

マダイを対象とした画像処理・機械学習を用いた

活性判定による自動給餌

生産システム工学専攻

高松 諭利, 指導教員

江崎 修央

Automatic Feeding by Activity Determination Using Image Processing and Machine Learning for Red Sea Bream

Yuto TAKAMATSU, Nobuo EZAKI

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

Abstract Timer-type feeding machines are often used in the aquaculture of red sea bream. However, they are feeding can only feed a certain number of fish at a certain time, which may cause overfeeding. In addition, they may waste their feed when the activity state of fish during feeding is low. The cost is soaring of food in aquaculture in recent years, and the cost of feed in aquaculture is said to be 60% to 80% of the total cost. Stop feeding when the activity is detection to be low while feeding, reducing wasted feed can cut the cost, in addition, can reduce the possibility of deterioration of bottom material, pollution of water quality. Therefore, we have developed a system that uses machine learning or image processing to detection the activity of feeding in camera image installed in an aquaculture raft and stop feeding when the activity is detection to be low while feeding. The system was evaluated of efficacy by the aquaculture raft in Mie prefecture. As a result, it was confirmed that the accuracy of the activity determination system based on machine learning was better than that based on image processing. The effectiveness of the system in stopping feeding in actual red sea bream farming was also confirmed. In addition, by receiving feedback from the farmers, the automatic feeding can be realized with appropriate stopping process.

Keyword Sea Bream Farming, Image Processing, Machine Learning, Automatic Feeding

1. はじめに

海面漁業・養殖業の漁業経営体の9割以上を占める沿岸漁業層では、96%が個人経営体となっている。この個人経営体のうち、基幹的漁業従業者が65歳以上の経営体の割合は、1998年の17%から徐々に増加しており、30年後の2018年には、53%となる^[1]。

そのため、マダイなどの海面養殖業においても、省力化や省人化を目的として、養殖形態に合わせて改善・改良が進められてきた。近年の自動化に求める目的は、省力化や省人化が最も大きなものであったが、昨今の飼料の高騰化により養殖による漁労支出の内6割から7割が餌代となっていることに伴い、飼料効率を改善することのできる給餌システムの要望が増大しているのが現状である^[2]。

現在のマダイ養殖で使用されている一般的なタイマー式自動給餌機は決められた時刻に一定量ずつしか給餌ができないため、給餌過多により、無駄な餌代がかかるだけでなく、水質の悪化、底質汚染等に繋がってしまう可能性がある。

このような背景から、主にマダイを対象として自動給餌システムが研究され^[3]、現在販売されるなど、効率的な給餌方法が検討されている。さらに、画像判定を利用した自動給餌方法の研究である、マダイの生簀内でのモニタリングや魚の食欲の判断などを行うウミトロン「UMITRON CELL」^[4]や、魚の体長を自動的に判別しそこから給餌量を決定する研究^[5]も進められている。

そこで本研究では、古典的な画像処理技法や機械学習を利用した活性判定を実現することで、給餌中にマダイの摂餌行動が見られなくなった場合に給餌を停止し無駄な餌を無くすことのできる仕組みを構築する。具体的には、給餌中のマダイの様子を養殖筏に取り付けられたカメラで撮影する。そして、古典的な画像処理技法では、摂餌画像をグレースケールし輝度値のばらつきを指標とした活性判定を行う。また、機械学習を利用した手法では Xception や VGG16 などを用いて転移学習し、学習モデルを利用した活性判定を行う。

どちらの手法でも給餌中にナブラ（給餌中に魚が海面でざわつくこと）が立つため、平常時に比べて泡や水飛沫の領域（明るい領域）が増える特性を利用して活性判定を行う。画像処理では、活性が高い時と低い時の輝度のヒストグラムにおけるクラス内分散の違いを用いて区別する。機械学習では 1400 万枚以上の教師ラベル付き画像データベース ImageNet の画像を学習済みのモデルに筏の画像を転移学習させることでマダイの状態を判定する。

本稿では、画像処理と機械学習による活性判定機の構築と、実際のマダイの摂餌画像による実証実験の結果について述べる。

2. 活性判定による給餌停止

2.1. システム構成

本研究が提案する自動給餌機のシステム構成を図1に示す。本システムは、タイマー式給餌機を用いて生産者によって決定されたスケジュール通りに給餌を行い、養殖筏に取り付けられたカメラにより 3 秒間に 1 枚の筏画像をクラウドサーバにアップロードする。アップロードされた給餌中のマダイの様子をサーバ上で画像処理や、機械学習を用いて活性判定を行い、給餌中にマダイが摂餌をしなくなった時に自動で給餌を停止する。マダイが摂餌をしていない状態というのは、マダイが餌を十分に摂餌し終わった状態で、水面上に魚が見えない状態を指す。データベースには、活性判定結果・カメラ映像・給餌タイミングを保存している。



