

## 遠隔操作と病気判別を利用したメダカ飼育支援システム

大谷 紀子 研究室

2072088 山本 勇樹

### 1. はじめに

新型コロナウイルス感染症により在宅時間が増え、室内ペットの飼育が注目される中、メダカの品種改良が急速に進んだことで、観賞用メダカを飼育する人が増加し、メダカ飼育の初心者における飼育の難しさが課題となっている。

メダカを飼育するためには、週 1~2 回の水替えや 1 日複数回の餌やりなど、定期的な飼育作業が必要であり、仕事や学業などと並行して飼育の時間を捻出することは困難である。また、初心者用として一般に販売されている室内用水槽では、サイズが小さく水量が少ないため、餌の食べ残しや排泄物などが原因で急激な水質変化が起こりやすく、メダカの体調悪化につながる。体調の悪化が見られた場合には早急に対処しなければならないが、メダカ飼育の初心者は目視でメダカの体調を判断することが困難であったり、1 日中不在の環境では体調の変化に気づくことができず対処が遅れたりする。

本研究では、メダカの飼育経験がない人やメダカを飼育したいが時間を確保できない人に向けた観賞用メダカの飼育支援を目的とし、体調の監視、水替え、餌やり、照明の点滅、および水温の計測を自動化することで、飼育者の負担を軽減できるシステムを構築する。

### 2. システム概要

本システムは上記の各機能をウェブサイト上から遠隔で実行可能とする。また、水槽の様子をリアルタイムで表示することで、各機能の実行の様子や水槽内の状態を確認することができる。

体調の監視の自動化は、オブジェクト検出とオブジェクト分類を使用し実現している。水槽に設置したウェブカメラから取得した映像をもとに、既存の魚検出モデルである YOLO-Fish[1]を用いてメダカを検出し、ROI を抽出する。メダカの検出例を図 1 に示す。抽出した ROI をもとに、病気判別モデルによって、病気か否か、病気の場合は病気の種類を判別する。対象とする病気の種類はメダカの代表的な病気である白点病、水カビ病、尾ぐされ病の 3 種類とし、病気と判別した場合には対象個体の画像、病名、および適切な対処方法を提示する。

病気判別モデルは Microsoft が提供している機械学習サービスの Custom Vision を用いて構築した。ウェブサイトから 100 枚ずつ収集した各状態のメダカ画像をもとに、OpenCV の `createsamples` により各 1000 枚のサンプルを生成し、うち 900 枚を学習用データとしてモデルを構築した。残りの 100 枚を用いてホールドアウト法により予測結果

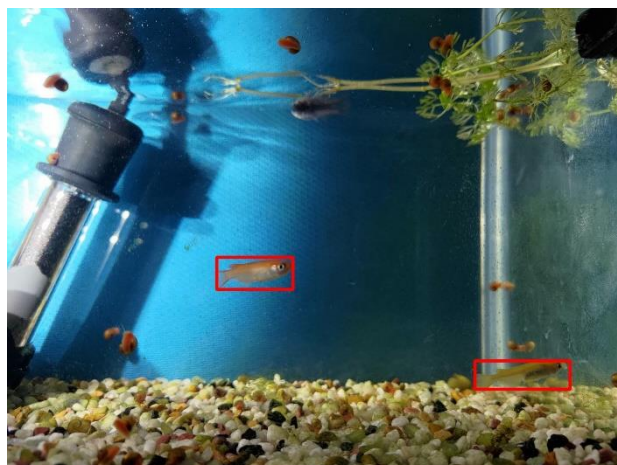


図 1 : YOLO-Fish によるメダカの検出

表 1：病気判別結果

適合率	再現率
97%	84%

を検証したところ、適合率と再現率は表 1 のようになった。ホールドアウト法は検証用データに偏りがある場合、汎化性能を正確に検証することができないため、さまざまな色、大きさ、品種のメダカ画像を検証用データとすることで偏りを少なくしている。

水替えと照明の点滅の自動化は、市販の小型水中ポンプとメダカ用照明にそれぞれ、Switch Bot プラグミニを接続し、Switch Bot API<sup>1</sup> で遠隔から機器を制御することで実現する。餌やりも同様に、市販の自動餌やり器に Switch Bot ボットを取り付け、Switch Bot API を利用することで制御する。

水温の計測は、水槽の近くに設置した Raspberry Pi に防水温度センサモジュールを組み込み、サーバ用 PC から SSH を利用し、水温の計測結果を取得することで実現する。また、上記に示した各機能の実行後、実行結果をウェブサイト上に表示し、履歴をデータベースに追加することで履歴ページから実行履歴を確認できる。

### 3. 評価実験

メダカの飼育経験がない者と飼育経験のある者の 2 名を被験者とし、評価実験を実施した。1 日目に体調の監視、水替え、餌やり、照明の点滅、および水温の計測すべてを含む飼育作業を体験させ、2 日目に本システムを使用した状態で同様の飼育作業を体験させた後、アンケートで飼育作業の短縮時間や各機能による効果の実感や改善点などについて回答させた。

アンケートの結果、1 日あたりの所要飼育時間は本システムを使用することで、初心者が 35 分、経験者が 20 分短縮することができた。また、被験者は体調の監視と水槽のリアルタイム表示に効果を感じており、体調の監視機能では、初心者も経

験者も主観に依らず一定の基準で病気の判別ができることに有用性を感じていた。また、水槽のリアルタイム表示については、外出先から水槽の状態を確認できることで、正しく餌やりができていかなどを飼育者本人が目視で確認でき、安心感が得られたと回答があった。

### 4. 考察

体調の監視機能について、低い確率だが、誤検出や誤分類があったため改善が必要だと考える。検出に用いた Yolo-Fish では、さまざまな環境における複数種類の魚画像を学習データに使用しているが、本システムではウェブカメラの位置や青い背景板を設置することから、同条件かつメダカの画像のみを学習データに用いることで検出精度の向上が予測される。誤検出がある場合、誤分類につながるため、本システムはクラスの予測確率が 90%以上になるまで検出を繰り返すことで精度を向上させている。また、病気判別モデルにおいても学習データの撮影環境に差異があるため、本システムの環境で撮影したデータを用いることで判別精度の向上が見込める。さらに、病気のラベル付けも、専門的な知識を持つものがラベルを付与したり、複数人でラベルを付与したりすることで、個人の感覚に左右されず、より正確に病気の判別が可能となる。しかし、表 1 に示した通り概ね病気の個体を正しく判別することができているため、飼育するうえでの参考値としては有効である。また、飼育作業時間も 1 日あたり平均 25.5 分短縮できており、本システムを長い期間使い続けることで大幅な作業時間の短縮につながると考えられる。したがって、本システムによって飼育者の負担を軽減できているといえる。

### 参考文献

- [1] Abdullah Al Muksit, Fakhrul Hasan, et al. “YOLO-Fish: A robust fish detection model to detect fish in realistic underwater environment”, Ecological Informatics, Vol.72, 2022.

<sup>1</sup> <https://github.com/OpenWonderLabs/SwitchBotA>