

アワビ漁を事例とした磯根資源漁獲支援システム開発のための 認識手法の検討

アデルジャン イミティ† 萩原 義裕‡

秋田公立美術大学複合芸術専攻† 岩手大学理工学部‡

1. はじめに

磯根資源は磯に根付いて生活する魚類、貝類、藻類の総称であるが、アワビやウニ、サザエやイセエビなどの魚貝類を指すことが多い。磯根漁業は我が国の水産業において大きなウェイトを占めており、これまで多くの漁業者が従事していたが、労働負荷が高い磯根漁では漁業者の高齢化の進行と後継者不足などの深刻な間により従業者数が著しく減少傾向にある。漁獲量に関しては、ここ数年減少傾向である一方で、輸入量が急増しているのが現状である。そのため、磯根漁業の振興と資源管理・評価が大きな課題になっている。

これまで伝統的に行われてきた磯根資源の漁法には、図1のように船上から箱メガネと呼ばれる道具で海底を覗き、カギを付けた5m以上の竿を使って漁獲する磯見漁法と素潜りすることで漁獲を行う潜水漁法がある。磯見漁法は一見単純であるが、操船や漁獲物の発見・漁獲などには高度な技術を要する。

本研究は、磯見漁法によるアワビ漁を事例対象として、画像認識をベースにした漁獲支援システムを開発することを目的とする。本稿では、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)に基づく物体検出手法の一つである Faster R-CNN [1]を用いてアワビの認識方法およびその実験結果について報告する。



図1. アワビ漁の様子
(岩手県HPより)

2. 深層学習を用いたアワビ認識

2.1 アワビデータセット

本研究で使用したアワビ画像のデータセットは203枚の画像から構成されており、このうち169枚の画像はインターネットから取得した海底画像であり、残りの34枚の画像は秋田県にかほ市金浦漁場で船に取り付けた防水カメラで撮影した画像からアワビが確認できたものである。インターネットから収集した画像のサイズはバラバラであるが、我々が撮影した画像のサイズは1024×768である。各画像に対し、labeling [2]を用いてアワビの位置とクラスをラベル付けしてデータセットを作成した。

2.2 深層学習による認識

近年、CNN [3]をベースにした様々な物体検出手法が提案され、一般物体の認識において、検出精度の向上が実現されている。Faster R-CNNはその一つであり、物体検出において、主流の検出器である。本研究では、アワビと背景の2つのクラスの検出器として利用する。Faster R-CNNによるアワビ検出の流れを図2に示す。Faster R-CNNはCNNから生成された特徴マップを入力として、Region Proposal Networks (RPN)と呼ばれるCNNによる物体候補領域の抽出を行う。Faster R-CNNのベースネットワークとしてVGG16, ResNet, Inception [4]を用いることが可能であるが、本研究でInceptionを用いる。RPNにより抽出された物体候補領域の特徴マップを入力としてFast R-CNN [5]を用いて物体候補領域が背景かアワビかの識別を行う。

