

公立はこだて未来大学 2023 年度 システム情報科学実習
グループ報告書

Future University Hakodate 2023 Systems Information Science Practice

Group Report

プロジェクト名

スマート水産業

Project Name

Smart Fisheries

グループ名

函館水産チーム

Group Name

Team Hakodate Fisheries

プロジェクト番号/Project No.

6-函館水産チーム

プロジェクトリーダー/Project Leader

倉田颯太 Kurata Souta

グループリーダー/Group Leader

日下大夢 Kusaka Hiromu

グループメンバ/Group Member

倉田颯太 Kurata Souta

日下大夢 Kusaka Hiromu

前田洸 Maeda Hikaru

桐木海斗 Kiriki Kaito

飯沼大輔 Inuma Daisuke

指導教員

和田雅昭 長崎健 大澤英一

Advisor

Wada Masaaki Nagasaki Takeshi Osawa Ei-Ichi

提出日

2024 年 1 月 17 日

Date of Submission

Januaru 17, 2024

概要

本プロジェクトでは、水産業を情報処理技術によって支援することを目的としている。そこで、我々は函館市の定置網漁業を対象とした。前期に行った漁業者へのヒアリングをもとに定置網漁業の効率化というプロジェクト目標を定めた。目標達成のため、前期では定置網内に設置された魚群探知器から得られる音響データを利用して機械学習によって漁獲量の推定及び魚種の判別を試みた。後期では、前期に作成した漁獲量推定モデル及び魚種判別モデルの精度向上を目指した。また、漁業者が出漁前にその日の漁獲量及び取れる魚種が分かるような Web サイト作成を行った。

(※文責: 前田洗)

Abstract

This project aims to support the fisheries industry through information processing technology. Specifically, we focused on the fixed-net fishery in Hakodate City. Based on the interviews with fishermen conducted earlier, we set our project goal to enhance the efficiency of fixed-net fishing. To achieve this, we initially used acoustic data obtained from sonar devices installed in the nets to estimate catch volume and identify fish species through machine learning. In the latter phase, we aimed to improve the accuracy of the catch estimation and fish species identification models developed earlier. Additionally, we created a website to enable fishermen to know the expected catch volume and fish species before setting out to sea.

(※文責: 前田洸)

目次

第 1 章	背景	1
1.1	函館市の定置網漁業と問題点	1
1.2	該当分野の現状と先行研究	1
1.3	課題の概要	1
第 2 章	到達目標	2
2.1	本プロジェクトにおける目的	2
2.1.1	前期目標	2
2.1.2	後期目標	2
2.1.3	通常の授業ではなく、プロジェクト学習で行う利点	2
2.2	具体的な手順・課題設定（前期）	3
2.3	具体的な手順・課題設定（後期）	3
2.4	課題の割り当て（前期）	4
2.5	課題の割り当て（後期）	4
第 3 章	課題解決のプロセスの概要	5
3.1	定置網について	5
3.2	音響データについて	5
3.3	データの可視化	6
3.4	データの分割	6
3.5	周波数解析	7
3.6	データセットについて	7
3.7	ニューラルネットワークについて	7
3.8	モデルの作成	8
3.9	Web サイト作成	8
第 4 章	課題解決に向けた活動（前期）	9
4.1	テーマ決めとグループ分け	9
4.2	課題決定	9
4.3	使用する技術の決定	9
4.4	モデル作成の準備	10
4.4.1	音響データの可視化	10
4.4.2	データセットの作成	10
4.4.3	ニューラルネットワークの構築	11
第 5 章	課題解決に向けた活動（後期）	12
5.1	後期の課題決定	12
5.2	使用する技術	12
5.3	モデルの改良	12

5.3.1	魚種判別	12
5.3.2	漁獲量推定	13
5.4	Web サイト作成	13
第 6 章	作成したデータセットとモデル (前期)	14
6.1	漁獲量推定の 4 値分類	14
6.1.1	作成したデータセット	14
6.1.2	作成したモデル	14
6.1.3	精度の検証	14
6.1.4	考察	14
6.2	魚種判別の 2 値分類	15
6.2.1	作成したデータセット (ぶりとイカ)	15
6.2.2	作成したモデル (ぶりとイカ)	15
6.2.3	精度の検証 (ぶりとイカ)	15
6.2.4	作成したデータセット (ぶりとその他)	15
6.2.5	作成したモデル (ぶりとその他)	15
6.2.6	作成したモデル (ぶりとその他)	16
6.2.7	精度の検証 (ぶりとその他)	16
6.2.8	考察	16
第 7 章	作成したデータセットとモデル (後期)	17
7.1	漁獲量推定の 4 値分類	17
7.1.1	作成したデータセット	17
7.1.2	季節の考慮	17
7.1.3	作成したモデル	18
7.1.4	精度の検証	18
7.1.5	考察	18
7.2	魚種判別	19
7.2.1	データセット作成	19
7.2.2	季節の考慮	19
7.2.3	フーリエ変換	20
7.2.4	作成したモデル	20
7.2.5	2 値分類	20
7.2.6	3 値分類	20
7.2.7	考察	20
第 8 章	得られた成果に対する評価	21
8.1	漁獲量推定モデル	21
8.2	魚種判別モデル	21
8.3	Web サイト	21
第 9 章	前期活動の振り返り	22
9.1	ニューラルネットワーク班	22

9.2	データセット班	22
第 10 章	後期活動の振り返り	23
10.1	漁獲量推定班	23
10.2	魚種判別班	23
10.3	Web サイト班	24
第 11 章	担当分課題の評価	25
11.1	倉田颯太	25
	11.1.1 前期の評価	25
	11.1.2 後期の評価	25
11.2	桐木海斗	25
	11.2.1 前期の評価	25
	11.2.2 後期の評価	25
11.3	日下大夢	26
	11.3.1 前期の評価	26
	11.3.2 後期の評価	26
11.4	飯沼大輔	26
	11.4.1 前期の評価	26
	11.4.2 後期の評価	26
11.5	前田洸	27
	11.5.1 前期の評価	27
	11.5.2 後期の評価	27
第 12 章	発表会	28
12.1	中間発表会	28
12.2	成果発表会	29
第 13 章	今後の展望	30
付録 A	新規習得技術	31
参考文献		32

第 1 章 背景

1.1 函館市の定置網漁業と問題点

函館市は、北海道の南部に位置し、津軽海峡に面している。函館市ではこのような環境を活かした漁業が行われている。函館市で行われている漁業の 1 つに、定置網漁業がある。定置網漁業は海面に網漁具を固定して入網する魚群を待ち受ける漁業である [1]。近年、地球温暖化が原因である海水温の上昇による魚種の変化と、原因が解明されていないイカの漁獲量の減少が起きている。漁業者によると、これらの漁業を行う環境の変化は漁業者の生活に影響を与えている。その影響により、海が荒れている日でも出航をした船が横転してしまった事があると述べていた。このように、魚種と漁獲量の変化は、漁業者の生活に大きく関わる問題である。

(※文責: 飯沼大輔)

1.2 該当分野の現状と先行研究

定置網漁業はその漁法上、受動的な漁業であることから獲る魚種を選ぶことができず、網を引き上げるまでどの魚種がどの程度獲れているのかが分からないという現状がある。このような現状に対して、定置網漁場に設置された魚群探知機から得られる音響データを利用し、定置網内の魚種の推定を行った事例としては、平間ら (2018) の魚種推定モデルが挙げられる [2]。魚群探知機から得られる音響データを、グレースケールの濃淡を反応強度とした画像に変換し、その音響画像を入力、判別対象の各クラスの存在確率 X を出力として、メジマグロとその他の 2 クラス分類を目標としている。教師データには音響画像を横 25 × 縦 165 ピクセルにセグメントした画像を使用し、メジマグロ約 2 万枚、その他約 2 万枚のうち、約 3 万を学習データとし、残り 1 万枚をテストデータとしている。この魚種推定モデルは、メジマグロとその他の 2 クラス分類において、約 86 % の正答率を得ている。

(※文責: 飯沼大輔)

1.3 課題の概要

函館市における現状の定置網漁業では、人が経験によって魚群探知機から定置網内の魚種を推定している。したがって、AI などの先進的な IT 技術を用いた漁業へのアプローチはあまり主流の方法ではない。また、近年イカの漁獲量の大幅な減少や、地球温暖化による水温上昇が魚種の変化を引き起こしている。私たちはこのような現状に対し、機械学習などの技術を使用し、定置網漁業の効率化を行うことを課題とした。

