

CNN によるアマモ場画像解析における特徴画像マップに関する一考察

金沢工業大学大学院 学生会員 下嶋 爽詩
 金沢工業大学 正会員 有田 守

1. はじめに

アマモ場は沿岸域の生態系にとって生育、産卵、保育場として重要である。高度経済成長期の防波堤の設置や港湾の建設、埋め立て工事により浅瀬が減少したことによってアマモ場が減少した。これをうけて、国や地方自治体、民間企業による造成活動が行われ、当初は造成したアマモ場が定着しない事例が多かったが、近年では造成藻場の定着例が数多く報告されている。造成されたアマモ場の安定度や自生しているアマモ場の現存量の把握には長期間の定期的なモニタリングが必要であるが、従来は潜水士による目視調査や航空写真測量による写真撮影、衛星写真を利用した手法などコストがかかるため高頻度に観測を行うことが難しかった。近年、UAV が手軽に入手できるようになり UAV を利用して得られた画像からアマモ場面積を計測する試みが数多く行われている。筆者らも UAV により撮影された画像からアマモ場面積を算定する研究に取り組んでいる。紙屋(2016)は、空撮写真の RGB 値に閾値を設定することによってアマモ場を分類する方法を検討した。しかし、水深の浅い場所では上手く抽出することができない問題があった。澤井(2017)は snake 法を用いた領域抽出法で藻場の抽出を検討した。この方法を用いることにより空撮写真から短時間で 90% の精度で抽出が可能になった。しかし、抽出した藻場が複数のコロニーになるので、現地調査が必要になる問題がある。そこで、岸本(2018)¹⁾は CNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いて、抽出した画像の判別を検討した。この方法によりアマモ画像とアマモでない非アマモ画像を 94% の精度分類することができた。CNN は一般的に輪郭の特徴のある画像に対して有用ではあるが、アマモのような輪郭が曖昧な画像を高精度に分類することができたのかという点について、十分な考察がなされていない。そこで本研究では、CNN がアマモ画像をどのように判断しているかについて畳み込み層で算定される特徴画像マップに着目して検討を行うことを目的とする。

2. CNN による画像分類について

CNN の構造の概要を図-1、図-2 に示す。CNN は画像を入力した後、畳み込み層でフィルタを掛け合わせることで画像の特徴を抽出し、次に、プーリング層で画像の情報を圧縮する。その処理を何度も行うことによって画像の情報を圧縮することができる。最終的に圧縮された画像は、全結合層でプーリング層からの出力に重みを掛け合わせることで画像分類に重要な情報を強調しそれぞれのノードを作成する。最終的に出力された数値を softmax 層で確率として表し、出力された確率が 100% になるように交差エントロピー関数を用いて、誤差を修正していくことで画像判別の学習が行われる。

対象画像は石川県七尾市能登島向田町そわじ浦海岸で、DJI 社製の Inspire one によって撮影した画像を使用した。撮影は 2018 年 10 月 23 日、画像サイズは 4000pixel×2250pixel ある、図-3 に撮影した画像と学習用の画像を示す。学習用の画像には 20pixel×20pixel の画像を用意した。CNN にはアマモ、非アマモ共に 10000 枚、検証に 3000 枚を使用した。

