

海面養殖の給餌停止を実現するための活性判定器の自動学習

生産システム工学専攻 佐伯 元規, 指導教員 江崎 修央

Automatically Learning Model of Activity Measurement for Stopping to Feed in Aquaculture

Motonori SAEKI, Nobuo EZAKI

Advanced Course of Production System Engineering, National Institute of Technology, Toba College

Abstract In the timer type automatic feeding on sea farming, only a fixed amount can be fed at a time and may occur overfeeding and lack. Therefore, we are developing an automatic feeding system that uses artificial intelligence to supply the optimal amount. The biggest feature is that it introduces the function to take images during feeding, measure the activity of the fish, and stop feeding when not feeding. However, it is necessary to learn the classifier for each raft because the camera angle and the sunshine condition are different depending on the raft. In addition, the position of the swimming fish may change depending on the season, so it is necessary to update the classifier every season. In this study, we propose a mechanism that automatically learns the classifier according to the raft and the season.

Keyword See Farming, Deep Learning, Activity Measurement, Automatically Learns

1. はじめに

水産業者の高齢化や市場価格変動による不安定な収入が問題となっており、全体の就労者数は平成 20 年から 10 年間で 29%減少している^[1]。そのため、マダイやシマアジなどの海面養殖業においても、省力化を進める仕組みとして、タイマー式自動給餌器を養殖筏に設置している業者が多い。これにより給餌の際に養殖筏に常駐する必要がなくなった。

しかしながら、タイマー式自動給餌器は決められた時刻に一定量ずつしか給餌できないため、給餌不足や給餌過多の確認ができず最適な量の給餌ができていない可能性がある。また、給餌量は水温や魚体サイズに基づいて決定されるため、厳密に言えばタイマーの設定を毎日変更したほうが良いが、現実的には対応できない。

そこで本研究では漁師の知識や勘を人工知能化し、餌を最適量ずつ自動給餌するシステムを開発する上で^[2]、給餌中の魚の活性状態を画像処理により識別し、活性状態が低くなれば給餌を停止する機能を実装する。これにより無駄な餌を削除し、魚の販売価格のうち 6 割から 8 割を占める餌代を削減することができると思われる。

過去の研究^[3]の結果から、養殖魚の活性判定は画像処理で正しく判定できるため、活性状態が低くなれば給餌を停止しても問題はないということがわか

る。しかし、筏に設置してあるカメラの位置や角度が筏ごとに異なるため、活性判定に重要な波の立ち具合（以下「ナブラ」と称する）を画像上で捉えられず、活性判定に誤判定が生じる場合があった。また、ナブラの湧き方は季節ごとに異なる為、同じ養殖筏でも誤判定が生じる可能性がある。つまり、活性判定には筏や季節ごとに識別器を対応させる必要であることが明らかとなってきた。

本稿では、ディープラーニングを用いて活性判定の識別機を作成し、それぞれの筏や季節に対応させるために、自動的に学習する仕組みを構築する。

2. 活性判定による給餌停止

2.1. システム構成

我々が構築を目指している自動給餌システムは、以下の 3 つのステップから実現する。

- ① あらかじめ決定された出荷日と出荷サイズに基づいて、その日の給餌量を算出する。
- ② 潮汐や水温を加味して最適な給餌時刻と単位時間あたりの吐出量を決定する。
- ③ 給餌中に摂餌しなくなる、つまり活性が低くなった場合は給餌を停止する。

以降、①から③を日々繰り返す、目標の出荷日に適切なサイズで出荷を行う。

ここで、③の活性判定には筏に取り付けたカメラ画像を利用するものとし、筏ごとに最適な活性判定の識別機を自動で作成する。

システム構成を図 1 に示す。本システムは養殖筏に設置した自動給餌器を制御することにより、出荷時期に合わせて理想の大きさまで成長させるように給餌スケジュールを自動作成し、給餌を行うものである。自動給餌の給餌スケジュールは魚の食いの良さに関連のある水温や潮汐を考慮し、最終的な給餌量と給餌時刻が決定される。

