

構成物を自動分類するためのモデルの再構築に関する一検討

岐阜工業高等専門学校 学生会員 ○ 井上 雄太
 岐阜工業高等専門学校 正 会 員 菊 雅美
 名古屋大学 正 会 員 中村 友昭
 名古屋大学 フェロー 水谷 法美

1. 研究の背景と目的

三重県南部に位置する七里御浜海岸は、熊野市から紀宝町まで約 22 km 続く日本で最長の礫浜海岸である。七里御浜海岸のうち、南端の井田海岸では、侵食が顕在化して久しい。有効な侵食対策を行うには、現地海岸の地形変化や構成物分布の特性を解明する必要がある。

著者ら¹⁾は、CNN (Convolutional Neural Network, 畳み込みニューラルネットワーク) を用いて、オルソモザイク画像から礫浜の構成物を自動判別・分類するモデルを構築した。その結果、礫浜の構成物を概ね判別・分類できることがわかった。しかし、判別精度に課題が残し、データセットや学習モデルに改善の余地がみられた。そこで、本検討では、礫浜の構成物を自動判別・分類する機械学習モデルを再構築するとともに、再構築した学習済みモデルを用いて機械学習の分類特性と有用性について検討することを目的とする。

2. 構成物を自動分類するモデルの再構築

(1) データセットの作成

2019 年 8 月 22 日に、七里御浜井田海岸において UAV (Unmanned Aerial Vehicle: 無人航空機) 測量を実施した。撮影画像から 3D モデルを作成するとともに、オルソモザイク画像を 200 pix. 四方 (5 mm/pix.) に分割して出力した。学習用のデータセットとして、オルソモザイク画像を 1 枚 1 枚目視で確認し、「礫」・「流木」・「植生」・「消波ブロック」・「波打ち際」・「遡上帯」・「海面」・「データ欠落」の 8 クラスに分類した。「データ欠落」は、現地海岸を矩形領域で出力する際、撮影データがなく、真っ白もしくは、構成物の一部が写り込んだ画像である。画像枚数は、一番少なかった「波打ち際」に合わせて、全クラス 448 枚とした。図-1 に、各クラスのオルソモザイク画像の一例を示す。各クラスの画像を訓練用 (80%) と検証用 (20%) に分けて学習に用いた。

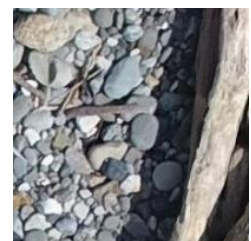
(2) 解析条件

学習モデルによる比較検討を行うため、Model 1 ~ Model 3 の 3 つを用いた。Model 1 は、著者ら¹⁾が用い

た学習モデルである。Model 2 は、Model 1 でプーリング層の後に設けていたドロップアウトを行わず、畳み込み層とプーリング層を 2 層増加した。また、全結合層である Flatten を Global Average Pooling 層へ変更した。Model 3 は、ファインチューニング (VGG16) を用いて作成した学習モデルである。全モデルともバッチサイズは 32 とし、学習データを分割して、シャッフルしながら反復学習させた。各反復の最後に、検証用データを使用してモデルの精度を確認した。



