6M-02

衛星データからの生け簀の検出

中村　有佑†　　黒田　久泰‡

愛媛大学工学部情報工学科†　愛媛大学大学院理工学研究科‡

1. はじめに

近年，世界の水産資源について，持続可能なレベルで漁獲されている状態の資源の割合は，漸減傾向である[1]．世界規模で漁業生産量を考えた場合，生産量は年々増加している．天然の魚を対象とした漁獲量には，限界があるため，養殖という技術によって漁業生産量を上昇させていく必要がある．加えて，近年の宇宙産業における衛星画像の高解像度化は著しく，衛星データを用いた経済活動分析が世界的に行われている．本研究では，養殖には欠かせない生け簀に着目し，生け簀の量や分布を得るため，衛星データから生け簀の検出を行う．

本研究では，SAR 画像における生け簀のデータセットの作成を行った後に，作成したデータセットと深層学習における，Real-Time Object Detection 技術を用いて，SAR 画像からの生け簀の検出を行う．

2. 関連研究

齋藤らの研究[2]では，衛星データから津波浸水域の判読について述べられている．この研究では，衛星 ALOS が観測した光学センサの AVNIR-2 データに対して，NDVI・NDWI という 2 つの指標を用いてデータの処理を行っている．災害発生前後の処理画像，それぞれに一定の配色をして，カラー合成処理を行うことによって，浸水地域を検出している．改善の余地として，合成開口レーダによる解析の併用が挙げられている．

谷らの研究[3]では，衛星画像を利用した湖での水草の検出について述べている．この研究では，NDVI という指標を用いてのデータ処理に加えて，カラー合成を複数用いることで対象物体の検出を行っている．課題として，差分 SAR 解析の併用や，実際に水草であるかの判別精度，観測頻度の改善，リアルタイム性の改善などが挙げられている．

The System of Detection of Fish Preserve from Satellite Photograph
†Nakamura Yusuke
Computer Science, Faculty of Engineering, Ehime University
‡Kuroda Hisayasu
Graduate School of Science and Engineering, Ehime University

3. 生け簀の検出

画像におけるオブジェクト検出に関わる深層学習を行う上で，膨大な数の画像，すなわち，データセットが必要となる．そこで，対象物体の含まれる SAR 画像に対してラベリングソフトを用いて，アノテーション作業を行う．その後，データ拡張(Data Augmentation)処理を施すことで，データセットの作成を行った．

学習後の評価には，適合率・再現率・F 値という評価尺度を用いる．適合率とは，対象物体であると予測したデータのうち，実際に対象物体であるものの割合である．再現率とは，実際に対象物体であるもののうち，対象物体であると予測されたものの割合である． F 値とは，再現率と適合率の調和平均である．それぞれの値を求める場合に，TP(True Positive)，FP(False Positive)，FN(False Negative)という 3 種類のパターン数を用いる．二値分類の正解・不正解は 4 種類存在するが，今回は予測結果も実際の結果も真陰性である TN(True Negative)を除く 3 種類を評価に使用する．TP とは，真陽性を表しており，予測結果も実際の結果も正であるパターン数である．本研究では，正しく認識した生け簀の数である．FP とは，偽陽性を表しており，予測結果は正であるが，実際の結果は負であるパターン数である．本研究では，認識結果が生け簀でないパターン数である．FN とは，偽陰性を表しており，予測結果は負であるが，実際の結果は正であるパターン数である．本研究では，認識することができなかった生け簀の数である．

4. 実験結果

実験内容として，人工衛星 ALOS-2(だいち 2 号)のデータを用いて，データセットの作成を行う．深層学習における，Real-Time Object Detection 技術を用いて作成された識別機を用いて，生け簀の検出を行う．対象地域として，2018 年 6 月 6 日の愛媛県宇和海の衛星画像と，2018 年 8 月 29 日の広島県宮島の衛星画像を利用して行った．

生け簀が多く映っている衛星画像（SAR 画像）を取得する．SAR 画像のアノテーション作業を行う．この段階で，450 個の生け簀のアノテーションを行った．学習をより効率よく行うために，

Copyright ©2021 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.

