

ディープラーニングにおける波浪状況判別に及ぼす画像撮影方向の影響

岐阜工業高等専門学校 学生会員 ○ 宮下 侑莉華 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. はじめに

三重県南部に位置する七里御浜井田海岸では海岸侵食が顕在化して久しい。これまでに、消波ブロックや人工リーフの設置、養浜などの海岸保全対策が行われているものの、回復はみられていない。七里御浜井田海岸に有効な海岸保全対策を講じるためには、現地海岸に地形変化をもたらす波浪条件を解明する必要がある。

一方、近年、人工知能の発展が目覚ましく、画像認識の分野ではディープラーニングが注目されている。ディープラーニングは、機械が学習を重ね、データに含まれる特徴を抽出することで規則性をみつける手法である。ディープラーニングを用いて、現地海岸の護岸背後に設置されているネットワークカメラの画像から、撮影時の波浪状況と地形変化を推測できれば、地形変化に影響を及ぼす波浪条件の検討に有益であるといえる。そこで、著者ら¹⁾はディープラーニングを用いて、海岸画像と最も関連性の高い波浪情報について検討するとともに、判別精度が高くなる条件について検討を行ってきた。しかし、海岸画像から波浪状況を読み取る精度としては十分でない。そこで、本研究では、ネットワークカメラにより撮影された5方向の海岸画像を用いて、海岸画像の撮影方向が波浪状況の判別に及ぼす影響について検討する。

2. 学習条件

(1) 海岸画像

前述のとおり、井田海岸にはネットワークカメラが設置されており、毎日5時台から19時台まで撮影をしている。写真-1に、ネットワークカメラによって撮影された画像を例示する。同写真に示すよ

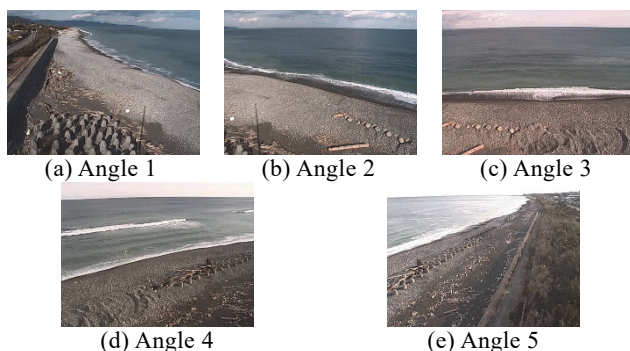


写真-1 海岸画像の例

うに、北側から南側にかけて10分間ずつ方向を変え、10分間のうちの5分間は画像を1秒間隔で繰り返し撮影している。本研究では2012年2月から2018年8月の間に撮影された 640×480 pixelの5方向の画像をそれぞれ平均し、 80×60 pixelに縮小することで1時間に1枚の合成画像を作成した。その際、日出や日没前後の画像を取り除いた。

(2) 波浪条件

現地海岸では波浪観測が行われていない。そこで、Kim et al.²⁾の波浪推算により現地海岸と波浪特性が概ね一致することが確認されている三重県尾鷲沖におけるNOWPHASの観測結果を用いた。また、海岸画像から推測する波浪情報は、玉田ら³⁾を参考に、毎時0分の有義波高 $H_{1/3}$ 、有義波周期 $T_{1/3}$ を用いて式(1)より算出される波の打上高 $R_{2\%}$ とした。

$$R_{2\%} = \{2.99 - 2.73 \exp(-0.57 \times \tan \beta / \sqrt{H_{1/3}/L})\} \times H_{1/3} \quad (1)$$

ここで、 $\tan \beta$ は海底勾配であり、現地海岸に基づき1/7とした。

(3) ネットワーク構成

本研究では、ディープラーニングの中でも畳み込みニューラルネットワーク(以下、CNN)を用いた。図-1に、CNNのネットワーク構成を示す。すべての検討において、学習回数を100回とした。

(4) 検討ケース

検討条件を表-1に示す。波の打上高 $R_{2\%}$ は、0.5～3.5 mまでの画像を対象に、0.5 m間隔で6つのラベルに分類した。データセットは、全画像の75%を学習用、25%を評価用とした。

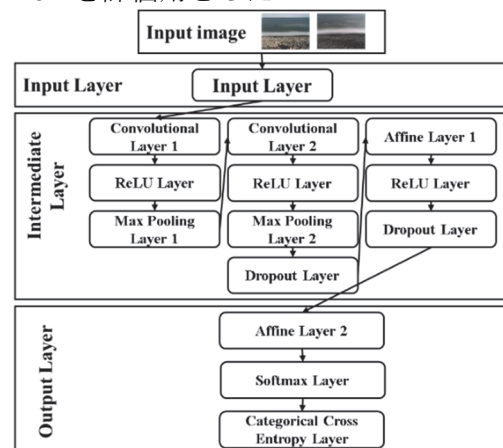


図-1 CNNのネットワーク構成

表-1 検討条件

Case	Angle	Label	Num. of image
1-1	1	$R_{2\%}$	25949
1-2	2	$R_{2\%}$	26033
1-3	3	$R_{2\%}$	26010
1-4	4	$R_{2\%}$	25585
1-5	5	$R_{2\%}$	25225