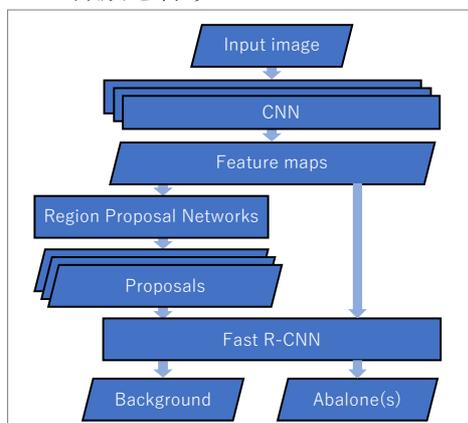


図2. アワビ検出の流れ

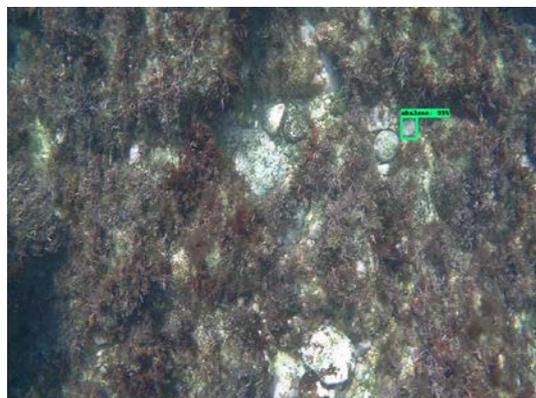
3. 実験および考察

3.1 実験内容

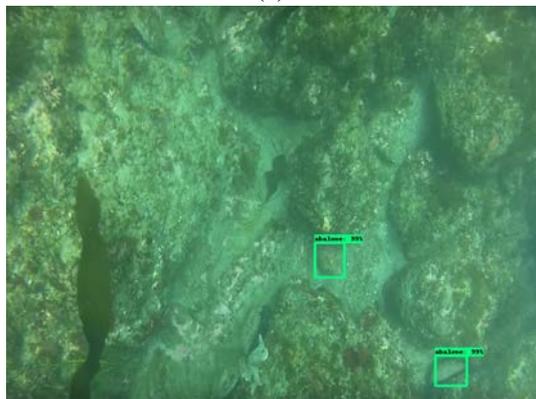
Faster RCNN の実装には Tensorflow を使用し、入力画像のサイズを 800×600 、画像の種類を JPEG カラー画像とした。また、総数 203 枚の画像のうち、144 枚を訓練用、45 枚を検証用、残りの 14 枚を評価用に分割した。学習は COCO データセットで学習済みのモデルからの移動学習によって行い、40000 ステップの学習を行った。実験環境は OS が Window 10、GPU は GeForce RTX 2080 Super, CUDA 10.2 を使用した。

3.2 結果および考察

学習が完了したモデルの性能を確認するため、19 枚の評価用画像に対してアワビの検出を行った。その実験結果の一例を図 3 に示す。この評価用画像には 39 個のアワビがラベル付けされている。39 個の中から 32 個のアワビが正しく検出でき、18 個の誤検出があった。また、学習モデルの作成に使用していなかった、金浦漁場で撮影した 5 枚の画像からもアワビの検出を行った。なお、この 5 枚の画像から目視でもアワビを確認することが難しかったため、アノテーションを行っておらず、学習済みのモデルによる誤検出を確認するために実施した。その一例を図 4 に示す。図のようにアワビの形状と色によく似



(a)



(b)

図 3. 評価用画像からのアワビ検出結果

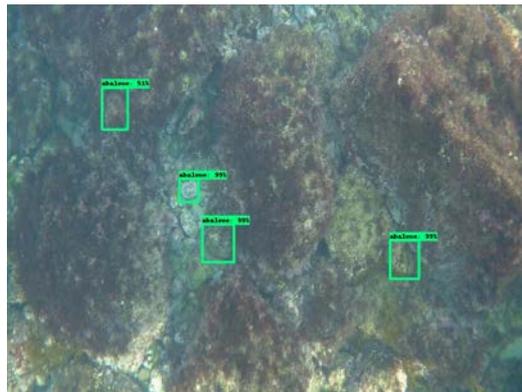


図 4. 評価用画像以外の画像からの検出

ているところをアワビとして誤検出された。しかし、その中にアワビである可能性を完全に否定できない検出結果もあった。

5. おわりに

本稿では、畳み込みニューラルネットワークベースの物体検出アルゴリズムである Faster RCNN を用いて海底画像からアワビの検出手法を検討した。学習に使用したデータ数が少なかったため、高精度の検出結果が得られなかったが、学習用の画像を増やすことやデータの拡張手法を適用することでアワビ検出精度の向上が期待できた。

今後の課題として、深層学習の性能を発揮させるためのデータセットの補充、認識率の向上、小型 PC やタブレットなどの処理性能が高くないデバイスでもアワビの認識が可能な学習モデルの検討などが挙げられる。

謝辞

本研究の実施にあたり、データ収集にご協力いただきました秋田県水産振興センターの中林様に深く感謝いたします。また本研究は JSPS 科研費 19K20298 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] S. Ren, K. He, R. Girshick, Jian Sun., "Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks", Advances in Neural Information Processing Systems 28, 2015
- [2] Tzutalin, LabelImg, Git code: <https://github.com/tzutalin/labelImg>, 2015
- [3] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks." In Proc. 26th Annual Conf. on Neural Information Processing Systems, Advances in Neural Information Processing Systems, vol.25, pp. 1097–1105, Curran Associates, Inc., Dec. 2012.
- [4] "Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors." Huang J, Rathod V, Sun C, Zhu M, Korattikara A, Fathi A, Fischer I, Wojna Z, Song Y, Guadarrama S, Murphy K, CVPR 2017
- [5] R. Girshick, "Fast R-CNN," In Proc. 2015 IEEE Int. Conf. on Computer Vision. pp. 1440–1448, Dec. 2015.