

# 深層学習を用いた超音波エコー映像における魚類自動計数手法の開発

## Development of an Automatic Fish Counting Method in Ultrasonic Echo Images Using Deep Learning

○竹田宏太郎\*・吉川夏樹\*\*・宮津進\*\*

TAKEDA Kotaro, YOSHIKAWA Natsuki, MIYAZU Susumu

### 1. はじめに

2001年の土地改良法改正後、全国各地の農業用排水路で魚道や魚巢ブロック等の環境配慮施設の導入が進められている。一方で、その効果を水系全域で長期的に検証した事例はほとんどない。従来の投網や電気ショッカーを用いた生態系調査は多大な労力と時間を要することに加えて、調査による環境攪乱が懸念されるためである。

こうした課題を解決すべく、当研究室では医療用の超音波エコー装置を用いた環境負荷の小さい魚類観測手法の開発<sup>1)</sup>に取り組んでいる。本装置は、水中の媒質の固有音響インピーダンスの差を、本体のプロープから発射した超音波の反射波として受信することで水中の物体をグレースケール二次元画像として生成するものである。本手法は、一般的な可視光カメラでの撮影が困難な夜間や透視度の低い環境における魚類観測が可能であることから、農業用排水路に設けられた環境配慮施設等の効果検証に有効であることが示されている<sup>1)</sup>。一方で、本手法は従来調査と比較して、現地調査労力の省力化と環境負荷の低減を可能にするものの、撮影した映像内の魚類を目視によって計数していたため、撮影後の処理に要する労力と時間が課題であった。

この労力を削減すべく、吉川ら<sup>2)</sup>は機械学習を用いた魚類の自動検出および計数手法を開発した。本手法は画像の局所的な明暗差(HaarLike特徴)から映像内の魚類を検出し、フレーム間の魚類の位置関係から同一個体を推定して計数するものである。本手法によって労力の縮減は達成できたものの、魚類を検出しない「非検出」や魚類以外を魚類と検出する「誤検出」が多数発生し、計数精度が課題であった。そこで本研究では、深層学習を用いた物体検出アルゴリズム(YOLO)によって魚類を検出し、その計数に物体追跡アルゴリズムの一つであるStrongSORTを採用することで精度の向上を試みた。

### 2. 研究方法

#### (1) 深層学習を用いた魚類計数モデルの構築

本研究で採用したYOLOとは深層学習を利用した物体検出アルゴリズムの一つであり、HaarLike特徴に基づく物体検出よりも高精度での検出が可能である<sup>3)</sup>。また、YOLOは任意の画像内の物体検出および識別を一度の処理で行うため、他の深層学習を用いた物体検出アルゴリズムと比較して高速での処理が可能である。なお、本研究では当時の最新版であるYOLOv7を採用した。

検出した魚類の計数には、物体追跡アルゴリズムの一つであるStrongSORTを用い

---

\*新潟大学大学院自然科学研究科 Graduate School of Science and Technology, Niigata University

\*\*新潟大学自然科学系 Institute of Science and Technology, Niigata University

キーワード：深層学習，物体検出，物体追跡，環境配慮施設，生態調査

た. 本アルゴリズムは映像内の複数の検出物体に対して個別の ID を付与し, 個々の特徴および進行ベクトルから, 検出物体の追跡および計数が可能である.

本研究では, 当研究室で撮影した超音波エコー映像から 1,457 枚の魚類画像を用意し, 1,247 枚を教師画像, 210 枚を検証用画像として, YOLO を用いて学習を行い, 魚類計数モデル (新モデル) を作成した.

### (2) 魚類の検出および計数精度の検証

数匹の魚類が映った 30 秒の映像を用意し, Haar Like 特徴を用いた旧モデルと YOLO および StrongSORT を用いた新モデルによる魚類検出結果および計算時間を比較した. また, StrongSORT による魚類追跡の有効性についても検証した.

### 3. 魚類の検出および計数精度の検証結果

比較の結果, 新モデルは旧モデルに比べ, 底泥の巻き上げや, 魚類以外の物体の誤検出を大幅に減らすことが明らかになった (Fig.1). また, 検証用画像とモデルによる検出結果の適合率を表す AP は 0.94 (最高 1.0) となり, 十分な検出精度が示された. また, StrongSORT による超音波エコー映像内の魚類の追跡が可能であることが明らかになった. その一方で, 魚類の動きによっては, 同一個体に複数の ID を割り振り, ダブルカウント (Fig.2) が発生するという課題も明らかになった.

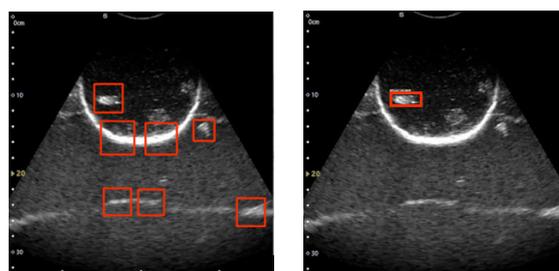
また, 30 秒の動画の処理速度は旧モデルの約 30 秒に対し, 新モデルでは約 27 秒となり, 計算時間を短縮できた.

### 4. まとめ

YOLO および StrongSORT を用いた魚類計数は, 旧モデルに比べて背景の誤検出が大幅に削減し, 計算時間の短縮ができることが明らかになった. また, StrongSORT を用いて超音波エコー映像における魚類個体の追跡および計数が可能であることが明らかになった. 今後は魚類計数手法の精度向上のため, ダブルカウントを低減する手法について検討していく. また, 環境評価には, 水系内の生物的資源量に加え, その種の同定も重要であることから, 複数の水生生物の検出モデルを作成し, 超音波エコー映像における種の識別を試みる.

### 参考文献

- 1)佐藤太郎ら(2017): 医療用超音波画像診断装置を用いた魚類資源量調査手法の開発に関する研究, 2017 年度農業農村工学会全国大会講演要旨集, pp.330-331
- 2)吉川夏樹ら(2021): 農業用水路を対象とした淡水魚探査ドローンの開発, 2021 年度農業農村工学会全国大会講演要旨集, pp.356-357
- 3)藤吉弘亘, 山下隆義(2017): 深層学習による画像認識, 日本ロボット学会誌, 35(3)pp.180-185



(a) 旧モデル (b) 新モデル

Fig.1 旧モデルと新モデルの検出結果の比較  
Comparison of detection result using Old-model and New-model

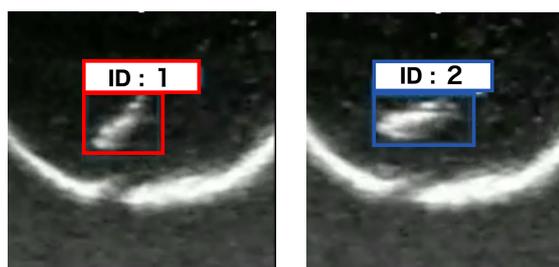


Fig.2 同一個体のダブルカウント

Double counting of the same individual