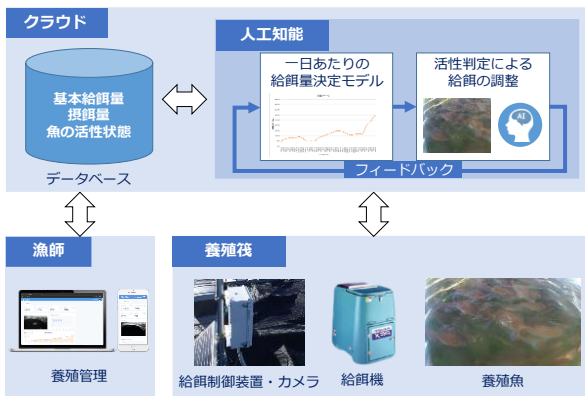


図 1 システム構成

2.2. 養殖魚の活性判定

魚の活性状態には、摂餌中の画像を用いるがその状態を次のように定義する。

「高活性」は、給餌中に魚が激しく摂餌する活性状態で、図 2(a)のように大きくナブラが湧く状態。

「低活性」とは給餌中に魚が水中で摂餌する活性状態で、図 2(b)のようにナブラが僅かに湧く状態とする。給餌を行っていない時に魚が高い活性状態で、図 2(c)のように海面付近に魚がみられる状態も「低活性」とする。また、「非活性」とは魚が摂餌をしていない活性状態で、図 2(d)のように海面付近に魚がみられない状態をさす。これらの画像の違いを機械学習により作成した識別機を利用して活性判定を行う。

本研究では、Microsoft の Custom Vision (以下「CV」と称する)を利用して活性判定を行う。CVとは、カスタム画像分類器を構築、デプロイ、および改良が可能な認識サービスである。本研究において魚の活性判定を行う識別器を作成するために、学習に必要な画像枚数、改善の容易さ、精度の良さ、これらの観点から CV が適しているため使用した。

定義した魚の活性状態の画像を学習させ、作成された識別器を用いて魚の活性状態を判定する。給餌

中の筏画像は識別器の API を通じて判定され、活性状態の識別率を取得し、それらの値を用いて給餌の継続か停止を判断する。

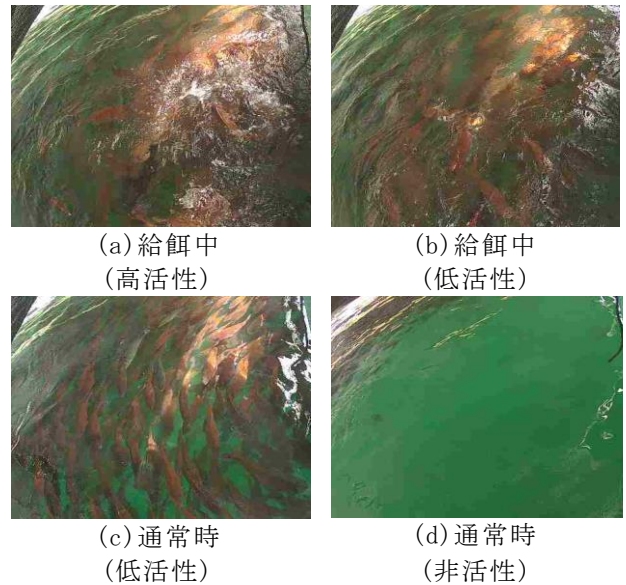


図 2 活性状態の違い例

3. 汎用的な識別器の精度検証

3.1. 内容

活性判定の識別器の精度を評価するため、三重県大紀町の長栄丸の合計 10 日の筏画像に対して活性判定を行い、識別器の精度を評価する。活性判定には第 2.2 節の方法を用いる。識別器を作成するための学習データには、長栄丸以外の養殖筏で撮影した筏画像の高活性(図 3(a))と低活性(図 3(b))、非活性(図 3(c))の画像をそれぞれ 200 枚使用する。識別器の精度を確認するための評価データには、1日当たり約 350 枚の長栄丸の高活性画像(図 3(d))を使用する。

