

中央大学博士論文

画像解析を用いた海岸利用の安全に関する検討

Ryo Shimada

島田 良

博士（工学）

中央大学大学院
理工学研究科
都市人間環境学専攻

令和5年度
2024年3月

目 次

<u>1. 序論</u>	<u>1</u>
1.1. 研究の背景・目的	1
1.2. 研究概要	4
主な研究実績	5
参考文献	6
<u>2. 離岸流検出のための画像平均化の適切な解析時間の検討（研究 1）</u>	<u>7</u>
2.1. 方法	7
2.2. 結果と考察	11
2.3. まとめ	16
参考文献	17
<u>3. 画像解析を用いた離岸流発生有無の自動判別手法の検討（研究 2）</u>	<u>18</u>
3.1. 方法	18
3.2. 結果と考察	22
3.3. まとめ	28
参考文献	28
<u>4. AI を用いた Covid-19 危機下における海岸利用状況の変化に関する研究（研究 3）</u>	<u>29</u>
4.1. 方法	29
4.2. 結果と考察	33
4.3. まとめ	39
参考文献	40
<u>5. AI を用いたサーファーの利用状況のデータ化と砕波点や海底地形の変化に関する考察（研究 4）</u>	<u>41</u>
5.1. 対象海岸の概要	41
5.2. 解析方法	41
5.3. 結果と考察	46
5.4. まとめ	51
参考文献	51
<u>6. 画像解析による波の遡上高の観測方法と茅ヶ崎海岸への適用（研究 5）</u>	<u>52</u>
6.1. 方法	52
6.2. 結果と考察	57

6.3. まとめ	62
参考文献	62
<u>7. 結論</u>	<u>63</u>
<u>謝辞</u>	<u>65</u>

1. 序論

1.1. 研究の背景・目的

わが国の海岸線は 35,293 km¹⁾であり、海岸線には約 1,100 ヶ所の海水浴場が開設されている。この海水浴場内外での遊泳中の水難事故は、警視庁の調べ²⁾によれば毎年平均 294 件であり、このうち死者行方不明者数は 105 名である (Fig. 1.1.1)。これは 2015 年の関東・東北豪雨の際に起こった鬼怒川河川災害の 14 名よりも 7 倍以上多く、2018 年の西日本豪雨の 245 名のおよそ半数に上る。一方、公益財団法人日本ライフセービング協会の調べ³⁾によれば、ライフセーバーが活動する約 200 ヶ所の海水浴場では、毎年約 2,000~3,000 件のレスキューが発生しており (Fig. 1.1.2)，その主要因は離岸流である (Fig. 1.1.3)⁴⁾⁵⁾。離岸流とは、岸から沖に向かう流れ (Fig. 1.1.4)⁴⁾であり、その流速は最大 2 m/s で競泳選手でも流れに逆らって泳ぐことは難しいと言われている⁷⁾。また、断続的、突発的に発生する離岸流に対しては、一般の海岸利用者はもちろんのこと、熟練したライフセーバーでも時々刻々と変化する離岸

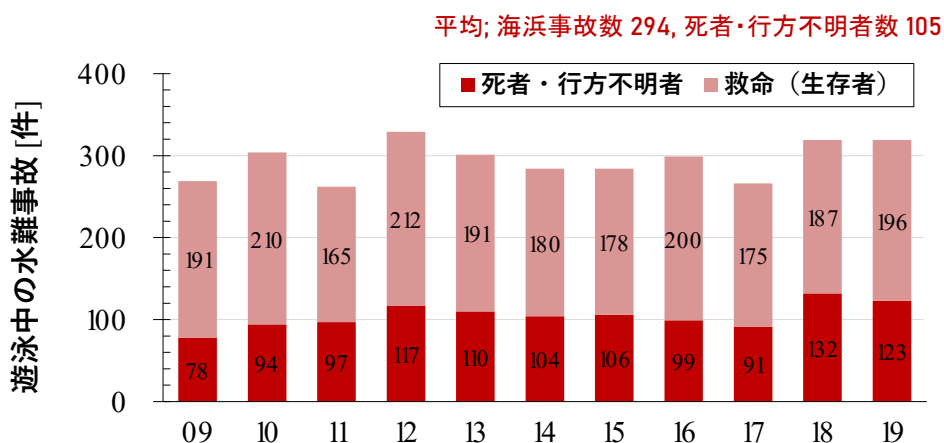


Fig. 1.1.1 遊泳中の水難事故数の推移²⁾

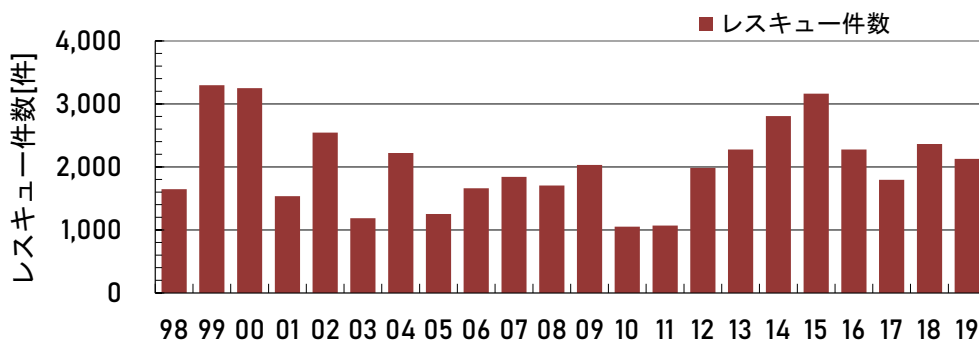


Fig. 1.1.2 レスキュー件数の推移³⁾

流を把握することは容易でない。したがって、溺水事故の主要因が離岸流である理由として、海岸利用者が発生場所を認知できず、離岸流が発生するエリアに入り流されてしまうことが考えられる。諸外国でも離岸流による溺水事故は多く⁸⁾、例えば海辺における救助のうち離岸流による事故はオーストラリアで57.4%、アメリカ53.7%、イギリス57.9%、ニュージーランド49.4%である⁹⁾。このことから著者は海岸利用の安全をテーマとして、主に離岸流に関する研究を行ってきた。

離岸流を調査・解析する主な手法として、海に染料を投入し空撮画像によって流れを可視化する染料調査¹⁰⁾と、地形や波浪、潮位を入力データとした数値解析¹¹⁾、海岸を望む定点カメラによって撮影された複数枚の画像を平均化し、画像の濃淡から離岸流を可視化する画像

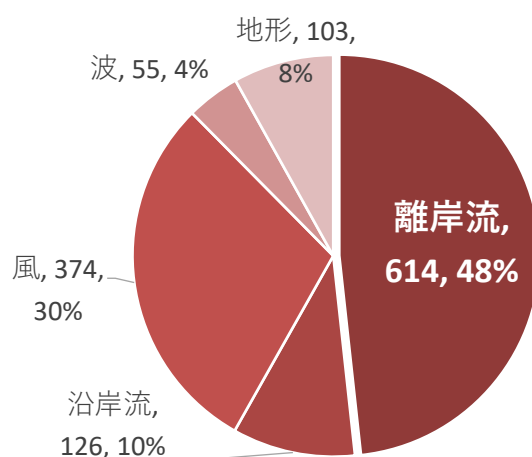


Fig. 1.1.3 溺水事故の要因（自然要因）^{4), 5)}



Fig. 1.1.4 離岸流の例⁶⁾

平均化解析^{12,13)}がある。これらの手法の課題として、染料調査は連続した調査あるいは長期間の観測が難しく、数値解析は詳細な地形データが必要であり、計算の再現性、短期的かつ長期的な地形変化に対応した長期間の予測計算結果が難しい。画像平均化解析では、断続的、突発的に発生する離岸流と、定常的に発生している離岸流など、異なる発生特性の離岸流に対する解析手法が確立されておらず、さらに解析結果を目視で確認するため、長期間の解析には膨大な時間がかかることが課題としてあげられる。そこで本研究では、離岸流の発生特性を考慮した画像平均化手法について検討し（研究1）、さらに長期的に離岸流の発生を調査可能な新たな手法を提案した（研究2）。

先に述べたように、離岸流解析では主に画像解析を用いたが、この画像解析の応用として、Covid-19による社会情勢の変化による海岸利用者の変化（研究3）や、サーファーの利用状況と海底地形の特徴（研究4）、海岸防災の観点から波の遡上に関する検討（研究5）など、海岸利用の安全に関する様々な研究を進めた（Fig. 1.1.5）。以下にそれぞれの背景・目的を述べる。

研究3について、新型コロナウイルス（Covid-19）の流行に際し、2020年夏季は全国約40%の海水浴場が不開設となったが、海水浴場不開設であっても地域によっては多くの利用者が訪れたため、密の状態を回避するなど適切な感染防止対策が求められた。この場合Covid-19危機下であった2020年の利用状況が参考となり、また利用者自身によるCovid-19感染へのリスク管理には定量的な情報の提供が有効である。よってAIと画像解析を用いて人の密の状態を定量化した。



Fig. 1.1.5 研究の概念図

研究 4 について、海底地形をモニタリングする手法として、シングルビームやマルチビームを用いた深浅測量、航空レーザー測深やグリーンレーザーキャナーなどがあるが、いずれも高頻度で行うには多大な費用がかかる。一方、海岸は様々なレクリエーションに利用されているが、サーフィンは砕波帯を利用し、サーファーは砕波のピークから波を滑ることから、一般的にバーの頂部で波待ちを行っている。したがって、画像解析を用いてサーファーの波待ちをモニタリングし、砕波点やバー頂部の平面的な変動を定量化した。

研究 5 について、砂浜における波の遡上を調べることは、砂浜の保全に加えて、護岸等の海岸保全施設の機能評価や背後地の防災の観点からも重要である。波の遡上の調査方法は、画像による現地観測、数値解析、水理模型実験がある。しかし、画像を用いた現地観測、数値解析については離岸流と同様の課題を要し、水理模型実験については実験結果の再現性、地形変化に対応した様々な実験ケースを行うには多くの時間を要するといった課題がある。よって画像解析により波の遡上を数値化し、長期的、連続的に最大遡上高を調査できる新たな調査手法を提案した。

1.2. 研究概要

本論文は序章から結論までの 7 章で構成し、各章の概要は以下の通りである。

第 1 章では序章として、我が国の水難事故の状況や溺水事故の要因について述べ、海岸の安全に関する現状の課題と本研究の目的を提示した。

第 2 章では、一時的、定常的のタイプ別の離岸流における画像平均化の適切な解析時間について探索的に調べた（**研究 1**）。

第 3 章では、海岸に設置された web カメラによる撮影画像を解析し、非定常的な離岸流の発生有無を自動的に検出するための新たな手法を検討した（**研究 2**）。

第 4 章では、海水浴場の定点カメラによる撮影画像から、AI を用いて人の密の状態を定量的に検出する方法を開発し、この方法を用いて海水浴場が開設されていた 2019 年と Covid-19 危機下により海水浴場が開設できなかった 2020 年の夏季の海岸利用状況の変化を調べた（**研究 3**）。

第 5 章では、海岸を望む定点カメラの撮影画像に AI を適用してサーファーの利用状況をデータ化することで、長期間にわたる砕波点や海底地形をモニタリングする手法を提案し、解析結果からバー頂部の経時変化や海底地形の特徴について考察した（**研究 4**）。

第 6 章では、福井県若狭和田海岸に設置された定点カメラの撮影画像を用いて、画像解析により波の遡上を数値化し、最大遡上高の時間的変化を調べる手法を検討した。また、提案した手法を波浪条件の異なる日に適用させ、それぞれ最大遡上高を求めた（**研究 5**）。

第7章では結論として、それぞれの研究にて得た知見をまとめ、その有用性や課題について言及した。なお、国内外の主な研究実績は下記の通りであり、筆頭著者として査読付き論文11編（国内論文9編、国際論文2編）、査読付き国際会議2編を発表している。

主な研究実績

1. 査読付き論文 11編

[国内論文] 9編

- 1) 島田良, 石川 仁憲, 戸口 陽生, 小峯 力, 画像解析による波の遡上高の観測方法と茅ヶ崎海岸への適用, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), 2023, 79 巻, 17 号,
- 2) 島田良, 石川 仁憲, 戸口 陽生, 小峯 力, 画像解析を用いた波の遡上高の調査手法の提案, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), 2023, 79 巻, 18 号
- 3) 島田良, 石川 仁憲, 戸口 陽生, 小峯 力, AI を用いたサーファーの利用状況のデータ化と碎波点や海底地形の変化に関する考察, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 2022, 78 巻, 2 号, p. I_1015-I_1020
- 4) 島田良, 石川 仁憲, 澤頭 良介, 小峯 力, 画像解析による突堤に沿った離岸流の発生特性, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), 2022, 78 巻, 2 号, p. I_223-I_228
- 5) 島田良, 石川 仁憲, 澤頭 良介, 小峯 力, 画像解析を用いた離岸流発生有無の自動判別手法の検討, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), 2022, 78 巻, 2 号, p. I_229-I_234
- 6) 島田良, 石川 仁憲, 澤頭 良介, 小峯 力, AI を用いた Covid-19 危機下における海岸利用状況の変化に関する研究, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), 2021, 77 巻, 2 号, p. I_199-I_204
- 7) 島田良, 石川仁憲, 小峯力: 離岸流検出のための画像平均化の適切な解析時間の検討, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 76, No.2, p. I_1339-I_1344, 2020.
- 8) 島田良, 石川仁憲, 小峯力: AI を用いた海水浴場利用者数と離岸流への人立入の関係性の分析, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol. 76, No.2, p. I_1031-I_1036, 2020.
- 9) 島田良, 石川仁憲, 小峯力: 御宿中央海岸における離岸流事故発生特性の検討, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol. 75, No.2, p. I_695-I_700, 2019.

[国際論文] 2編

- 10) Shimada, R., Ishikawa T., Toguchi H., & Komine, T. (2023). Study on Appropriate Time Interval of Image Averaging for Rip Current Detection, *11th International Conference on Asian and Pacific Coasts*.
- 11) Shimada, R., Ishikawa, T., & Komine, T. (2023). STUDY OF METHODS FOR DETECTING OCCURANCE OF RIP CURRENT USING IMAGE ANALYSIS. *37th International Conference on Coastal Engineering proceedings*.

2. 研究発表

[国際会議] 2編（査読あり）

- 12) Shimada, R., Ishikawa T., & Komine, T. (2023). Proposal of image processing for easy recognition of rip current, World Conference of Drowning Prevention 2023.
- 13) Shimada, R., Ishikawa T., & Komine, T. (2019). Outbreak Factors of Rip Current Accidents at Onjuku beach in Japan, World Conference of Drowning Prevention 2019.