(※文責: 飯沼大輔)

第 2 章 到達目標

2.1 本プロジェクトにおける目的

私たちは定置網内に設置されている魚群探知機から得られる音響データを利用した漁獲量の推定、魚種の判別などを行うことによって、網に入っている魚種やその日の漁獲量を網を引き上げる前に知ることが可能になれば、定置網内の状況によっては網を引き上げないという選択ができるため、燃料代の節約による効率のよい漁業を実現することが出来るのではないかと考え、目標に定めた。

(※文責: 飯沼大輔)

2.1.1 前期目標

対象とした函館市の定置網漁業の現状を理解し、具体的な課題を設定する。そして定めた目標に到達するために必要な技術を、漁獲量推定、魚種判別を行う過程で全メンバーが身に着けることとした。

(※文責: 飯沼大輔)

2.1.2 後期目標

前期で作成した漁獲量推定モデルと魚種判別モデルの精度向上を課題とした。さらに、魚種判別では判別できる魚種の増加を課題に加えた。新たに後期から始めた漁業者に見せる Web サイト作成を課題とした。そして定めた課題に到達するために必要な技術をモデル作成や Web サイト作成を行う過程で全メンバーが身に着けることとした。

(※文責: 倉田颯太)

2.1.3 通常の授業ではなく、プロジェクト学習で行う利点

通常の授業ではなく、プロジェクト学習で行う利点として考えられるのは、複数人での活動という点である。複数人での活動は一人で行う活動と異なり、作業を分担することにより、多くの作業を短時間でこなすことができる。具体的には、漁獲量推定班、魚種判別班、Web サイト作成班などで分かれて活動を行うことによって、同時に複数のタスクをこなすことが可能となった。そして作業を分担するためにはメンバー間でのコミュニケーションが必須であり、それに伴うコミュニケーション能力の向上も期待することができる。さらに複数人で活動することによって、メンバー間で進捗状況を定期的に評価し合うことによって、問題点や改善点を見つけるための反省の機会が多く与えられることになる。具体的には、プロジェクト開始時に各班の進捗状況を共有することによって、各班に反省の機会を多く与えることができた。以上のような事柄が、通常の授業ではなく、プロジェクト学習で行う利点だと考えられる。

2.2 具体的な手順・課題設定（前期）

以下に箇条書きにて具体的な手順の要点とその具体的な内容について記載していく。

1. 現状の理解、調査

課題：実際に函館市で定置網漁業を行っている漁業者へのヒアリングや先行研究の調査。

2. 目標設定

課題：魚群探知機から得られる音響データを利用した漁獲量の推定や、魚種の判別を行うこと、そしてその結果を表示する。

3. 技術習得

課題：漁獲量の推定や、魚種の判別を行うためのデータセット作成や CSV 形式の音響データを画像化するための Python 技術の習得や、周波数解析、機械学習についての学習。

4. 漁獲量の推定、魚種の判別

課題：データセットの作成、ニューラルネットワークを用いた判別・推定モデルの作成。

5. 得られた結果に対する評価、改善

課題：作成したモデルでの漁獲量の推定、魚種の判別の結果から、使用した手法に対する評価、改善点の検討。

6. 漁業者からフィードバックを得る

課題：漁業者に、私たちが作成したモデルでの推論結果と、実際の漁獲結果を比較して頂きフィードバックを得る。そこから更なる改善点の検討。

（※文責: 倉田颯太）

2.3 具体的な手順・課題設定（後期）

以下に箇条書きにて具体的な手順の要点とその具体的な内容について記載していく。

1. 目標設定

課題：前期に作成したモデルの精度向上を図る。また、漁獲量推定、魚種判別の予測結果を漁業者に伝えるための Web サイトを作成する。

2. 技術習得

課題：アンサンブル学習、交差検証などを扱うための Python 技術の習得や、周波数解析、機械学習についての学習。また、Web サイトを作成するための HTML、CSS、Python 技術の習得。

3. 漁獲量の推定、魚種の判別

課題：ニューラルネットワークの構築、アンサンブル学習、交差検証を組み込んだモデルの作成。

4. Web サイト作成

課題：漁獲量推定、魚種判別の結果を漁業者に伝えるための Web サイトを作成する。

5. 得られた結果に対する評価、改善

課題：作成した学習済みモデルでの漁獲量の推定、魚種の判別の結果から、使用した手法に

対する評価、改善点の検討。

(※文責: 桐木海斗)

2.4 課題の割り当て（前期）

私たちは、先行研究の調査やヒアリングを行い、具体的な課題を定めたのちに、音響データに対する理解を深めるために、メンバー全員で音響データの可視化を行った。その後、可視化した画像をデータセットとして使用できる形に加工するデータセット班に飯沼と前田、そして Neural Network Console を使用したニューラルネットワークの構築を行うニューラルネットワーク班に倉田、日下、桐木という形で役割分担を行った。データセット班、ニューラルネットワーク班共通の課題として、機械学習についての学習、周波数解析についての理解、技術の習得を設定し、各自学習してきたことをプロジェクト開始時に共有した。データセット班には、データセットを作成する過程で音響データを指定した時間に絞り、更に画像を分割する必要があるため、それに伴った Python 技術の習得、そして効率的にラベリングを行う手法の検討、実現を課題として設定した。ニューラルネットワーク班には、Neural Network Console に対する理解、ニューラルネットワークを構築する上で必要な知識の理解、技術の習得を課題として設定した。そして各班が作成したデータセットとニューラルネットワークを使用したモデルの作成はニューラルネットワーク班が担当し、その結果はグループメンバー全員で評価を行い、改善点を検討した。

(※文責: 倉田颯太)

2.5 課題の割り当て（後期）

私たちは前期に得られた結果を踏まえた上で、後期の具体的な課題を定めた。そしてその課題を達成するために魚種判別班に飯沼と日下、漁獲量推定班に倉田、桐木、前田、Web サイト作成班に倉田、桐木という形で役割分担を行なった。魚種判別班では、音響データ以外の季節等の特徴量を加味したモデル作成、交差検証等の技術の使用、判別できる魚種を増やすことを課題に設定し、活動を行なった。漁獲量推定班では、音響データ以外の季節等の特徴量を加味したモデル作成、交差検証等の技術の使用、前期以上の精度のモデルを作成することを課題に設定し、活動を行なった。Web サイト作成班では、魚種判別班、漁獲量作成班が作成したモデルの予測結果を、漁業者が出漁前に見れるような Web サイトを作成することを課題として設定し、活動を行なった。プロジェクト開始時に、前回までの活動と進捗を各班で報告し合うことによって、班ごとの遅れや問題を早期発見することができ、グループとして円滑に活動することが可能となった。

(※文責: 倉田颯太)

第 3 章 課題解決のプロセスの概要

3.1 定置網について

定置網の仕組み図 3.1 は、魚群は垣網に沿って運動場へと入っていく。運動場内では、魚たちは運動場の網に沿って泳ぎ、そのうちの一部が箱網内に流れていく。運動場に入った魚は確実に出ることはできないわけではない。また、魚群探知機が設置されている場所は、運動場から箱網へと魚が入っていく場所と箱網内にも設置されている。

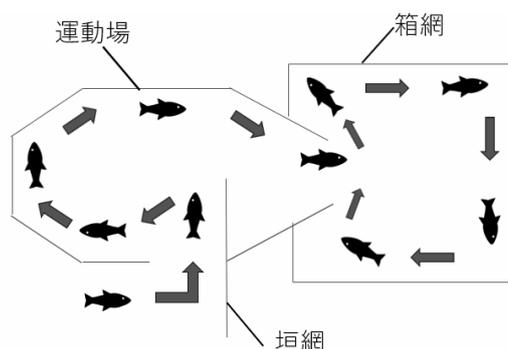


図 3.1 定置網の仕組み

(※文責: 飯沼大輔)

3.2 音響データについて

魚群探知機から得られた音響データはサーバへと送られる仕組みになっており、図 3.2 のような CSV 形式のデータがサーバに保管されている。箱網内の魚群探知機から得られる音響データは音波の反射による強弱により 16 進数のデータで保存されている。これらのデータは、Unix 時間で表示されている音響データのファイルは毎朝 0 時から 3 秒おきに計測が開始されており、3 秒おきのデータが CSV ファイルに 1 行ずつ保存されている。1 つの CSV ファイルには 28801 行 (24h ÷ 3s) の 1 日分のデータがまとめられている。

