Aug を使用する際の不調和を解消するために、Mask R-CNN に CP-AdversarialHead を新たに追加した。この Head は、GRL (Gradient Reversal Layer) と MLP を用いて、合成画像の不調和を識別し、オブジェクトが合成されたものであるかを推定する。これにより、モデルの特徴表現がより正確に学習されるようとする。このとき、CP-Adversarial Head の損失関数は下式で定義される。

$$L_{\text{cp-adv}} = -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \{y_i \cdot \log z_i + (1 - y_i) \cdot \log(1 - z_i)\} \quad (1)$$

式 (1) は CP-Aug によってかさ増しされたオブジェクトか否かを識別する binary cross-entropy loss である。

1 Class Detection

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- Mask R-CNN は各クラスが独立であることを仮定して設計されたモデルである。たとえば、犬や机のようにそれぞれ独立したカテゴリに属する物体を検出するため、図 3 右上の分類器では、本来検出対象の物体数を認識するための多クラス交差エントロピー誤差を用いて最適化がなされる。たとえば、ブリ、サバ、アジといった多クラス分類を行うモデルとして設計する場合、それぞれが独立して学習されるため魚という共通する特徴表現の獲得を困難にする可能性がある。
- 本研究では、図 3 右上に示すクラス分類器を「魚」か「否」かのみを分類する 1 Class 分類器として扱う。これによって、将来的に様々な漁場をまたいだ運用を行う際に、新規魚種であっても追加訓練なしで魚として検出することが可能となる。また、マスクラベルをすべてのデータにアノテーションすることは非常に膨大な手間がかかるが、魚種のラベルを付与することは比較的容易である。したがって魚種の検出は別モデルとして分離することで、魚種の検出と魚体長の検出を実現する。

実験設定

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 本研究で提案する漁獲物の魚体長認識手法に関して、実験により認識精度評価を行う。本稿では魚種の判別は度外視し、インスタンスセグメンテーションとしてのマスク検出精度と、魚体長の推定精度に関して検証を行う。

データ収集

- 2020年6月に本研究で使用するデータセットを収集した。撮影対象はサバ、カマス、アジ、アイゴ、ムツの5種である。撮影は4K画質で行ったが本実験では縦864、横1,152 pixelに縮小して分析を行った。

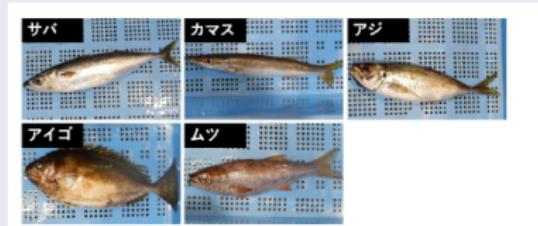


図 3: 撮影対象とした5魚種

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 提案手法により推定を行った平均絶対誤差（MAE）を表 5 に示す。
MAE は以下の式で算出される

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e(i)|$$

ここで, N はデータ数, i 番目のデータに対する誤差 $e(i)$ は

$$e(i) = d_t(i) - d_p(i)$$

であり, 正解ラベル $d_t(i)$ と推定値 $d_p(i)$ から算出される。

これに対し, 尾長長さ MaskB には推定値に偏りが生じる傾向があることから, 補正パラメータ c を導入して

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e(i) - c|$$

で補正後の推定誤差を算出した。

- はじめに
- 研究目的
- 提案手法
- 提案手法
(詳細)
- 評価実験
- 実験結果
- まとめ
- 参考文献

- 今回補正パラメータ c は既知であると仮定し,

$$[c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e(i)|] \quad (2)$$

とした. 表 5 より, 補正パラメータが未知の場合, CP-Aug と MaskB による手法で尾長推定の MAE が 5.37mm となった. bbox や MaskA による手法は MaskB に比べ精度が低かった. 一方で, 補正後の MAE では尾の先までを検出するものの, 尾長推定の MAE は CP-Adv の MaskA で 16.70mm となった. これは補正パラメータが既知の場合, 全長で MAE = 4.65mm, 尾長で 5.98 mm となる.