参考文献

- 1) 一般財団法人国土技術研究センター：海に囲まれている国、日本、
<https://www.jice.or.jp/knowledge/japan/commentary03>, (参照 2023-12-13) .
- 2) 警察庁：水難の概況（平成 21 年～令和元年のデータを使用.）
- 3) 公益財団法人日本ライフセービング協会：ANNUAL REPORT 2009～2019.
- 4) Toshinori Ishikawa, Tsutomu Komine, Shinichi Aoki and Takumi Okabe: Characteristics of Rip Current Drowning on the Shores of Japan, *Journal of Coastal Research*, Special Issue No. 72, pp. 44-49, 2014.
- 5) 石川仁憲, 風間隆宏, 中川儀英, 青木伸一, 田中秀治, 小峯力, 中川昭：海水浴場における海岸利用者の安全性に関するリスク評価手法の提案, 土木学会論文 B3(海洋開発), Vol. 72, No.2, I_826-I831, 2016.
- 6) Surf Life Saving NSW：Rip Currents,
<https://www.surflifesaving.com.au/beach-safety/rip-currents/>, (参照 2023-12-13) .
- 7) 海上保安庁, 第九管区海上保安本部海洋情報部：海水浴シーズン到来！！ 離岸流に注意しましょう！,
<https://www1.kaiho.mlit.go.jp/KAN9/ripcurrent/ripcurrent.htm>, (参照 2023-12-13) .
- 8) Joost J. L. M. Bierens: Drowning, Springer, 1269p., 2014.
- 9) Brighton, B., Sherker, S., Brander, R., Thompson, M., and Bradstreet, A.: Rip current related drowning deaths and rescues in Australia 2004–2011, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13, 1069–1075, 2013.
- 10) 宇多高明, 大谷靖郎, 永沼慎吾, 菊池正悟, 大木康弘, 中村明日人：鹿島灘沿岸における GPS フロートと染料による海浜流の観測, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 75, No. 2, p. I_181-I_186, 2019.
- 11) 石川仁憲, 佐藤嘉亮, 島田良, 小峯力：AI による離岸流検知機能の検証, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 75, No.2, p. I_175-I_180, 2019.
- 12) Lippmann, T. C. and R. A. Holman: Quantification of Sand Bar Morphology: A Video Technique Based on Wave Dissipation, *JGR*, Vol. 94, pp. 995-1011, 1989.
- 13) 宇多高明, 石川仁憲, 三波俊郎, 湖内真帆, 青島元次, 進藤豊, 和田昌明：定点カメラ画像の判読と幾何補正法による養浜効果の定量的測定, 海洋開発論文集, Vol.66, No.1, pp. 591-595, 2010.

2. 離岸流検出のための画像平均化の適切な解析時間の検討（研究 1）

本研究では、千葉県御宿中央海水浴場に設置された定点カメラの撮影画像を用いて画像平均化の適切な解析時間について探索的に調べた。

2.1. 方法

(1) 対象海岸の概要

対象海岸は、外海に面し、海岸の両側に岬や漁港が位置するポケットビーチであり、離岸流が発生しやすい条件にある千葉県御宿中央海水浴場とした（Fig. 2.1.1）。この海水浴場は海岸中央に位置し、遊泳区域は沿岸方向に約300 m、2013～2018 年の平均値は、総入込客数は約80,000 人／年、ピーク時の入込客数は1 日当たり約9,200 人に対しライフセーバーの数は7～11 名であり、レスキューは401 件で、溺水の自然要因の54 %が離岸流によるものであった（Fig. 2.1.2）。また、この海水浴場には溺水事故防止と早期救助救命を目的としたAIによる離岸流検知システム¹⁾が設置されており、監視本部付近に取り付けられた3台のwebカメラによって撮影された1 秒間に約3 枚の画像データとAIによる離岸流検知ログデータが保存されている。システムによる検知例をFig. 2.1.3 に示す。ライフセーバーへのアンケート調査によれば、

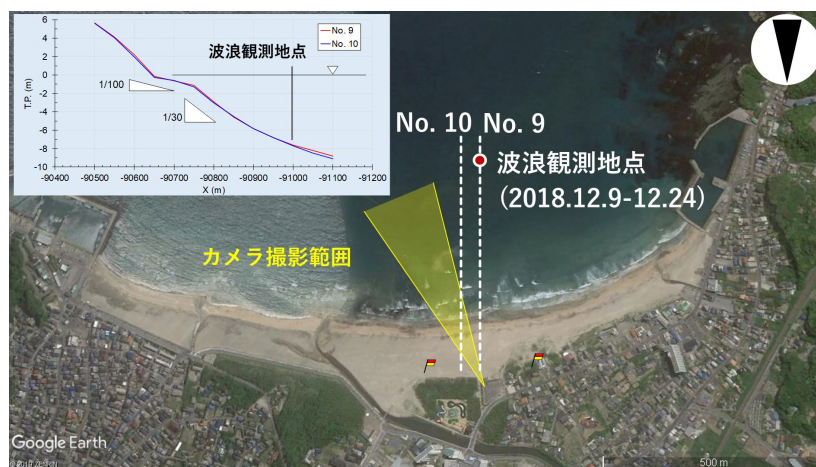


Fig. 2.1.1 対象海岸における波浪観測地点とカメラ撮影範囲

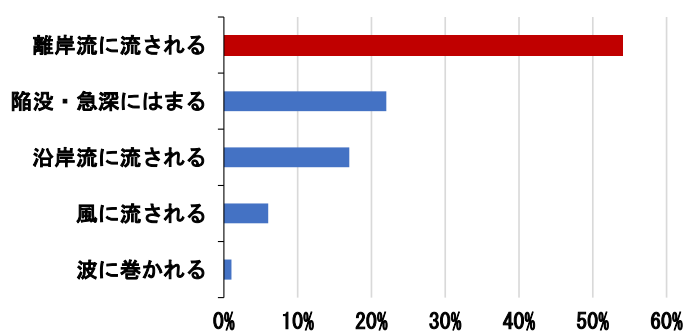


Fig. 2.1.2 溺水事故の自然的要因（2013～2018 年の平均値）

2019 年の海水浴場開設期間中におけるシステムの離岸流発生検知精度は65%，システムが検知した離岸流エリアへの人立入り検知精度は80%であった。

(2) 解析に用いたデータ

解析に用いた画像データは、夏季遊泳期間である 2019 年 8 月 8 日～8 月 31 日において、離岸流検知システムによる離岸流検知率（離岸流が検知された秒数／36000 秒）が最も高かった 8 月 8, 9, 31 日の 3 日間を選定した (Fig. 2.1.4)。離岸流検知ログデータを分析した結果、実際に 8 月 31 日には離岸流に起因するレスキューが行われていた。ここで、本研究は、画像平均化の適切な解析時間を求めることを目的としており、解析対象のデータは「離岸流が発生していること」が前提条件となる。そこで、3 日間それぞれの 7～17 時の時間帯において、連続的に離岸流が検知されていた 5 時間（300 分）を解析対象とした。

対象海岸周辺の波浪データとしては、対象海岸の北東 40 km 地点に気象庁波浪推算地点 E（房総半島沖，35° 20'，140° 45'）²⁾ がある。一方、対象海岸では、2018 年 12 月に、Fig. 2.1.1 に示すように沖合の水深 8 m 地点において、波浪観測が行われている。Fig. 2.1.5 に 2018



Fig. 2.1.3 離岸流検知システム 検知例

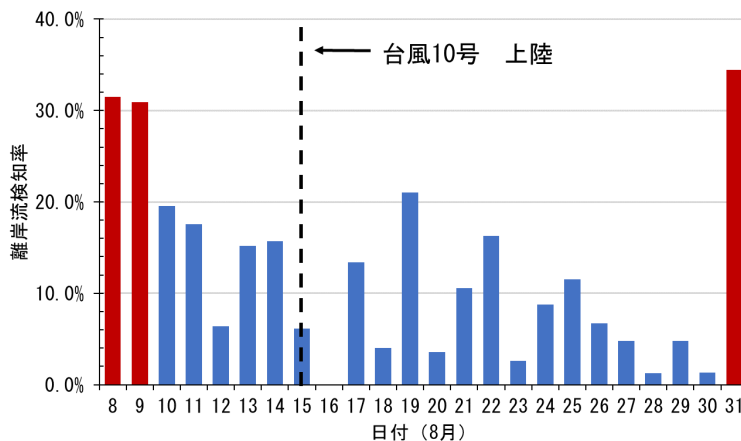


Fig. 2.1.4 対象期間の離岸流検知率

年 12 月に観測された波浪と推算地点 E での波浪の経時変化を示す。これより、観測値の波高は、推算地点 E を比べて 66 % 小さかった。Fig. 2.1.6 に観測値と気象庁波浪推算値の相関を示す。推算地点 E の波浪データは 9, 21 時のみであり、データ数が少なく相関は低い、対象海岸において他に波浪データが存在しないため、本研究ではこの相関式を用いて、2019 年 7 月 1 日～8 月 31 日の対象海岸の波浪条件を求めた。Fig. 2.1.7 に算出した波高と周期の経時変化を示す。

(3) 画像平均化と評価方法

既往研究では、画像平均化の解析時間を 5 分¹⁾、10 分^{3),4)} としているが、本研究では、定常的に発生する離岸流だけでなく、突発的に発生する離岸流もとらえるため、5 分未満の解析時

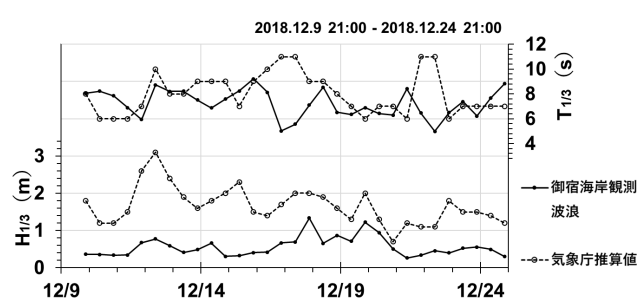
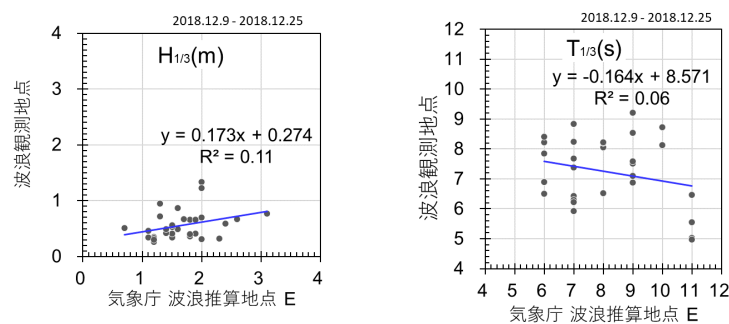


Fig. 2.1.5 観測波浪と気象庁波浪推算値の経時変化



(a) 有義波高

(b) 周期

Fig. 2.1.6 観測値と気象庁波浪推算値の相関

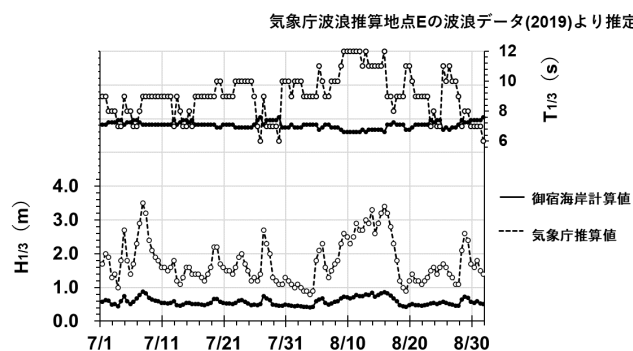


Fig. 2.1.7 対象期間の波高と周期の経時変化

間も調べた。一方、本研究のように、解析対象時間を300分とすると、解析時間が10分の場合、30回の画像平均化を行って離岸流の発生有無を調べることになる。仮に解析時間が100分でも離岸流を検出することができれば、作業の効率化を図ることができる。そこで、10分より長い解析時間も検討することとし、計15ケース（1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 80, 100分）を設定した。解析時間1分の場合、周期を7秒とすると、およそ8波、解析時間100分の場合、およそ800波の波が作用した結果の平均画像が得られる。なお、平均化にはpython言語のスクリプトを用いた。スクリプトを用いることで、Adobe Photoshop等の画像解析ソフトを使う方法に比べ、作業時間が1/10以下に削減できる。

次に、精度評価として、平均化した画像の砕波帯と離岸流発生域の色の濃淡の違いを比較するために、予め対象期間の動画を3名で確認し、Fig. 2.1.8に示すように、画像内における砕波帯と離岸流発生域においてそれぞれ30px×30pxの範囲を設定した。平均化した画像に対し、これらの範囲内の平均画素値を算出した（Fig. 2.1.9）。画素値とはRGB値であり、例えば、白は[255, 255, 255]、赤は[255, 0, 0]、黒は[0, 0, 0]で表される。このように、平均が255に近いほど白色に近づき、0に近いほど黒色に近づく。本研究では、砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差が大きいほど「離岸流がより明確に可視化されている」と評価した。また、画像平均化の適切な解析時間の条件として、解析対象のどの時間帯を任意に選んでも離岸流が検出可能であることが求められる。そこで、解析時間毎の平均画素値の差の変動（標準偏差）が小さいほど「適切に離岸流を検出できている」と評価した。