(※文責: 前田洸)

Unix 時間	強弱を表す 16 進数
1658415600	ffffffff0a0002000a0
1658415603	ffffffff0b0002000a0
1658415606	ffffffff1200000c0a0
1658415609	ffffffff12000010160
1658415612	ffffffff10000514170

図 3.2 音響データ

3.3 データの可視化

私たちは音響データを利用して、ディープラーニングを行う。ディープラーニングを行うために、音響データを図 3.3 のような画像に変換した。図 3.3 は横軸が時間で縦軸が水深、白黒の濃淡が音波の強弱を示している。画像化の方法としては、Python を用いて、16 進数の値を 2 桁ごとに区切りその数値をグレースケールの濃淡として扱い、画像化した。

(※文責: 前田洸)

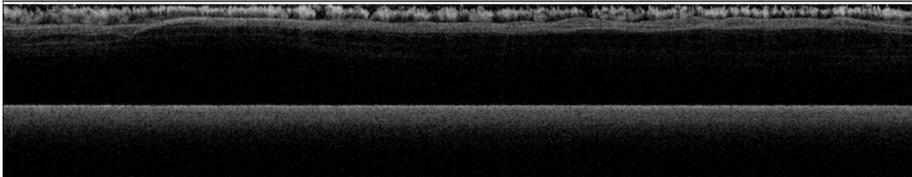


図 3.3 音響データを可視化した画像

3.4 データの分割

私たちは、函館市の定置網漁業の操業開始時間に注目した。定置網をあげる時間が午前 4 時前後であるため、直前の 0 時から 3 時の音響データのみを利用した。この時間で選定したデータを漁獲量推定では、図 3.4 のように 225 秒毎にデータを 48 分割した。理由は、ニューラルネットワークに学習させる際、1 日の漁獲量に対して 1 枚の画像ではデータ数が不足し、高い精度での予測ができないのではないかと考察したからである。しかし、魚種判別ではデータを細かく分割してしまうと魚の反応が途切れてしまうので、魚種判別ではデータを 4 分割にした。

(※文責: 桐木海斗)

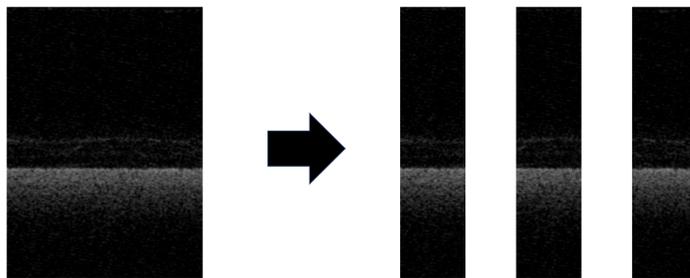


図 3.4 データの分割

3.5 周波数解析

魚群探知機から得た画像に対して周波数解析を行った。理由としては、定置網内の箱網を周回している魚は魚種ごとに回遊速度が異なることから、魚種ごとに回遊速度の周期性に違いがあると考えたためである。図 3.5 はフーリエ変換後の画像データであり、縦軸は水深、横軸は周波数である。

(※文責: 桐木海斗)

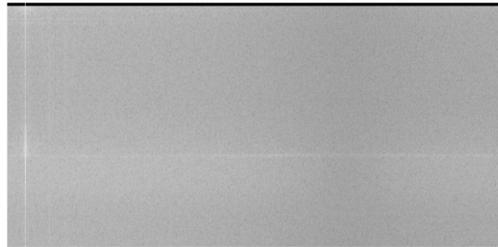


図 3.5 フーリエ変換した画像

3.6 データセットについて

データセットとは、ニューラルネットワークの学習や性能の評価をするために、必要なデータの集まりである。本プロジェクトで作成したような、教師あり学習のクラス分類を行うモデル作成のためのデータセットは、入力データとそれに対応するクラスをラベル付けされたものである。このようなデータセットを、私たちは、訓練データセットと評価用データセットの比率を、約 7:3 に分割した。私たちは、Python を用いて、ラベリングや画像のセグメントを行うことでデータセットを作成した。

(※文責: 日下大夢)

3.7 ニューラルネットワークについて

ニューラルネットワークとは、人間の脳の神経回路を模倣した学習アルゴリズムである。これは、画像分類、自然言語処理などの深層学習の基盤となる技術である。ニューラルネットワークは、入力層、隠れ層、出力層の多層から構成される。各層は、情報の伝搬や計算を行うノードで構成されており、入力層では、データの入力を受け取り、隠れ層でデータの処理や特徴量の抽出を行う。出力層では、これらの隠れ層で処理された計算結果から入力されたデータを分類する。

(※文責: 日下大夢)

3.8 モデルの作成

私たちは画像分類に適しているとされる畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を設計した。本プロジェクトのアプローチは、「魚種の判別」と「漁獲量の推定」の2つが存在するので、まず「魚種の判別」の学習でモデルの作成について概要を述べる。音響データを周波数解析したデータを画像化した。その画像を分割して、データセット化したものを CNN に入力をしてモデルを作成した。「漁獲量の推定」では、音響データを画像化した時系列データを分割して、データセット化したものを CNN に入力してモデルを作成した。

（※文責: 日下大夢）

3.9 Web サイト作成

漁獲量推定、魚種判別の予測結果を漁業者に伝えるための Web サイトを HTML、CSS、Python を用いて作成した。作成する際に一目で漁獲量推定、魚種判別の両方の予測結果が漁業者に伝わるように1画面に収まるように工夫した。また、それぞれのラベルが予測された割合がわかるように円グラフを用いた。

（※文責: 桐木海斗）



図 3.6 作成した Web サイト

第4章 課題解決に向けた活動（前期）

4.1 テーマ決めとグループ分け

本プロジェクトでは、水産業のスマート化がテーマである。日本は島国であるため海と密接な関係のある国である。したがって、日本の水産業における効率化と持続可能性を保つことは重要な課題である。本プロジェクトは、「函館市の定置網漁業におけるスマート化」と「琵琶湖の漁業のスマート化」の2つのグループに分かれて活動している。私たちの函館の定置網漁業におけるスマート化を行うグループのテーマは、「函館市の定置網漁業の効率化」である。担当教員の和田先生の協力のもと、定置網内に設置された魚群探知機から得られる音響データを利用して、「魚種の判別」と「漁獲量の推定」をすることでテーマに取り組むことにした。

（※文責: 日下大夢）

4.2 課題決定

私たちは漁業者の方と、担当教員である和田先生、長崎先生の協力のもと函館市南茅部の定置網漁業に同行した。漁業者へのヒアリングから定置網漁業の現状は原因不明の漁獲量の減少していること、水温上昇に伴う網に入る魚種が変化していることなどの課題が存在していることが分かった。私たちはこれらの課題に対して、漁獲量と魚種の推定結果をもとに、漁業者が操業日を選択することで操業日の最適化支援を課題に対するアプローチとした。これは、操業時の人件費や燃料費などの経費を削減することが可能であると考えた。

（※文責: 日下大夢）

4.3 使用する技術の決定

私たちのグループは、データの前処理とデータセットの作成のために、Pythonを選定した。選定した理由は、グループメンバーが共通して扱える言語である点、ライブラリが充実しており効率的にデータセットを作成できるという点から、Pythonを選定した。

また、学習させるツールとしてNeural Network Console（NNC）を用いた理由として、ドラッグ操作という感覚的に深層学習を開発できる点でNNCを選定した。

（※文責: 日下大夢）

4.4 モデル作成の準備

4.4.1 音響データの可視化

私たちは魚群探知機から得られる音響データの可視化を行った。音響データは深さ 320 段階、そして 3 秒ごとの反応を保有しており、反応強度は二桁の 16 進数で記録されている。Python を用いて反応強度を 10 進数に変換し、その数値をグレースケールの濃淡として扱うことで画像を作成した。

(※文責: 前田洸)

