

カメラを用いた水路を流れる養殖魚の尾数計測

西口 正倫¹ 波部 斉^{2,3} 阿部 孝司^{2,3} 大谷 雅之^{2,3} 井口 信和^{2,3}

近畿大学大学院総合理工学研究科¹ 近畿大学情報学部情報学科²

近畿大学情報学研究所³

1 はじめに

養殖業において尾数計測は、生育状況の把握、給餌量の予測、掛かる費用の予測において必要な情報である。養殖業の現場での尾数計測では、現場の作業員による手作業での計測または、市販の機器を使用して計測する方法がある。しかし、手作業による計測では作業員の負担が大きく、稚魚に与えるストレスも大きい。稚魚に外傷やストレスを与えてしまうと死滅する恐れがある。そこで、非接触の尾数計測として市販の機器による計測を行うが、機器の設置スペースとコストに問題がある。

そこで、本稿では、簡易な構成で十分な精度が得られる尾数計測システムを目指し、民生用のビデオカメラで撮影して映像を用いて魚を検出・追跡を行い、計測誤差が発生しないような尾数計測を提案する。

2 尾数計測の技術課題

尾数計測を物体検出・追跡だけで行う時の問題点を述べる。まず、物体検出だけで尾数計測を行った時、同一の個体が判別できずに一度計測したものをもう一度数えてしまう。そこで、物体追跡を行うことで時系列情報を魚に付与することで、同一の個体かの判別、誤検出のものを弾くことで尾数計測ができるが、問題点として、移動する魚が早く、魚同士でオクルージョンが発生してしまうことで同一の個体が別の個体として扱われ過剰計測に繋がる。

さらに、養殖業では複数の魚種を育て、様々な作業があるために尾数計測に時間を掛けることは望ましくはない。リアルタイムで尾数計測ができることが目標である。しかし、高フレームレートの映像では精度は良くてもリアルタイム性に欠けるので低フレームレートでの処理が必要になってくる。本稿では、リアルタイムに計

数できることを目標としているために撮影は120fpsではなく、60fpsで撮影を行うことで、リアルタイムの処理を目指す。

3 提案手法

養殖魚を水槽から別の水槽に移す様子を撮影する。提案手法の概要を図1に示す。入力映像(a)に対して、深層学習による検出(b)で魚を検出し、その結果から魚を追跡する(c)。そこから、二つの方法で過剰計測を防ぎ、その比較を行う。まず、マスク処理をして映像の範囲を狭めることにより、IDの切り替わりを防ぐことを目的としている(d)。もう一つは計測基準線を設けて安定して追跡をできたものを計測する方法である(e)。複数の魚を同時に数えることができ、IDが切り替わることの影響を低減できると期待する。

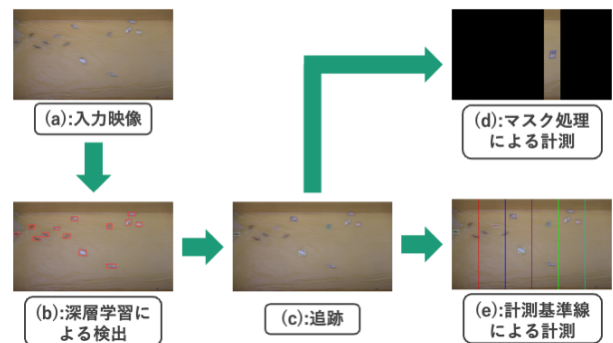


図1 提案手法の概要

4 養殖魚の検出・追跡

入力された映像をマスク処理し、YOLOv8[1]による検出を行う。撮影の際に、魚が小さく、高速で動き、また、水流のノイズが大きい。YOLOv8では小物体に対して検出を可能としておりまた、リアルタイムでの検出が可能である。最終的な目標として、リアルタイムで尾数計測を行い、結果を出すことが必要であるために今回の条件に適していると考えられる。YOLOv8による検出の後、SORT(Simple Online and Realtime Tracking)[2]による追跡を行う。

5 実験

図2のような環境を構築してこれを水路の上

Camera-based Fish Counter for Cultured Fish Flowing Through a Waterway.

1 MASANORI NISHIGUCHI, Graduate of School of Science of Engineering, Kindai University.

2,3 HITOSHI HABE, KOJI ABE, MASAYUKI OHTANI, NOBUKAZU IGUCHI, Faculty of Informatics, Kindai University.

に置き撮影を行った。図3のように水路に対して真上から撮影を行い、魚の映る大きさを均一にした。マスク処理をした時と計測基準線と、過剰計測の低減をしていない時の比較を行う。それぞれに YOLOv8 で魚の検出を行い、その精度評価をする。その後 SORT による追跡を行う。計測基準線を5本設置して、基準線を通過したものを数えていき、5本の平均をとる。今回使用した映像は約5分の映像である。YOLOv8の学習回数は50回、学習用データは別の時間帯に撮影した映像から画像にしたもの390枚、検証用データ98枚を使用しバッチサイズは16である。



図2 撮影環境

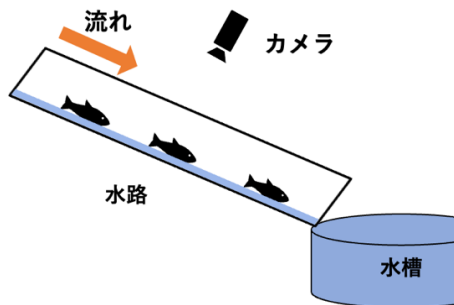


図3 横から見たイメージ

6 結果・考察

まず、YOLOv8による精度の結果が表1である。検出の部分で精度が低いと、尾数計測にも大きな影響を与えるが、Precision, Recall, mAP それぞれ 90%以上の高精度な結果が得られた。誤検出や未検出が見られたが学習回数、学習データを増やすとさらに検出の精度が向上すると考えられる。

表1 YOLOv8の結果

Precision	Recall	mAP
95.4%	93.7%	95.6%

次に尾数計測の結果が表2である。目視で数え

たのが1152匹に対して、マスク処理では310匹少ない842匹と計測して約73%の精度が得られた。計測基準線での結果は474匹となり、目視の尾数と比べて678匹少なくなり、精度は約41%になった。何もしていない時は1994匹と過剰に計測された。マスク処理を施さなかった時は、追跡が外れてしまうものが多く見受けられた。この影響により精度が落ちたものと考えられる。図4は追跡が切り替わる、または、追跡が外れた様子である。

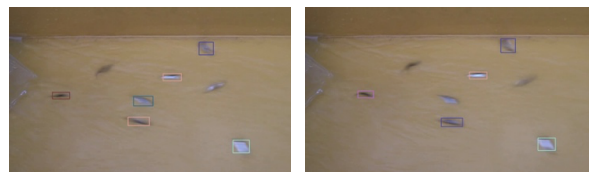


図4 追跡の失敗例

表2 尾数計測の結果

目視	1152匹
マスク処理	842匹
計測基準線	474匹
YOLOv8+SORT	1994匹

7 まとめ

本稿では、過剰計測を防ぐ尾数計測を提案した。通常の物体検出・追跡では防ぐことが難しかった過剰計測をマスク処理により検出範囲を狭めることにより、魚同士によるオクルージョンやノイズを抑えることができた。しかし、尾数計測の精度は改善の余地が見込まれる。今後は、マスクの範囲を変更したりする必要がある。

なお、本研究の一部は科研費 JP21H5032, JP23K11158 の補助を受けて行った。

8 参考文献

- [1] Ultralytics: YOLOv8
<https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [2] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos and B. Upcroft, "Simple Online and Realtime Tracking," *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2016, pp. 3464-3468.