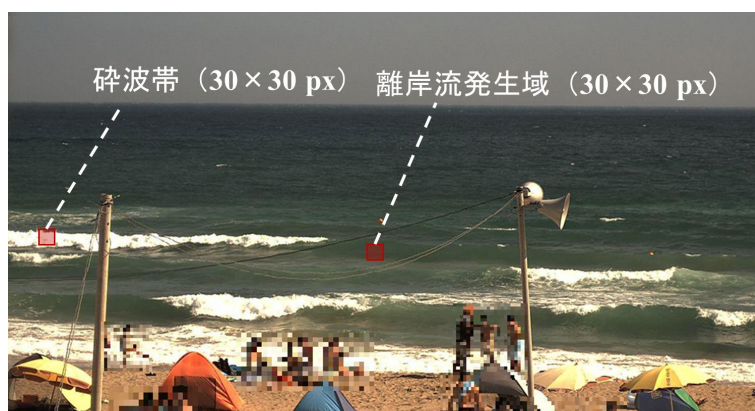


Fig. 2.1.8 画素値の平均を求める砕波帯と離岸流発生域の設定

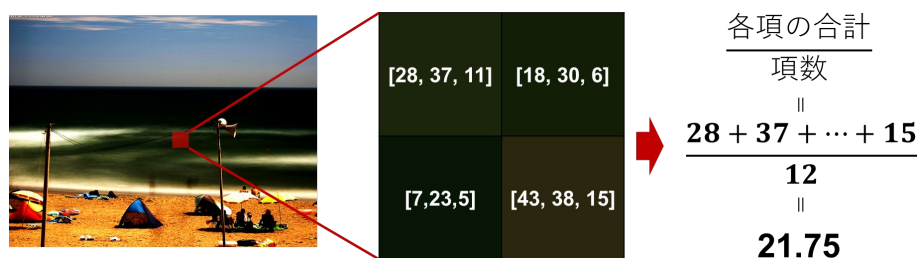


Fig. 2.1.9 平均画素値の計算例

2.2. 結果と考察

(1) 8月8日の結果

8月8日の解析対象は、Fig. 2.2.1 に示すように連続して離岸流の発生が検知されていた時間帯である7:00~12:00（解析対象の検知率41%）とした。また、Fig. 2.1.7 より波高と周期は $H_{1/3}=0.6$ m, $T_{1/3}=6.9$ s と推算された。

a) 砕波帯と離岸流発生域の画素値の平均の差

画像平均化の各解析時間において、砕波帯と離岸流発生域における平均画素値の差を調べた結果をFig. 2.2.2 に示す。解析時間1分の場合、砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の変動が大きく、最小で-26、最大で74であった。同様に5分の場合も最小-7.3、最大60.20分は最小12、最大36となり、解析時間が長くなるにつれて、変動が小さく、最大値も小さくなる傾向がみられた。なお、対象日時において、最も画素値の差があった時間帯、すなわち最も明確に砕波帯と離岸流域が見分けられていたのは8:18~8:19（解析時間1分）であり、最も差が小さかったのは、7:51~7:52（解析時間1分）であった。

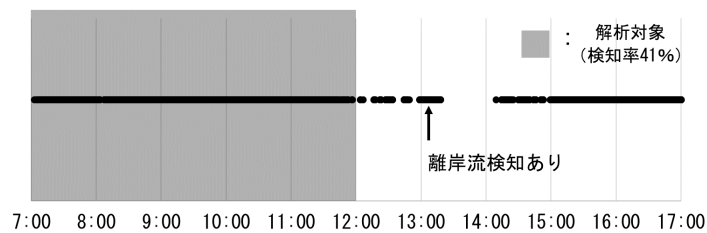


Fig. 2.2.1 解析対象日時（8/8）の離岸流検知頻度

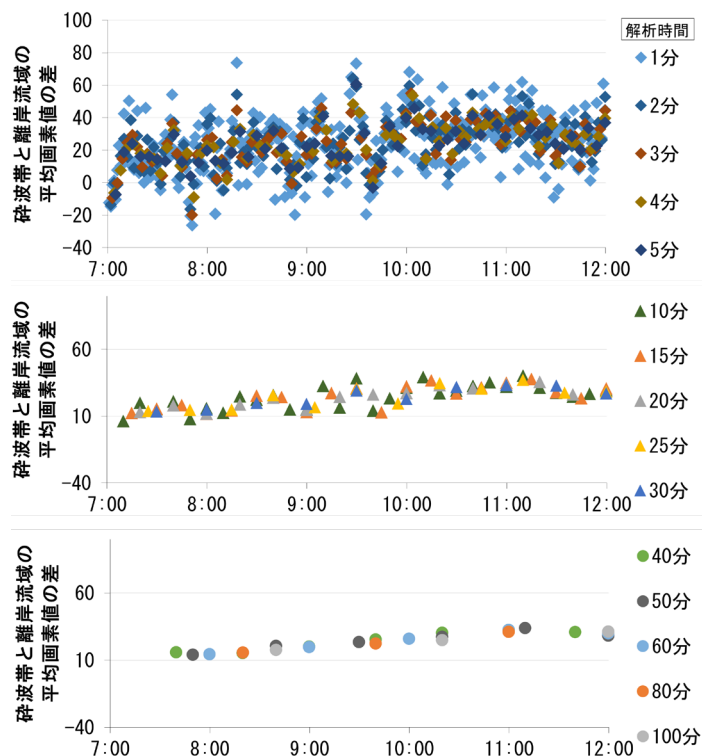


Fig. 2.2.2 各解析時間における平均画素値の差（8/8）

b) 各解析時間の標準偏差と画素値の最大値

Fig. 2.2.3 は、砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の最大値を横軸、標準偏差を縦軸にした各解析時間の分布図である。横軸の値が大きいほど明確に離岸流を検出できており、縦軸の値が小さいほどデータの変動がなくなり常に離岸流が検出できていたことになる。そこで、散布図内のすべての解析時間における縦軸（標準偏差）、横軸（平均画素値の差）の平均値を閾値として、各解析時間を4つの範囲(A, B1, B2, C)に場合分けした。Aは砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の最大値が大きく、変動も小さいため、最も離岸流検出に優れている解析時間として評価し、B1は砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の最大値が大きいが、変動も大きいため、突発的に発生する離岸流を検出するのに適した解析時間とした。B2は砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の最大値が大きくないが、変動は小さいため、定常的な離岸流を検出するのに適した解析時間として評価し、Cは砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差の最大値が大きくない、変動もあるため、離岸流を検出するのにあまり適していない解析時間とした。8月8日においては、Fig. 2.2.3 に示す通り、突発的に発生する離岸流を検出するためには解析時間1, 2, 3, 4, 5分、定常的な離岸流を検出するためには10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 80, 100分が適していると考えられた。また、B2に分布する解析時間の群のみを対象に、離岸流の検出に適している解析時間を調べるため、同様の方法で各解析時間の標準偏差と平均画素値の差の平均値を閾値とした3つの範囲(B2-a, B2-b, B2-c)に場合分けした。Fig. 2.2.4 に結果を示す。B2-a, B2-b, B2-cの順に離岸流の検出に適していると評価できるが、すべての解析時間がB2-bに分布し、特定の解析時間が離岸流検出に適しているという結果は得られなかった。

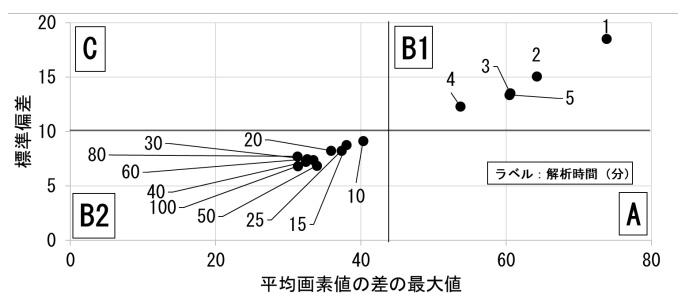


Fig. 2.2.3 各解析時間の砕波帯と離岸流域における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/8)

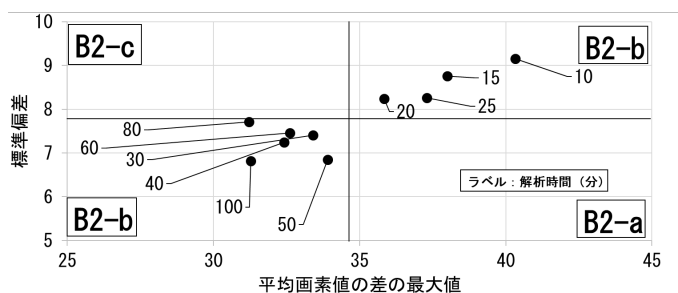


Fig. 2.2.4 B2に属した各解析時間における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/8)

(2) 8月9日の結果

8月9日の解析対象は、8日の解析と同様に連続して離岸流の発生が検知されていた時間帯として、7:00~12:00（解析対象の検知率 24 %）の撮影画像とした。また、この日の波高と周期は $H_{1/3} = 0.7$ m, $T_{1/3} = 6.6$ s であった (Fig. 2.1.7)。

a) 砕波帯と離岸流発生域の画素値の平均の差

各解析時間において、砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差を調べた結果、8月8日と同様に、解析時間が長くなるにつれて変動が小さく、最大値も小さくなる傾向がみられた (Fig. 2.2.5)。対象日時において、最も差があった時間帯は9:43~9:44（解析時間1分）であり、一方、最も差が小さかったのは、9:54~9:55（解析時間1分）であった。

b) 各解析時間の標準偏差と画素値の最大値

すべての解析時間を対象にした、平均画素値の差の標準偏差と最大値による解析時間の分布図を Fig. 2.2.6 に示す。A に属した解析時間はなく、B1 は 1, 2, 3, 4, 5 分、B2 は 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 80, 100 分に属し、C に属した解析時間はなかった。

B2 に分布する解析時間を対象にした結果を Fig. 2.2.7 に示す。図より、B2 の中で最も離岸流検出に適していた解析時間は、B2-a に分布する 25 分であることがわかった。

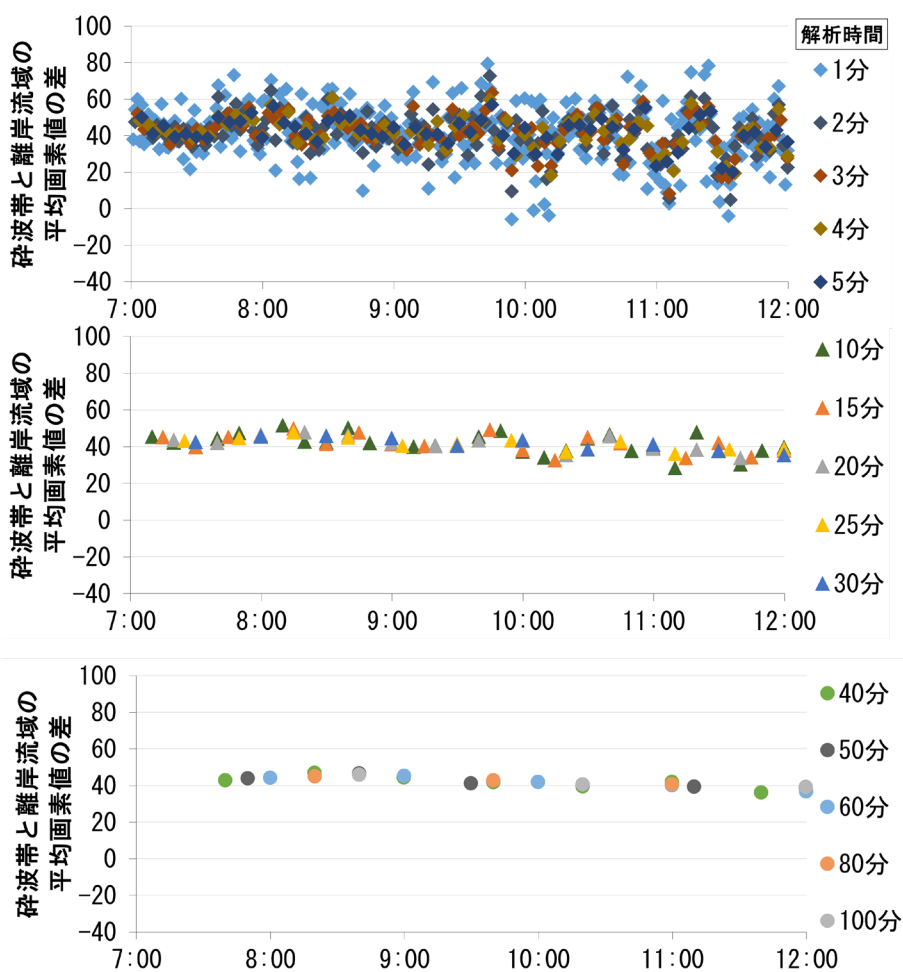


Fig. 2.2.5 各解析時間における平均画素値の差 (8/9)

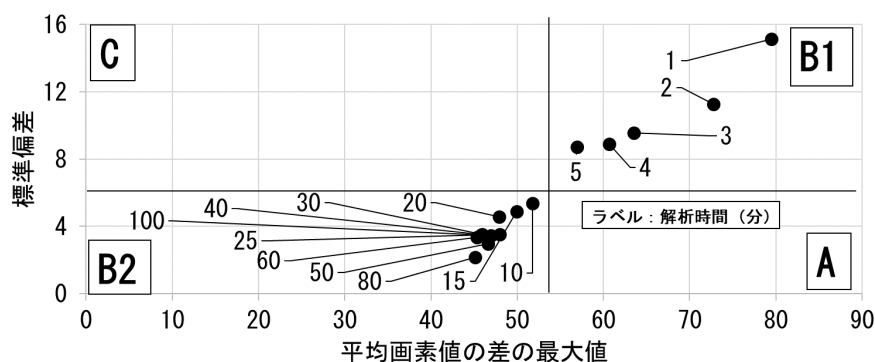


Fig. 2.2.6 各解析時間の砕波帯と離岸流域における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/9)

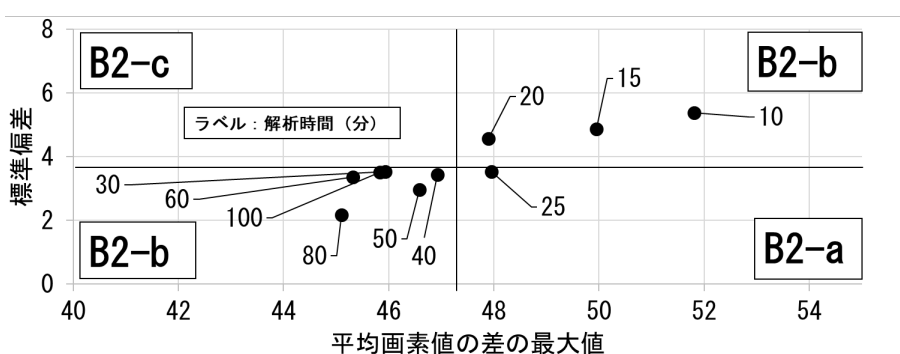


Fig. 2.2.7 B2に属した各解析時間における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/9)

(3) 8月31日の結果

8月31日の解析対象は、前項までの解析と同様に連続して離岸流の発生が検知されていた時間帯として、10:00~15:00(解析対象の検知率65%)の撮影画像とした。また、この日の波高と周期は $H_{1/3} = 0.5$ m, $T_{1/3} = 7.4$ sであった (Fig. 2.1.7)。

a) 砕波帯と離岸流発生域の画素値平均の差

各解析時間において、砕波帯と離岸流発生域の平均画素値の差を調べた結果、解析時間が長くなるにつれて変動が小さく、最大値も小さくなる傾向がみられた (Fig. 2.2.8)。対象日時において、最も差があった時間帯は13:46~13:47(解析時間1分)であり、一方、最も差が小さかったのは、12:28~12:29(解析時間1分)であった。

b) 各解析時間の標準偏差と画素値の最大値

すべての解析時間を対象にした、平均画素値の差の標準偏差と最大値による解析時間の分布図をFig. 2.2.9に示す。Aに属した解析時間はなく、B1は1, 2, 3, 4分、B2は15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 80, 100分に属し、Cに属した解析時間は5, 10分であった。また、Fig. 2.2.10に示すB2に分布する解析時間を対象にした結果によれば、15, 25, 30, 40, 80分がより適した解析時間であった。