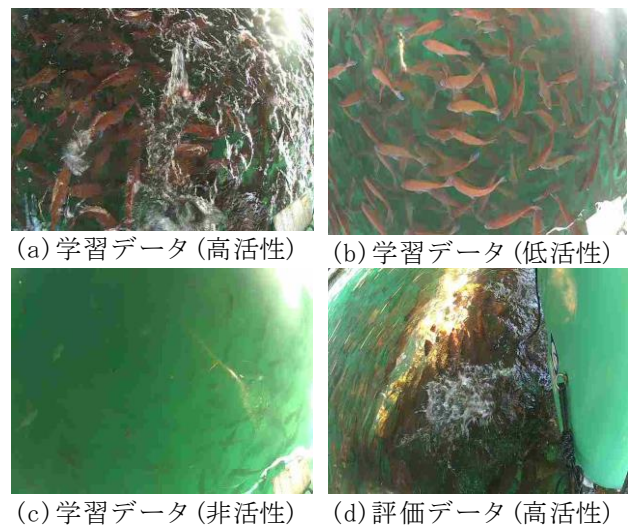


図 3 学習と評価データ例

活性状態の学習データで作成した識別器を用いて評価データの活性判定を行う。識別器の作成方法を図4に示す。活性状態のタグが付与された学習データを、CVにアップロードし学習する。作成された識別器はAPIとして判定することが可能となり、評価データの活性判定に使用する。活性の判定方法を図5に示す。活性判定によって識別される評価データの活性状態は、識別率が3つの活性状態の中で最も高い活性状態とする。評価データの活性状態と活性判定によって識別される活性状態を比較し、一致した筏画像を正解数として計数する。評価データと正解数から正答率を求め、識別器の精度として評価する。