表-2 評価結果

Case	Recall
1-1	54%
1-2	58%
1-3	56%
1-4	60%
1-5	59%

3. 判別結果

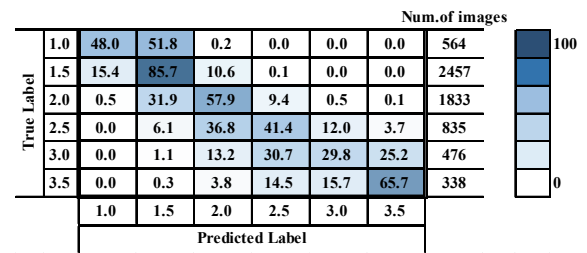
本研究では、評価指標に再現率 Recall を用いた。式(2)に、再現率 Recall の算出式を示す。

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

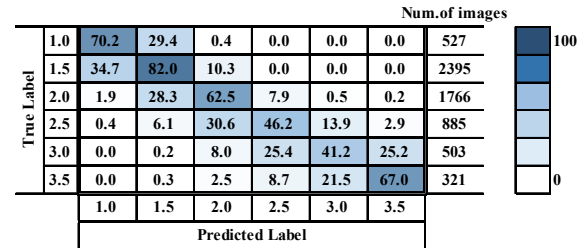
ここで、 TP は正解ラベルと判別結果が一致した回数、 FN は判別結果からみて正解ラベルと異なる判別をした回数である。再現率が 100%に近いほど画像の特徴を判別できているといえる。

表-2 に、各ケースの評価結果を示す。各ケースにおいて 3 回ずつ学習を行っており、再現率はそれぞれ 3 回の評価結果の平均値を示している。著者らは既往の検討¹⁾において、海岸を真正面に捉える Angle 3 の画像を用いた。しかし、Angle 3 の画像用いた Case 1-3 の平均再現率は 56%と低い。一方、同表から、斜め方向に撮影された写真の中でも、海岸の北側を捉える画像を用いた Case 1-1 と Case 1-2 に比べ、海岸の南側を捉える画像を用いた Case 1-4 と Case 1-5 は高い平均再現率を得た。図-2 に、Case 1-3 と Case 1-4 の判別結果を示す。同図では、機械が正解ラベルを判別した割合を示しており、対角線上の数値が 100 に近いほど機械が波浪状況を正しく判別していることを示す。同図から、Case 1-3 に比べて Case 1-4 は全体として対角線上の数値が高く、機械が波浪状況を読み取れているといえる。この要因として、真正面から撮影された Angle 3 の画像と比較して、Angle 4 の画像には波の打上げの様子や、波向きの影響が捉えられていることが考えられる。

表-3 に、波の打上高 $R_{2\%}$ について、1.5 m 以上の誤差を含んで判別した画像枚数の平均値を示す。同表から、Case 1-4 と Case 1-5 では、波の打上高を 1.5 m 以上誤って判別することが他のケースに比べて少ないといえる。また、Case 1-4 と Case 1-5 は、



(a) Case 1-3



(b) Case 1-4

図-2 判別結果

表-3 1.5 m 以上の誤判別画像の枚数 (3 回平均)

Case	Num. of image		
	Total	Underestimation	Overestimation
1-1	37.3	37.0	0.3
1-2	19.3	17.0	2.3
1-3	18.0	17.7	0.3
1-4	13.7	11.7	2.0
1-5	13.0	11.3	1.7

波の打上高 $R_{2\%}$ を過大評価した画像は約 2 枚と少なく、さらに、他のケースに比べて過小評価した画像の枚数は少ない。NOWPHAS によって尾鷲沖で観測される波向きは東から南南西であり、写真-1(d)および(e)は波の入射方向を捉える画像である。このことから、海岸に打ち上がる波の様子をよく捉えることができる Case 1-4 と Case 1-5 は高い平均再現率を得られたと考えられる。

4. おわりに

ディープラーニングを用いて海岸画像の撮影方向が判別精度に及ぼす影響について検討した。その結果、現地海岸の南側を捉える方向の画像は波の打上高 $R_{2\%}$ の判別に適しているとわかった。今後は写真-1(d)および(e)の画像を用いて、波向きと波の打上高の関連性について考究し、他の波浪条件においても同様に、撮影方向が判別精度に及ぼす影響について検討する。

参考文献: 1) 宮下侑莉華, 菊 雅美, 中村友昭, 水谷法美: ディープラーニングを用いた海岸画像と波浪条件の関連性の検討, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol. 75, No. 2, pp. I_677-I_682, 2019. 2) Kim, S., Nakamura, T., Cho, Y., Mizutani N.: Wave hindcast and wave characteristics at Shichiri-Mihama Ida beach, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B3(Ocean Engineering)*, Vol. 73, No. 2, pp. I_162-I_167, 2017. 3) 玉田 崇, 間瀬 肇, 安田誠宏: 複合断面に対する波の不規則性を考慮した打上高算定法に関する研究, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol. B2-65, No.1, pp. 936-940, 2009.