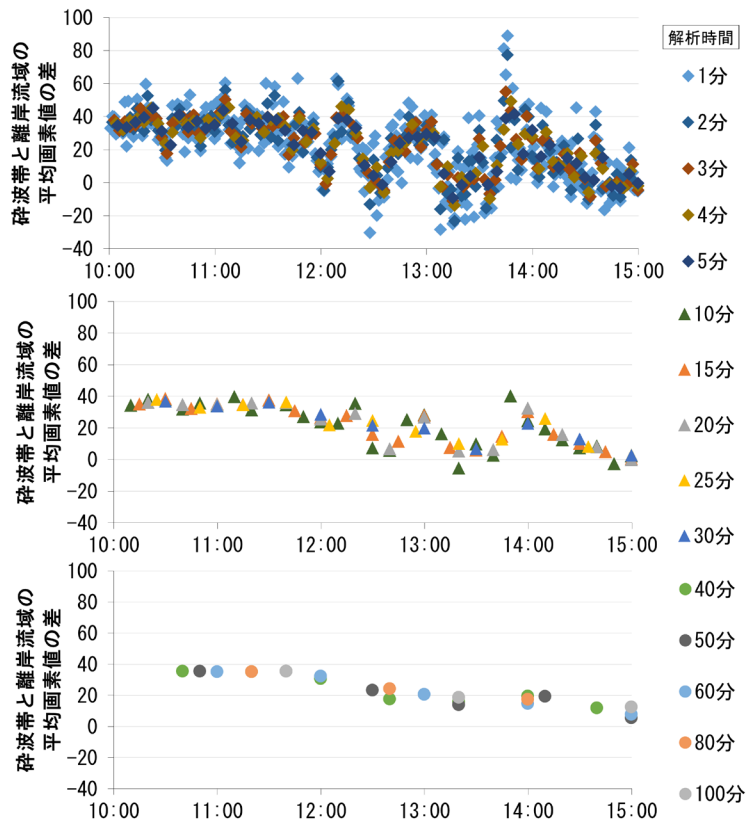


Fig. 2.2.8 各解析時間における平均画素値の差 (8/31)

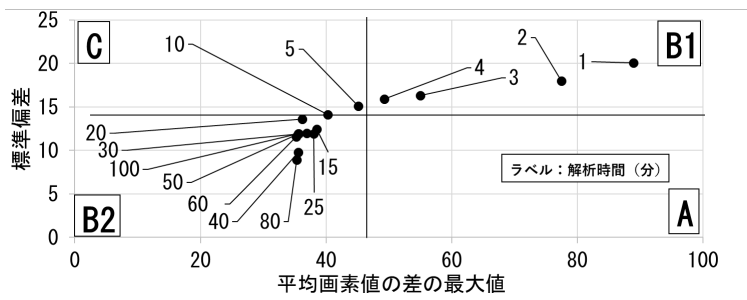


Fig. 2.2.9 各解析時間の碎波帯と離岸流域における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/31)

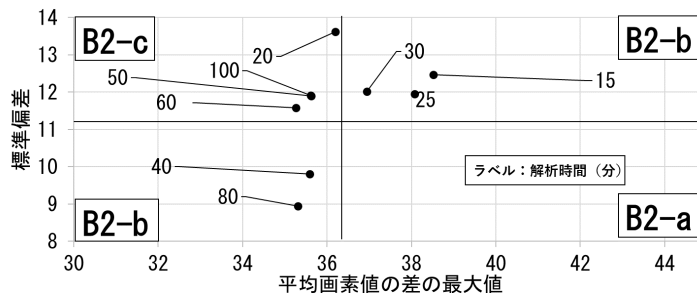


Fig. 2.2.10 B2に属した各解析時間における平均画素値の差の標準偏差と最大値の分布 (8/31)

2.3. まとめ

本研究は、千葉県御宿中央海水浴場で撮影された離岸流発生時の3日間の画像データを対象に、解析時間を変えた画像平均化を行い、離岸流域と碎波帯の平均画素値を算出して、その差の最大値と変動（標準偏差）を比較することで適切な解析時間を調べた。3日間における各解析時間の評価結果をTable 2.3.1に示す。3日間に共通する解析時間より、突発的に発生する離岸流を検出する場合（B1）は1, 2, 3, 4 分、定常的な離岸流を検出する場合（B2）は15, 25, 30, 40, 80 分が解析時間として適切であることがわかった（Fig. 2.3.1）。

Table 2.3.1 各対象日時における各解析時間の評価

月日		8/8	8/9	8/31		
波浪 条件	$H_{1/3}(m)$	0.6	0.7	0.5		
	$T_{1/3}(s)$	6.9	6.6	7.4		
離岸流検知率		41 %	24 %	65 %		
評価 結果 と 解析 時間 (分)	A		-	-	-	
	B	B1	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4, 5	1, 2, 3, 4	
		B2	B2-a	-	25	-
			B2-b	10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 80, 100	10, 15, 20, 30, 40, 50, 60, 80, 100	15, 25, 30, 40, 80
	B2-c	-	-	20, 50, 60, 100		
C		-	-	5, 10		

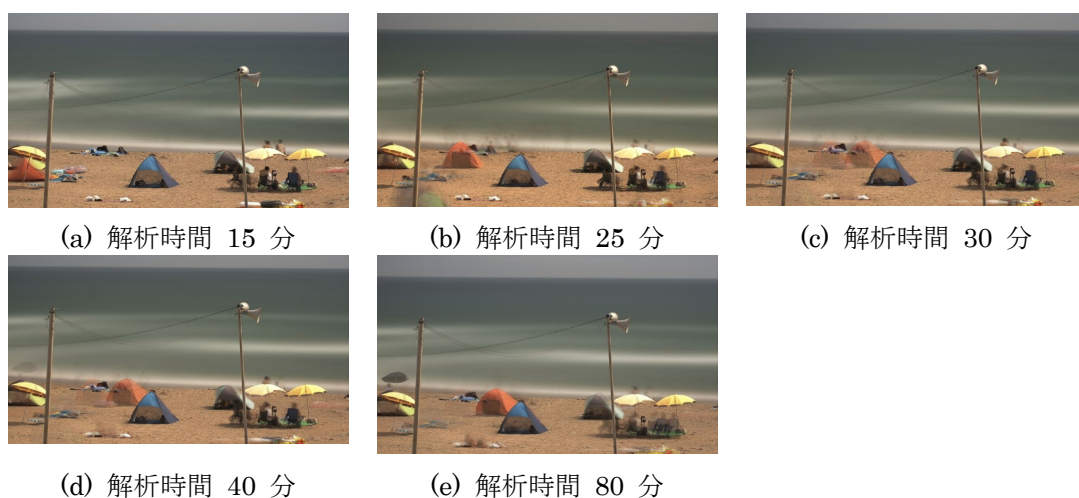


Fig. 2.3.1 B2 の適切な解析時間の画像平均化結果 (8/31)

参考文献

- 1) 石川仁憲, 佐藤嘉亮, 島田良, 小峯力: AIによる離岸流検知機能の検証, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 75, No.2, p. I_175-I_180, 2019.
- 2) 気象庁: 波浪のデータ 沿岸代表点の詳細位置,
<https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/db/wave/comment/chart/point.html>,参照 2020-07-11.
- 3) 大谷靖郎, 宇多高明, 大崎康弘, 永沼慎吾, 三波俊郎, 大木康弘, 市村 康: 銚田海岸におけるweb カメラによる沿岸流・離岸流の発生状況の観測, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol.74, No.2, pp.I_91-I_96, 2018.
- 4) 宇多高明, 大木康弘, 永沼慎吾, 菊池 正悟, 大谷靖郎, 三波俊郎, 市村 康: web カメラによる碎波帯内の微地形と流れの監視, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol.75, No.2, pp.I_85-I_90, 2019.

3. 画像解析を用いた離岸流発生有無の自動判別手法の検討（研究2）

本研究は、福井県若狭和田海水浴場（Fig. 3.1.1）を対象地として、海岸に設置した web カメラによる撮影画像を平均化し、離岸流域と砕波帯に設定した 2 箇所の平均画素値の差から離岸流の発生を自動的に検出する手法を検討した。

3.1. 方法

解析は Fig. 3.1.2 に示すフローで行った。対象海岸における解析期間の波浪¹⁾、潮位²⁾、日照時間³⁾を Fig. 3.1.3 に示す。

(1) 解析対象の画像データの用意

海岸にはwebカメラが設置されており、毎秒約3枚の画像データが保存されている（Fig. 3.1.1）。解析対象データは、豊富な経験を有するライフセーバー（以降、有識者）3名により離岸流が発生していたと判断された3日間（2021/3/11, 3/22, 4/5）の計26時間（約29万枚）と、離岸流が発生していなかったと判断された3日間（2021/3/5, 3/9, 3/28）の計30時間（約33万枚）の撮影画像と

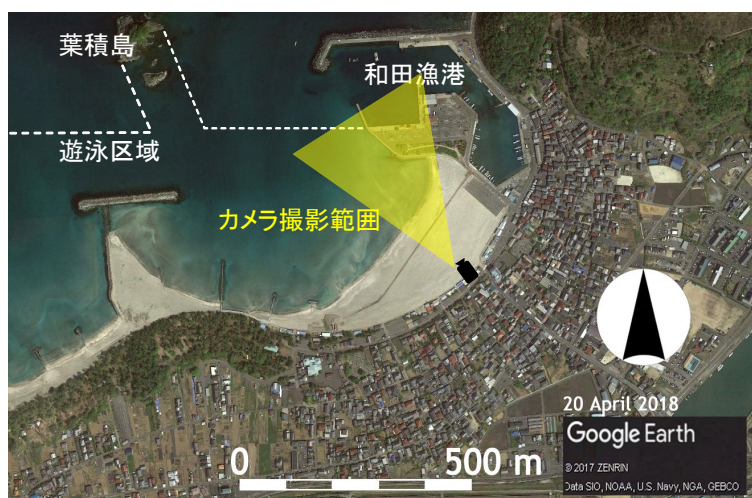


Fig. 3.1.1 対象海岸とカメラ撮影範囲

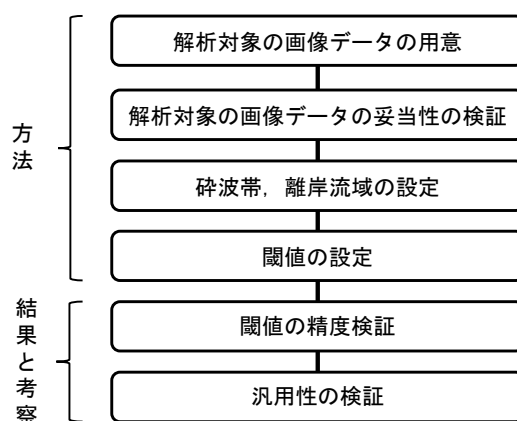


Fig. 3.1.2 本研究のフロー

した (Fig. 3.1.3, 3.1.4) . 約62万枚の画像データから, 前章の研究に基づいて解析時間4分間で845枚の平均化画像を作成し⁴⁾, 離岸流の発生有無の平均化画像に対し, それぞれ解析用, 検証用として8 : 2 (676枚 : 169枚) に割り振った (Fig. 3.1.4) .

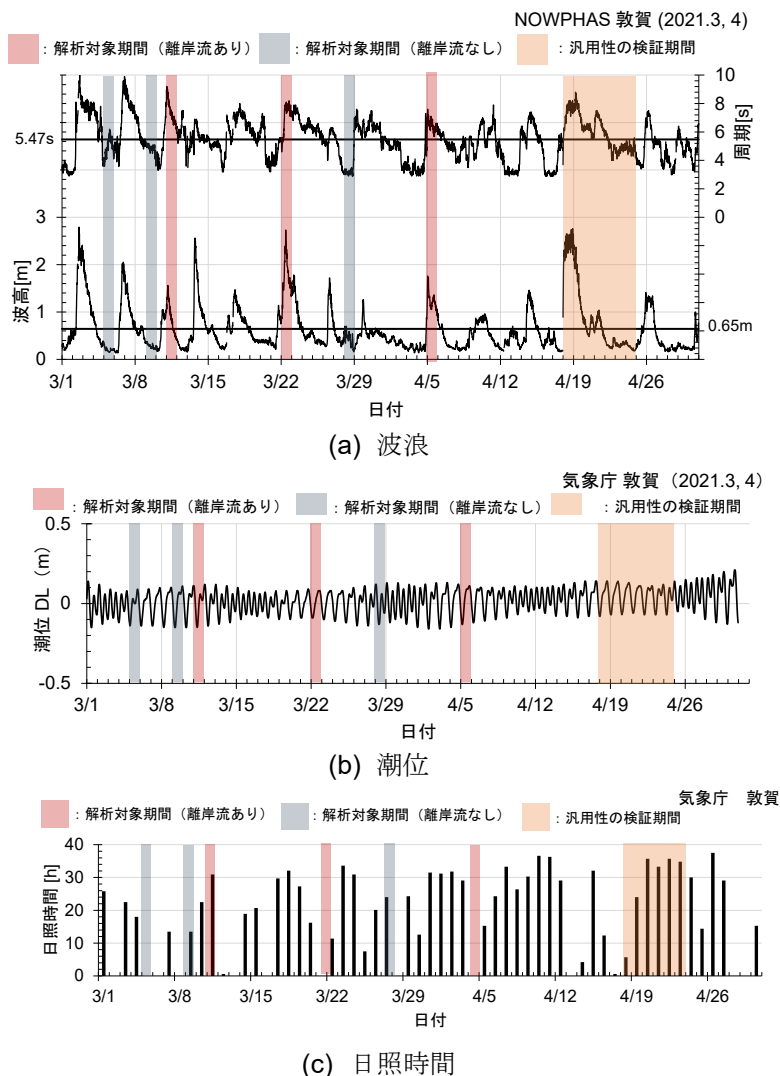


Fig. 3.1.3 対象海岸とカメラ撮影範囲

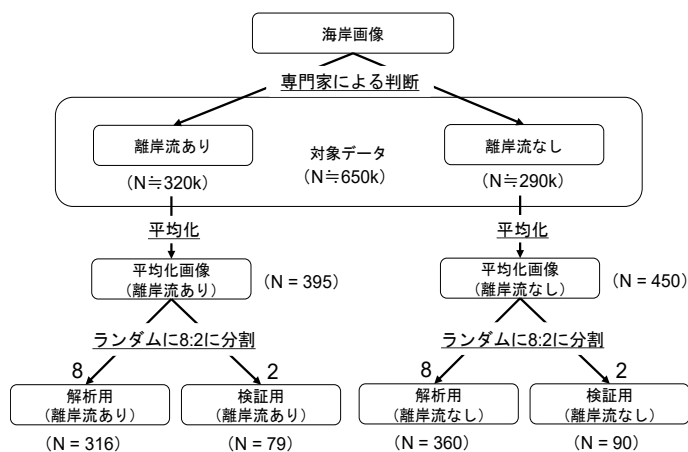


Fig. 3.1.4 対象データの構成

(2) 解析対象の画像データの妥当性の検証

対象海岸の北東53 km地点に位置するNOWPHAS敦賀波浪観測地点⁵⁾の2021年1月1日～12月31日までのデータから作成した、1年間の波高の発生頻度分布をFig. 3.1.5に示す。波高の発生頻度は国立研究開発法人港湾空港技術研究所⁵⁾に倣い0.25 m間隔で算出した。解析対象とした6日間の波高は、離岸流ありが0.56～1.16 m (2021/3/11) , 1.62～2.73 m (2021/3/22) , 1.05～1.36 m (2021/4/5) , 離岸流なしが0.15～0.24 m (2021/3/5) , 0.23～0.34 m (2021/3/9) , 0.24～0.59 m (2021/3/28) であった。これらの波高はFig. 3.1.5の0～2.75 mの範囲に含まれ、この範囲は1年間の発生頻度の90.4 %であった。