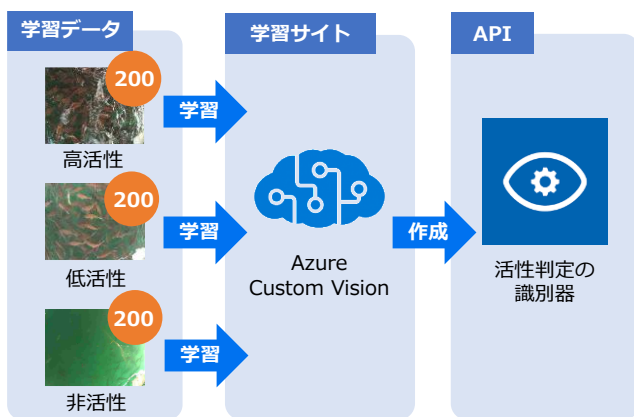


図4 識別器の作成

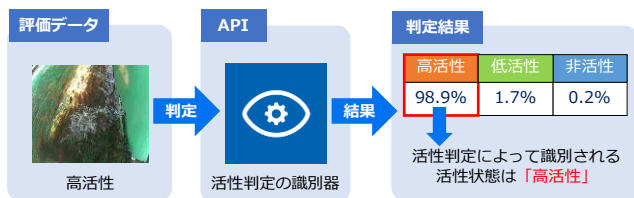


図5 評価データの活性判定

3.2. 結果と考察

日付ごとの正解率を時系列に並べた結果を図6に示す。8日分の高活性画像の正答率は90%を超えているが、5/17は89%、23は81%で低い日がみられる。

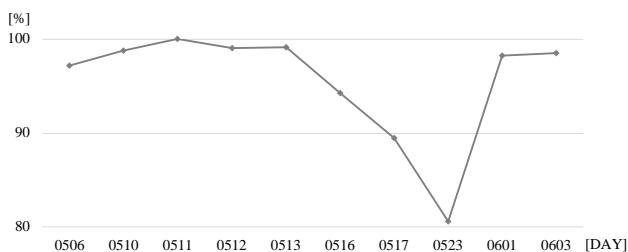


図6 識別器の精度

誤判定が多かった5/17、23の高活性画像（図7）の様子と、その他の日の高活性画像の様子の大きな違いはみられなかった。誤判定となった原因として、他の日の高活性画像と比べてナブラが小さいのが挙げられる。ナブラが小さいことで、誤判定により養殖魚に十分な餌を与えられず給餌が停止され、給餌不足となる恐れがある。学習データを増やすことで識別器の精度を向上することは可能だが、それぞれの筏や季節によっては識別器の精度が低下するため、得策ではないと考えられる。



(a) 5/17の高活性画像 (b) 5/23の高活性画像
図7 評価データの画像例

4. 識別器の自動学習

4.1. 自動学習概要

自動給餌対象の養殖筏専用の識別器を作成するため、自動給餌対象の筏画像（以下「専用画像」と称する）を自動で収集し、学習する。作成した識別器を用いて活性判定し、その結果から給餌の制御を行う。本研究では第3章で示した長栄丸の筏を対象とし、提案する自動学習方法によって作成される識別器の精度検証を行う。

自動給餌の給餌停止を実現するため、活性判定器の自動学習の処理の流れは、収集する専用画像の枚数を基準として2つのフェーズに分ける。

第1フェーズは収集する専用画像の枚数が不十分である場合で、1回の給餌ごとに行われる自動学習の処理の流れを以下に示す。

- ① 識別器を用いて学習に使用する専用画像の収集を開始
- ② 給餌スケジュール通りに給餌を開始
- ③ 給餌スケジュール通りに給餌を停止
- ④ 専用画像の収集を終了
- ⑤ 今回収集した専用画像と今までに収集してきた専用画像を組み合わせ学習
- ⑥ 識別器の作成

第2フェーズは収集する専用画像の枚数が十分にある場合で、1回の給餌ごとに行われる自動学習の処理の流れを以下に示す。

- ① 識別器を用いて学習に使用する専用画像の収集を開始
- ② 給餌スケジュール通りに給餌を開始
- ③ 識別器を用いて給餌の継続・停止判定
- ④ 給餌スケジュール通りに給餌を終了
- ⑤ 専用画像の収集を終了
- ⑥ 今回収集した専用画像と今までに収集してきた専用画像を組み合わせて学習
- ⑦ 識別器の作成

2つのフェーズにおいて、異なる部分は第2フェーズから作成した識別器を用いて給餌の継続・停止判定を行うことである。これは、収集する専用画像が不十分である場合、少数の専用画像で学習した識別器では正確な活性判定を行えないため、給餌の継続・停止判定の際に、給餌超過や給餌不足になる恐れがある。よって専用画像が十分に収集した時点で、第2フェーズに移行するというのが理由である。

毎回の給餌で専用画像を収集することで、それぞれの筏や季節によって変化するナブラの湧き方に対応し、識別器が高精度に判別できるように配慮した。

4.2. 識別器の用途

自動学習で使用する2種類の識別器の詳細を以下に示す。

① 汎用識別器

初回の給餌のみ、専用画像の収集を行う識別器である。学習データには汎用画像を使用する。汎用画像とは、自動給餌対象の養殖筏と場所が異なり、同じ魚種の高活性と低活性、非活性の画像である。初回の給餌の時点で専用画像は収集されていないため、汎用画像のみを学習した汎用識別器を用いて専用画像の収集を行う。汎用画像はCVにアップロードされており、活性状態のタグが付与されている。

