

Let's SDGs

Member: 高橋和裕(Takahashi Kazuhiro) 久野隆之介(Kuno Ryunosuke) 藤澤大翔(Fujisawa Hiroto) 早川颯太(Hayakawa Souta)

Adviser: 長崎健(Nagasaki Takeshi) 和田雅昭(Wada Masaaki)

1.背景

まず、本プロジェクトにおける最重要事項である SDGs とは持続可能な開発目標 (Sustainable Development Goals) の略である。2001年に規定されたミレニアム開発目標 (MDGs) の後継である。2015年9月の国連サミットで加盟国の全会一致で採択された「持続可能な開発のための2030アジェンダ」に記載された、国連加盟193カ国が2016年から2030年までの15年間で持続可能でよりよい世界を目指す国際目標である[1]。17のゴール・169のターゲットから構成され、地球上の「だれ一人取り残さない (leave no one behind)」ことを誓っている。SDGsは開発途上国のみならず、先進国自身が取り組むユニバーサル(普遍的)なものであり、日本でも積極的に取り組んでいる。以下では、本プロジェクトに関わりが深いSDGs全17の目標のうち、目標13「気候変動に具体的な対策を」と目標14「海の豊かさを守ろう」を取り上げて説明する。

SDGsの目標13「気候変動に具体的な対策を」というものがある。これは、文字通りに気候変動という地球の環境問題に対して具体的な対策を検討し、実行することである。このような目標が設定されている理由は、人間が生活することにより引き起こしている気候変動が深刻に地球の将来を脅かしているからである。IPCC (国連気候変動に関する政府間パネル) の報告書によると1880年から2012年において、世界平均地上気温は0.85°C上昇している。また、全国地球温暖化防止活動推進センターによると、1950年からの上昇温度は2025年から2030年で1.5°Cを超え、2081年から2100年には最大4.8°Cの温度上昇が予測されています。これらにより、海面上昇、高潮、洪水、豪雨、熱中症、水不足、生態系の損失などと言った問題が引き起こされるリスクがある。そこで、SDGs目標13「気候変動に具体的な対策を」では、気候関連災害や自然災害に対する強靱性(レジリエンス)及び適応の能力を強化すること、気候変動対策を国別の政策、戦略及び計画に盛り込むことが目標とされている。他にも、気候変動の緩和、適応、影響軽減及び早期警戒に関する教育、啓発、人的能力及び制度機能を改善することなども盛り込まれている。

SDGsの目標14「海の豊かさを守ろう」と言うものがある。これは、海洋・沿岸生態系の保全と水産資源の持続的な利用を推進し、海洋汚染の予防や、生態系の保護などを達成しようとしている。現在、ペットボトルやビニール袋などのプラスチックゴミが年間800万トンも海に流出し、海洋汚染が進行している。また、世界全体で、生物学的に「持続可能」な水準にある魚類資源の割合は1974年に90%だったのが、2015年には67%へと減少してしまっている[2]。

このような現状を改善するために、目標14では、「2025年までに、海洋ごみや富栄養化など、特に陸上の人間の活動によるものをふくめ、あらゆる海の汚染をふせぎ、大きく減らす。」や「魚介類など水産資源を、種ごとの特徴を考えながら、少なくともその種の全体の数を減らさずに漁ができる最大のレベルにまで、できるだけ早く回復できるようにする。そのために、2020年までに、魚をとる漁を効果的に制限し、魚をとりすぎ、法に反した漁業や破壊的な漁業などをなくし、科学的な管理計画を実施する。」といったターゲットを設定している。また、国連食糧農業機関 (FAO) による発表では、同期間が監視する水産資源のほぼ30%が乱獲されているようで、魚の使用量の多い日本でも無視できない問題となっている。

函館市でもSDGsに対する取り組みを行っており、海に面した街である函館市は、水産業の保全に力を入れている。そんな函館市は漁業が盛んであり、特にイカ漁が有名である。函館市には「イカ踊り」というものがあり、毎年夏に開催される「函館港まつり」では、市民総出でイカ踊りを踊りながら市内を歩き回る。それほど函館市にとってイカは愛されてきた名産品である。しかし近年では、するめいかの漁獲量は過去10年間で20分の1にまで減少している。また、イカ漁師の数も年々減少が続いている。漁業が盛んであるはずの函館市で、漁師の人数や特産品であるスルメイカの漁獲量の減少は大きな問題である。また、水産資源の保全も大切になっており、漁獲量の制限の検討なども必要かもしれない。そんな中で函館市では近年、スルメイカの漁獲量を上回ったブリに焦点を当て、ブリの食文化を振興するイベントを企画するなど、新しいかじ取りを始めている。SDGsの目標を達成に向けた取り組みとして、現状行われている、もしくは行われていたものを以下に3つの例を示す。

