

# 物体検出モデルを用いた農業用排水路における魚類出現数の時間変化推定手法

## A Method for Temporal Estimation of Number of Fish Occurrences in an Agricultural Drainage Canal Using an Object Detection Model

○前田 滋哉\*・秋葉 樹\*・元木 颯飛\*・皆川 明子\*\*

○Shigeya Maeda\*, Tatsuru Akiba\*, Hayato Motoki\*, and Akiko Minagawa\*\*

### 1. はじめに

農業用排水路の魚類を保全する際、そこに生息する魚類の時空間分布は基本情報だが、把握することが難しい。魚類の直接採捕は採捕率が低く、タグによる小型魚類の行動調査は難しい点が多い。また、環境 DNA による魚種や魚類個体数の推定が近年活発に試みられているが、特定地点に生存する魚類数の把握には至っていない。一方、画像を深層学習に基づく物体検出モデルの入力とし、迅速に水路<sup>1)</sup>、河川<sup>2)</sup>、ため池<sup>3)</sup>の魚類を検出する方法が模索されてきている。これらの方針は、直接的で魚類を傷つけず、撮影地点における魚類個体数の時間分布把握への研究展開が期待できる。しかし、農業用排水路は濁水や落葉・落枝、付着藻類のような、水中画像からの魚類検出を阻害する要因が多く、十分研究されているとは言えない。本研究では、茨城県の農業用排水路にタイムラプスカメラを設置して水中画像を取得し、それを用いて物体検出モデル YOLOv8n (Ultralytics 社製) の学習を行った。学習によって得られた最良モデルを用いて、撮影地点におけるモツゴ (*Pseudorasbora parva*) およびコイ (*Cyprinus carpio*) の個体出現数の時間的变化を推定する手法を検討した。

### 2. 方法

#### 2.1 対象地点と使用データ

茨城県美浦村の幹線農業用排水路（幅 3m）において、右岸の魚溜内に設置された魚巣の下流脇にタイムラプスカメラ TLC200Pro (Brinno 社製) を設置し、水中画像を取得した。撮影は、2024 年 4 月 22 日および 9 月 26 日の 6 時～17 時、ならびに 7 月 22 日の 6 時～13 時に実施した。画像サイズは 1,280×720 ピクセルであり、撮影間隔は 9 月 26 日が 1 秒、4 月 22 日および 7 月 22 日は 2 秒であった。いずれの撮影期間中も降水は確認されなかった。7 月 22 日の 6 時の対象地点水深は 0.44 m だった。

#### 2.2 魚類検出

YOLOv8n は、バウンディングボックス(BB)の中心座標（正規化  $x, y$  座標）、幅、高さ、検出された物体のクラス ID、および信頼度スコアを出力する。本モデルは、BB 位置誤差、分類誤差、および信頼度誤差の 3 項から構成される損失関数を最小化することで学習される。

本研究では、小型遊泳魚であるモツゴと大型遊泳魚であるコイの出現数の時間分布を推定することを目的として、上記取得データを用いて表 1 に示す特徴を持つ学習用および検証用データセットを作成した。アノテーションには labelImg を用いた。学習においては、バッチサイズを 16、エポック数を 500、損失関数の最適化アルゴリズムに AdamW を使用し、画像サイズは 960 ピクセルとした。全てのデータセットに対して学習を実施した後、検証データに対して推論を行った。

\*茨城大学 Ibaraki University, \*\*滋賀県立大学 The University of Shiga Prefecture  
物体検出、農業用排水路、魚類出現数、深層学習

モデル性能の評価は、Precision, Recall, F1-score (F 値), および mean Average Precision (mAP) を用いた。

mAP は、IoU 閾値を 0.50 から 0.95 まで 0.05 刻みで変化させた平均 (mAP50-95) として算出した。なお、7月 22 日の水中画像には、モツゴ、カワムツ、ボラ、コイ、ヌマエビなどが目視で確認されるが、本研究ではモツゴとコイのみを検出する

ため、他魚種や水生植物などは背景画像として学習させた。

次に、最良モデルを用いて、7月 22 日 6:00:00～

12:59:58 の間に 2 秒間隔で撮影された 12,600 枚の画像をテストデータとして推論を行った。信頼度および IoU の閾値はそれぞれ 0.3, 0.5 とし、画像ごとにモツゴとコイの出現個体を抽出した。

### 3. 結果と考察

最良モデルにおける評価指標（表 2）が良好なため、テストデータの推論を行った。モツゴは 11,825 尾、コイは 380 尾検出された。図 1 の

ように、魚の種名と位置が概ね正しいが、水生植物や他魚種を対象魚と誤検出、魚群を 1 尾と誤認、検出漏れも散見された。

7 月 22 日 6:00～

13:00 までの間における、対象魚各種の 10 分毎の累計出現数の時間変化を図 2 に示す。モツゴの出現数は 7 時と 12 時前後に特に多かった。また、コイは 7:00～7:40 に全体の 39% に相当する 148 尾が集中して出現した。この傾向は、信頼度閾値が 0.4 でも同様だった。

### 4. おわりに

農業用排水路で 2 魚種を濁水下で自動検出し、多数のテストデータから各種の延べ出現数を推定した。今後は、魚類の検出精度を高めつつ、魚類個体数の推定法に発展させる。これにより、魚類の行動学的・生息場機能評価研究への応用が期待される。

**謝辞** 本研究は茨城大学 Research Booster の助成を受けた。記して謝意を表します。

**参考文献** 1)竹田・吉川・宮津(2023)：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、第 72 回農業農村工学会大会講演会講演要旨集、443-444。2)潘・古谷・吉田・山下・小島・白神(2022)：水中カメラの画像と深層学習による魚道を遡上する稚アユの検出に関する検討、土木学会論文集 B1 (水工学)、78(2), I\_127-I\_132. 3)楊・高・阿部・林・新野・増原(2024)：AI 画像解析による魚類調査の効率化に関する研究、第 27 回応用生態工学会講演会講演要旨集、56.

表 1 学習・検証データの内訳

	学習	検証
全画像 (枚)	339	78
背景画像 (枚)	49	12
モツゴ (尾)	305	76
コイ (尾)	102	25

表 2 最良モデルの精度指標(%)

Class	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95	F 値
All	89.3	92.8	95.2	70.7	91.0
モツゴ	90.2	85.5	91.9	62.5	87.8
コイ	88.4	100	98.6	78.8	93.8



図 1 水中画像と魚類検出結果の例

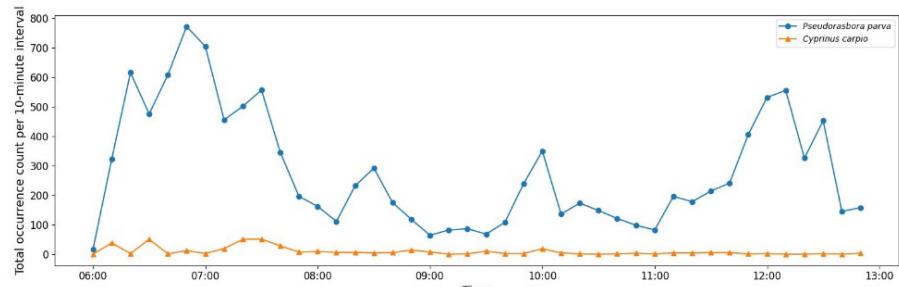


図 2 モツゴとコイの 10 分毎の延べ出現数の推定結果