② 専用識別器

初回の給餌以降に、専用画像の収集と同時に給餌の継続・停止判定を行う識別器である。専用画像を1枚以上学習した識別器である。少数の専用画像だけで学習した専用識別器は、正確な活性判定を行えないため、不足分を汎用画像と組み合わせて学習を行う。専用識別器は、学習データである専用画像が不十分である場合、専用画像の収集のみ行う。多数の専用画像を学習した時点で、専用画像の収集と同時に給餌の継続・停止判定を行う。

4.3. 学習用画像の収集

第2.2節の判定方法より、識別器による専用画像の活性判定の結果から、専用画像を学習データとして収集するかの判定を行う。3つの活性状態である高活性と低活性、非活性の画像を収集するため、給餌開始前から給餌終了後の区間を4つに分割し、その区間から特定の活性状態の専用画像を収集する。区間ごとに収集する活性状態を表1に示す。

表1 区間ごとに収集する活性状態

区間	活性状態	専用画像
給餌開始10分前～ 給餌開始	非活性	図8(a)
給餌開始～ 給餌終了	高活性	図8(b)
給餌停止～ 給餌停止10分後	低活性	図8(c)
給餌停止10分後～ 給餌停止20分後	非活性	図8(d)

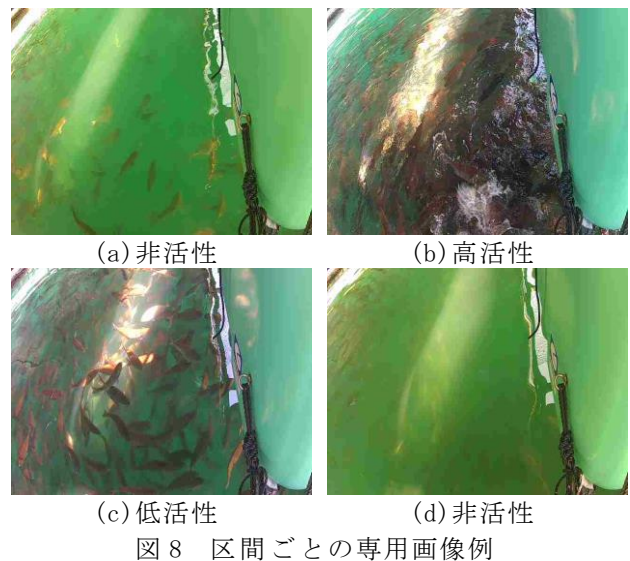


図8(a)のような給餌前の場合や、図8(d)のような給餌を終了してから数十分経過した場合は、養殖魚が餌を待っておらず、魚が海面から海底の方へ移動するため、非活性画像の収集に適している。また、給餌中の図8(b)のような画像は、養殖魚がナブラを湧かせているため、高活性画像の収集に適している。一方で、給餌終了直後の図8(c)のような画像は、養殖魚が餌を待っていたり、給餌終了直後で海面近くを泳いでいるため、低活性画像の収集に適している。僅かにナブラを湧かせて水中で摂餌する低活性画像

は、高活性画像と類似した画像となり、自動学習で誤って高活性画像を低活性画像として収集する恐れがあるため、収集しない。

区間ごとの画像の収集方法を図 9 に示す。識別器を用いて専用画像の活性判定を行い、判定結果から学習データとして収集するかの条件を以下に示す。

- ① 判定結果の識別率が 3 つの活性状態の中で最も高い活性状態と、その区間に収集したい活性状態が同一。
- ② ①の識別率が 70%以上。

②のように識別率の閾値を設ける理由として、確実にその活性状態の画像を収集するためである。その識別率が低いほど、曖昧な活性状態の画像を学習することになるため、識別器の精度に影響する。

