

人工知能を活用した自発給餌システムによる シロギス養殖の高効率化および低コスト化に関する検討

Investigation of efficiency improvement and cost reduction for *Sillago japonica* aquaculture by spontaneous feeding system using artificial intelligence

黒木 春樹[†]
Haruki Kuroki

池岡 宏[†]
Hiroshi Ikeoka

1. はじめに

福山大学ではブランディング推進研究テーマ「瀬戸内の里山・里海学」の一環として、「しまなみテッポウギスプロジェクト」に取り組んでいる。シロギスは主に 15 cm 前後のサイズが、安価で大量に取引されているが、25 cm 以上の個体になると流通量も少なく、キロ単価 3000 円の高級魚となり、刺身や寿司ネタとして使用される。このため、シロギスの養殖技術の確立が地域産業の活性化に寄与することが期待される[1]。現在シロギス養殖の給餌は人間の経験に基づく手作業で行われているため、非常に人的コストがかかる。またシロギスの各個体の大きさにばらつきが生じると、共食いによる損失が発生しやすい点も、単純な給餌で対応できない難しさがある。

一方、近年の人手不足が深刻な問題となっている農業や水産業といった第一次産業で人工知能（以後、AI と呼ぶ）の利用に期待が寄せられており、AI を利用することによる事業の高効率化および低コスト化が注目されている[2][3]。当研究室でも、画像データを入力とした AI 制御によるシロギス養殖のための自発給餌システムの実現を目指している。今回、その前段階として、シロギス養殖のシミュレータを開発し、AI による成長効率の高い自発給餌システムの実現可能性について探った。特に本研究では自発給餌システムの構築に際して、養殖効率が最も高くなる給餌器の台数について検証した。

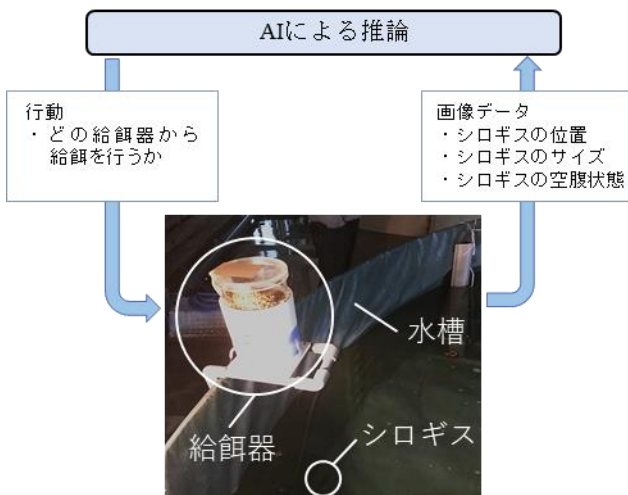


図 1 システム概要

2. システム概要

システムの概要を図 1 に示す。養殖施設の水槽にカメラを設置し、画像データからシロギスの位置とサイズを取得する。取得した情報を AI に送り、AI が決定した給餌器から給餌する。

なお本研究では、シロギスの位置とサイズのほかに空腹状態を AI の入力データとしているが、給餌の際に養殖水槽に光を当てることでシロギスに合図し、空腹状態の個体だけを集めることを検討しており、それより得られるデータの利用を考えている。

今回、給餌器の効率的な制御方法を AI に学習させるため、シロギスの行動や給餌器の動作を模したシミュレータを作成した(図 2)。このシミュレータではシロギスの座標や大きさの状態を観測し、これをもとに AI はどの給餌器から餌を出すのか決定する。その後、行動評価用の報酬をフィードバックすることで、適当な給餌器が適切なタイミングで給餌を行うよう AI が学習する。

本研究で作成したシロギス養殖シミュレータにおける、シロギスの行動パターンと給餌器の動作について以下にまとめた。

シロギスの行動

- ・自分に最も近い位置にある餌を見つけ、そこに向かう
- ・満腹になると餌に向かわなくなり、消化すると再び餌に向かう
- ・餌を食べた魚はサイズが大きくなる
- ・サイズが限界値に到達すると成長しなくなる
- ・泳ぐ速さはサイズに依存する
- ・自分より大きい個体を避けるようになる・
- ・サイズ差が設定値より大きくなると、共食いをする

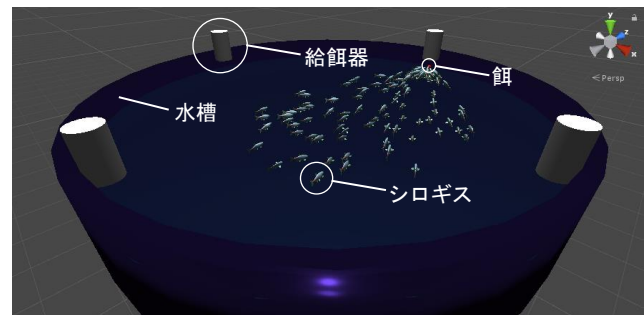


図 2 シロギス養殖シミュレータ

[†] 福山大学 工学部 情報工学科 Fukuyama University
Faculty of Engineering Computer Science

給餌器の動作

- ・各給餌器は個々タイミングで一定量の餌を出すことができる
- ・給餌器にはクールタイムが必要で、連続給餌に限界がある
- ・AIにより、動作させる給餌器および給餌タイミングを制御する