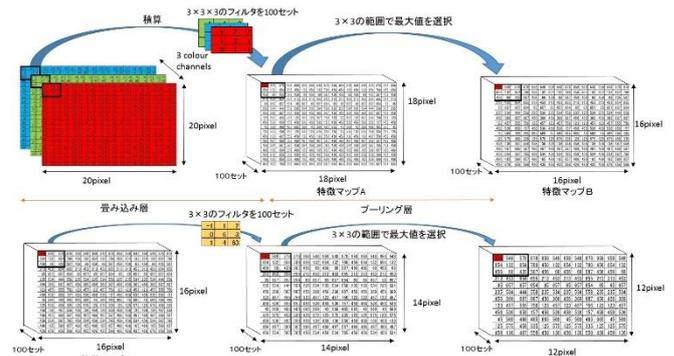


図-1 CNN の概要図

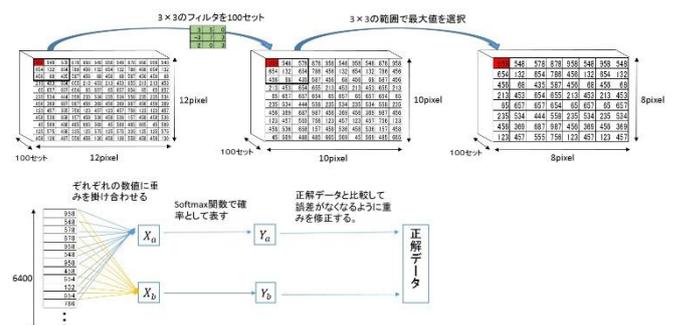


図-2 CNN における特徴画像マップ生成の概要図

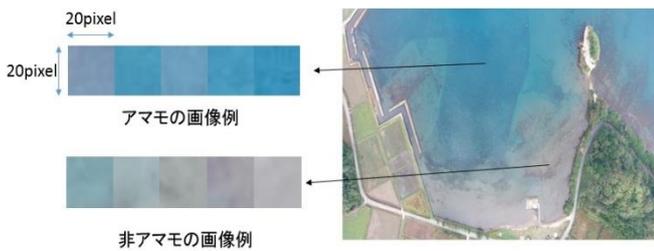


図-3 そわじ浦海岸のアマモと非アマモの画像例

3. 特徴画像マップについて

CNNにより判別を行う際、入力画像は各畳み込み層で100種類のフィルタを使用する。その処理を本研究では判別精度が高い3層と設定した。3層目の畳み込み層で生成される特徴画像マップには画像判別で重要な特徴パターンが解析される。この特徴画像マップの形状により、アマモや非アマモをCNNがどのように判断しているか知ることができる。図-4、5は作成された画像特徴マップを示し特徴量の大きを白黒で表示している。畳み込み層ではフィルタを100種類設定しているの、特徴画像マップは100種類の画像を組み合わせた物になる。本研究では、図-4、5に示すように特徴画像マップを10×10の正方形に結合させた画像として表現している。

4. 解析結果

そわじ浦海岸の画像で学習させたCNNにアマモの画像5枚を入力した際に、畳み込み層の3層目でどのような特徴画像マップが形成されるのか検証を行った。形成された特徴画像マップを図-4に示す。アマモ画像5枚に対して特徴画像マップは同じパターンになっていることが分かる。図-4中の特徴箇所1、2、3などは5枚の画像に共通している。この特徴箇所1、2、3の3箇所の特徴値の濃度パターンがアマモを判別する際に重要となるパターンであり、CNNは100種類×3層のフィルタを用いてアマモ画像に特有な情報を解析している。

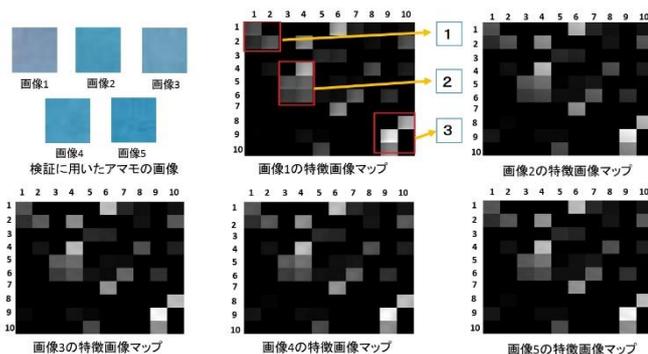


図-4 アマモ画像の特徴画像マップ

4. 非アマモ画像の可視化

同様に学習済みのCNNに非アマモの画像5枚を入力した際にどのような特徴画像マップが、畳み込み層の3層目で形成されるのかを図-5に示す。図-5に示す特徴箇所4、5のようにアマモの場合と違った場所で共通したパターンが作成されていることが分かる。また、アマモの特徴画像マップと比較すると特徴箇所はアマモで白くなっている部分は非アマモでは黒くなり、層でない箇所も存在する。これは、3層の畳み込み層と100種類のフィルタによって非アマモの画像の特徴がアマモとは別の箇所、すなわち別のフィルタによって強調されている結果となっていることを示している。

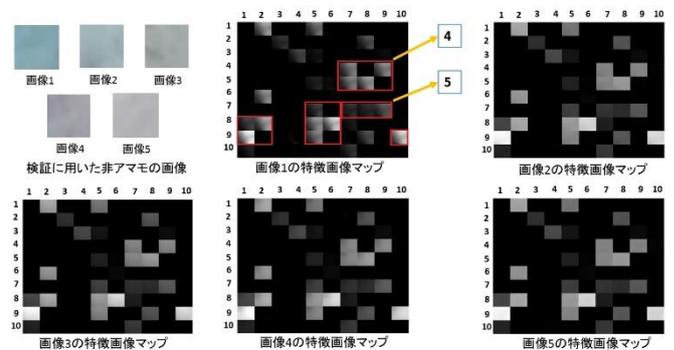


図-5 非アマモ画像の特徴画像マップ

6. まとめ

本研究では、3層の畳み込み層と100種類のフィルタを用いた識別精度94%の学習済みCNNにアマモと非アマモのサンプル画像を解析し、特徴マップ画像について検討を行った結果以下のことがわかった。3層目の畳み込み層で作成された特徴画像マップを検証することでアマモと非アマモでそれぞれの特徴画像マップのパターンが作成されていることが確認できた。CNNは一般的に識別物体の輪郭の特徴を学習するが、アマモのように輪郭が曖昧で画像の濃度勾配が少ない画像に対しては、畳み込み層で用いるフィルタの種類によりアマモ画像に対して感度の変化を生じさせ特徴画像マップにその特性を反映させることでアマモ画像の特徴を識別できることが確認された。

参考文献

1) 岸本健一, 有田守: ローカルリモートセンシングにおけるCNNによるアマモ場判別の有用性に関する研究, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol. 74, No. 2, ppI_432-437, 2018.