図1 システム構成

2.2. 養殖魚の活性判定

養殖魚の活性判定には、三重県大紀町の養殖業者長栄丸にご協力をいただき、筏に設置している給餌機の2019年の2月10日から6月13日と、2021年の6月9日から2022年現在までにアップロードされた画像を用いた。その活性状態を次のように定義した。

- 1 「高活性」とは、給餌中にマダイが海面付近で積極的に摂餌する活性状態で図2(a)のように海面に大きく波（ナブラ）が立つ状態。
- 2 「低活性」とは、給餌中にマダイが水中であり積極的に摂餌していない状態で図2(b)のように水中で摂餌を行うためナブラが立たない状態。
- 3 「非活性」とは、給餌中にマダイが摂餌していない状態で図2(c)のように海面付近に魚が見られない状態。

これらの画像の違いを利用して画像処理や、機械学習を利用して活性判定を行った。

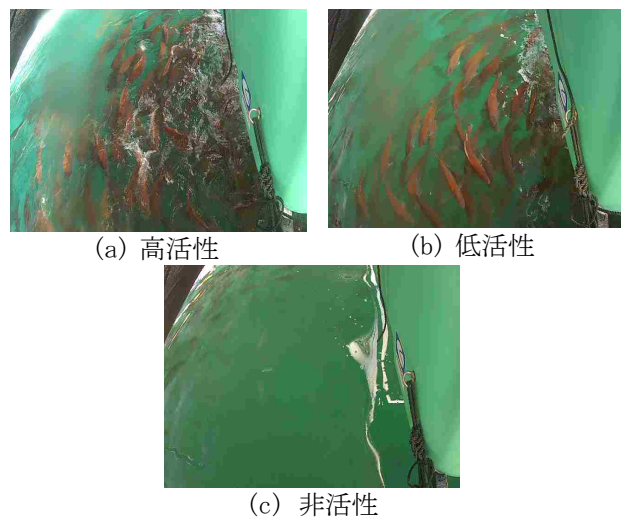


図2 活性状態の違い

3. 画像処理による活性判定

3.1. 画像処理概要

マダイが摂餌をしていない場合はナブラやマダイの姿が映らないため、画像内の輝度値のばらつきがなくなり、集中した輝度値が発生する可能性が高くなる。マダイが摂餌している場合はマダイが餌を食べるときに立てたナブラやマダイが水面を泳ぐ姿によって様々な輝度値が出力される可能性が高くなる。そのため、摂餌状態と非摂餌状態の輝度値のばらつきを比較することで活性判定を行うことができると考えた。

画像処理による活性判定では、養殖筏から取得した画像を高活性と非活性の2クラスに分類した。開発言語をPython、画像処理のライブラリとしてOpenCVを使用した。図2(a)と(c)のような画像を入力画像とした。元の画像サイズは640pixel x 480pixelであるが、筏ごとにカメラの設置方法が若干異なり、マダイやナブラ以外に給餌機や、船などが映っている可能性があることから、画像の中心部分400pixel x 400pixelの矩形に切り取った。

次に給餌機からのカメラ画像は RGB の 3 要素のカラー画像のため、グレースケールの画像に変換し、画像からヒストグラムを出力する。そして、グレースケール画像の全体の画素値から平均値を算出した。この平均値を $Gray_mean$ と定義する。この平均値を閾値として、ヒストグラムを 2 クラスに分ける。左側のクラスをクラス 1、右側のクラスをクラス 2 とする。クラス 1 とクラス 2 の総画素数をそれぞれ ω_1 と ω_2 と、各クラスの画素数の分散 σ_1 、 σ_2 を計算する。その後、それらの値からクラス内分散を式 (1) で算出し、 σ_w と定義する。非活性の画像では、ナブラやマダイが画像内に写らず海の輝度が少ない部分しか写らないため、クラス内分散が大きくなる。逆に高活性の画像では、ナブラやマダイが画像内に写り輝度のばらつきが発生するため、クラス内分散が小さくなることが予測される。

$$\sigma_w = \frac{(\omega_1 * \sigma_1) + (\omega_2 * \sigma_2)}{(\omega_1 + \omega_2)} \quad (1)$$