1つ目は、回転寿司チェーン店である、くら寿司の取り組みである。くら寿司では、漁師が安定した収入に繋がれば良いという目的で、定置網にかかった魚を年契約でまるごと買い取る、食べることの出来ない魚や骨などを養殖センターの餌として用いるといったことを行っている。取り組みで得た収益の一部を一般社団法人全国漁業就業者確保育成センターに寄付し、新たな漁業者確保のために還元したりなど、漁師の助けになるような活動を行っている[3]。

2つ目は、第5回ジャパンSDGsアワード受賞団体の1つで本部長(内閣総理大臣)賞を受賞した、株式会社ユウグレナである。株式会社ユウグレナでは、バングラデシュの貧困農家に高品質な緑豆の栽培ノウハウを伝授し、収穫した緑豆を市場より高い価格で農家から購入することで雇用創出と所得増加に貢献した。また、購入した緑豆の半分は日本に輸出し、残り半分は現地の貧困層に原価で販売し、収益をベースにした継続的かつ自立的な支援体制を確立した[4]。

3つ目は、第5回ジャパンSDGsアワード受賞団体の1つで特別賞を受賞した、株式会社荏原製作所である。株式会社荏原製作所では、「6億人に水を届ける」ことを目標に、ドイツのスタートアップ企業と提携し、貧困層や経済・社会システムの脆弱な地域で「持続可能性に富む給水ビジネスモデル」を創出した。また、太陽光発電を用いて浄水装置を運転し、飲料水をつくり、販売する施設「WaterKiosk」を、ケニア・マチャコスの子どものための学校の敷地内に開設した[5]。

これらのように、日本のたくさんの企業でSDGsに関する取り組みを行っている。また、日本という国としても、政府の全国務大臣を構成員とする団体が主催し、SDGs達成に向けて優れた取り組みを行う、国内に拠点のある企業や団体に表彰するジャパンSDGsアワードなどの活動を行っている。現在、日本はSDGsの達成度ランキングは163カ国中19位である。全17のゴールのうち、6個が達成されているが、11個はまだ達成されていない[6]。達成されている目標は、目標1「貧困をなくそう」、目標3「すべての人に健康と福祉を」、目標4「質の高い教育をみんなに」、目標8

「働きがいも経済成長も」、目標9「産業と技術革新の基盤を作ろう」、目標16「平和と公正をすべての人に」である。達成されていない目標は、目標2「飢餓をゼロに」、目標5「ジェンダー平等を実現しよう」、目標6「安全な水とトイレを世界中に」、目標7「エネルギーをみんなにそしてクリーンに」、目標10「人や国の不平等をなくそう」、目標11「住み続けられるまちづくりを」、目標12「つくる責任つかう責任」、目標13「気候変動に具体的な対策を」、目標14「海の豊かさを守ろう」、目標15「陸の豊かさを守ろう」、目標17「パートナーシップで目標を達成しよう」である。特に、目標14「海の豊かさを守ろう」と目標15「陸の豊かさを守ろう」では、目立った成果が出ておらず、問題となっている。このように、半分以上の目標はまだ達成することが出来ていない。また、SDGsに関する全国アンケート結果によると、SDGsについて知っている人（聞いたことはある人も含む）は、全体の約98%にも上っており、関心がある人も約90%いる。しかし、SDGs達成に向けて実際に取り組みを行っている自治体は、全体の50%を越えた程度である[7]。このように、SDGsを知っていて関心を持っている人がいても、実際に取り組みが行われている自治体が少ないのが現状であり、課題である。

2.課題の設定と到達目標

本グループでは、SDGs目標13「気候変動に具体的な対策を」と目標14「海の豊かさを守ろう」について検討することにした。函館市に関連したことを行いたいという意思もあり、函館市のスルメイカが減少していることに着目した。函館市のスルメイカの漁獲量をオープンデータから予測し、持続可能な漁獲量にするための対策を検討することを課題とした。これは、スルメイカ漁での燃料削減によって、二酸化炭素排出量と化石燃料の節約に繋がる点から気候変動の原因とされている温室効果ガスの削減に繋がると期待できる。また、安定した漁獲量になることで、漁場の持続的な管理や最大持続生産量の実現も可能になると考えられた。この目標を達成するために、本グループでは次の問題を設定し、その解決を目指した。初めに、函館市のスルメイカの現状と生態を把握する。分析に必要なデータの収集・まとめを行う。分析方法の学習を行い、データの分析を行う。解析結果より安定した漁獲量にするための対策を検討することを目標としてプロジェクトを進めた。