AI への入力データは、シミュレータ上で観測されるシロギス各個体の「座標 (x, y, z)」、「サイズ」、「空腹の是非」である。また、AI が決定した行動に対する評価として、「シロギスサイズの平均の上昇」、「シロギスサイズの分散の減少」、「シロギス同士の共食いの発生」、「時間の経過」の四点につき報酬を設定した。この報酬設計に基づき累積報酬を最大化するように AI が学習を進める。

3. 実験環境および実験結果

本研究では Unity 上にシロギス養殖のシミュレータを構築し、AI の実現には ML-Agent を使用し強化学習可能な環境を準備した。また、本シミュレータの強化学習に使用した PC は CPU が Intel CORE i7 6700K または CORE i9 7900X、GPU が NVIDIA Geforce GTX1070 または 1080Ti、メインメモリの容量は 64GB を積む 3 台である。なお、どの PC も GPU ボードは 2 枚の SLI 構成で利用した。

本研究で設計した報酬パラメータを表 1 に示す。シロギス養殖では、全シロギスにバランスよく給餌することを目指すため、シロギスサイズの平均値の上昇によって報酬を加算するだけでなく、シロギスサイズの分散が小さくなるように給餌をおこなった場合にも報酬を加算するよう設計した。なお、シロギスの個体間のサイズ差が大きくなると共食いが発生するが、これはシロギス養殖において非常に大きな損失となることから、共食い発生時の報酬を大きなマイナス値とした。さらに、できるだけ早くシロギスを成長させることも重要であるため、時間経過によるマイナス報酬を加えた。

強化学習のアルゴリズムとして PPO (Proximal Policy Optimization Algorithms) を使用した。学習にあたって設定した主なパラメータを表 2 に示す。

表 1 報酬パラメータ

報酬を与える条件	与えた報酬
シロギスサイズの平均の上昇	+0.2
シロギスサイズの分散の減少	+0.05
シロギス同士の共食いの発生	-1
時間経過	-0.001

表 2 設定パラメータ

パラメータ	設定値
最大ステップ数	5.0×10^6
ユニット数	64
レイヤー数	2
学習率	0.0003
割引報酬率	0.99

本研究では、上記の報酬および設定パラメータのもと、給餌器の設置数が 1~6 台までの各場合に対して給餌シミュレーションを最大ステップ数まで実施し、平均累積報酬とシロギスの集荷サイズまでの成長時間 (平均エピソード長) を算出した (重み 0.1% の加重移動平均値を利用)。なお、水槽サイズは直径がシロギスの 30 倍程度とし、シロギスの数は 100 匹とした。その実験の結果を図 3、図 4 に示す。報酬に関しては給餌器の台数が 3 台を超えると報酬の増加量は頭打ちになる。また、育成にかかる時間に相当する平均エピソード長は、さらに台数を増やすことで短縮できる可能性があるが、3 台設置した辺りから短縮できる時間は大幅に小さくなっている。以上の結果を踏まえると、給餌器の台数と報酬、育成時間の点で、費用対効果が最も高くなる給餌器台数は本環境では 3 台であると考えられる。

4. まとめ

今回、シロギス養殖のシミュレータを作成し、実験環境を整備した。加えて、給餌器の最適台数に関する知見を得る実験を実施した。今後は、水質、水温、明るさの影響を加味したシミュレーション環境を構築したい。また、水槽に入れるシロギスの最適数について検討する予定である。

謝辞

シロギス養殖シミュレータの開発にあたり、福山大学生命工学部海洋生物科学科の有瀧真人教授、工学部建築学科の伊澤康一准教授にご協力をいただきました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- [1] 有瀧 真人, 大瀧 一登, 占部 侑子, 藤川 稔見 “養殖技術講座 : 大型シロギスの養殖技術開発 (後編) 「しまなみテッポウギス」の商品開発と販売”, 養殖ビジネス = Aqua culture business, Vol.56, No.2 (2019).
- [2] 深津 時広, 平藤 雅之, “フィールドセンシングと農業ビッグデータ”, JATAFF ジャーナル, 5, (10) スマート農業への取り組みの現状と課題(2017).
- [3] 平間 友大, 鈴木 恵二, 高 博昭, 和田 雅昭, “Neural Network を用いた定置網内の魚群探知機による魚種判別”, 第 79 回全国大会講演論文集, (2017).

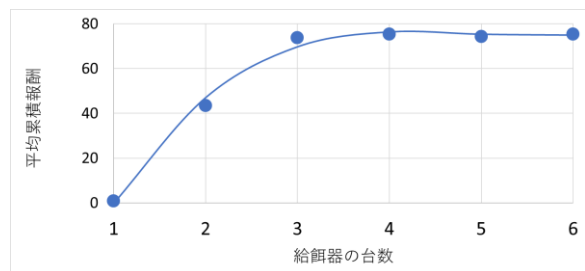


図 3 平均累積報酬

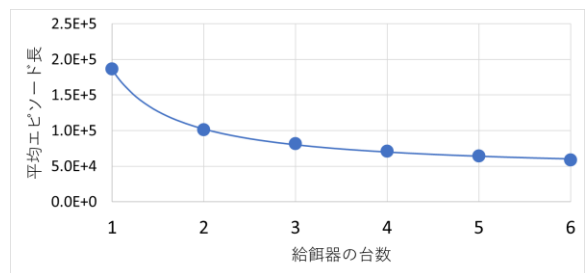


図 4 育成時間 (平均エピソード長)