

消波ブロックを抽出する機械学習モデルの構築に関する一検討

岐阜工業高等専門学校 正 会 員 ○ 菊 雅美

1. はじめに

沿岸域には、来襲波の減衰を目的として、複数の消波ブロックが空隙を設けるように組み重なって設置されている。三重県南部に位置する七里御浜井田海岸にも、護岸への高波の到達を防ぐため、礫浜上に複数の消波ブロックが設置されている。しかし、度重なる高波浪の来襲によって、消波ブロックの破損や移動が生じており、本来の消波機能を果たしているとはいえない。

消波ブロックの被災を把握する方法として、被災前後の画像の比較が挙げられるものの、画像の撮影位置・角度が不一致の場合、正確な比較は困難である。また、大量の画像から目視によって消波ブロックの変化を見出すには多大な労力を要する。近年、UAV（Unmanned Aerial Vehicle、無人航空機）や TLS（Terrestrial Laser Scanner、地上レーザスキャナ）を用いた 3 次元測量によって DEM（Digital Elevation Model、数値標高モデル）を作成し、被災前後の標高差を求めることが容易となった。ただし、高波浪来襲後は地形も変化するため、標高の差分から消波ブロックの被災を判別することは難しい。一方、図-1 に示すように、UAV 測量により得られた 3 次元モデルから、同じ撮影位置・角度の画像を出力可能である。同図から、高波浪来襲前後で消波ブロックの移動が認められる。そこで、図-1 の画像をグレースケール化して差分を求めたものの、図-2 に示すように、消波ブロックの変化箇所は不明瞭である。

近年、画像から物体検出や領域分類する機械学習モデルが数多く提案され、ひび割れ検出をはじめ土木分

野でも活用されている。画像から消波ブロックを検出して塗りつぶし、被災前後の差分を取れば、ブロックの破損や移動を認識可能になると考えられる。七里御浜に限らず、沿岸域に設置されている消波ブロックの被災箇所を自動抽出可能となれば、維持管理の観点から有用性は高い。そこで、本研究では、消波ブロックの被災箇所を抽出する前段階として、画像から消波ブロックを抽出する機械学習モデルの構築を目的とする。

2. 機械学習モデルの概要

本研究では、画像から消波ブロックを抽出する手法として、Segmentation に着目した。Segmentation とは、画像から物体を画素単位で認識し、領域を分類する手法であり、Semantic Segmentation、Instance Segmentation、Panoptic Segmentation に分類される。沿岸域では、複数の消波ブロックを組み重ねて設置する。そのため、ラベルごとに領域を分類する Semantic Segmentation では、画像中の複数の消波ブロックがひとつの塊として認識され、個々のブロックの破損や移動を判断するのは難しい。そこで、本研究では、物体ごとにラベルを付与する Instance Segmentation を適用し、ひとつひとつの消波ブロックを別々に認識することを試みた。

Instance Segmentation を実装するにあたり、本研究では、Facebook AI が開発した Detectron 2¹⁾を用いた。Detectron 2 は PyTorch を基に構築されており、画像から検出した物体を枠で囲う Bounding Box、物体の領域を分類する Instance Segmentation や Panoptic Segmentation、人の姿勢を認識する Keypoint Detection に関する様々な学習済みモデルが公開されている。



(a) 高波浪来襲前

(b) 高波浪来襲後

図-1 消波ブロックの 3 次元モデル

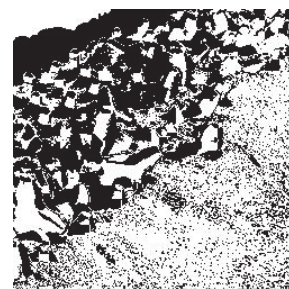
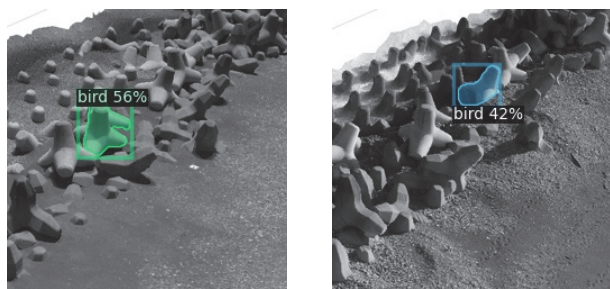


図-2 高波浪来襲前後の画像の差分

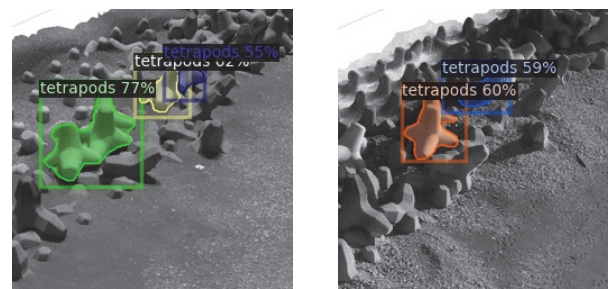
キーワード 消波ブロック, Instance Segmentation, 機械学習