有識者による離岸流の発生有無の判断は、離岸流の発生が確認された場合にそのエリアを矩形で示す方法であるアノテーションにて行った。3名の有識者のアノテーション結果を比較したところ、ほぼ同じエリアを離岸流発生位置として指定していた。なお解析データ量の確保のため、アノテーションのエリアが完全に一致していなかった場合も解析データとして使用した。また、2021年2月24日にて染料調査を行ったが、有識者の判断で指定されたエリアの汀線付近に染料を投入した結果、Fig. 3.1.6のように離岸流が観測された。以上2点より、有識者の離岸流の発生有無に関する判断の妥当性を確認した。

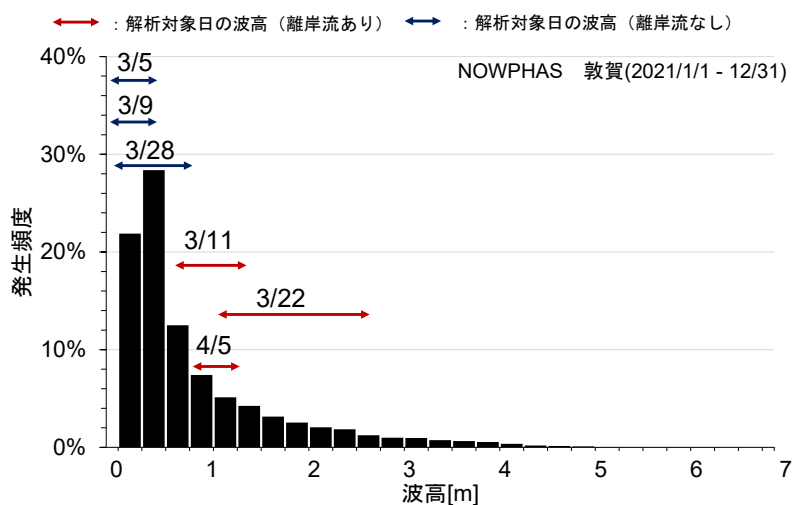


Fig. 3.1.5 1年間の波高の発生頻度分布



Fig. 3.1.6 染料調査にて観測された離岸流 (2021年2月24日)

(3) 砕波帯、離岸流域の設定

調査期間で離岸流がよく発生していた箇所と、発生していなかった箇所を判別するため、離岸流が発生していたと判断された解析用のすべての画像（316枚）を用いて、平均化を行った（Fig. 3.1.7）。有識者が離岸流域と判断したアノテーションエリアと画像の濃淡から砕波帯と離岸流域を設定し（Fig. 3.1.8），砕波帯内で画素値の平均が最も小さかった箇所（エリアa）と、離岸流域内で画素値の平均が最も大きかった箇所（エリアb）をそれぞれ10ピクセル四方の範囲で抽出した（Fig. 3.1.9）。画素値とは、赤緑青の3色、256段階で示されるピクセルごとの値であり、その平均が0に近づくほど黒に、255に近づくほど白に近づく（Fig. 3.1.10）。



Fig. 3.1.7 離岸流が発生していたと判別された解析用期間の平均化画像（N=316）の平均化結果



Fig. 3.1.8 砕波帯と離岸流発生域の設定



Fig. 3.1.9 砕波帯・離岸流域内で画素値の平均が最も小さかった・大きかった箇所の抽出

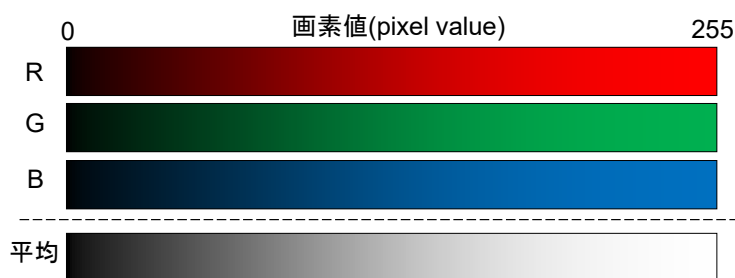


Fig. 3.1.10 画素値と画素値平均のイメージ

(4) 碎波帯，離岸流域の設定

解析用の計676枚の平均化画像（離岸流あり：316枚，離岸流なし：360枚）に対し，エリアa，エリアbの平均画素値の差分を算出した結果をFig. 3.1.11に示す．有識者の離岸流の発生有無の判断を正解とし，エリアa，エリアbの平均画素値の差の大小から離岸流の発生有無を判別するとき，最も正解率の高かった閾値は4.7であった（正解率97.5％）．

3.2. 結果と考察

(1) 閾値の精度検証

a) 検証用データを用いた精度検証

検証用の計169枚の平均化画像（離岸流あり：79枚，離岸流なし：90枚）にて，平均画素値の差が4.7を超えたものを離岸流発生あり，下回ったものを離岸流発生なしと判別し，有識者の離岸流の発生有無の判断と比較した結果，99.4％の正解率であった（Fig. 3.2.1）．

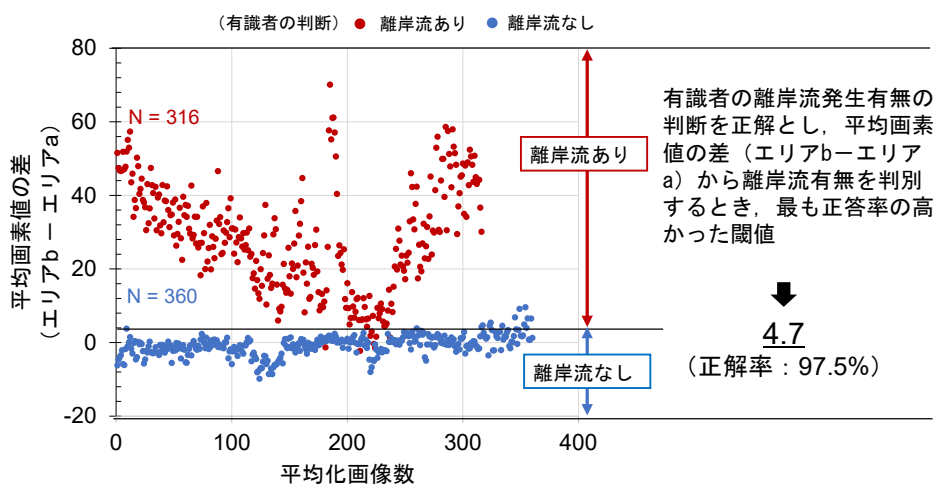


Fig. 3.1.11 解析用の画像データの平均画素値の差分

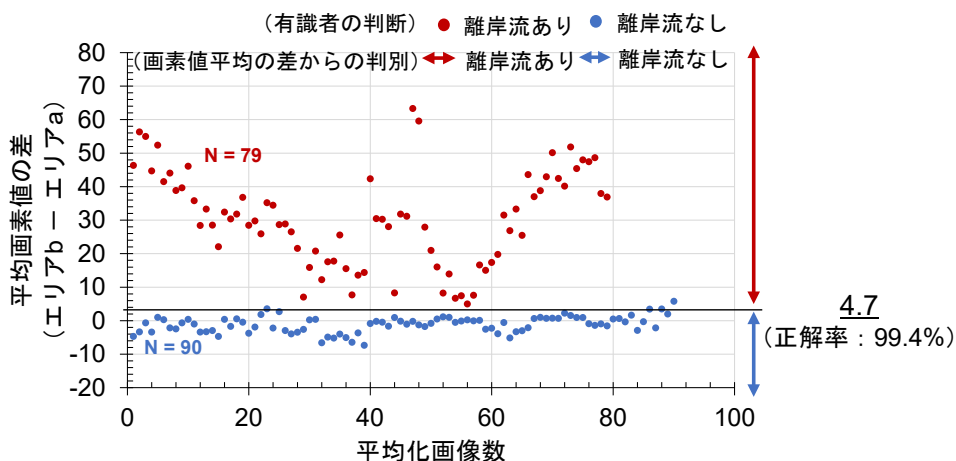


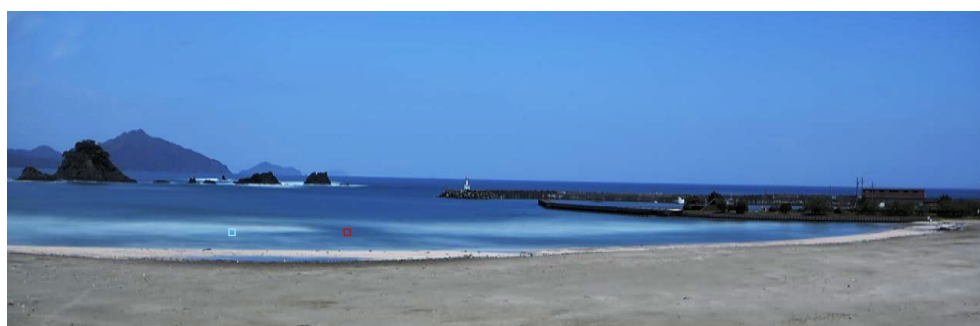
Fig. 3.2.1 検証用の画像データの平均画素値の差分

b) 時間帯ごとに閾値を設定した場合の精度検証

画像上の離岸流の見え方は、波浪、潮位、日照など様々な要因によって変化するため、前項と同様にして時間帯ごとに閾値の算出を行って検知精度を検証した。結果をTable 3.2.1 に示すが、全体として80%以上の正解率があり、検証用データを用いた解析では、15時以降は14時以前と比べて正解率が低かった (Fig. 3.2.2)。原因として、15時以降の画像は他の画像と比べると暗く、エリアaとエリアb間の画素値の差が出にくかったことが考えられた。一方、期間全体の画像に対して最も正解率の高かった閾値4.7で時間帯ごとの検知精度を算出してみると、Table 3.2.2の通りとなった。Table 3.2.1, Table 3.2.2を比べたとき、正解率に大きな差はなかったため、本研究では、エリアa, bの平均画素値の差の閾値4.7を用いて解析を行った。

Table 3.2.1 各時間帯において最適な閾値を設定した場合の各時間帯の正解率

hour	閾値	正答率 (解析)	N (解析)	正答率 (検証)	N (検証)
7	5.4	100%	56	100%	14
8	4.5	100%	60	100%	15
9	5.8	100%	60	100%	15
10	5.3	100%	68	100%	17
11	4.8	100%	72	100%	18
12	6.4	99%	72	100%	18
13	6.8	100%	72	100%	18
14	5.8	97%	72	100%	18
15	4	99%	72	83%	18
16	4.2	89%	72	94%	18



(a) 14 時以前 (2021/4/19 10:36~10:40, 波高 1.8 m)



(b) 15 時以降 (2021/4/20 15:00~15:04, 波高 0.8 m)

Fig. 3.2.2 離岸流ありと判別された画像例

Table 3.2.2 期間全体で最も正解率の高かった閾値 4.7 を設定した場合の各時間帯の正解率

hour	閾値	正答率 (解析)	N (解析)	正答率 (検証)	N (検証)
7	4.7	100%	56	100%	14
8	4.7	100%	60	100%	15
9	4.7	100%	60	100%	15
10	4.7	100%	68	100%	17
11	4.7	100%	72	100%	18
12	4.7	99%	72	100%	18
13	4.7	100%	72	100%	18
14	4.7	97%	72	100%	18
15	4.7	97%	72	83%	18
16	4.7	88%	72	94%	18

note: 赤字は各時間帯において閾値を設定した場合と異なる結果の箇所

(2) 汎用性の検証

解析に用いていない4月18日～24日の1週間の撮影画像から、新たに910枚の平均化画像を作成し、閾値4.7にて本手法を適用し正解率を求めることで、本手法の汎用性を検証した。結果、正解率は56.9%であり、検証データより正解率が低下した (Fig. 3.1.3, 3.2.3, 3.2.4)。この理由を調べるため、910枚の平均化画像を、画像上の離岸流の見え方に影響を及ぼすと考えられる波高、時間帯、天候別に分けて、それぞれの正解率を求めた。

