

深層学習による海岸画像を用いた波浪予測に関する一検討

名古屋大学 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 正 会 員 趙 容桓
名古屋大学 フェロー 水谷 法美

1. はじめに

三重県の七里御浜井田海岸では、高度経済成長期以降のダム建設や土砂採取により、河川からの土砂供給量が減少し、海岸侵食が深刻化している。これまでに、消波ブロックや人工リーフの設置、養浜などが実施されてきたが回復には至っていない。井田海岸に有効な侵食対策を講じるには、現地海岸における地形変化特性を把握する必要がある。

海岸の地形変化特性について検討する上で、波浪特性を把握することは重要である。しかし、井田海岸では波浪観測が行われていない。Kim et al.¹⁾によって NOWPHAS の三重尾鷲沖と井田海岸の波浪特性が概ね一致することが確認されていることから、渡邊ら²⁾は尾鷲沖における観測データを用いて、井田海岸の地形変化特性について考究した。しかし、現在、尾鷲沖における観測は停止しており、井田海岸に作用する波浪と地形変化の関係について検討できていない。著者ら³⁾は、井田海岸の地形変化特性を把握する手法として深層学習に着目し、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を用いて、海岸画像と波浪情報の関連性について検討を行った。その結果、波の打上高を使って海岸画像を分類できることが明らかになっている。

本研究では、井田海岸の波浪特性を把握することを目的として、現地海岸のネットワークカメラ画像に深層学習を適用し、波浪情報を推定する。推定方法として、波浪情報の分類と回帰の比較を行う。

2. データセット

(1) 画像データ

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 時台まで海



写真-1 入力画像

岸をモニタリングしている。写真-1 に、本研究で用いた画像を例示する。海岸の南側を捉える画像を 1 時間毎に平均・縮小し、入力画像とした。対象期間は、2012 年 2 月から 2018 年 8 月までとした。

(2) 波浪データ

対象期間においては、NOWPHAS の三重尾鷲沖で波浪が観測されていた。そのため、本研究では、尾鷲沖の有義波高 $H_{1/3}$ 、有義波周期 $T_{1/3}$ を用いた。

3. 有義波高の推定

(1) 検討ケース

海岸画像に畳み込みニューラルネットワークを適用し、Case 1 において $H_{1/3}$ の分類、Case 2 において回帰による $H_{1/3}$ の推算を行った。表-1 に、Case 1 におけるラベルと画像枚数を示す。Case 1 では、 $H_{1/3} = 4 \text{ m}$ までは、0.5 m 間隔でラベル付けし、 $H_{1/3}$ が 4 m を超えた場合はすべて同じラベルとして 9 つのラベルに画像を分類した。Case 2 では、撮影時に観測された $H_{1/3}$ を画像にラベル付けした。

(2) 学習条件

各ケースにおいて、期間内の全画像の 75% を学習用、25% を評価用としてデータセットを作成し、各ケース 3 回ずつ学習した。過学習を防ぐため、エポックは、Case 1 は 100、Case 2 は 1000 とした。

(3) 判別結果

図-1 に、Case 1 の 1 回目の学習における正解ラベルに対する機械の判別の正解率を示す。同図におい

表-1 Case 1 のラベルと画像枚数

$H_{1/3}$ [m]	Label	Num. of images		
		Train	Test	Total
0 ~ 0.5	0.5	1708	438	7181
0.5 ~ 1.0	1.0	8326	3038	6329
1.0 ~ 1.5	1.5	4219	1478	5697
1.5 ~ 2.0	2.0	2315	646	2961
2.0 ~ 2.5	2.5	1133	364	1497
2.5 ~ 3.0	3.0	553	170	723
3.0 ~ 3.5	3.5	332	70	402
3.5 ~ 4.0	4.0	181	36	217
4.0 ~	> 4.0	223	89	312
Total	-	18990	6329	25319

Num.of images												
True Label	0.5	28.1	71.2	0.5	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		438
	1.0	2.0	81.2	15.2	1.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		3038
	1.5	0.1	27.7	53.5	17.5	1.1	0.1	0.0	0.0	0.0		1478
	2.0	0.0	4.0	27.2	57.0	11.0	0.8	0.0	0.0	0.0		646
	2.5	0.0	0.5	4.9	51.9	37.6	4.9	0.0	0.0	0.0		364
	3.0	0.0	0.0	2.4	28.2	48.2	19.4	1.2	0.6	0.0		170
	3.5	0.0	0.0	0.0	24.3	41.4	21.4	5.7	2.9	4.3		70
	4.0	0.0	0.0	0.0	11.1	25.0	33.3	16.7	8.3	5.6		36
	> 4.0	0.0	0.0	1.1	10.1	6.7	11.2	12.4	25.8	32.6		89
Predicted Label											0	