3.課題解決のプロセスとその結果

スルメイカの漁獲量の予測モデルを作るために有用な分析手法を見極めるため、いくつかの先行研究を読み、どのような分析手法が漁獲量の予測モデルに適しているのかを絞り込んだ。東京都水産試験場による、八丈島でのカツオの漁獲量予測手法の実用化に関する研究では、重回帰法とニューラルネットワーク法を用いて、漁獲量予測を行っていた。重回帰分析で用いられた変数は、カツオの漁獲量と水温、ニューラルネットワーク法では二つのモデルが用意され、第一モデルで用いられていた変数は重回帰分析と同様に漁獲量と水温で、第二モデルで用いられた変数は漁獲量、肥満度、平均水温などを含めた七項目十二変数だった。二つの手法、二つのモデルから得られた分析結果はどれも大きく外れているわけではなく、予測結果は実際の漁獲量の前後50キロ圏内に収まっていた。そのために、どちらの手法も有用であると判断できた。万田ら(2020)は、三重県のブリ類の漁獲量予測に関する実用的な統計モデルを構築した。1973年から2015年までの気象、海洋、他魚種の漁獲量などのデータを用いて分析を行っていた。分析の手法は、線形回帰、サポートベクター回帰、ランダムフォレスト、ニューラルネットワーク、ディープラーニングの5種類で、これらの中では線形回帰の結果が最も安定した予測結果を得られていた[8]。上記の先行研究内容と結果を鑑みて、我々は、重回帰分析、ニューラルネットワークの2つの手法を使って以下の漁獲量の予測モデルを作成することにした。重回帰分析では、前期に1日ごとのデータを1年分しか集めることしかできず、データの整理もしつかりと行えていないことから、決定率が1日ごとで数%、10日ごとで約40%と低い数値になっていた。そこで、分析による決定率を上げるために、データ収集をするところからやり直した。データ収集の段階での改善点は、イカ釣り漁業者からいただいたデータの、漁獲量データだけを収集するだけでなく、隻数データも収集を行い、1隻あたりの漁獲量のデータを集めることができた。データの整理の段階での改善点は、漁獲量が0の日が多く、調べてみると日曜日に漁に出ていることがわかり、漁獲量が0の日を減らすために日曜日の欄をなくしたことである。10日ごとのデータセットは、1日ごとのデータから10日ごとに平均を出し、1ヶ月ごとのデータセットは、その月ごとに合計を出してデータセットを作成した。分析はGoogle Colabのpythonを用いて行った。まず、ターミナルからStatsmodelsモジュールをインストールし最小二乗法によるモデリングを行い重回帰分析の結果を表示した。前期では自由度調整済みの決定係数を出すことができておらず、ただ説明変数を増やすだけで、決定係数を大きくすることができた。後期では最小二乗法によるモデリングにより、似たような説明変数を複数個用いても、決定係数を大きくできなくなった。最小二乗法によるモデリングを行った場合、各説明変数ごとにt値とp値が表示される。t値は、絶対値が大きければ大きいほど、目的変数に与える影響が大きいという指標になり、p値はゼロに近いほど統計的な意味があり、0.05よりも大きい値であればまたまたである可能性が高い。このことから、説明変数を決めるときに、何度も分析を行い、説明変数ごとのt値とp値を確認し、t値の絶対値が大きく、p値が0に近い数値になっている説明変数を採択した。目的変数を漁獲量、説明変数を隻数、平均気温、平均湿度、平均蒸気圧、降水量合計、海水温として、2006年から2020年までの6月から12月のデータを訓練データ、2021年の6月から12月のデータをテストデータとし、分析を行った。分析結果である決定率は、1日ごとでは54.0%、10日ごとでは68.8%、1ヶ月ごとでは74.2%となった。これは前期で行った分析による結果、40%よりも精度を上げることができた。重回帰分析の結果から、切片と、説明変数ごとの係数を使い2021年の漁獲量と、2030年の漁獲量の予測を行った。2021年の実際の1ヶ月ごとの漁獲量と、2021年の漁獲量の1ヶ月ごとの予測値、2030年の漁獲量の1ヶ月ごとの予測値をグラフにまとめた。2021年の実際の漁獲量と、2021年の漁獲量の予測値を比べると、2021年の9月と10月以外の予測値が、実際の漁獲量の値と近い予測になった。2030年の予測値は、2021年の実際の漁獲量と比べると、約3分の1ほどに減少する予測となった。ニューラルネットワークにおいて、前期段階では、コードを書いている途中であり、まだ実用化に至っていなかったため、後期からもGoogle Colabを用いてニューラルネットワークのコーディングに取り掛かった。初めに完成したコードは、読み込んだデータから自分で説明変数と目的変数を指定し、それらのデータも訓練データとテストデータに分け、その後ニューラルネットワークのパラメータを設定し、訓練データを訓練するものであった。この方法でも予測モデルを作ることはできたが、うまくいかなかったときに説明変数の変更、パラメータの変更をすべて自分の手作業で行っていた。この方法では、説明変数の組み合わせの数や、パラメータの変更箇所が多く、また訓練データの訓練にもかなりの時間がかかってしまうため、より効率的に様々なパターンを試せるようにコードの改良に着手した。ニューラルネットワークのパラメータで変更できる個所は、隠れ層の数、隠れ層ごとのノードの個数、活性化関数と最適化手法、訓練