また表 6 に CP-Aug (K = 低い魚種ごとに角度補正あり) の全長推定結果を示す. 特定の魚種で MaskB による手法が最良精度を示し推定精度の高い魚種では MAE = 3.43 mm, 低い魚種としてアイゴは MAE = 6.05 mm となった. 補正手法により精度がさらに改善する傾向が見られる.

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

表 5 魚体長の推定誤差 (平均 \pm S.D.) [mm]

Table 5 Estimation error of fish length (Avg. \pm S.D.) [mm].

	bbox		MaskA		MaskB	
	CP-Aug	CP-Adv	CP-Aug	CP-Adv	CP-Aug	CP-Adv
補正なし	全長	12.17 ± 7.72	12.12 ± 7.91	5.66 ± 4.72	6.16 ± 5.04	5.37 ± 4.22
	尾叉長	29.24 ± 10.09	29.04 ± 10.35	17.03 ± 8.36	16.70 ± 8.76	21.06 ± 7.43
補正あり	全長	6.95 ± 5.60	7.13 ± 5.92	5.60 ± 4.65	6.10 ± 4.89	4.65 ± 3.90
	尾叉長	8.05 ± 6.09	8.25 ± 6.25	7.17 ± 5.22	7.57 ± 5.39	5.98 ± 4.46

表 6 CP-Aug (K = 1) による魚種ごとの補正ありの全長推定誤差
(平均 \pm S.D.) [mm]

Table 6 Corrected estimation error of total length by CP-Aug
(K = 1) for each fish species (Avg. \pm S.D.) [mm].

名称	全長	MaskA	MaskB
サバ	272.00 ± 31.07	4.99 ± 3.77	4.48 ± 3.56
カマス	304.69 ± 35.50	6.74 ± 5.32	5.78 ± 4.05
アジ	188.34 ± 58.74	3.97 ± 2.85	3.49 ± 2.64
アイゴ	270.17 ± 53.06	7.50 ± 5.95	6.05 ± 5.20
ムツ	244.33 ± 10.96	4.77 ± 3.68	3.43 ± 2.65

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

■ 本研究では、水産業における資源管理の改善に向けて、資源調査における漁獲物の正確な魚体長認識手法の開発を行った。提案手法はベルトコンベア上を流れる漁獲物を上部からカメラで撮影し、Mask R-CNN ベースの認識手法により漁獲物のサイズを検出する。少量のラベル付きデータを用いた Few-shot な訓練手法を提案し精度評価を行った。実験の結果、1 class 分類とした Mask R-CNN を CP-Aug で訓練することで、5-way-1-shot の訓練データでも、4.65mm 程度の誤差で魚体長の検出が行えることを確認した。また、1 class 分類として魚種分類を別問題とすることで mAP が向上することや、新たに提案した CP-Adversarial Head の導入により、画像合成に依存しない特徴表現の獲得が行えることを確認した。一方で、定性評価では密集した魚の切り分けが難しいという課題が明らかとなつたことから、今後は密集した魚の検出精度を向上させるベースモデルの検討や、マスクから魚体長に変換する後処理手法の改善を行っていく。

参考文献

1. はじめに
2. 研究目的
3. 提案手法
4. 提案手法
(詳細)
5. 評価実験
6. 実験結果
7. まとめ
8. 参考文献

- 1 長谷川 達人, 益本 英明, and 瀬能 宏. 深層学習を用いた魚種の自動判別における背景除去の影響. In 第 22 回情報科学技術フォーラム (FIT2023) , 9 2023.
- 2 長谷川 達人, 益本 英明, and 瀬能 宏. 様々な産地市場に転用可能な魚種の自動判別モデル. In DICOMO2023 シンポジウム, 7 2023.
- 3 長谷川 達人. 資源調査の自働化に向けた魚画像の汎用キーポイント検出モデルの開発. In 令和 5 年度公共財団法人日本水産学会秋季大会, 9 2023
- 4 木村 喜之助. 標準体長として測るべき魚体の部位について. 東北海區水產研究所研究報告, (7):1-11, 03 1956.