4.4.2 データセットの作成

私たちは Python を用いてデータセットを作成した。データセットとは人工知能を利用する際に必要となるデータのまとまりのことで、学習用データセットとテスト用データセットの 2 つが必要となる。前期ではぶりとイカに対しての 2 値分類、ぶりとその他についての 2 値分類、漁獲量推定としては、1 日の総漁獲量が 0~1000Kg、1000~5000Kg、5000~10000Kg、10000Kg~ の 4 値分類で行った。データセット作成に用いた画像は、網を引き上げる時間である午前 4 時頃の直前である 0 時から 3 時の 3 時間分の画像を使用し、データ不足改善のため画像を 48 分割した。

(※文責: 桐木海斗)

魚種判別

ぶりとイカに対しての魚種判別に用いた方法としては、0 時から 3 時までの音響データ 1 年分のデータから魚種をぶりとイカに絞り、全体の漁獲量の 50 %以上がぶりの日を 1、イカの日を 0 とラベル付けした画像データにフーリエ変換を行い、データセット化したものをニューラルネットワークに学習させる。ぶりとその他に対しての魚種判別に用いた方法としては、0 時から 3 時までの音響データ 1 年分から魚種をぶりに絞り、全体の漁獲量の 50 %以上がぶりの日を 1、それ以外を 0 とラベル付けした CSV データとフーリエ変換した画像データを用いてデータセット化したものをニューラルネットワークに学習させる。

(※文責: 桐木海斗)

漁獲量推定

漁獲量推定に対して用いた方法としては、0 時から 3 時までの音響データ 1 年分を日付ごとに総漁獲量が 0~1000Kg、1000~5000Kg、5000~10000Kg、10000Kg~ の範囲でこれらを 0~3 の 4 値でラベル付けした。これらの階級値で、データセットを作成し、モデルを作成した。

(※文責: 飯沼大輔)

4.4.3 ニューラルネットワークの構築

私たちは定置網内の音響データを画像変換やフーリエ変換を用いてデータセット化し、ニューラルネットワークに学習させることで魚種・漁獲量の予測が可能だと考えた。前期ではNNCを用いて、特に画像分類に強いとされる畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を実装した。畳み込みニューラルネットワークには複数の層があり、各層が画像のさまざまな特徴の検出を学習する。それぞれの学習画像に解像度が異なるフィルターが適用され、各畳み込み画像の出力が次の層の入力として使用される。この時作成した畳み込みニューラルネットワークは6層である。

(※文責: 桐木海斗)

第 5 章 課題解決に向けた活動（後期）

5.1 後期の課題決定

後期では、前期に作成したモデルの精度向上、判別できる魚種の増加を図った。モデルの精度向上には季節ごとに獲れる魚種や漁獲量の違いがあることに着目し、季節等の特徴量を加味したモデル作成やアンサンブル学習などの技術を用いたモデルの精度向上、交差検証を使用した適切なモデルの評価を行う。判別できる魚種の増加を行う際には、前期で扱わなかった魚種を使用しモデルの作成を行った。加えて、漁業者が出漁する前に定置網内の漁獲量や魚種が分かるような Web サイトの作成を課題とし活動を行った。

（※文責: 日下大夢）

5.2 使用する技術

使用した技術としては、前期では、CNN の構築に NNC を用いていたが、後期では、CNN の構築に Python を用いた。漁獲量推定では、複数モデルを扱うためのアンサンブル学習、精度向上を図るための交差検証などを用いた。魚種判別では魚種ごとの回遊速度の周期性の違いから画像にフーリエ変換を行なった。Web サイト作成においては、デザインは HTML、CSS、機能は Python 技術を用いた。

（※文責: 日下大夢）

5.3 モデルの改良

5.3.1 魚種判別

前期では、単一のモデルかつ時期ごとによって獲れる魚種の違いを考慮せずに判別を行っていたが、後期では、複数の中間層の個数やユニット数の異なるモデルを使用したことに加えて、時期によって獲れる魚種の違いが漁獲量に影響を与えているという仮定のもと、判別に使用する特徴として、季節を加えたモデルの学習を行なっていく。精度の検証では交差検証を行うことによって、より適切なモデルの検証を行うことを方針とした。

（※文責: 飯沼大輔）

5.3.2 漁獲量推定

前期では、単一のモデルかつ時期ごとによって獲れる魚種の違いを考慮せずに判別を行っていたが、後期では、中間層の個数の異なる複数のモデルを使用したことに加えて、時期によって獲れる魚種の違いが漁獲量に影響を与えているという仮定のもと、判別に使用する特徴として、季節を加えたモデルの学習を行なっていく。精度の検証では交差検証を行うことによって、より適切なモデルの検証を行うことを方針とした。

(※文責: 桐木海斗)

5.4 Web サイト作成

私たちは漁獲量推定、魚種判別の予測結果を漁業者に伝えるための Web サイト作成を行った。Web サイト作成にあたって、デザインは HTML、CSS、機能は Python を用いて実装を行った。この Web サイトは漁獲量推定、魚種判別の予測結果をそれぞれのラベルの割合がわかるように円グラフで出力していて、その日に最も見込みのある漁獲量や、判別した魚種がわかるラベルを円グラフの上部に出力するものとなっている。また、この Web サイトは午前 3 時半に定期的に行われ予測結果が更新されるものとなっている。

(※文責: 桐木海斗)

第 6 章 作成したデータセットとモデル (前期)

6.1 漁獲量推定の 4 値分類

6.1.1 作成したデータセット

データセットは、0 時から 3 時までの 3 時間分の音響データを 48 分割し、分割された 320 × 75 ピクセルの画像にラベルをつけて作成した。その日の漁獲量が 0~1000Kg であれば 0、1000~5000Kg であれば 1、5000~10000Kg であれば 2、10000Kg~であれば 3 とラベル付けを行なった。データセットの数は学習データ 3120 枚 (各ラベル 780 枚)、検証データ 576 枚 (各ラベル 144 枚) で、日にち単位では 77 日分である。そして季節の考慮を行うために、その音響データが得られた月を整数値で入力した。

(※文責：飯沼大輔)

6.1.2 作成したモデル

上記のデータセットを NNC 上で構築した CNN に入力してモデル作成を行った。4 値分類を行うため出力層のユニット数は 4、損失関数としてはカテゴリカルクロスエントロピーを、最適化手法には Adam、活性化関数には ReLU 関数を用いて最終的な結果を求めた。

(※文責：倉田颯太)

6.1.3 精度の検証

全体の正解率は 61 %、F 値は 60 %となったが、0~1000Kg の範囲の F 値に注目すると 98 %という高い数値が得られた。しかし、それ以外のラベルに注目すると、F 値 37 % (1000~5000Kg)、F 値 42 % (5000~10000Kg)、F 値 64 % (10000Kg~) と、0~1000Kg の範囲との比較では低い数値が得られた。

(※文責：倉田颯太)

6.1.4 考察

上記の結果から、音響データから得られた特徴量のみでは、漁獲量の大小に対して傾向は掴めていても、漁獲量の詳細な数値までの推定は難しいのではないかと考察した。これは魚の反応を表す音響データは、漁獲量が近い数値でも、獲れている魚種が異なれば音響データに差が生まれることを考慮する必要があると考察した。

(※文責：倉田颯太)

6.2 魚種判別の 2 値分類

6.2.1 作成したデータセット (ぶりといか)

データセットとして、ぶりといかがそれぞれ総漁獲量の占有率が 5 割以上の日を選択して使用した。その日の 0 時から 3 時 12 分までの音響データ画像を、画像 1 枚の横幅が 256 ピクセルとなるように 15 分割した画像に、水深ごとのフーリエ変換を行った。そしてぶりの占有率が 5 割以上の日の画像をラベル 0、イカの占有率が 5 割以上の日の画像をラベル 1 としてデータセットを作成した。

(※文責：前田洸)

6.2.2 作成したモデル (ぶりといか)

ぶりといかの 2 値分類では、6 層の CNN を用いた。出力層のユニット数を 2 に設定し、出力層にはソフトマックス関数と、クロスエントロピーを損失関数として使用した。最適化手法には Adam を用いた。

(※文責：前田洸)

6.2.3 精度の検証 (ぶりといか)

結果としては、学習データ 864 枚 (各ラベル 432 枚)、テストデータ 240 枚 (各ラベル 120 枚) に対して正解率 73 % F 値 60 % F 値 81 % (ぶり)、F 値 52 % (いか) という結果が得られた。

(※文責：桐木海斗)

6.2.4 作成したデータセット (ぶりとその他)