学習データとして収集された専用画像は、CV にアップロードする。CV 上の専用画像にその活性状態のタグを付与する。

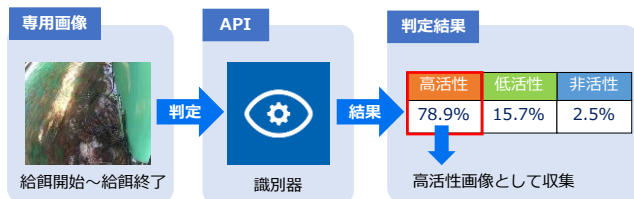


図 9 区間ごとの画像収集

4.4. 収集画像の学習

第 4.3 節より CV にアップロードした画像を学習し、専用識別器の作成を行う。学習枚数の上限を設定しており、専用画像がその上限に満たない場合は、図 10 のように、不足分を汎用画像と組み合わせて学習する。汎用画像枚数と専用画像枚数の比率は給餌を行うごとに専用画像枚数が大きくなり、最終的に汎用画像を使用せず、専用画像のみ学習した専用識別器を作成する。

専用画像が学習枚数の上限を超える場合は、古い専用画像から削除して専用画像の枚数を調整する。常に最新の専用画像を学習した識別器を使用する。

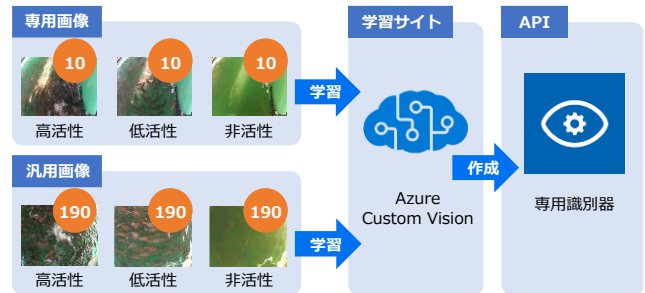


図 10 専用識別器の作成

4.5. 給餌の継続・停止判定

専用画像を十分に学習した専用識別器は、給餌中の専用画像に対して活性判定し、給餌の継続・停止判定を行う。給餌の継続・停止判定を図 11 に示す。活性判定によって識別される活性状態は、識別率が 3 つの活性状態の中で最も高い活性状態とする。活性状態が高活性と判定された場合、給餌を継続する。活性状態が 5 回連続で高活性以外と判例された場合、給餌を停止する。連続判定をする理由は、給餌中の養殖魚が高活性である中、識別器の誤判定やナブラが湧かなかつた場合、一度でも高活性でないと判定されると給餌が停止し、給餌不足になる恐れがあるためである。

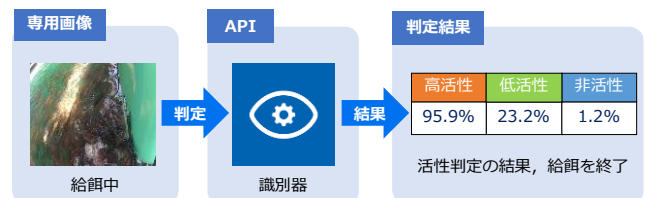


図 11 給餌の継続・停止判定

5. 自動学習の精度検証

5.1. 内容

自動学習による識別器の精度を評価するため、三重県大紀町の長栄丸の合計 10 日の専用画像に対して自動学習をしつつ活性判定を行い、それぞれの日の精度を評価する。

本実験では、自動学習によって給餌の度に変化する精度を確認するため、3 つの識別器を用いて精度の比較を行う。使用する識別器は以下に示す。

- ① 汎用識別器
汎用画像を学習した識別器である。自動学習を行わない。
- ② 専用識別器
第 4 章の自動学習方法を使用する識別器である。
- ③ 手で再学習する識別器

第 4 章の自動学習方法の、第 4.4 節の自動で画像を収集する処理を、手動で行う識別器である。自身で専用画像の活性状態を判断し、収集する。

識別器を作成するための学習データの学習枚数の上限は、高活性と低活性、非活性画像をそれぞれ200枚とする。自動学習において、1日ごとの給餌で収集する専用画像は、高活性と低活性、非活性画像をそれぞれ10枚とする。第4.3節の収集条件を満たした専用画像が多い場合は、無作為に10枚を抽出する。識別器の精度を確認するための評価データには、1日当たり約350枚の長栄丸の高活性の筏画像を使用する。