(a) 礫



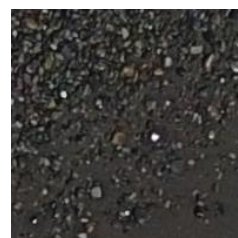
(b) 流木



(c) 植生



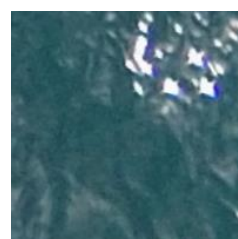
(d) 消波ブロック



(e) 波打ち際



(f) 遡上帯



(g) 海面



(h) データ欠落

図-1 各クラスのオルソモザイク画像

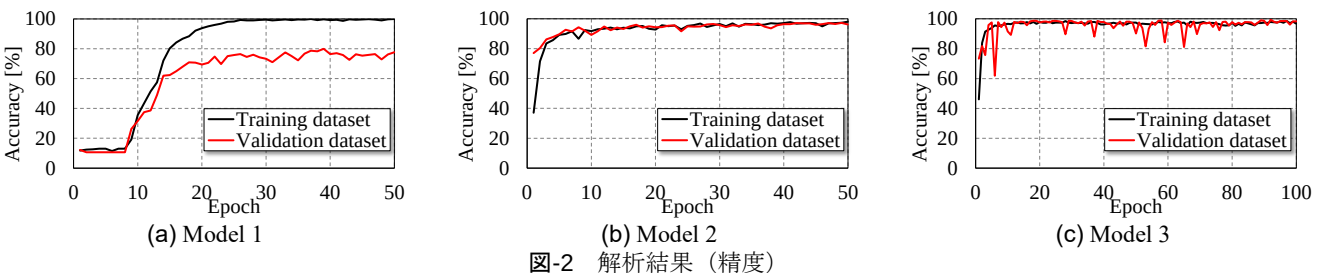


表-1 目視と自動分類のラベルの一致率

	礫	流木	植生	消波ブロック	波打ち際	遡上帯	海面	データ欠落	全画像
Model 2	66.4%	54.0%	93.8%	22.2%	98.5%	87.9%	99.4%	75.5%	72.0%
Model 3	77.6%	76.0%	94.0%	66.7%	97.6%	95.2%	95.1%	79.2%	82.3%

(3) 再構築したモデルの評価

各モデルの判別精度を図-2 に示す。Model 1 と Model 2 は、50 回の反復学習によって訓練データの損失は 0、精度は 100%にそれぞれ収束した。一方、Model 3 は、100 回の反復学習によってそれぞれ収束した。図-2(a)を確認すると、Model 1 の学習回数 50 回目における検証データの損失と精度はそれぞれ 0.272 および 77.7% であった。また、同図(b)に示す Model 2 をみると、学習回数 50 回目における検証データの損失と精度はそれぞれ 0.021 および 96.2%であった。同図(c)にファインチューニングを用いた学習モデルである Model 3 の判別精度を示す。学習回数 100 回目における検証データの損失と精度はそれぞれ 0.562 および 98.3%であった。

以上より、Model 2 と Model 3 は高い精度で判別できていることがわかる。Model 2 (50 回目) と Model 3 (100 回目) の精度はほとんど変わらないものの、収束するまでの学習回数において差異がみられた。Model 3 は層が深いために、画像の特徴をより細かく抽出しており、各クラスの統一的な特徴量の決定に時間がかかっていると考えられる。

3. 学習済みモデルによる礫浜構成物の自動分類

(1) 現地観測データの概要

学習に用いていない 2021 年 7 月 23 日の観測データに学習済みモデルを適用し、礫浜構成物の自動分類を試みた。画像枚数は、8834 枚で護岸付近の画像は除いた。本検討では、判別精度の高かった Model 2 と Model 3 の学習済みモデルを用いた。機械と目視の結果を比較し、分類精度と有用性について検討した。

(2) 目視と機械による構成物分類の比較

目視を正とした場合の同一地点におけるラベルの一致率を表-1 に示す。同表より、両モデルともに検証データの精度と比べて低下している。しかし、全画像に対し



(a) 正しい判別をした画像 (b) 誤判別した画像
図-3 「消波ブロック」の画像例

て 70%超えの一致率を示しており、概ね、機械は正しい判別をできているといえる。各クラス的一致率に着目すると、「植生」・「波打ち際」・「海面」は、両モデルともに高いことがわかる。「消波ブロック」に関しては、両モデルとも、最も一致率が低い。Model 2 は、約 8 割の画像を誤判別している。図-3 に、両モデルの機械が判別した「消波ブロック」の画像例を示す。同図(a)のように、消波ブロック全体が露出している画像は、正しく判別した割合が高かった。一方、同図(b)のような、礫が写っている割合が高い画像は、ほとんど誤判別されていた。学習に用いたデータセットに含まれていた「消波ブロック」画像は、図-3(a)のような状態が大半を占めていた。しかし、本観測データのオルソモザイク画像に写る「消波ブロック」は、礫の割合が高い画像が多かった。そのため、誤判別が多くなったと考える。

4. 結論

本検討より、再構築した学習済みモデルは、礫浜の構成物を概ね判別・分類できることがわかった。クラスによって判別精度が低いため、データセットを増やしたり、学習モデルの構造をさらに改良したりして向上を図る。今後は、学習済みモデルを用いて構成物の時空間分布変化について検討する。

参考文献：1) 井上雄太，菊 雅美，中村友昭，水谷法美：機械学習による礫浜の構成物の自動分類に関する研究，土木学会論文集 B2(海岸工学)，Vol. 77, No. 2, pp. I_673-I_678, 2021.