図 3 給餌画像のヒストグラムと数式

3.2. 活性判定用の閾値の決定

クラス内分散によって、活性判定を行う場合には、筏や天気の違いによってクラス内分散の値に差異が生じる。そのためクラス内分散は筏や天気、太陽光などに依存すると考えられるため、給餌時間 1 時間毎に給餌に適した閾値を決定する必要があると予測した。給餌開始直前（給餌を行っていない際の画像）の 20 枚のクラス内分散の平均 (Ave_B) と、給餌開始直後（給餌を行っている画像）の 10 枚のクラス内分散の平均 (Ave_A) の平均値にそれぞれ重み (W) をかけて、閾値 (Th) を決定した。算出式は、式 (2) に示す。

今回の実験では、予備実験の結果から $W = 0.9$ とすることとした。ここで決定した閾値と給餌中の各画像から出力されるクラス内分散を比較し、低ければ高活性、高ければ低活性と判定するようにした。

$$Th = \frac{Ave_B + Ave_A}{2} * W \quad (2)$$

4. 画像処理による活性判定の精度検証

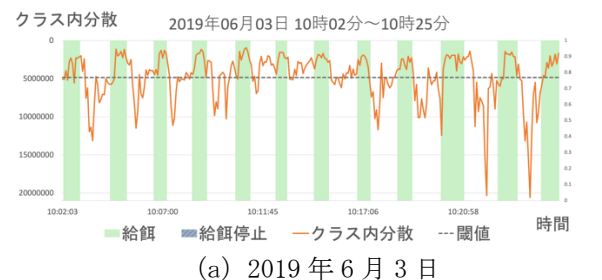
4.1. 連続画像を用いた識別器の精度検証

長栄丸では、給餌は 1 分ごとに間欠的に行っている。具体的には、1 分給餌した後に 1 分停止する。これを季節に応じて 40 分程度実施している。

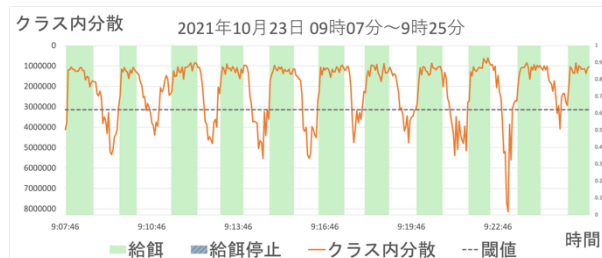
今回提案するシステムでの給餌停止条件については、非活性と判定された画像が 5 枚以上あった場合に、給餌停止判定とすることとした。最終的には、給餌停止判定が 3 回連続判定されれば、以降の給餌を停止するという処理にするなどを検討している。

提案した手法での給餌停止が可能かを検証するために、アップロードされる連続画像を用いて給餌停止判定を行えるかを検証した。今回の検証では、生産者が確認して給餌停止を行う必要がある状態を非活性状態とし、20 枚 (60 秒) の連続画像のうち 5 枚以上が非活性と判定された場合に給餌停止判定が行われるかを検証した。さらに、2019 年と 2021 年の連続画像を使用することで汎用性を確認した。

その検証結果のうち給餌停止の必要がない日を図 3 と給餌停止の必要な日を図 4 に示す。給餌時間の 40 分のデータであるとデータ数が大きすぎるため給餌停止が必要ない日は給餌開始直後のデータを給餌停止が必要な日は給餌停止を行っている時間付近のデータを表している。



(a) 2019 年 6 月 3 日



(b) 2021 年 10 月 23 日

図 3 給餌停止が必要ない日の連続画像の画像処理を用いた検証結果グラフ

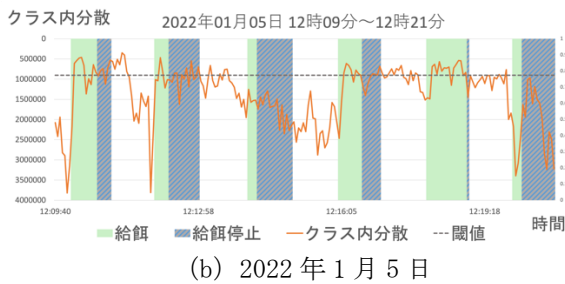
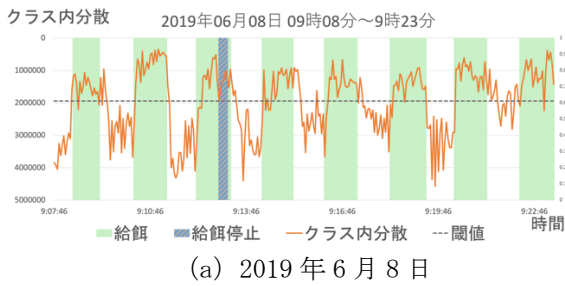