する際にグループを分けるミニバッチのサイズと、訓練の回数を示すエポックサイズである。これらのパラメータの中で最適なパラメータを少ない試行回数で選択するためにグリッドサーチという手法を選択した。グリッドサーチとは指定されたパラメータを網羅的に検索し、もっといい結果の出たパラメータの組み合わせを示してくれる手法である。この手法を使うことで、毎回毎回ニューラルネットワークを回すことなく、自分の選択したパラメータの中から最もいい結果の期待できるものを選択できた。ニューラルネットワークのパラメータは自由度が高く、特に隠れ層やノードの数、バッチ数とエポック数のような数値的なパラメータは、時間と精密さのバランスを少しづつ合わせていく必要があり、途方もない作業時間がかかっていた。そのため、グリッドサーチを採用することで、ニューラルネットワークの訓練回数が減り、大幅な時間の削減を期待できた。グリッドサーチでのパラメータの組み合わせは、隠れ層は2つで固定し、隠れ層のノード数を(隠れ層1, 隠れ層2)で表すと、(24, 12), (64, 32), (128, 64)の3通りのパターンで、それぞれにグリッドサーチを行った。バッチサイズは大体データ数の1/3, 1/6, 1/12の3通り、エポック数は5000, 10000, 25000, 50000, 75000, 100000, 200000の7通りとした。活性化関数はrelu, sigmoid, linearの3種類、最適化手法はadam, adagrad, SGD, RMSpropの4種類を採用した。総数の違いから3通りの最適なパラメータのパターンが出るため、3種類のモデルを構築し平均二乗誤差でどのパターンが最も優秀なモデルかを評価した。本プロジェクトでは、スルメイカの漁獲量の予測モデルを1月毎、10日毎の平均、1日毎の3種類作成した。層数と合わせて全部で9種類である。共通して、使用したデータは2006年から2021年のスルメイカの漁獲に関するデータと函館市の気象データであり、2006年から2020年までを訓練データ、2021年のデータをテストデータとして分割した。選択した説明変数はスルメイカの生態と、目的変数である漁獲量データとの相関関係から考え、漁に出ている船の隻数、平均湿度、平均気温、平均蒸気圧、平均風速、海水温の6種類となった。またニューラルネットワークの分析では重回帰分析と違い、平均二乗誤差を予測モデルの評価尺度として用いた。また負の数値が予測された場合は0kgの予測となったこととした。1月毎の予測モデルの作成では、訓練データが105個、テストデータが6個に分割されていて、グリッドサーチの結果からそれぞれのパラメータは、ノード数が(128, 64)のとき、バッチサイズは13、エポック数は50000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は8.5トンほどで、一月ごとで見ると7月、9月の予測が特に大きく外れていた。ノード数が(64, 32)のとき、バッチサイズは13、エポック数は10000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は9.4トンほどで、一月ごとで見ると9月、11月の予測が特に大きく外れていた。ノード数が(24, 12)のとき、バッチサイズは13、エポック数は100000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は7トンほどで、一月ごとで見ると7月、9月の予測が特に大きく外れていた。結果から、層数が(24, 12)での組み合わせが最も誤差が小さかった。パラメータの違いは層のノード数以外に、エポック数で違いがみられた。