データセットとして、ぶりの総漁獲量の占有率が 5 割以上の日と 5 割未満の日を選択して使用した。その日の 0 時から 3 時 12 分までの音響データ画像を、画像 1 枚の横幅が 256 ピクセルとなるように 15 分割した画像に、水深ごとのフーリエ変換を行った。そしてぶりの占有率が 5 割以上の日の画像をラベル 0、ぶりの占有率が 5 割未満の日をその他として、その画像をラベル 1 としてデータセットを作成した。

(※文責：桐木海斗)

6.2.5 作成したモデル (ぶりとその他)

ぶりその他の 2 値分類では、5 層の CNN を用いた。出力層のユニット数を 2 に設定し、出力層にはソフトマックス関数と、クロスエントロピーを損失関数として使用した。最適化手法には Adam を用いた。

(※文責：桐木海斗)

6.2.6 作成したモデル (ぶりとその他)

ぶりとその他の2値分類では、5層のCNNを用いた。出力層のユニット数を2に設定し、出力層にはソフトマックス関数と、クロスエントロピーを損失関数として使用した。最適化手法にはAdamを用いた。

(※文責：日下大夢)

6.2.7 精度の検証 (ぶりとその他)

結果としては、学習データ 864 枚 (各ラベル 432 枚)、テストデータ 240 枚 (各ラベル 120 枚) に対して正解率 74 %、F 値 73 %,F 値 79 % (ぶり)、F 値 67 % (その他) という結果が得られた。

(※文責：日下大夢)

6.2.8 考察

これらのことから、ぶりに関しては周波数解析は有効だったのではないかと考察できる。そして、両モデルともイカとその他の画像上で少しでもぶりと見られる反応が現れると、そちらに判断が引っ張られてしまうのではないかと考察した。同時に、漁獲量の5割以上がイカであるラベルのF値に注目すると、イカに対して周波数解析はあまり効果的ではないと考察できる。

(※文責：日下大夢)

第7章 作成したデータセットとモデル (後期)

7.1 漁獲量推定の4値分類

7.1.1 作成したデータセット

データセットは、0時から3時までの3時間分の音響データを48分割し、分割された320×75ピクセルの画像にラベルをつけて作成した。その日の漁獲量が0～1000Kgであれば0、1000～5000Kgであれば1、5000～10000Kgであれば2、10000Kg～であれば3とラベル付けを行なった。データセットの総数は6000枚で、日にち単位では125日分である。ラベルごとの画像の枚数は、ラベル0が1536枚、ラベル1～3が1488枚とした。そして季節の考慮を行うために、その音響データが得られた月を整数値で入力した。

(※文責：倉田颯太)

7.1.2 季節の考慮

以下の図7.1は2020年から2023年までの月ごとの漁獲量の平均を棒グラフで可視化したものである。以下の図7.1のように月ごとの漁獲量には大きな差がある。これは月ごとに獲れる魚種には違いがあり、魚種によって1匹の重さが違うということが原因であると考えられる。月ごとに漁獲量の偏りが出るのであればこの情報は漁獲量推定に活用できるのではないかという仮説を立てた。そして、季節を考慮したモデルを作成するという目的のもと、モデルに入力した画像が何月の画像なのかという情報をセットにして入力した。

(※文責：倉田颯太)

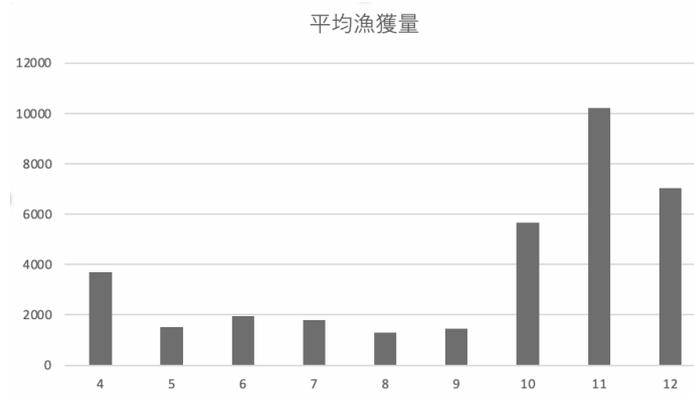


図 7.1 2020 年から 2023 年までの月ごとの漁獲量の平均 (横軸：月 縦軸:Kg)

7.1.3 作成したモデル

上記のデータセットを Python 上で構築した CNN に入力してモデル作成を行った。4 値分類を行うため出力層のユニット数は 4、損失関数としてはカテゴリカルクロスエントロピーを、最適化手法には Adam、活性化関数には ReLU 関数を用いた。そして複数のモデルを使用した判別を行うために中間層の個数が 6 個、8 個、10 個の異なる 3 つのモデルを作成し、それぞれのモデル判別結果に多数決を行い最終的な結果を求めた。

(※文責：倉田颯太)

7.1.4 精度の検証

精度の検証方法には交差検証を使用した。交差検証を行うためにデータセットを 5 分割し、その中の 1 つをテストデータに、その他のデータを学習データとして計 5 回分の評価の平均値を精度とした。データセットを分割する際に 1 日分の画像 48 枚を 1 セットとし、日付単位で分割した。そして 3 つのモデルに対して同様のテストデータを与えて、判別を行った結果、正答率は 68 % という結果になった。

(※文責：倉田颯太)

7.1.5 考察

前期の単一かつ、季節を考慮しなかったモデルの正答率が 61 % であり、後期の複数モデルかつ季節を考慮した場合の正答率が 68 % であった。複数モデルかつ季節を考慮したという違いに加え、データ数の増加も精度向上に寄与したと考察できる。そして今後は季節のみ、複数モデルのみの精度の評価を行い、どちらがより効果的であるのかを調査したい。また、以下の図 7.2、図 7.3 のように定置網内の魚種によって音響データの反応が変わるため、魚種判別の結果と組み合わせることでさらなる精度向上が期待できる。その他にも、年月を重ねることによるデータ数の増加や、前日の漁獲量、魚種データの考慮も精度向上に寄与する可能性があるかと考察できる。

(※文責：倉田颯太)

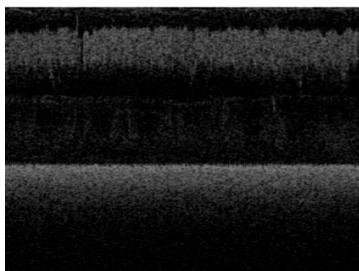


図 7.2 漁獲量の 50 % 以上
がイカの日の音響画像

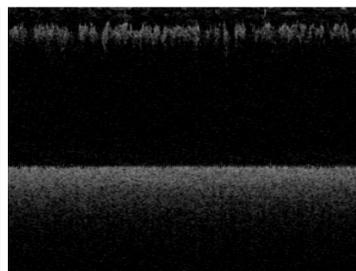


図 7.3 漁獲量の 50 % 以上
がぶりの日の音響画像

7.2 魚種判別

7.2.1 データセット作成

データセットとして、ぶり、さば、イカの漁獲量がそれぞれ総漁獲量の占有率が5割以上の日を選択して画像化したものを使用した。また、フーリエ変換後の画像と、季節の値をデータセットとして学習を行った。2020年から2023年の間で、その日の0時から3時までの音響データを画像化したものを、画像1枚の横幅が900ピクセルとなるように4分割したものを利用した。この画像は左右対称の画像であるので、横半分のみを用いてデータセット化した。季節のデータセットでは、その画像が該当する日の月の値を用いてデータセット化した。

(※文責：日下大夢)

7.2.2 季節の考慮

以下の図7.4は、2020年から2023年の間で、その日の0時から3時までの魚種ごとに漁獲量がそれぞれ総漁獲量の占有率が5割以上の日を月ごとに描画したものである。図のようにぶりは7月から8月に分布が多く、さばは7月と11月に分布が多く、イカは8月と9月に分布が多い。このように、水温や海流によって魚種ごとに占有率が5割以上となる月に偏りがあるので、学習に有効な特徴量であるのではないかと考察しデータセットに季節を採用した。

(※文責：日下大夢)