評価データの活性状態と活性判定によって識別される活性状態を比較し、一致した筏画像を正解数として計数する。評価データと正解数から正答率を求め、識別器の精度として評価する。

5.2. 結果

日付ごとの3つの識別器の正解率を時系列に並べた結果を図12に示す。専用識別器は常に90%の正答率を持ち、高い精度を維持し続けた。収集した専用画像について、高活性と非活性の画像は1日の給餌で10枚収集できていた。低活性の画像は、10枚未満や1枚も収集できなかった日もみられた。汎用識別器と手動で再学習する識別器は、精度が落ちる日が見られた。

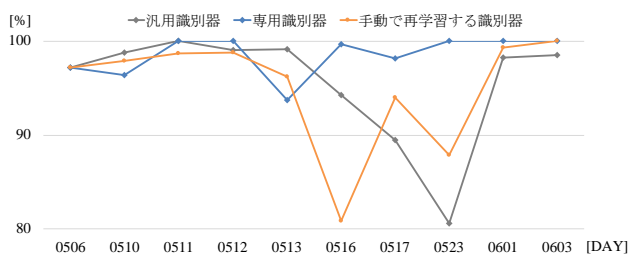


図 12 識別器の精度

5.3. 考察

手動で再学習した識別器の精度が専用識別器の精度より低い理由として、収集された高活性の専用画像に違いがあるのが挙げられる。手動で再学習した識別器は、確実な高活性画像を収集するために、図13(a)のようなナブラが大きく湧いている画像だけを収集していた。それに対し、専用識別器は図13(a)や図13(b)のようなナブラが小さく湧いている画像も収集しており、多様な高活性画像を学習していた。その結果、評価データのナブラが小さく湧いている画

像に手動で再学習した識別器は低活性と判定し、専用識別器は高活性と判定する傾向になった。ナブラが小さく湧いている画像が多数だった5/16と5/17、5/23の日に対して、手動で再学習した識別器の正答率が低い結果となった。大きなナブラが湧いている画像だけでなく、小さなナブラが湧いている画像も学習することで、手動で再学習した識別器の正答率は上げることができると考えられる。



(a) 大きなナブラ (b) 小さなナブラ

図 13 収集された高活性の画像例

6. まとめと今後の課題

自動学習によって、対象の筏に対応した識別器を作成し、高い精度を維持しながら活性判定を行うことができた。今後の課題として、季節ごとにも対応するために、長期間の自動学習による識別器の精度の変化を確認する。

参考文献

- [1] 農林水産省: “漁業労働力に関する統計(平成30年度)”, <http://www.maff.go.jp/j/tokei/sihyo/data/18.html>, 2021年1月24日参
- [2] 服部魁人, 江崎修央, 橋本純, 高橋完: “海面養殖業者向け自動給餌の人工知能化”, 映像情報メディア学会技術報告 ITE Technical Report Vol.42, No.4 MMS2018-6, ME2018-6(feb.2018) pp.113-117
- [3] Motonori SAEKI, Nobuo EZAKI, Kaito HATTORI, Munenori NISHIMURA, Jun HASHIMOTO, Osamu TAKAHASHI, “Artificial Intelligence for Automatic Feeding of Aquaculture Fish”, International Conference on Fisheries Engineering 2019 (ICFE2019), 2019, September21-24
- [4] Kaito HATTORI, Nobuo EZAKI, Motonori SAEKI, Munenori NISHIMURA, Jun HASHIMOTO, Osamu TAKAHASHI, “Introduction of feeding adjustment model and general-purpose aquaculture management web site”, International Conference on Fisheries Engineering 2019 (ICFE2019), 2019, September21-24