

Neural Network を用いた定置網内の魚群探知機による魚種判別

平間 友大† 鈴木 恵二† 高 博昭† 和田 雅昭†

公立はこだて未来大学†

1 概要

漁業支援を目的として、定置網内に設置された魚群探知機のデータから魚種の自動判別を行う方法について、Neural Network を用いた手法の提案を行う。

日本の漁業では、水産資源を守るために魚種ごとに漁獲可能量が決められている。しかし、定置網漁業では漁獲量をコントロールすることが難しい。そこで、魚群探知機を用いて海中の魚種を把握し、漁獲可能量を超える前に網を外して魚を逃すなどの判断を支援することで、利用が高まると期待できる。

定置網内の魚群探知機の音響データから魚種を推定する取り組みの先行研究では、各水深における音響データの周波数解析から、マグロと推定できる特徴が抽出できることを示している [1]。本研究では、これに基づき複数種の魚種を自動判別する方法を提案する。

実験結果より、漁獲量の多い5種について高い精度の判別が出来ることが明らかとなった。

2 定置網漁業における魚群探知機とデータ

定置網漁場に設置された魚群探知機からデータをサーバーに送信するシステムが開発されている [2]。この定置網の大きさは約 150m であり、魚群探知機は網上に設置されている。

この魚群探知機は、3 秒ごとに音波を発射し、その時刻と、受信した反射の強度を含めたデータを 24 時間、サーバーに蓄積している。海中の様子を深さ 0.3125m 間隔で捉え、反応強度を 256 階調で表す。定置網からの網起こしは、1 日あたり 1~3 回である。この際に取れた魚種と漁獲量 (リスト) が記録され、現状では 2015 年 9~12 月の 97 日分ある。この期間内に観測された魚種は、36 種類である。

音響データには、魚だけではなく、海底や、時折網が映り込み、特に網は波によって変動し映り方が変化する。これは、自動判別の際、変形した魚群と捉えてしまう恐れがある。また、網に入った魚が逃げることがあり、魚群探知機が捉えた魚がすべて獲れているとは限らないことによる音響データとリストの不整合など、定置網漁特有の問題点があげられる。

3 提案手法

本手法では、Neural Network を用いて、魚種 X を捉えた音響データを周波数解析した X' を入力とし、X を出力とする教師あり学習を行う (図 1)。教師データ作成の際、定置網漁業特有の問題によって判別の妨げになる情報が含まれるため、データの前処理も行う。

3.1 ヒストグラムによる魚群の位置測定と周波数解析

定置網内では、魚群が一定の水深にとどまるとは限らず、魚種によっても定まてはいない。そこで、判別対象の水深のみを抽出する方法を提案する。

音響データを画像化する際、反応強度を画素値と捉え、256 を白色、0 を黒色とした (図 1A)。画像は、縦 130 ピクセル (約 41m)、横 512 ピクセル (約 25 分 30 秒) にセグメント化した。画像は、上が海面、下が海底を表しており、左から右に時間の経過を示す。各水深の反応強度をヒストグラムにすると、海面上の泡、魚群、海底などが高い山になることがわかる (図 1B)。海面 0m から海底までのヒストグラムを目視で確認し、魚群を捉えた各頂点を抽出して 512 個の一次元データを得る。このデータを周波数解析する (図 1C)。Neural Network に入力するために、周波数解析後の値を 0~1 の間で正規化を行う。解析後は対称性をもつため、512 個の値のうち半分の 256 個を Neural Network の学習に用いる (図 1D)。

3.2 教師データの作成

リストから 1 日の X の漁獲量が高魚種より多い日を選択し、さらに網起こし直前のデータを用いることで、信頼度の高い教師データが作成できる。

97 日分、24 時間のデータから X を教師データとして抽出するために、リストから 1 日の漁獲量の中で、魚種 X の占める漁獲量割合が 8 割以上の日を選択する。さらに、魚群探知機が X を捉えている可能性の高い、0 時から網起こしまでを X' として用いる。本研究では、漁獲量の多かったサケ、ブリ、イワシ、イカ、マグロの 5 魚種を判別対象とした。また、ヒストグラムによる反応抽出では時折定置網も含まれるため、魚群と誤判別しないよう、網も判別対象とした。データは、サケ 20、ブリ 20、イワシ 24、イカ 12、網 30、マグロ 30 の 136 用意した。この内ランダムに半分を学習用とし、残り半分をテストに用いる。