図4 給餌停止が必要な日の連続画像の画像処理を用いた検証結果グラフ

4.2. 考察

給餌停止が必要のない日は画像処理を用いた活性判定器によって問題なく活性判定ができることを確認した。給餌停止が必要な2019年6月8日は給餌停止を行えることができた。しかし、給餌停止を行なった9時13分と9時26分以外にも給餌停止を行う必要があったが、今回の実験では給餌停止ができていなかった。2022年1月5日は給餌中の9時13分と9時26分でクラス内分散の値が高く活性判定がうまく行えていなかった。画像処理による活性判定では、餌が与えられた時の波などの影響による輝度のばらつきで活性判定を行っているが、太陽光などの影響で輝度のばらつきが想定通りにばらつかなかったことが原因であると考えられる。

これらのことより、画像処理を用いた活性判定器では、太陽光や波の影響を受けてしまうため汎用性があまり高くないということがいえる。

5. 機械学習による活性判定

5.1. 機械学習概要

マダイ養殖における自動給餌を実現するために、機械学習による活性判定では、養殖筏から取得した画像を図5のように高活性と低活性、非活性の3クラスに分類を行う活性判定AIを構築した。構築した活性判定AIを用いて活性判定を行い、その結果から給餌停止条件に従って給餌停止判定を行なった。また、学習や検証に使用する画像については、3.1節の

画像処理の実証と同じく、長栄丸に設置されたカメラから取得した養殖画像を使用した。活性判定AIの構築には、開発言語をPython、機械学習のライブラリとしてTensorFlowとKeras、学習環境はGoogle Colaboratoryを使用した。こちら、3.1節の画像処理と同じく画像の中心部分を400pixel x 400pixelの矩形に切り取り使用した。



図5 機械学習による活性判定AIの構築

5.2. 活性判定AIの構築方法

活性判定AIの構築には、深層学習を用いて既存の学習済みモデルの重みを利用した転移学習で行なった。既存の学習済みモデルには、1400万枚以上の教師ラベル付き画像データベースImageNetの画像を学習済みである。Xception, VGG16を用いた。また、学習画像の枚数は2019年と2021年の各1000枚での学習モデルを作成し、精度検証を行なった。

汎用性を高めるために、2019年の画像では2019年2月から4月までの画像を学習に使用し、2019年5月から6月までの画像を検証に使用した。同様に、2021年の画像では2021年6月から9月までの画像を学習に使用し、2021年10月から12月までの画像を検証に使用して検証を行なった。検証結果は表2と表4に示す。さらにそれぞれの活性判定AIの有効性を適合率と再現率、F値を用いて算出した結果を表3と表5に示す。

表1 2019年画像の活性判定AI精度評価

		入力画像 (2019年:各500枚)		
		高活性	低活性	非活性
予測結果	高活性	100%	0%	0%
	低活性	0%	100%	0%
	非活性	0%	0%	100%

表2 2019年画像の活性判定AIの有効性

	再現率	適合率	F値	正解率
高活性	100%	100%	100%	100%
低活性	100%	100%	100%	
非活性	100%	100%	100%	

表 3 2021 年画像の活性判定 AI 精度評価

		入力画像 (2021 年 : 各 500 枚)		
予測結果		高活性	低活性	非活性
	高活性	100%	0.60%	0%
	低活性	0%	99.4%	0%
	非活性	0%	0%	100%

表 4 2021 年画像の活性判定 AI の有効性

	再現率	適合率	F 値	正解率
高活性	100%	99.4%	99.7%	99.8%
低活性	99.4%	100%	99.7%	
非活性	100%	100%	100%	