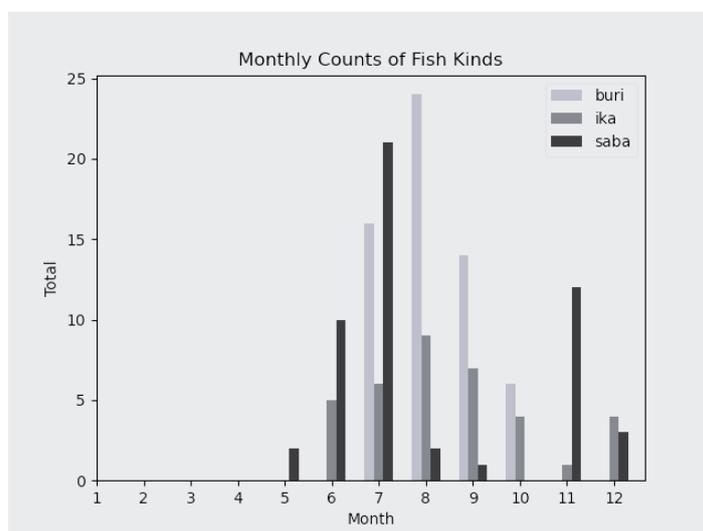


図 7.4 各種魚の総漁獲量における占有率が50%を超える月の分布

7.2.3 フーリエ変換

データセットで用いた音響データを画像したものに対してフーリエ変換を行った。魚は箱網で回遊することを特徴とするために、魚時間軸方向の周期性を確認するためのフーリエ変換を用いた。フーリエ変換後の値を、ピクセルスケールに戻すために絶対値をとったのちに正規化した。この画像は左右対称の画像であるので、横半分のみを用いてデータセット化した。

(※文責：日下大夢)

7.2.4 作成したモデル

モデルとして、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) と全結合層を組み合わせたマルチインプットニューラルネットワークを用いた。過学習を防ぐために、CNN にドロップアウトと L2 正規化を追加した。損失関数として、カテゴリカルクロスエントロピーを用いて、最適化手法は Adam、活性化関数として ReLU 関数を用いた。

(※文責：飯沼大輔)

7.2.5 2 値分類

このモデルを用いて学習を行った結果正解率 86 % でぶり 87 %、さば 85 % となった。ぶりといかの判別に関する結果は、正解率が 62 % であり、ぶりは 84 % で、イカは 40 % であった。

(※文責：飯沼大輔)

7.2.6 3 値分類

2 値分類と同様に、正解率が 63 % であった。具体的にはぶりの正解率が 86 %、さばの正解率は 62 %、イカの正解率は 41 % であった。

(※文責：飯沼大輔)

7.2.7 考察

前期の音響データのみモデルと、フーリエ変換、季節の考慮を用いたモデルを用いた判別の結果と、魚種ごとの正答率の違いから、イカに対しての判別ではフーリエ変換、季節の考慮を用いたモデルでの判別は有効ではなかったと考察する。ぶりやさばの判別に関しては、イカとぶりの結果との比較からフーリエ変換と季節の考慮は有効であったと考察できる。そして今後は季節のみ、フーリエ変換のみの精度の評価を行い、どちらがより効果的であるのかを検証した。また、交差検証を用いてより精度の高いモデルの評価や、複数モデルによる判別でモデルの精度向上を行いたい。今後、年月を重ねる事によってデータ数が増加することによって、判別できる魚種が増えることや、精度の向上が期待できる。

(※文責：日下大夢)

第 8 章 得られた成果に対する評価

8.1 漁獲量推定モデル

漁獲量推定のモデルでは最終的に 4 値分類で正答率 68 % という結果になった。我々のプロジェクト活動の目標は定置網漁業の効率化であり、具体的には定置網内の状態を出漁前に知ること、定置網内に魚が少ない時など、出漁のコストと漁果が見合わない日は操業しないという選択肢が取れるのではないかとという仮説のもと、漁獲量推定を行なった。モデルの評価で得られた 68 % の正答率は我々の作成した、分割した画像から構成されているデータセットに対する正答率であり、この正答率は実際の日単位の漁獲量に対する正答率ではない。しかし、正答率 68 % という結果ではこのモデルの予測を信頼し、操業日を改めるといふことは難しいのではないかと考える。つまり我々の作成したモデルでは定置網漁業の効率化という活動目標に対して実用化は厳しいという評価である。

(※文責: 倉田颯太)

8.2 魚種判別モデル

本プロジェクトで行われた魚種判別の成果は、実用化において課題が露呈した。特に、我々が設定した学習に用いるデータの条件「特定の魚種の漁獲量が全漁獲量の 50 % を占める」ではデータ数や判別できる魚種に限られている。これにより、ヒアリングから得た漁業者が事前に知りたい鮭や鱒などの特定の魚種に関する情報を提供できていないことが課題である。この課題に対して、成果発表のフィードバックから、各魚種の漁獲量に対する割合を連続値として回帰分析したらよいのではないかとという新たな提案が出された。このアプローチは、データ数の改善と、漁業者のニーズを満たす推定ができる可能性がある。このようなモデルの開発と実装を行えなかったところは、本プロジェクトの反省点である。

(※文責: 日下大夢)

8.3 Web サイト

作成した Web サイトでは表示形式に円グラフを用いたが、各ラベルの値を比較するという目的に対しては一目でどのラベルが最も大きい割合を示しているのかを知りたいため棒グラフが最適だったのではないかと考えている。また、魚種判別においては円グラフにしてしまうと定置網の中の魚種の存在割合のように見えてしまうので修正が必要だと感じた。加えて、1 月から 3 月の間は魚群探知機から音響データを取得しておらず、サーバに送られることはないため、作成した Web サイトは実際には漁業者には使われていないので使用後の評価が得られていないのが現状である。

(※文責: 桐木海斗)

第 9 章 前期活動の振り返り

9.1 ニューラルネットワーク班

ニューラルネットワーク班は、まず機械学習についての学習から行なった。教師あり学習によるクラス分類や、画像認識に効果的な畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の仕組みや構成についての理解、データセットの利用方法、精度の検証方法などの理解を進めた。その中でも特に、CNN の仕組みの中で重要な、畳み込み層やプーリング層についての学習は時間をかけて行なった。その後、ニューラルネットワークの構築に用いる NNC の使用方法について学んだ。そして学習を進めて行きながら、データセット班から提供されたデータセットを使用して漁獲量推定モデル、魚種判別モデルの作成を行なった。モデル作成の過程でモデルの評価指数である正答率や F 値、混合行列に対する知識も身につけることが出来た。ニューラルネットワーク班の反省点としては、メンバー三人での知識の定着度に差が大きく、その差から作業量の不公平が生じてしまい、メンバー間での連携がうまく取れず、効率的な作業を行えなかったことである。

(※文責: 前田洸)

9.2 データセット班

データセット班はニューラルネットワークでの学習を行うため、音響データから画像を作成し適切なデータセット化を主な活動とした。初めは、0時から3時までの CSV 形式の音響データを画像化した。その画像をデータセット化するために1枚の画像を48枚に分割するコードを Python を用いて作成した。しかし、このコードでは一度の実行で一枚の画像しか分割することが出来ず、非効率であったため、1度に大量の音響データの画像を分割するコードを作成し作業の効率化を図った。過去データからその日の漁獲量や取れた魚種を調べ、データセット化に適した日の CSV データを選定した。また魚種判別に関して、定置網内の回遊速度の違いを考慮しフーリエ変換を行なった画像の作成を行った。データセット班の反省点としては、メンバー一人一人でのコードへの理解が異なり、それによって作業の進行度合いや作業量に大きな差が生まれてしまった。

(※文責: 前田洸)

第 10 章 後期活動の振り返り

10.1 漁獲量推定班

漁獲量推定班では、前期に作成したモデルの精度向上を目標とした。そのために前期では考慮していなかった季節の情報を加味したモデルを作成し、前期より適切なモデルの評価を行うために交差検証を用いてモデルの性能を評価した。これらの活動を行うために漁獲量推定班はまず初めに Python を用いた機械学習についての学習から初めた。具体的には Python 上で CNN を構築するために、TensorFlow や Keras、scikitlearn などの機械学習ライブラリの使用法の学習を行なった。その後、季節ごとの漁獲量の分布を調査し、どのように季節を考慮するのかをメンバーで話し合った。そうしてモデルの構築方法が定まった後に、実際に Python を用いてデータセットを作成し、モデルの学習を始めた。その後、作成したモデルに対して交差検証を用いてモデルの性能を評価した。漁獲量推定班は、これらの過程を踏まえて機械学習についての知識や Python に対する理解が深まった。反省点としては、知識の学習や Python 技術の習得に時間がかかり、データセット作成やモデル作成などの活動を十分に行えなかった点が挙げられる。