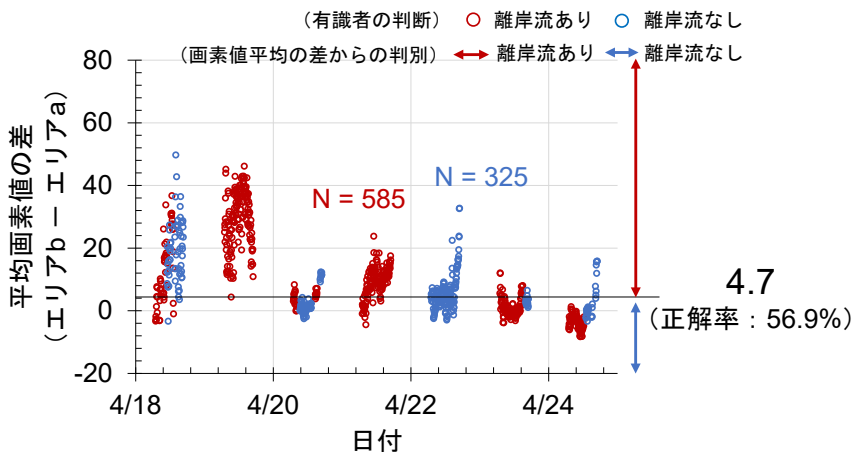


Fig. 3.2.3 汎用性の検証期間 (4/18～25) の画像データの平均画素値の差分

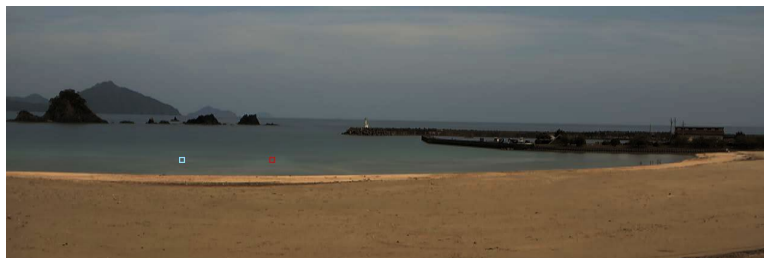


Fig. 3.2.4 汎用性の検証期間にて正解できなかった平均化画像の例 (離岸流ありをなしと判断, 2021/4/24 9:00～9:04, 波高 0.3 m)

a) 波高による正解率

Fig. 3.2.5 に波高0.1 mごとに正解率を算出した結果を示す。波高が0.1~0.4 m と小さいときに関しては正解率が下がっており、正しく判別できなかったことがわかった。有識者へのヒアリングによれば、検証期間の撮影画像において、波高が小さく、砕波が明瞭でなくても海面の乱れ（波紋）から離岸流の発生を判断していた。したがって、このような場合は、砕波帯と離岸流域の色の濃淡で判断する本手法では正しく判別できないと考えられた (Fig. 3.2.5)。一方、波高0.5 m以上では正解率は75%であったため、本手法は、波高0.5 m 以上の条件では一定の精度で離岸流発生を判別できると考えられた (Fig. 3.2.5, 3.2.6)。よって以降の解析は波高0.5 m以上の515ケースにて行った。Fig. 3.2.5 に示すように波高2.2 m以上では正解率は低下したが、波高2.2 m以上の1年間の発生頻度は11%であり (Fig. 3.1.5)，溺水事故防止の観点からは、波高が高い場合は遊泳禁止にすることなどにより対策できることから、実用上問題にならないと考えた。

b) 時間帯による正解率

Fig. 3.2.7 に1時間ごとに正解率を算出した結果を示す。9時、10時、12時など比較的昼にかけて正解率が高いが、7~8時、16時以降など朝、夕方に関して正解率は低く、朝は有識者が離岸流ありと判断したものを離岸流なしと判別してしまうケース、夕方は有識者が離岸流なしと

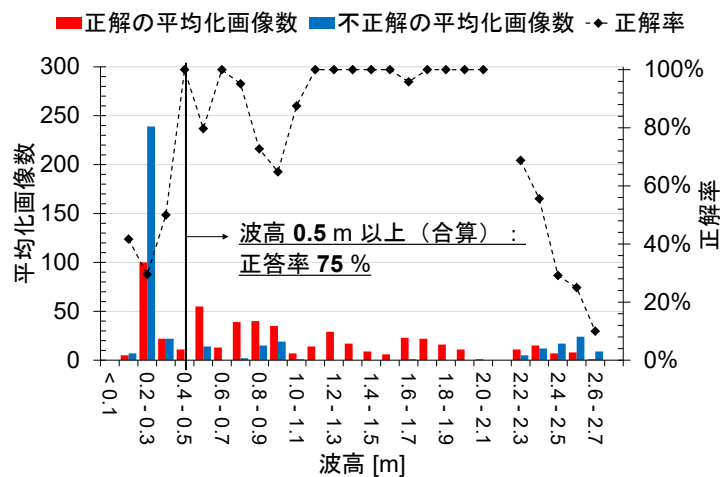


Fig. 3.2.5 波高による正解率の推移



Fig. 3.2.6 波高が 0.5m 以上で正解であった平均化画像の例 (2021/4/19 13:52~13:56, 波高 1.3 m)

判断したものを離岸流ありと判別してしまうケースが確認された。原因として、検証期間の撮影画像において、昼は離岸流域と碎波帯が明瞭であるのに対し、朝は比較的海面の明るさが大きかったため、離岸流域と碎波帯が明瞭でなくなり画素値の差が小さかったことが考えられた (Fig. 3.2.8, Fig. 3.2.9 (a))。一方、夕方の場合には、再値に設定したエリアbに西日が差すことでエリアaと比べて白く映り、碎波帯と誤って判別されたと考えられた (Fig. 3.2.9 (b))。

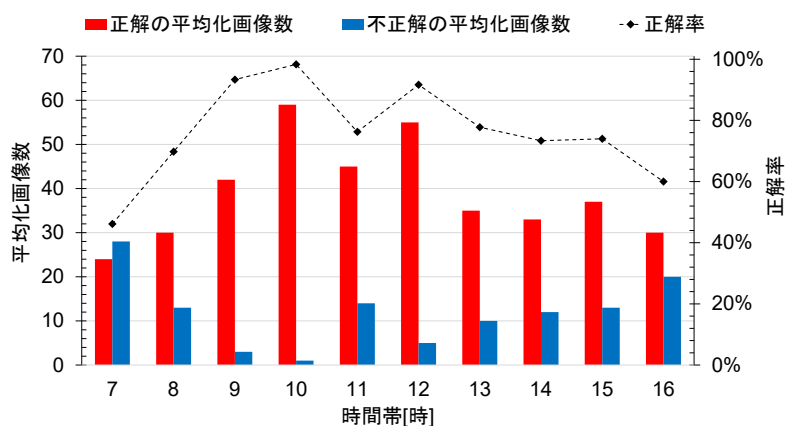


Fig. 3.2.7 波高による正解率の推移

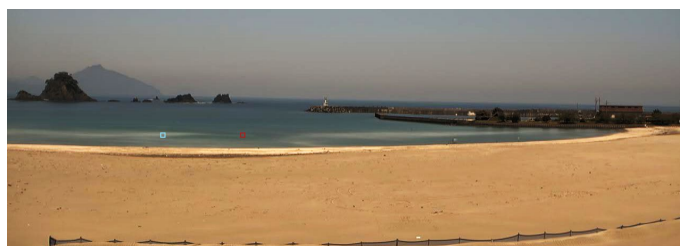
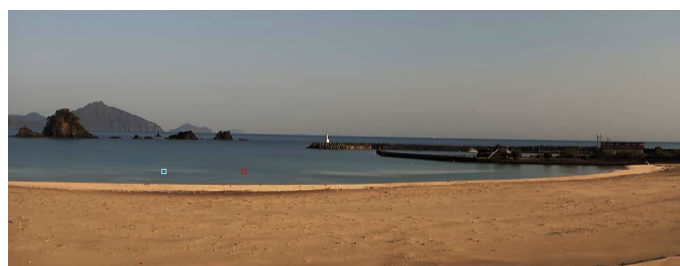


Fig. 3.2.8 昼 (10~14時) で正解であった平均化画像の例 (2021/4/21 11:00~11:04, 波高 1.0 m)



(a) 朝 (7~9時) 離岸流ありをなしと判別 (2021/4/20 7:04~7:08, 波高 0.6 m)



(b) 夕方 (16時以降), 離岸流なしをありと判別 (2021/4/20 16:24~16:28, 波高 0.9 m)

Fig. 3.2.9 時間帯により正解できなかった平均化画像の例

c) 天候による正解率

Fig. 3.2.10 に天候による正解率を示す．最も正解率が良かったのは晴れであり，89%であった (Fig. 3.2.10, 3.2.11) ．一方，曇，雨の順に正解率は下がっており，曇，雨ともに有識者が離岸流ありと判断したものを離岸流なしと判別してしまうケースが確認された (Fig. 3.2.12) ．この原因として，前項と同様に，晴れは離岸流域と碎波帯が明瞭であるのに対し，曇，雨は離岸流域と碎波帯が明瞭ではなく画素値の差が小さかったことが考えられた．

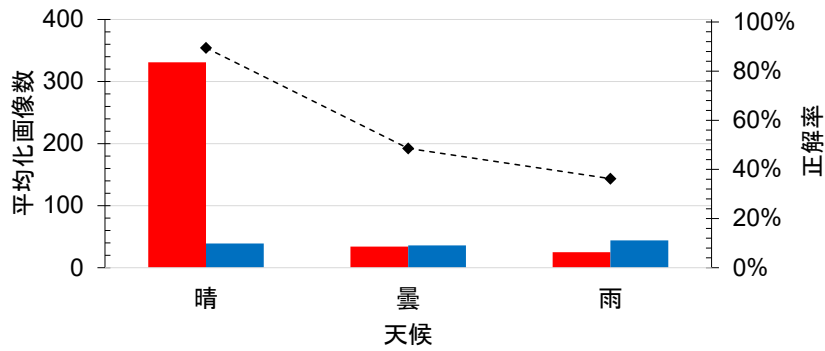
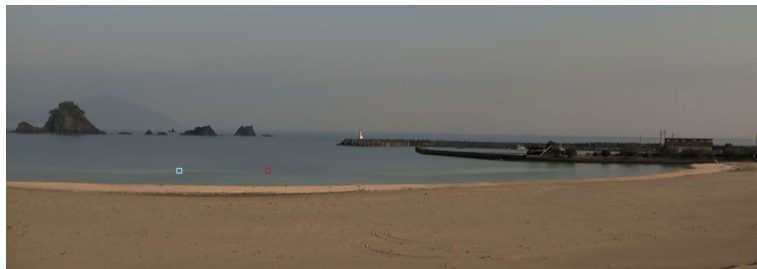


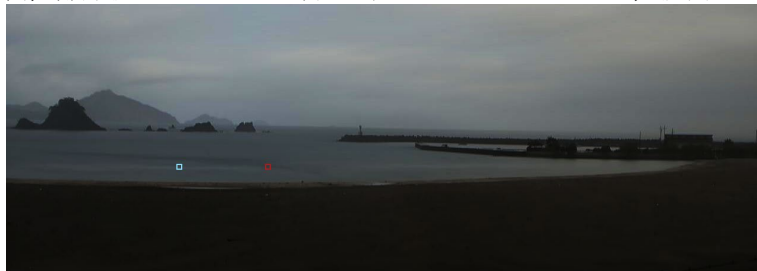
Fig. 3.2.10 天候による正解率



Fig. 3.2.11 晴れで正解であった平均化画像の例 (2021/4/19 15:36~15:40, 波高 1.3 m)



(a) 曇，離岸流ありをなしと判断 (2021/4/21 7:16~7:20, 波高 0.9 m)



(b) 雨，離岸流ありをなしと判断 (2021/4/18 9:56~10:00, 波高 2.6 m)

Fig. 3.2.12 天候により正解できなかった平均化画像の例

3.3. まとめ

本研究では、福井県若狭和田海岸を対象として、海岸に設置した web カメラによる撮影画像を平均化し、離岸流域と砕波帯に設定した 2 箇所の平均画素値の差から非定常的な離岸流の発生を自動的に検出する手法を検討した。経験豊富なライフセーバー 3 名による離岸流の発生有無との判断と、本手法により判別した離岸流の発生有無を比較した結果、検証データによる解析では正解率 99.4 %、2021 年 4 月 18 日～24 日の撮影画像を用いて行った汎用性の検証では正解率 56.9 %であり、波高 0.5 m 以上では、正解率は 75 %であった。よって本手法は、波高 0.5 m 以上の条件では一定の精度で離岸流発生を判別できると考えられた。一方、汎用性の検証において正解率が下がった原因を調べた結果、朝、夕方、曇、雨などの条件において正解率が低いことがわかった。この理由として、離岸流域と砕波帯が明瞭ではなく画素値の差が小さかったことが考えられ、夕方に関しては、砕波帯設定したエリアに西日が差すことで、砕波帯と誤って判別されたと考えられた。今後の研究では、時間帯、天候など画像に影響を及ぼすとされる様々な条件のデータを増やして解析を行い、それぞれ閾値を算出することなどで、より正解に離岸流を検出できると考えられる。

参考文献

- 1) 国立研究開発法人港湾空港技術研究所：NOWPHAS 敦賀波浪観測地点，速報値，2021. <https://nowphas.mlit.go.jp/pastdata/>
- 2) 気象庁：潮汐・海面水位のデータ，潮位表，敦賀，
<https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/db/tide/suisan/suisan.php?stn=XM>.
- 3) 気象庁：過去の気象データ検索，1 時間ごとの値，敦賀，
https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php?prec_no=57&block_no=47631
- 4) 島田良，石川仁憲，小峯力：離岸流検出のための画像平均化の適切な解析時間の検討，土木学会論文集 B2 (海岸工学)，Vol. 76, No.2, I_1339-I_1344, 2020.
- 5) 国立研究開発法人港湾空港技術研究所：全国港湾海洋波浪観測年報，敦賀，2017.
<https://www.pari.go.jp/bsh/ky-skb/ks-jyo/kaisy/nenp/nowp2017/st/st116.htm>

4. AI を用いた Covid-19 危機下における海岸利用状況の変化に関する研究（研究3）

本研究は、海水浴場の定点カメラによる撮影画像から、AI を用いて密の状態を定量的に算出し、2019 年と 2020 年の夏季海岸利用状況の変化を調べた。

4.1. 方法

(1) 対象海岸

対象海岸は外海に面し、海岸の両側に岬や漁港が位置するポケットビーチであり、遊泳区域は海岸中央の沿岸方向約300 m、2013～2018年の平均総入込客数は約80,000人／年、ピーク時の入込客数は1日当たり約9,200 人である。また、この海水浴場には溺水事故防止と早期救助救命を目的としたAIによる離岸流検知システム¹⁾ が設置されており、遊泳区域内の沿岸方向約200 mを撮影範囲とした3台のカメラによって1秒間に約3枚の画像が保存されている（Fig. 4.1.1）。

(2) 解析に用いたデータ

分析に用いたデータは、海水浴場が開設されていた2019年と Covid-19感染拡大により不開設であった2020年の8月1日～31日の7:00～18:00に撮影された約1,500万枚の海岸画像（cam01, 02）とした（Fig. 4.1.1）。なお、cam03については、後述する一点透過図法にて消失点を表すことができなかつたため、対象から除外した（4.3節参照）。cam01, cam02の撮影範囲は、遊泳区域の東側約120 mである。カメラは海岸利用者から50 m以上離れており個人を特定するに至らないが、写真はすべて研究目的にのみ使用し、顔にモザイク処理をかけることで個人情報保護に留意した。



Fig. 4.1.1 対象海岸とカメラの撮影範囲

(3) 解析方法

a) 利用者の検知

人検知の AI モデルである YOLOv3²⁾を用いて、対象期間の画像 1 枚 1 枚の人の数と、画像上の人の矩形情報を取得した (Fig. 4.1.2) . 先行研究から、画像上に人間が目視で数えた人数と、AI モデルが検知した人数を相関分析にて比較した結果、統計的に有意な強い相関のある相関式が得られたため³⁾、本研究でも AI モデルが数えた人数に対し実際の人数を算出するため使用した (式(1), (2)) .

$$y_1 = 1.2x_1 + 1.1 \quad (1)$$

$$\left(\begin{array}{l} y_1; \text{目視でカウントしたcam01の画像内の利用者数} \\ x_1; \text{AIモデルによるcam01の画像内の利用者検知数, } x_1 \geq 1 \end{array} \right)$$

$$y_2 = 1.4x_2 - 2.3 \quad (2)$$

$$\left(\begin{array}{l} y_2; \text{目視でカウントした cam02 の画像内の利用者数} \\ x_2; \text{AI モデルによる cam02 の画像内の利用者検知数, } x_2 \geq 2 \end{array} \right)$$

先に述べたように画像は 1 秒間に約 3 枚撮影されていることから、まず画像 1 枚ごとの利用者数を AI により算出し、次に 1 時間、1 日、曜日ごとの平均値を求め、これを解析に用いた。例えば、午前 7 時の利用者数とは、7:00~7:59 までの約 1 万枚の画像から算出した利用者数の平均値を、小数点第 1 位を四捨五入した整数値で表した (4.1 (1)節参照) .

b) 一点透視図法による 2 m グリッドの作成

カメラの撮影範囲において、汀線に対し垂直な 1 辺 5 m のグリッドを示すマーカーを砂浜に設置し、マーカーをつないだ 4 隅 (A₁, B₁, C₁, D₁) からなる面を O₁ と定義した (Fig. 4.1.3) .