連絡先 〒501-0495 岐阜県本巣市上真桑 2236-2 Tel : 058-320-1324 E-mail : kiku@gifu-nct.ac.jp



(a) 高波浪来襲前 (b) 高波浪来襲後

図-3 事前学習済みモデルによる推論結果



(a) 高波浪来襲前 (b) 高波浪来襲後

図-6 転移学習モデルによる推論結果

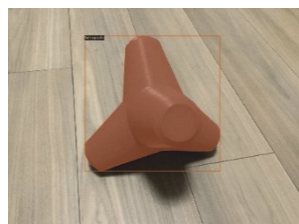


図-4 学習用データの例

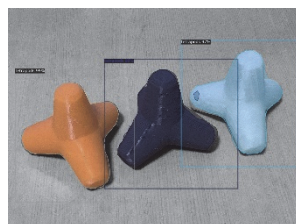


図-5 モデルの推論結果

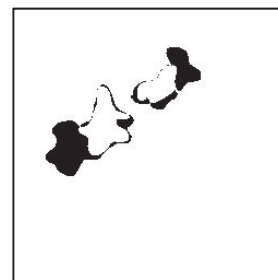


図-7 高波浪来襲前後の消波ブロック領域の差分

3. 機械学習モデルの構築

(1) 事前学習済みモデルによる推論

図-1 の画像に対して、Instance Segmentation を実施した。Detectron 2 Model Zoo にて公開されている学習済みモデルのうち、COCO データセット²⁾で訓練済の Mask R-CNN モデル(mask_rcnn_R_101_FPN_3x)を用いた。出力の確度を 0.3 として推論を実施した結果、図-3 のように、画像中の一部の消波ブロックを認識したものの、ラベルは bird であった。COCO データセットには、消波ブロックがクラスとして含まれていないためである。

(2) 消波ブロック模型画像の転移学習と推論

Detectron 2 にて、消波ブロックを学習させた。沿岸域では、消波ブロックは組み重ねられて設置されているため、単体のブロック画像を収集することは難しい。そこで、3D プリンタで印刷した消波ブロック模型ひとつを様々な角度から撮影した。図-4 に例示するように、40 枚の画像に対してアノテーションを施し、データセットを作成した。さらに、画像を反転および回転させてデータを拡張し、転移学習を実行した。

図-5 は、学習に使用していない消波ブロック模型画像に対する転移学習済みモデルの推論結果である。出力の確度を 0.5 としたところ、画像に写り込んだ 3 つの消波ブロックをそれぞれ認識できることを確認した。

(3) 転移学習モデルによる推論

図-1 の画像に転移学習モデルを適用した。出力の確度を 0.5 として推論した結果、図-6 に示すように、機械

は画像中の一部の消波ブロックを認識した。また、同図から、図-3 に比べて検出確度が向上している。

機械が消波ブロックと認識した領域の差分を図-7 に示す。黒色は画像間の変化箇所を示しており、高波浪来襲後に移動した消波ブロックを表現できている。

4. おわりに

本研究では、消波ブロックを抽出する機械学習モデルの構築を試みた。その結果、40 枚のデータセットによる転移学習モデルでも、画像中の消波ブロック領域を抽出できること、領域の差分によって消波ブロックの変化箇所を把握できることがわかった。ただし、図-6(a)のように、3 つの消波ブロックをひとつの塊として認識している。また、同図(b)から、消波ブロックの検出確度は 60%程度と低い。機械は、図-5 のように、個々の消波ブロックであれば認識できるものの、組み重なった消波ブロックや、一部しか露出していない消波ブロックを認識できていない。したがって、今後は、点群モデルから出力した画像を用いて転移学習を実施し、認識精度の向上を図る。

謝辞: 本研究は、小川財団助成金および JSPS 科研費 21K04282 の助成を受けたことをここに付記し、感謝の意を表する。

参考文献: 1) Yuxin Wu, Kirillov, A., Massa, F., Lo, W. Y., Girshick, R.: Detectron 2, <https://github.com/facebookresearch/detectron2>, 2019. 2) Tsung-Yi Lin, Maire, M., Belongie, S. J., Bourdev, L. D., Girshick, R. B., Hays, J., Zitnick, C. L.: Microsoft COCO: Common Objects in Context. CoRR, abs/1405.0312. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1405.0312>, 2014.