(※文責: 倉田颯太)

10.2 魚種判別班

本プロジェクトにおける魚種判別では、主に飯沼と日下によって行われた。特に後期の活動では、判別可能な魚種を増やし、モデルの精度を向上させることを目標としていた。初めにぶりといかの分類からスタートし、次にぶりとさばを分類し、最終的にはぶり、いか、さばの 3 値分類に至った。モデルの精度向上に関しては、季節を考慮した分析とハイパーパラメータの調整が行われた。プロジェクトの班活動を振り返ると、チーム内の連携に課題があった。モデルの構築は日下が行い、データセットの作成は飯沼が担当していたが、これらの作業が連携できていなかったため、モデルの設計が完了してもデータセットが準備されておらず、作業の非効率が生じてしまった。また、先行研究での魚種分類に焦点を当て過ぎた結果、新しい視点のアプローチである「全体の漁獲量に対する各魚種の割合の回帰推定」を考えることができなかった。

(※文責: 日下大夢)

10.3 Web サイト班

Web サイト班の活動としては、最初に HTML と CSS を用いて Web サイトを作成することを決め、HTML と CSS を学習し理解を深めた。Web サイトの作成手順としては具体的には HTML を用いてアプリに表示される文字や表示される場所などを決定し、CSS を用いてアプリの細かいデザインを決定した。アプリ内の文字についてはできるだけ簡潔にわかりやすく書くことができた。デザインについては一目で何を示しているのかがわかるように具体的なラベルごとの数値や、数値を円グラフで表示した。また、作成した Web サイトにサーバ上で得られた漁獲量推定と魚種判別の結果を反映されるようにバックエンドとして Python を用いた。また、Web サイトが出漁前の午前 3 時半にサーバ上で得られた漁獲量推定と魚種判別の結果が反映されるようにした。結果 Web サイト班の活動を通して一目で伝えたいことが伝わる Web サイトを作成できたと感じている。

(※文責: 桐木海斗)

第 11 章 担当分課題の評価

11.1 倉田颯太

11.1.1 前期の評価

NNC 上でニューラルネットワークを構築することが出来るようになり、モデル作成までの過程を 1 人でも行えるようになった。機械学習に対する知識は、今回使用した教師あり学習によるクラス分類や、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の仕組みや構成について理解することが出来たが、今後手法検討の幅を広げるためにも、機械学習に対する知識の幅を広げていく必要がある。

(※文責: 倉田颯太)

11.1.2 後期の評価

漁獲量推定班としては、前期に定めた後期目標は達成できたと感じている。しかし、プロジェクト全体の課題として定めた定置網漁業の効率化という点においては、作成したモデルでは難しいと考えている。サーバー班としては、後期に急遽目的として定めた Web サイト作成は満足のいくものになった。これらの作業過程から、Python を用いた機械学習関連技術の実装、サーバー構築、バックエンドとしてのプログラム実装など、得られた学びが大きく、とても有意義なプロジェクト学習であったと感じている。

(※文責: 倉田颯太)

11.2 桐木海斗

11.2.1 前期の評価

データセットを NNC に読み込ませ、自分が構築したニューラルネットワーク (CNN) を使用して推論モデルを作成することができた。ただし、機械学習や畳み込みニューラルネットワークについての理解が浅く、学習させるまでにかなり時間がかかってしまっていたので、それらについての理解をさらに深め、学習効率を向上させる必要があると考えた。

(※文責: 桐木海斗)

11.2.2 後期の評価

Python 上でニューラルネットワークを構築することができるようになり、モデル作成を 1 人で行うことが可能になった。また、HTML、Python、CSS を用いて Web サイトを作成することができた。加えて、これらのものをサーバー上で定期実行することもできた。後期

を通して目標は達成できたと感じている。

(※文責: 桐木海斗)

11.3 日下大夢

11.3.1 前期の評価

モデルの作成をした Python のコードの理解と git を使った開発の理解など全体的に技術面の成長は、前期ではできたと考える。しかし、Python を用いたモデルの作成をするための理解や、深層学習の理解が浅いので深めていきたい。

(※文責: 日下大夢)

11.3.2 後期の評価

後期では主に、データセット作成と魚種判別のモデル作成を行った。データセットの作成では、フーリエ変換を numpy ライブラリで行う際にフーリエ変換を理解し、画像化するために正規化とスケールングを行った。このことによって、フーリエ変換の基本的な知識と Python のコーディングする力が身についた。また、魚種判別のモデル作成では 1 から CNN のモデルの作成を行い、モデルの改良を行ってきた。これを行ったことによって、Python のコーディング力、課題解決能力が身についた。「実際につかってもらう」ということはできなかったが、このプロジェクトの内容が発展し実際に使ってもらう段階になることで、少しは函館の水産業の発展に微力ではあるが貢献できたのではないかと考えている。

(※文責: 日下大夢)

11.4 飯沼大輔

11.4.1 前期の評価

漁獲データからのデータ収集・データセットを作成することによって、データセット班として必要な情報を得ることが出来た。ただし手順・材料のデータの解析方法は非効率に行ってしまったがゆえに効率化が実現できなかったのも、その点に関しては改善の余地があると考えられる。

(※文責: 飯沼大輔)

11.4.2 後期の評価

魚種判別において私は主にデータセットの作成を行った。具体的な例としてはぶりやさば、イカの csv データをもとに Python を用いてデータセット化した。私はこの経験を通じて、Python やニューラルネットワークについてより詳しく知ることが出来た。しかし、データセットを作成する際に複数の CSV データをまとめてデータセットを作成する際や、

ファイルの管理など、非効率な作業を行ってしまっていたことが今回の改善点だと考える。

(※文責: 飯沼大輔)

11.5 前田 洸

11.5.1 前期の評価

ニューラルネットワークに流したデータセットの結果から、より精度が高くなるようデータセットを工夫して作成することができた。しかし、Python の技術の習得が追い付かなかったため、効率的なラベル付けを行うことができなかった。

(※文責: 前田 洸)

11.5.2 後期の評価

前期の目標であった Python を用いたモデル作成を行えるようになった。また、特徴量を加味した漁獲量推定モデルを作成することで、モデル精度の向上を図った。しかし、未だに Python を用いた機械学習についての理解が不足し、プロジェクト学習を通しての目標であるプログラミング技術の向上は達成できなかった。

(※文責: 前田 洸)

第 12 章 発表会

12.1 中間発表会

中間発表の準備は、グループ内でポスター作成班とスライド作成班に分かれて活動した。ポスター作成班は琵琶湖チームと共同で活動を行い、スライド作成班はこれまでの活動を振り返りながらスライド作成を行った。中間発表会は対面形式で行われ、私たちのプロジェクトは函館水産チームが前半の発表を担当し、後半の発表を琵琶湖チームが担当するという形で中間発表を行った。私たちのグループは各項目で発表者を分け、質疑応答の際には、質問の内容に対応した項目を担当していたメンバーが質疑応答も担当する。中間発表会本番では、聴講者に評価を頂いた。評価項目は発表技術と発表内容の2つであり、それぞれ10段階で点数をつけて頂き、その点数にした理由を記述して頂いた。発表終了後、時間、評価内容などから函館水産チームの発表に対するものだと推測できる評価を集計した。評価者は22名となり、そのうち3名が教員であり、残り19名は学生であった。それぞれの評価については以下の図9.1、図9.2の通りである。