6. 機械学習による活性判定の精度検証

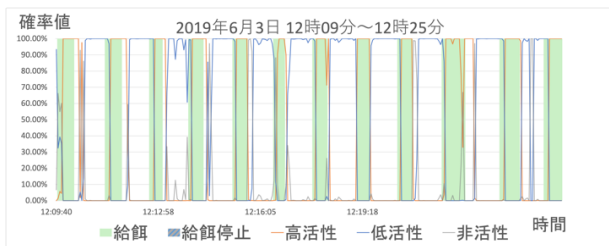
6.1. 給餌停止条件

給餌停止条件については、機械学習を用いた活性判定では高活性と低活性、非活性のそれぞれが画像処理を用いた活性判定と比べて精度高く判定できると考えられる。しかし、マダイの活性状態が積極的に摂餌を行なっている場合にも常に高い活性状態を示すわけではないため、給餌停止判定条件は 4.1 節で述べた 20 枚の連続画像のうち 5 枚以上が非活性と判定された場合に停止するという条件で行った。最終的には 4.1 節と同様に 3 回連続で給餌停止判定が行われた場合に給餌停止を行う。

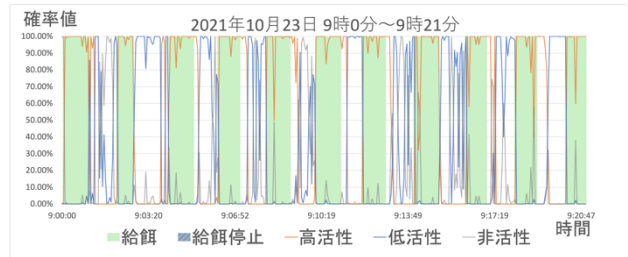
6.2. 連続画像を用いた識別器の精度検証

実用可能かを検証するために、長栄丸の筏からアップロードされる連続画像を用いて給餌停止判定を行えるかを検証した。今回の検証では、生産者が確認して給餌停止を行う必要がある状態を非活性状態とし、6.1 節の給餌停止条件に従って給餌停止判定が行われるかを検証した。さらに、4.1 節と同様の画像を使用した。また、2019 年と 2021 年で別の筏の連続画像を使用することで汎用性があるかを確認した。

その検証結果のうち給餌停止の必要がない日を図 6 と給餌停止の必要な日を図 7 に示す。4.1 節と同様に給餌時間の 40 分のデータであるとデータ数が大きすぎるため給餌停止が必要ない日は給餌開始直後のデータを給餌停止が必要な日は給餌停止を行っている時間付近のデータを表している。



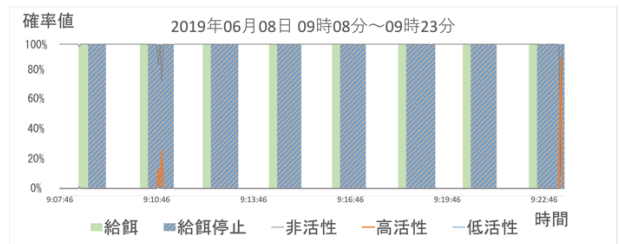
(a) 2019 年 6 月 3 日



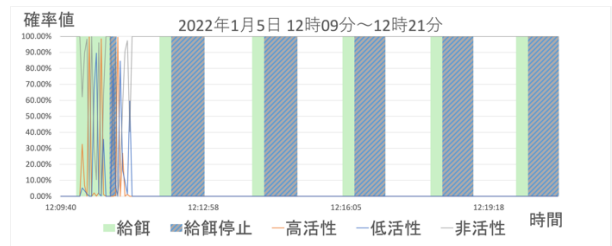
(b) 2021 年 10 月 23 日

図 6 給餌停止が必要ない日の

連続画像の画像処理を用いた検証結果グラフ



(a) 2019 年 6 月 8 日



(b) 2022 年 1 月 5 日

図 7 給餌停止が必要な日の

連続画像の画像処理を用いた検証結果グラフ

6.3. 考察

学習モデルの違いによる精度検証から、VGG16 よりも Xception を用いて学習したモデルの方が正解率が高いことがわかった。この結果は、Xception の方が VGG16 に比べて新しいアルゴリズムのため、汎化能力が高い。2019 年と 2021 年では、太陽光の画像に対する光り方や、筏画像の角度など違いがある。2 年の画像を学習させたため汎化性能が VGG16 よりも高い Xception の精度が高くなったのだと考えられる。しかし、VGG16 で 2019 年の画像を 1000 枚学習したモデルも精度が高いことが確認できた。学習枚数が少なく 1000 枚程度しか収集できなかった場合にも VGG16 でモデルを作成すると十分実用可能な精度になると考えられる。