Fig. 4.1.2 AI による人検知例と取得した矩形情報

次に、直線 A_1B_1 , C_1D_1 を用いて一点透視図法(One Point Perspective)⁴⁾における消失点 E を求め、直線 A_1D_1 , B_1C_1 を上端下端とする 1 辺 2 m のグリッド作成し、直線 A_1D_1 , B_1C_1 上の A_2 , B_2 , C_2 , D_2 を 4 隅とした面を O_2 と定義した (Fig. 4.1.4) . ここで、一点透視図法とは、遠近法の表現方法の 1 つで、2 本以上の平行線を無限に伸ばしたときに収束する点 (消失点) を求め、すべての平行線を消失点に収束するように描く方法である ⁴⁾. それにより、物体の遠近感を平面上で表現することができる.

c) 利用者の間隔の算出

海岸利用者の矩形情報を用いて、検出した矩形の幅の中央、高さの最小値から利用者の「足」の座標 (x, y) を求めた (Fig. 4.1.5) . 求めた足の座標を、 A_2 , B_2 , C_2 , D_2 を基準とする透視変換(Projective Transform, Homography)⁵⁾によって 2 m グリッド上での座標に変換し、同じ画像内で検知された n 人に対して、すべての組合せで利用者同士の間隔を算出した (Fig. 4.1.6) .

ここで、透過変換とは、ある平面を別の平面に射影することを言い、式(3)が用いられる. 本研究では、AI モデルによって検出した人の足の座標を、一点透視図法によって求めた 2 m グリッドの座標に変形することで、検知された人の 2 m グリッド上での位置 (行, 列) を特定するために使用している.

なお、Fig. 4.1.5 左下のように横になっている人に関しては、間隔の算出に「足」ではなく「体の中心」を用いた.

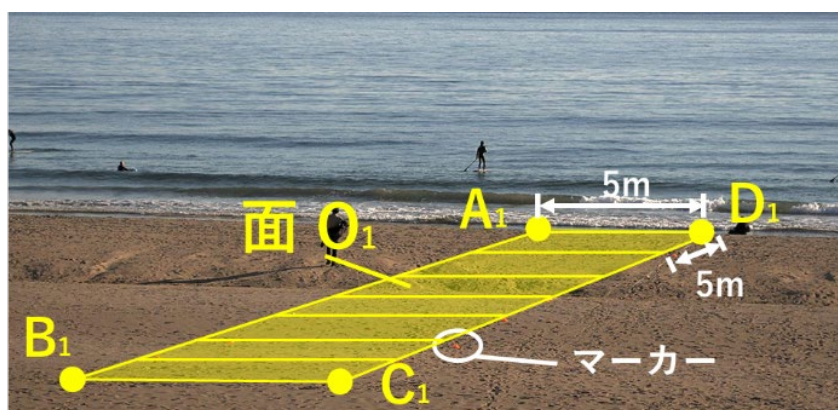


Fig. 4.1.3 AI による人検知例と取得した矩形情報

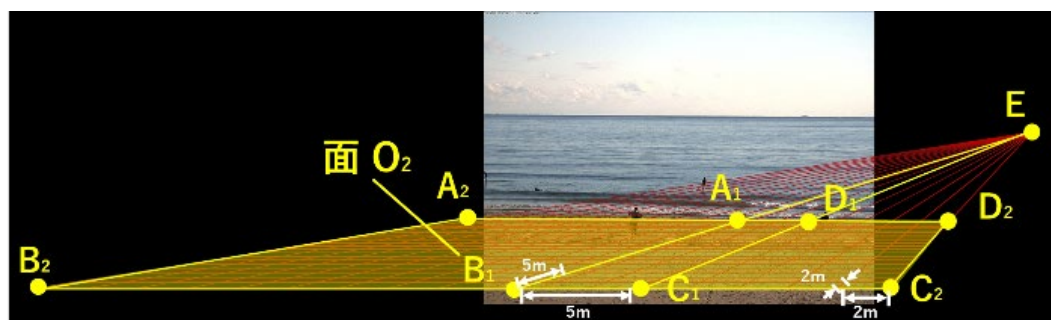


Fig. 4.1.4 一点透視図法による 2 m グリッドと面 O_2 , 点 A_2 , B_2 , C_2 , D_2 の定義

d) 「密」の発生割合分布の作成

算出した利用者の間隔が 2 m 未満であった場合は「密」と定義し、両者の足の位置のグリッド (行, 列) を記録した (Fig. 4.1.6) . 同様の解析を対象期間すべての画像で行い、人の「密」の発生割合の平面分布を算出した.

$$x' = Hx \tag{3}$$

(H : ホモグラフィ行列)
 x : 変換前の点
 x' : 変換後の点

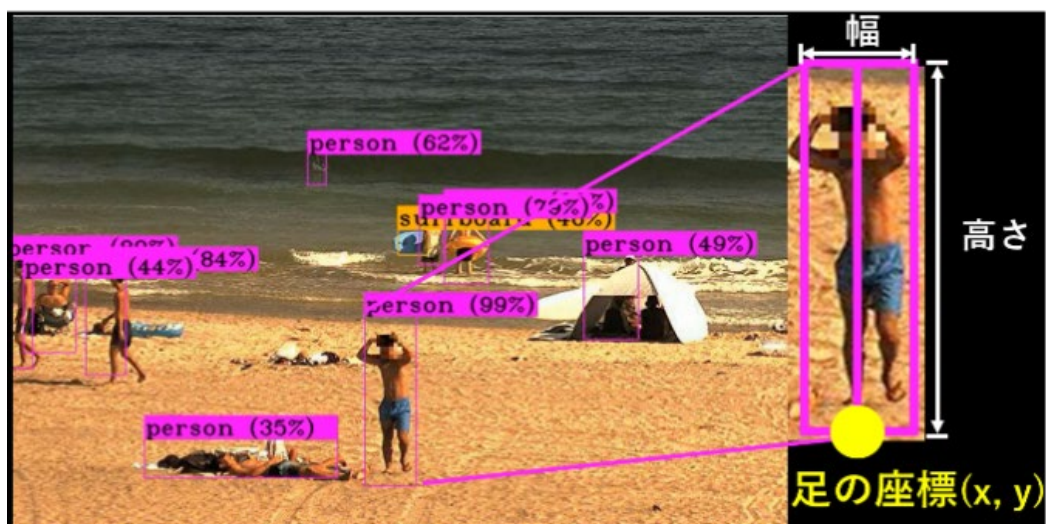


Fig. 4.1.5 AIによる人検知例と足の座標算出方法

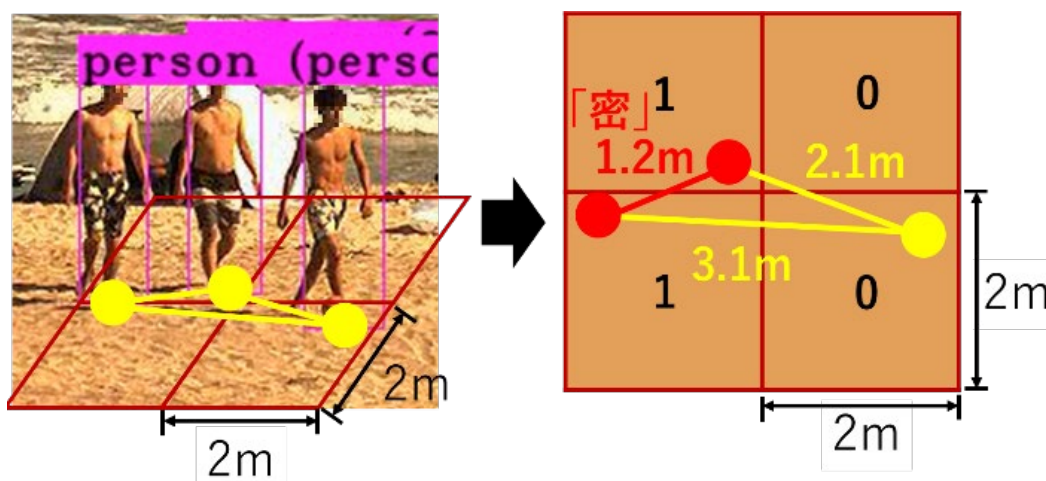


Fig. 4.1.6 座標変換と人と人の間隔の算出方法

4.2. 結果と考察

(1) 海岸の利用者数

a) 解析対象期間全体の比較

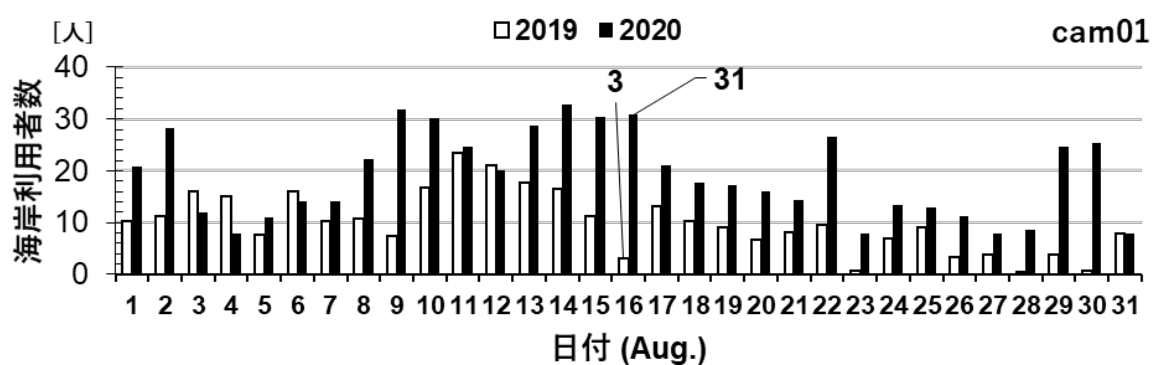
海水浴場が開設していた 2019 年に対して海水浴場不開設であった 2020 年の海岸利用者数は、cam01 の撮影範囲では計 27 日間で増加し、最大 28 人の増加がみられた (Fig. 4.2.1(a)) . 一方、cam02 では計 19 日間減少し、最大計 18 人の減少がみられた (Fig. 4.2.1 (b)) . このようにカメラの撮影範囲で異なる結果となったが、cam01 の撮影範囲は、背後の駐車場から海浜までの人の導線から離れた位置にあることから、Covid-19 危機下では、人が集まり難いエリアに利用者が流れたと考えられる.

b) 時間ごとの比較

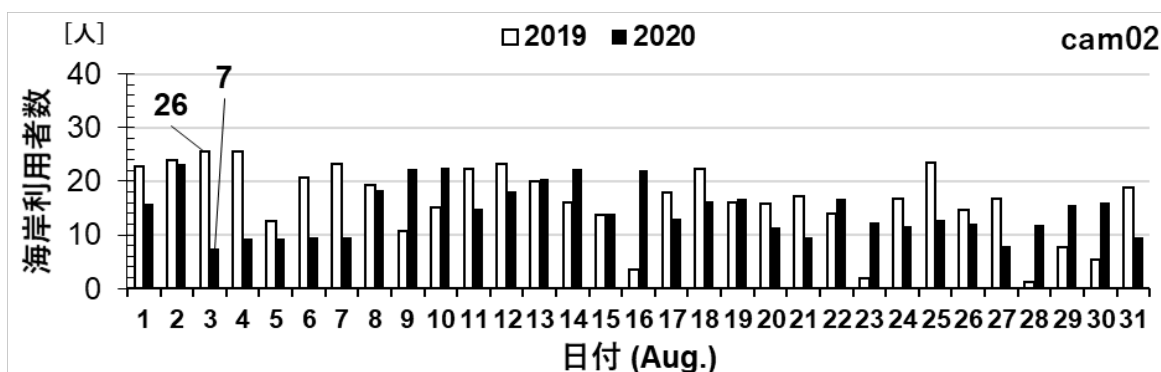
1日の利用者数のピークは、cam01, 02ともに2019年は13時であったが、2020年は14時に変化した (Fig. 4.2.2) . 2020年は、人が多い日中を避けて海岸が利用されていたと考えられる.

c) 曜日ごとの比較

曜日ごとの利用者数は、cam01, 02ともに2019年は日曜日が最も多かったが、2020年では、木曜日 (cam01) もしくは金曜日 (cam02) が最も多い結果となった (Fig. 4.2.3) . 2020年は、人が多い週末を避けて海岸が利用されていたと考えられる.