表1

パラメータ			
隠れ層1	128	64	24
隠れ層2	64	32	12
バッチサイズ	13	13	13
エポック数	50000	10000	100000
活性化関数①	linear	linear	linear
活性化関数②	linear	linear	linear
活性化関数③	linear	linear	linear
最適化手法	adam	adam	adam
平均二乗誤差(トン)	8.5	9.4	7.0

10日毎の平均の予測モデルの作成では、訓練データが315個、テストデータが21個に分割されていて、グリッドサーチの結果からそれぞれのパラメータは、ノード数が(128, 64)のとき、バッチサイズは32、エポック数は100000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は464kgほどであった。データ一つ一つで見ると最も大きく外れていた数値は982kgで、最も誤差の小さかったのは16kgであった。ノード数が(64, 32)のとき、バッチサイズは32、エポック数は75000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は541kgほどであった。データ一つ一つで見ると最も大きく外れていた数値は1653kgで、最も誤差の小さかったのは7kgであった。ノード数が(24, 12)のとき、バッチサイズは32、エポック数は50000、活性化関数はlinearとrelu、最適化手法はRMSpropとなった。平均二乗誤差は343kgほどであった。データ一つ一つで見ると最も大きく外れていた数値は774kgで、最も誤差の小さかったのは7kgであった。

表2

パラメータ			
隠れ層1	128	64	24
隠れ層2	64	32	12
バッチサイズ	32	32	32
エポック数	100000	75000	50000
活性化関数①	linear	linear	linear
活性化関数②	linear	linear	relu
活性化関数③	linear	linear	linear
最適化手法	adam	adam	RMSprop
平均二乗誤差(kg)	464	541	343

結果から、層数が(24, 12)での組み合わせが最も誤差が小さかった。パラメータの違いは層のノード数以外に、エポック数、活性化関数、最適化手法で違いがみられた。

1日毎の予測モデルの作成では、訓練データが2751個、テストデータが184個に分割されていて、グリッドサーチの結果からそれぞれのパラメータは、ノード数が(128, 64)のとき、バッチサイズは128、エポック数は50000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は1408kgほどで、データ一つ一つで見ると最も大きく外れていた数値は5158kgで、最も誤差の小さかったのは14kgであった。ノード数が(64, 32)のとき、バッチサイズは128、エポック数は10000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平均二乗誤差は1391kgほどで、データ一つ一つで見ると最も大きく外れていた数値は5102kgで、最も誤差の小さかったのは19kgであった。ノード数が(24, 12)のとき、バッチサイズは128、エポック数は25000、活性化関数はlinear、最適化手法はadamとなった。平

均二乗誤差は1399kgほどで、データ一つずつで見ると最も大きく外れていた数値は5091kgで、最も誤差の小さかったのは13kgであった。

表3

パラメータ			
隠れ層1	128	64	24
隠れ層2	64	32	12
バッチサイズ	128	128	128
エポック数	50000	10000	25000
活性化関数①	linear	linear	linear
活性化関数②	linear	linear	linear
活性化関数③	linear	linear	linear
最適化手法	adam	adam	adam
平均二乗誤差	1408	1391	1399

結果から、層数が(64, 32)の時の組み合わせが最も誤差が小さかった。パラメータの違いは層のノード数以外に、エポック数で違いがみられた。また3種類の予測すべてで誤差が最大の日と、最小の日が同じであった。

重回帰分析による1ヶ月ごとの決定率が74.2%で、10日ごとでは68.8%と二つとも70%近くであり、それなりに高かったが、1日ごとの決定率は54.0%とまだまだ精度の向上が必要である。1ヶ月ごとの予測では、9月と10月の予測値と実際の漁獲量の差が大きいことから、1ヶ月ごとの分析精度の向上も必要である。分析で使っていた平均気温や平均湿度などの気象データは、漁を行っている海上のデータではなく、函館の気象データを扱っている。そのため、実際に漁を行っている場所の気象データを使用することができれば、分析の精度を上げることができると考えた。さらに、最小二乗法によるモデリングを行った重回帰分析では、説明変数ごとに、t値やp値といった値を出し、評価を行うことができる。そのため、海上の気象データだけでなく、海流のデータ、海中の10mごとの海水温など、大量のデータを説明変数として用いることで、いろいろなデータを分析して、目的変数である漁獲量を予測するために最適なデータを求めることができる。これを行うことにより、1日ごと、10日ごと、1ヶ月ごとの分析の精度を向上させることができる。集めた大量のデータはイカの漁獲量の分析精度の向上に役立つだけでなく、いろいろな魚の漁獲量を使って分析を行い、それぞれの魚の漁獲量に関するデータも分析することができる。分析を行うことで、それぞれの魚が気象データや海流データなど、どのようなデータに影響されているのかを調べることができるため、漁獲量分析以外の研究を行う際にも役に立つと考えた。