構築するシステムでは、摂餌行動の活性が低くなった場合に給餌を停止するものであるが、給餌不足になってしまっは意味がないため、低活性の精

度よりも高活性・非活性の精度が重要となっている。今回の実験では、Xceptionで2019年と2021年の画像を各1000枚学習したモデルを使用し実験を行った。

実際の連続画像を用いて検証した結果、2019年と2021年、2022年現在のそれぞれの年の画像で給餌停止の必要がある摂餌中の活性状態が低くなった際には今回の活性判定器と給餌停止条件において問題なく給餌停止判定できていることが確認できた。給餌停止が必要ない日も給餌停止判定を行なっていなかった。そのため、連続画像による検証では実用可能な精度の結果が出ていると考えられる。

7. まとめと今後の課題

本研究では、マダイを対象とした海面養殖において、画像処理・機械学習による活性判定を用いて給餌停止を行うシステムの構築を行った。

検証実験の結果、2019年の画像は太陽光の影響が少なく、画像処理・機械学習による活性判定の両方で給餌停止判定を必要とする場合に給餌停止判定を行っていたことを確認できた。画像処理による活性判定では摂餌中の活性状態が少し下がってしまうとマダイが餌を食べて発生する波が少なくなる影響で給餌停止判定を行ってしまっていた。機械学習による活性判定では、摂餌中の活性状態が低くても高活性と判定ができていたため活性状態が低い時にも給餌を停止せずに摂餌を全く行わなくなった時だけ給餌停止を行っていた。

2021年の画像は太陽光が画像で強く差し込んでいることが確認できた。そのため、画像処理による活性判定では太陽光や波によるノイズの影響を強く受けてしまう。太陽光が強く差し込んでいる日はクラス内分散が安定しないため活性判定が行えていないことが確認できた。機械学習による活性判定ではノイズの影響をあまり受けなため太陽光が強く差し込んでいる日でも活性判定が行えていることが確認できた。機械学習による活性判定では、画像処理による活性判定でノイズとの影響をあまり受けないということを考えられる。そのため、機械学習による活性判定の方が画像処理による活性判定よりも汎用性が高いということが考えられる。

さらに、2021年12月までは、Webサイトに給餌判定を表示しているだけであったが、最終的には、給餌停止判定が3回連続で判定された場合に以降の給餌を実際に停止するなど、実証実験を進めながら実施していく。

本研究では、マダイを対象とした海面養殖におい

て、高い精度で判定する事が可能な活性判定AIを構築することができた。また、生産者にご協力して頂き、フィードバックを受けることにより、適切な停止処理で自動給餌を実現する事が可能になった。

今後の課題としては、本格運用を行うために、引き続き現場での運用テストを行ない、増肉係数などを検証する必要がある。また、今回検証を行った三重県以外の地点での実証実験を行うため、生産者にご協力を頂き、データ収集・実装を進めていく。

謝辞

本研究の全過程を通して、ご指導とご助言を賜った鳥羽商船高等専門学校 情報機械システム工学科教授 江崎修央先生、助教 中古賀理先生に深甚なる敬意を表します。

本研究を進めるにあたり、資料提供、ご助言を頂いた三重県大紀町長栄丸西村宗伯様、三重県水産研究所尾鷲水産研究室室長小林智彦様に感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 農林水産省, 漁業労働力に関する統計, <https://www.maff.go.jp/j/tokei/sihyo/data/18.html>, 2021年12月20日参照.
- [2] 藤原卓也. (2008). 魚類養殖給餌システムの普及に対する取り組みと今後の展望. 日本水産学会誌, 74(5), 906-907.
- [3] 吉川清, 山下光司. (2009). マダイ養殖における実用規模自発摂餌給餌システムの開発. 日本水産学会誌, 75(5), 775-778.
- [4] PR TIMES, ウミトロン、スマート給餌機「UMITRON CELL」で養殖マダイの高成長を達成, <https://prt看imes.jp/main/html/rd/p/000000011.000034537.html>, 2022年1月28日参照.
- [5] 服部魁人, 江崎修央, 佐伯元規, 高橋完, 坂本竜彦. (2020). 海面養殖の自動給餌実現のための深度推定による魚体測定. 映像情報メディア学会技術報告 ITE Technical Report Vol.44, No.6 MMS2020-1, ME2020-29, AIT2020-1(feb.2020) pp.1-5