データ拡張処理を行う．この段階で，3300 枚の画像データセットを作成した．データセット作成後，設定した AI モデルによる学習を行った．具体的には，約 42 時間で 40000 回の学習を行った．使用した GPU は，NVIDIA GeForce GTX 1080Ti である．VRAM は，11GB である．学習後，識別機を用いて，生け簀の検出を行った．

表 1 は，各学習回数における，TP・FP・FN の値である．表 2 は，各学習回数における，適合率・再現率・F 値である．図 1 は，表 2 をグラフにしたものである．図 2 は，学習後の評価用に用いた衛星画像の一例である．図 3 は，図 2 の衛星画像における学習回数 40000 回のときの生け簀の検出結果である．

表 1　各学習回数における TP・FP・FN の値

学習回数	TP	FP	FN
400 回	14 個	3 個	161 個
500 回	29 個	7 個	146 個
600 回	112 個	41 個	63 個
700 回	94 個	39 個	81 個
800 回	54 個	23 個	121 個
900 回	77 個	30 個	98 個
10000 回	122 個	5 個	53 個
20000 回	101 個	0 個	74 個
30000 回	110 個	3 個	65 個
40000 回	107 個	0 個	68 個

表 2　各学習回数における適合率・再現率・F 値

学習回数	適合率	再現率	F 値
400 回	82%	8%	15%
500 回	81%	17%	27%
600 回	73%	64%	68%
700 回	71%	54%	61%
800 回	70%	31%	43%
900 回	72%	44%	55%
10000 回	96%	70%	81%
20000 回	100%	58%	73%
30000 回	97%	63%	76%
40000 回	100%	61%	76%

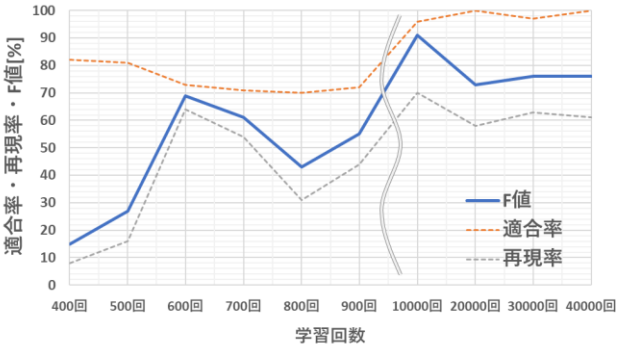
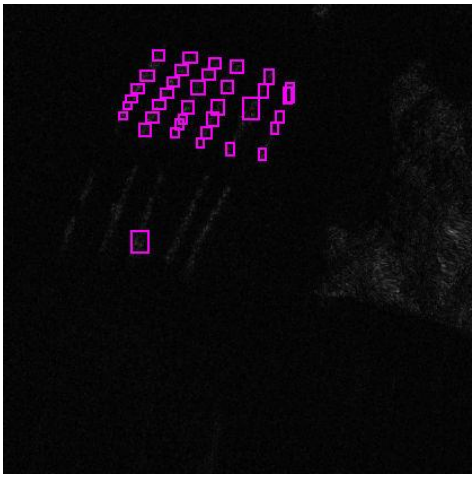


図 1　学習回数とそれに対応する適合率・再現率・F 値

Credit : original data provided by JAXA

図 2　評価用に用いた衛星画像の一例



Credit : original data provided by JAXA

図 3　学習回数 40000 回のときの生け簀の検出結果

図 1 より，学習回数 10000 回以上での F 値の値が安定し，効率良く検出できていることが確認できた．

5. おわりに

学習データセットを作成し，一定回数の学習を行うことで，衛星画像から生け簀の検出を行うことができた．

今後の予定として，検出終了後に出力された画像における対象物体の座標を元に，実際の緯度・経度の情報に変換し，生簀の分布を調べる．

参考文献

[1]水産庁:『水産白書』令和元年度版, p.156 ．

[2]齋藤修大，内田祐貴，青山定敬，岩下圭之，工藤勝輝:ALOS データによる津波浸水域の判読，日本大学生産工学部第 46 回学術講演会講演概要，pp.857-858 (2013).

[3]谷清隆，梅津高郎:LANDSAT の衛星画像を利用した滋賀県琵琶湖南湖での水草の検出，情報処理学会研究報告，Vol.2017-ITS-68，No.14，pp.1-9 (2017).

Copyright ©2021 Information Processing Society of Japan.
All Rights Reserved.