ニューラルネットワークにおける分析結果から、予測精度の低さが課題であり、そのためにプログラムのコードと説明変数として使われた気象データの改善がすることで解決に近づくと考えられた。本プロジェクトでのニューラルネットワークを用いたスルメイカの漁獲量予測では、プロジェクトの期間の短さと試行時間の長さから、限られたパターンによるグリッドサーチになってしまった。試行時間を短くするために、実行環境の変化とコードの改良をする必要がある。試行時間が短くなることでより細かくパラメータを設定し、より精度の高いモデルを作ることができる。説明変数の改善するには、スルメイカの回遊地域や生息域の海水温などのデータが必要である。スルメイカは単年生の生き物で、1年かけて、生まれて成長し卵を産むという周期があり、このサイクルが変わることはない。そのため、スルメイカが卵を産む地域、成長しながら北上していくときに通る地域、成熟した時に通る地域がある。これらの地域ごとの海水温の変化、気象データの変化を取り入れることで、より精度の高い予測モデルができる。これらのデータを取り入れることは、日本周辺のスルメイカの生息域に関するデータを扱うため、同じ説明変数で日本全体での漁獲量や、中国など日本周辺の他の国の漁獲量予測も可能になる。以上から、ニューラルネットワークにおけるスルメイカの漁獲量予測精度の低さを改善するには、予測モデル作成の試行時間短縮と説明変数のデータの改善が必要であり、今後の課題を解決していくことで、予測精度の改善だけでなく、より広い範囲での応用も可能になると考えられる。

4.今後の課題

今回の資源量増加の施策が他漁場でも適用できるかについてまだまだ議論の余地があり、データを収集することができればそれを試行することも可能であるので挑戦したい。さらには、当初掲げていたようなリアルタイムでの漁場予測や漁獲量予測をするために今回の説明変数で使った海水温や船舶の緯度経度などをセンサーにて収集し、船上コンピューターにて予測を行うということを現実的に実現できるのかどうかも考えていきたい。そして、今回は漁獲量以外の視点として燃料消費量やそれに伴う二酸化炭素排出量を調査したが、それ以外の観点からもイカ釣り漁業を調査するとまた違った結果や考えが得られるかもしれないので幅広い視野でイカ釣り漁業を見つめなおしたい。他にも、施策として禁漁といった形を上げて試算したが、これが現実的に可能であるか、不可能なのであれば他の漁業との組み合わせで禁漁を行う、もしくは禁漁とまではいかないまでも効果的な減漁の目安の模索などを行い、研究としての意義をさらに向上させたい。

参考文献

- [1] SDGs とは？, 閲覧日 2022-7-13 <https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/about/index.html>
- [2] 14. 海の豊かさを守ろう, 閲覧日 2022-7-13 <https://www.unicef.or.jp/kodomo/sdgs/17goals/14-sea/>
- [3] SDGs サステナビリティへの取り組み-くら寿司, 閲覧日 2022-7-13 <https://www.kurasushi.co.jp/mirai/sdgs.html>
- [4] SDGs 推進本部長（内閣総理大臣）賞 株式会社ユーグレナ, 閲覧日 2022-7-13 https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/award5_01_euglena.pdf
- [5] ジャパン SDGs アワード-Ministry of Foreign Affairs of Japan, 閲覧日 2022-7-13 <https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/award/index.html>
- [6] Sustainable Development Report, 閲覧日 2022-7-13 <https://dashboards.sdindex.org/profiles/japan>
- [7] SDGs に関する全国アンケート調査, 閲覧日 2022-7-13 https://www.chisou.go.jp/tiiki/kankyo/kaigi/sdgs_enquete_chousa.html
- [8] 万田敦昌, 小川翔太, 久野正博, 藤田弘一, 武田保幸, 御所豊穂, 海野幸雄, 山田二久次. 機械学習を用いた三重県におけるブリ類漁獲量の実用的予測モデルの構築. 国際漁業研究.2020,no.18, 閲覧日 2022-7-13 <http://www.jifrs.info/Journal/18Manda.pdf>