Discriminating Fish Species by Fish Finder in a Set Net using Neural Network

†Yudai Hirama †Keiji Suzuki †Hiroaki Taka †Masaaki Wada

†Future University Hakodate

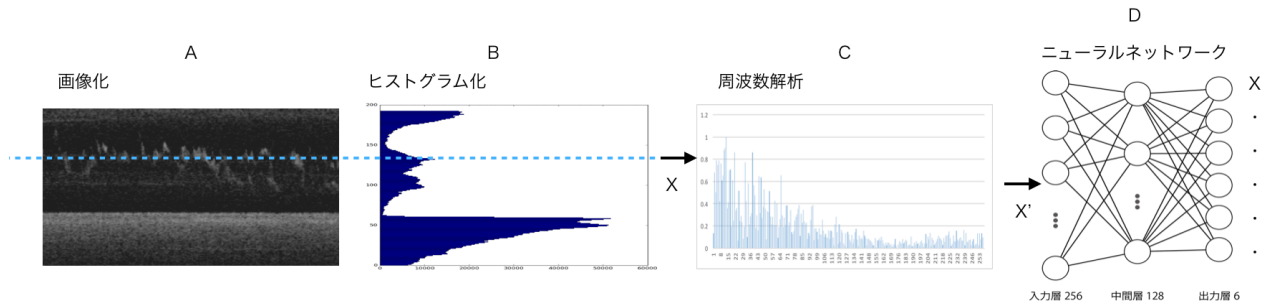


図 1: 提案手法の流れ

4 実験

4.1 Neural Network の構造とパラメータ設定

Neural Network の構築と学習には、フレームワーク「Chainer」を使用した。モデル構造は、入力層 256、中間層 128、出力層 6 の 3 層である。Dropout 法と活性化関数 (Relu) を用い、学習アルゴリズムに Adam を使用した。出力層は、ソフトマックス関数を用いて判別した。

4.2 結果

学習中の Neural Network の学習損失率と、判別正答率の推移が図 2 である。学習後の Neural Network をモデル化し、教師データ、テストデータ合わせて 136 個をこのモデルに判別させた時の F 値を表 1 に示す。

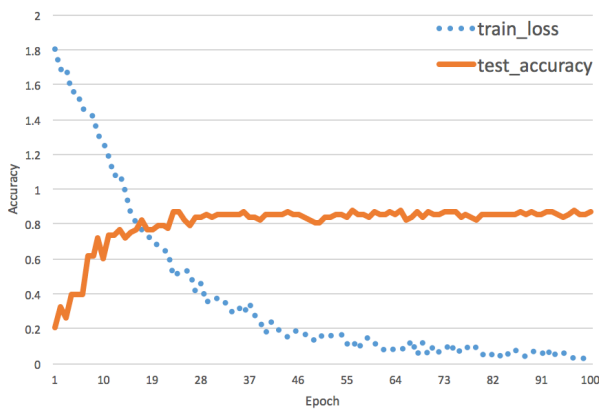


図 2: 学習損失と正答率の推移

4.3 考察と今後の展望

判別正答率の高さから、各魚種は特有の周波数特性を持ち、その特性を Neural Network が学習できることがわかった。今後さらなるデータが得られれば、より多

くの魚種の教師データを作成できると考えられる。しかし、類似した周波数特性をもつ魚種が現れた際、Neural Network では誤判別する可能性がある。この場合、音響データのみを頼った判別は困難であると考えられる。そこで、気温や季節などの新たな情報を付加することで、より精度の高い判別が可能になると考えられる。

5 まとめ

本研究では、定置網内に設置された魚群探知機のデータから Neural Network を用いて魚種判別する手法を提案した。音響データに周波数解析したものを Neural Network の学習に用いることで、約 80 % の正答率となった。このことから、5 種 (サケ、ブリ、イワシ、イカ、マグロ) と網を Neural Network によって判別できることが明らかになった。パラメータの設定や学習方法の改善により、精度向上を期待できると考えられる。

謝辞

本研究は、総務省「戦略的情報通信研究開発推進事業 (SCOPE) 地域 ICT 振興型研究開発」の支援により実施しています。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- [1] Wada, Masaaki, and Katsumori Hatanaka. "A study of signal processing method to detect juvenile tuna in set-net fishery." OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey. IEEE, 2016
- [2] Ramadhona Saville, Katsumori Hatanaka, Masaaki Wada, "ICT application of real-time monitoring and estimation system for set-net fishery," Proceedings of OCEANS'15 MTS/IEEE Washington, 2015, 5pages.

表 1: 6 種の F 値

種類	サケ	ブリ	イワシ	イカ	網	マグロ
F 値	0.8333	1.0000	0.9387	0.8332	0.9205	1.0000