図-1 Case 1 における正解ラベルに対する機械の正解率

て、対角線上の数値が 100 に近いほど、機械が波浪条件を正しく判別できていることを示している。 $H_{1/3}$ が 2 m までは、ラベルの前後と誤って判別する割合が多いものの、 $H_{1/3}$ が 2 m を超えると正解ラベルに対して機械の判別が過小評価になる傾向がみられる。正解のラベルに分類している割合は低いものの、明らかに大きく誤って判別している割合も低く、機械は画像からおおよその $H_{1/3}$ を分類できることが示唆される。また、Case 1 の 3 回の学習における平均 Recall は 36.9% であった。著者ら³⁾による $H_{1/3}$ の判別において、分類数が多い場合 Precision が低い傾向にあることが確認されており、本検討により Recall も低い値を示すことが確認できた。

図-2 に、Case 2 の 1 回目の学習における機械の予測値と観測値との相関を示す。同図より、 $H_{1/3} = 4$ m 以下では、大きく外れた予測をする割合が低く、高波浪時には、機械の予測値と観測値の差が大きくなった。また、全体として、予測値は観測値を過小評価する傾向がみられた。ただし、Case 2 の 3 回の学習における平均 RMSE は 0.304 m であり、回帰によって $H_{1/3}$ のおおよその推定が可能といえる。

4. 波の打上高の推定

著者ら³⁾は、波の打上高 $R_{2\%}$ と海岸画像の関連性が高いことを示している。そこで、Case 3 として、回帰による $R_{2\%}$ の推算を行った。学習条件は Case 2 と同様とした。

図-3 に、Case 3 の 1 回目の学習における機械の予測値と観測値から算出された $R_{2\%}$ との相関を示す。 $H_{1/3}$ と同様に、高波浪時においてばらつきが多く、予測値が観測値を過小評価している傾向がみられた。Case 3 の 3 回の学習における平均 RMSE は 0.377 m であり、 $H_{1/3}$ の推定に比べて大きくなった。

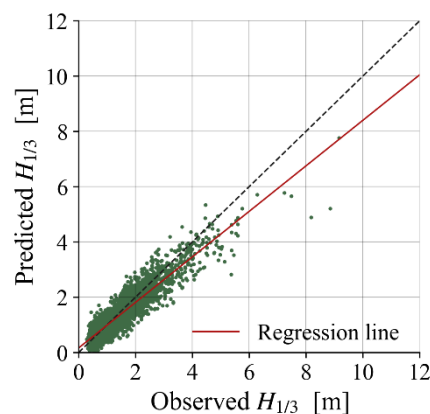


図-2 Case 2 の機械予測値と観測値の相関

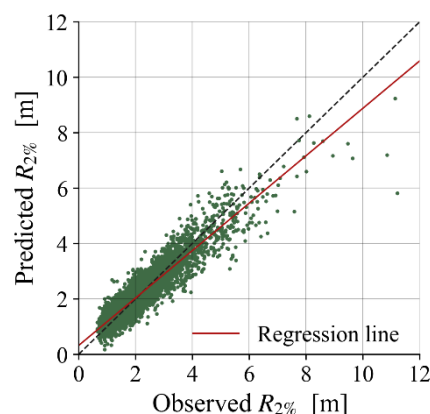


図-3 Case 3 の機械予測値と観測値の相関

$R_{2\%}$ は、 $H_{1/3}$ の推定に比べて推定値が大きく外れる割合が高く、平均 RMSE も大きくなったと考えられる。

5. おわりに

深層学習を用いて、海岸画像から波浪情報を推定する方法について検討を行った。その結果、海岸画像から $H_{1/3}$ の分類・回帰による推定が可能であり、特に、回帰を用いて良好に推定できることが示された。 $R_{2\%}$ においても、回帰により良好に推定できることが示された。ただし、高波浪時には推定精度が低く、砕波やデータ数が推定に及ぼす影響については今後検討する必要がある。

参考文献： 1) 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. 2) 渡邊博之, 小林泰輔, 菊 雅美, 中村友昭, 水谷法美: UAV とネットワークカメラを用いた七里御浜井田海岸における海浜変形に関する研究, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol. 72, No. 2, pp I_790-I_795, 2016. 3) 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.