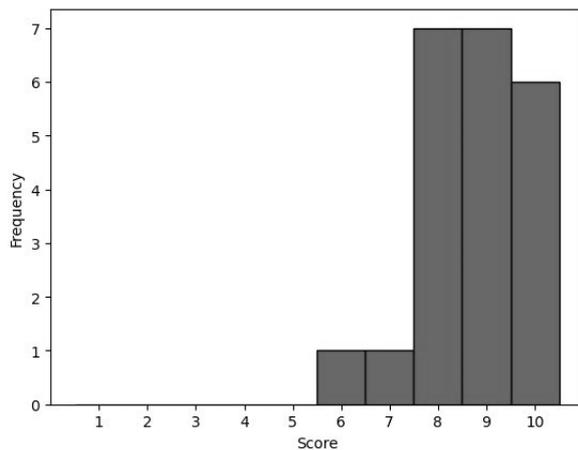


図 12.1 発表内容

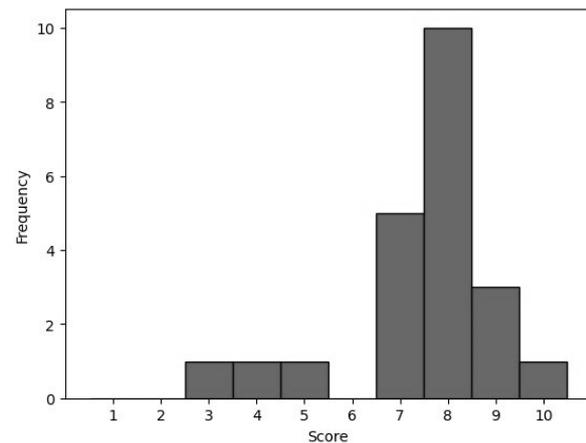


図 12.2 発表技術

発表技術については、「前提知識を持たない聴衆のための用語や概念の説明が不足していると感じた」「広いスペースに対して声がひびいていない」などのマイナス意見もあった。発表内容に関しては「学習データの利用イメージが十分に伝わらなかったのも、最終的にどの程度の学習の実現を目指しているのかがわかりにくかったです。」などの意見があったので成果発表会の準備ではこれらの意見をもとに発表準備を進めていく必要がある。

(※文責: 倉田颯太)

12.2 成果発表会

成果発表では、中間発表の経験から得たフィードバックを活かして、発表方式を変えることにした。以前は一度に1つのグループの発表しか見られなかったが、フィードバックによると1回の発表で複数のグループを見るのが出来る形式が良いという意見があった。そこで、まずプロジェクトチーム全体で発表を行い、その後に2つのグループに分かれて発表する流れに変更した。さらに、発表の質を上げるために、中間発表での指摘を基に改善を試みた。特に発表技術については、「前提知識がない人向けの用語説明が足りない」や「声が十分に響かない」という否定的な意見を受けた。これに対応して、「現状→課題→改善案」の流れで説明するスライド構成を見直し、発表練習を重ねて声の大きさを調整した。

グループでは、発表の各セクションを担当者ごとに分け、質疑応答ではそのセクションを担当した人が対応した。成果発表でも中間発表と同じく、聴衆からの評価を受けた。評価は発表技術と内容の2つの項目で、10段階でのスコアとその理由を自由記述で記入してもらった。発表終了後、評価内容から「函館水産チーム」の評価を集計した。評価者は合計21人で、その中には教員2人、学生18人、一般の人1人が含まれていた。評価については図9.3、図9.4に示されている。

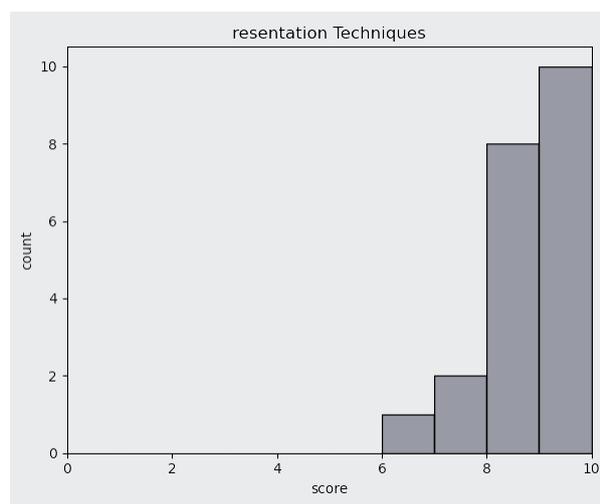


図 12.3 発表内容

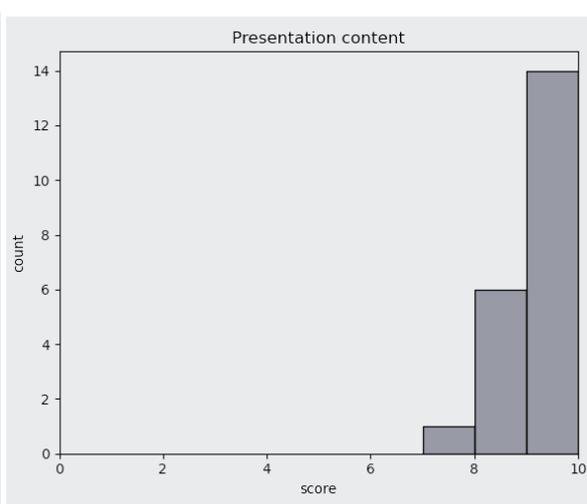


図 12.4 発表技術

中間発表と成果発表のデータを比べると、発表技術の中間発表の平均は8.72だったのに対して、成果発表では8.60だった。発表内容では、中間発表の平均が7.45だったが、成果発表では8.85に上がった。発表技術のマイナス評価の理由としては、「レーザーポインターを使うべき」、「スクリーンをのぞき込むように話すと、声が聴衆に届きにくい」といった意見があった。内容のマイナス評価では、「もっと独自性をアピールするべき」、「最初の全体発表でより詳しく説明すべき」という意見を受けた。

(※文責: 日下大夢)

第 13 章 今後の展望

今後の展望としては、漁獲量推定を行う際には、音響データや季節以外の特徴を加味したモデルの作成が挙げられる。具体的には、年月を重ねることによるデータ数の増加、前日のデータなど、漁獲量に関する時系列データの考慮や直近で取れている魚種データの考慮である。また、それに共なる予測のさらなる精度向上が挙げられる。魚種判別を行う際には、音響データや周波数以外の特徴を加味したモデルの作成が挙げられる。具体的には、直近で取れている魚種データの考慮や気温と水温の考慮である。また、アンサンブル学習や交差検証などの技術の追加実装によるさらなる精度向上が挙げられる。そして、実際に我々の成果物を漁業者に使用してもらいフィードバックをいただくことで、Web サイトの UI や、漁獲量推定モデル、魚種判別モデルの改良を行なって行きたい。特に漁獲量推定モデルでは日単位の正答率の導出や、魚種の漁獲量に対する割合を連続値として回帰分析して導出するなど、具体案が出ているため、これらも今後の展望である。

(※文責: 桐木海斗)

付録 A 新規習得技術

私たちは、当プロジェクトを通して主に 2 つの技術を習得した。習得した技術は以下の通りである。

Python 技術

私たちは、音響データの前処理、可視化、データセット作成などに Python を用いた。そのため、私たちの Python 技術は明らかに向上した。numpy や pandas、matplotlib はもちろんのこと、CSV ファイルを扱うための CSV ライブラリ、データセットを作成する際に、同時に複数の画像を選択するために用いた Tkinter や、高速フーリエ変換を行う fft パッケージ、などの技術を習得した。後期には Python 上でニューラルネットワークを構築するために scikit-learn や TensorFlow、Keras などの機械学習ライブラリについて学び、習得した。

機械学習に対する知識

私たちは、データセット作成、ニューラルネットワーク構築を行う上で機械学習に対する知識を習得した。現在、私たちが行っている教師あり学習によるクラス分類や、画像認識に効果的な畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の仕組みや構成についての理解はもちろんのこと、精度を高めるために後期用いる予定の、アンサンブル学習や交差検証の手法に対する学習も行った。

Web サイト作成に対する知識と技術

Web サイト作成を行う上で、私たちは HTML、CSS 技術について学び、習得した。そして作成した Web サイトを漁業者が出漁前に確認できるように、午前 3 時半に定期更新するために cron を設定した。その過程で cron の使用方法を学び、習得した。そして Web サーバーとして Apache を使用したことから、そのための技術も習得することが出来た。

LaTeX 技術

私たちはグループ報告書を作成する上で、LaTeX を使用した。その過程で今後卒業研究でも使用するであろう LaTeX の使用技術を習得することが出来た。

参考文献

- [1] 定置網漁業の技術研究会 定置網漁業の技術研究会中間とりまとめ
<https://www.jfa.maff.go.jp/j/study/kenkyusidoka/attach/pdf/teichi-26.pdf>
- [2] 魚探音響画像に基づく魚種推定モデルの検証
https://www.jstage.jst.go.jp/article/pjsai/JSAI2018/0/JSAI2018_1B2OS11b02/_pdf/-char/ja