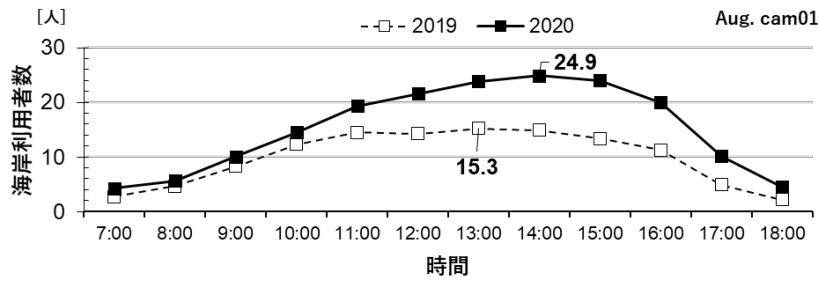


(a) cam01

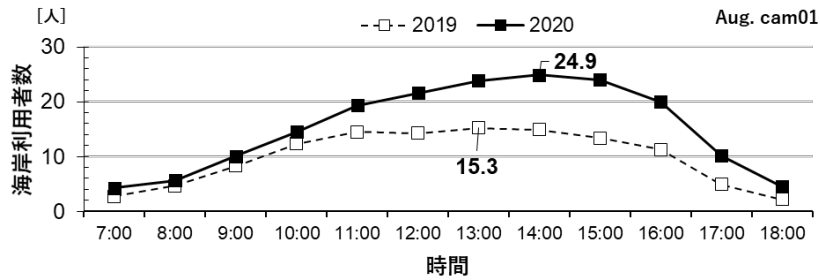


(b) cam02

Fig. 4.2.1 期間中の海岸利用者数の変化 (日平均)

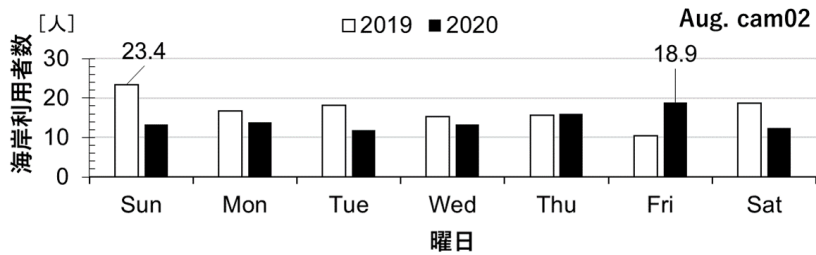


(a) cam01

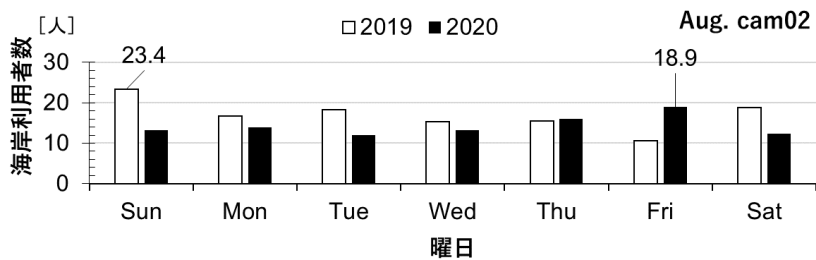


(b) cam02

Fig. 4.2.2 1日の海岸利用者数の変化 (時間平均)



(a) cam01



(b) cam02

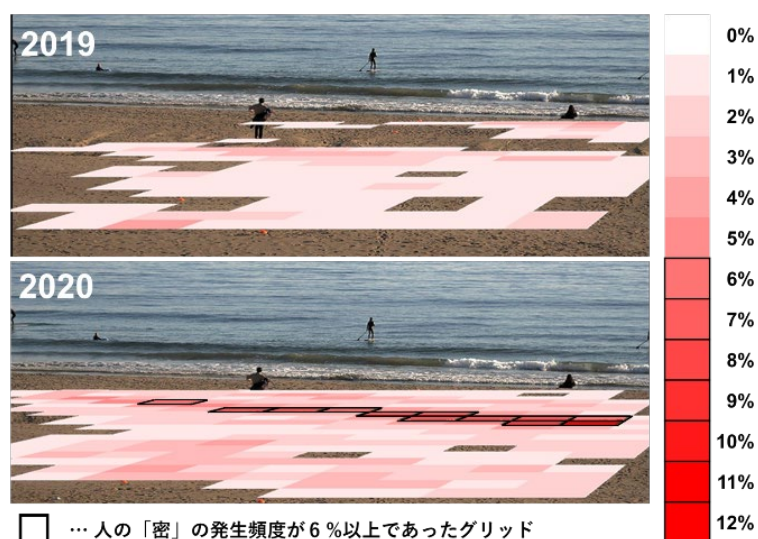
Fig. 4.2.3 1日の海岸利用者数の変化 (時間平均)

(2) 人の密集状況

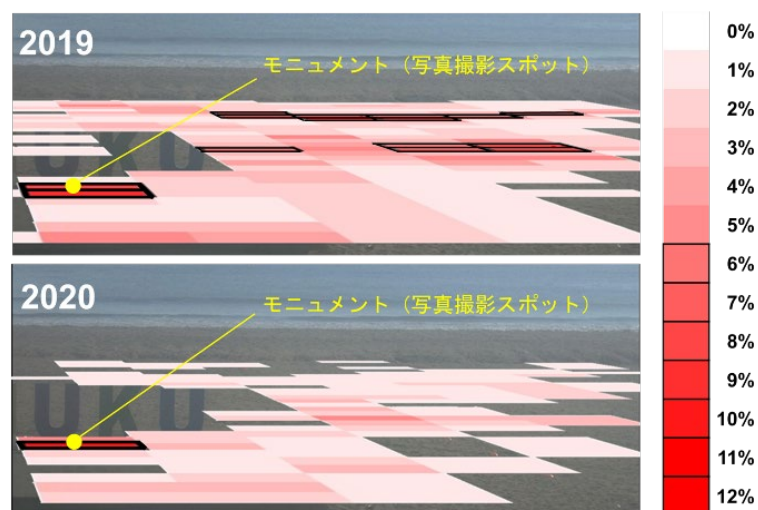
a) 解析対象期間全体の比較

Fig. 4.2.4 に、対象期間全体で2m グリッド上にて「密」の状態が発生していた割合の平面分布を示す。各グリッドの割合は、「密」の状態が発生していた画像数を、対象期間全体の画像数で割ることによって求めた。密の発生割合の上位 50%が 6%であることから、図中には

発生割合 6%以上のグリッドを黒枠で示した。Fig. 4.2.4 (a)に示す cam01 では、密の発生割合が 6%以上のグリッドは、2019 年はなかったが、2020 年は右中央から左中央にかけて計 12 グリッドあり、密の発生割合の最大値は 11%であった。2020 年の方が密の発生範囲が広く、頻度も高い結果となったが、2020 年の撮影画像には、12 グリッドの範囲において、テントの設置など密が発生しやすい利用状況が多くみられた。一方、Fig. 4.2.4 (b)に示す cam02 では、密の発生割合が 6%以上のグリッドは、2019 年では画面奥、右中央と左下で計 15 グリッド、最大 10%、2020 年では左下に計 1 グリッド、最大 11%であった。cam02 では、2020 年の方が密の発生範囲が狭い結果となったが、画面左下の 1~2 グリッドに対応する位置には、写真撮影のスポットになっているモニュメントがあり、2020 年の画像にはこの位置での利用が多くみられた。このように、cam01, 02 の密の発生範囲は、海岸の利用状況に強く影響されていた。



(a) cam01



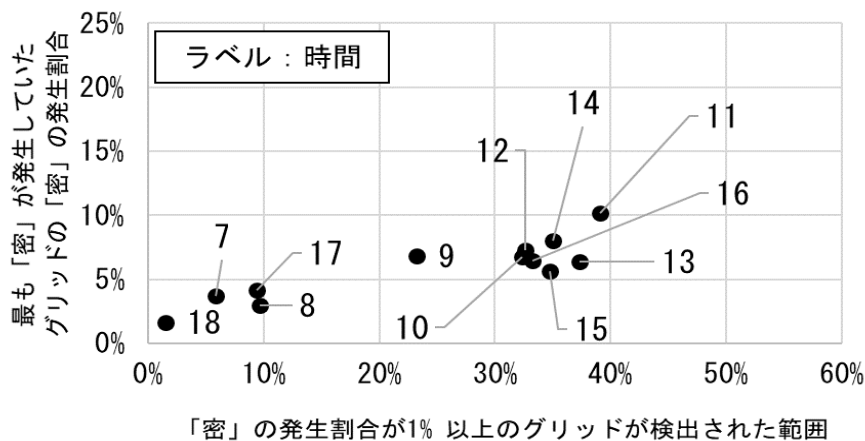
(b) cam02

Fig. 4.2.4 期間中の「密」発生割合の平面分布 (日平均)

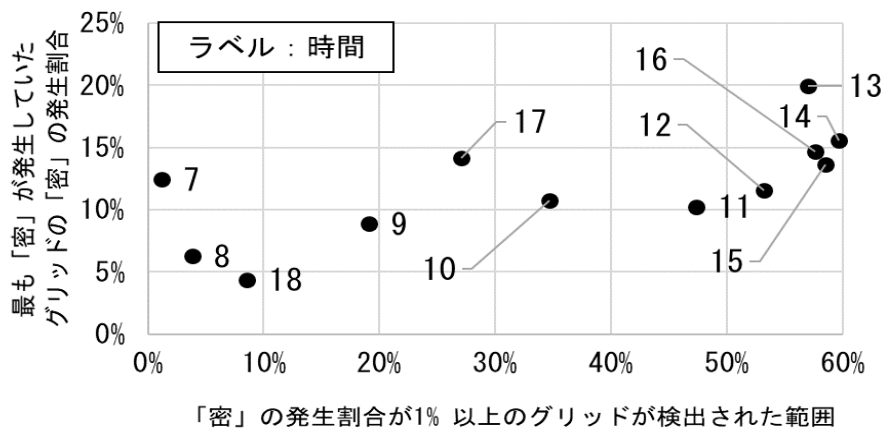
b) 時間ごとの比較

cam01の時間ごとの密の分布をFig. 4.2.5 に示す. 横軸は全グリッド数に対する密の発生割合が1%以上であったグリッドの割合を示し, 縦軸は各時間帯で最も密の発生割合が高かったグリッドの値を示す. 図の原点から遠ざかるほど, より広い範囲で, より高い密の割合が発生していた環境であったといえる. 2019年は, 11時が最も密の範囲が広く, 発生割合も高い. 一方, 2020年は14時が最も密の範囲が広く, 13時が最も密の割合が高い. 先に述べたように, 2020年は利用者のピークは日中を避けて13時から14時にずれたが, 密が発生する時間帯もこれに対応している. Fig. 4.2.6 には最も密の割合が高かった2019年11時と2020年13時の発生割合の平面分布を示すが, 発生割合が6%以上であったのは, 2019年は画面手前左側, 2020年は画面右奥と異なっていた.

cam02の時間ごとの密の分布をFig. 4.2.7 に示す. 2019年, 2020年ともに15時が最も密の範囲が広く, 割合も高かった. Fig. 4.2.8 にはこの時間帯の密の発生割合の平面分布を示すが, 発生割合が6%以上であったグリッドは, 2019年15時では画面中央から手前左側に計29グリッド, 2020年15時では画面右中央に計7グリッドであった.



(a) 2019年



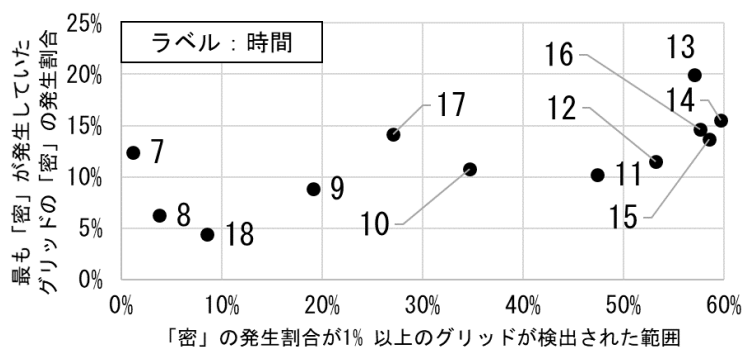
(b) 2020年

Fig. 4.2.5 期間中の「密」発生割合の平面分布 (日平均, cam01)

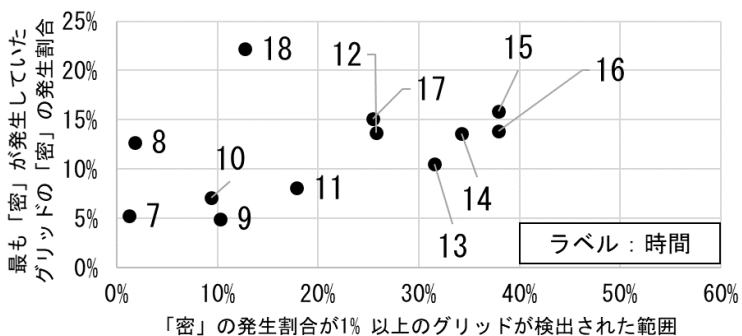
一方、密の発生範囲が狭く、発生割合も低い時間帯は、cam01では、2019年は7, 8時の朝と18時の夕方、2020年は7~9時の朝と18時の夕方であった。同様にcam02では、2019年は7時と18時、2020年は7時~11時の午前中であった。このことから、Covid-19危機下であった2020年は比較的午前中に密が起こりにくい状況にあったといえる。



Fig. 4.2.6 cam01 の撮影範囲における最も密の割合が高かった時間帯の「密」発生割合の平面分布



(a) 2019年



(b) 2020年

Fig. 4.2.7 期間中の「密」発生割合の平面分布 (日平均, cam02)

c) 曜日ごとの比較

cam01の曜日ごとの密の分布をFig. 4.2.9 に示す. Fig. 4.2.1 に示したように, cam01の撮影範囲の利用者数は2019年より2020年の方が多かったが, これに対応して, すべての曜日において2020年の方が密の範囲が広い. 密の発生状況は, 2019年は木曜日が最も密の範囲が広く, 日曜

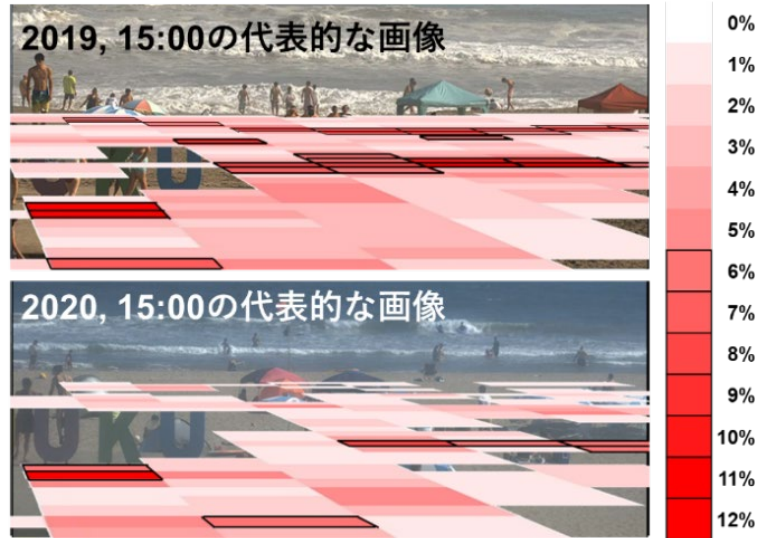


Fig. 4.2.8 cam02 の撮影範囲における最も密の割合が高かった時間帯の「密」発生割合の平面分布

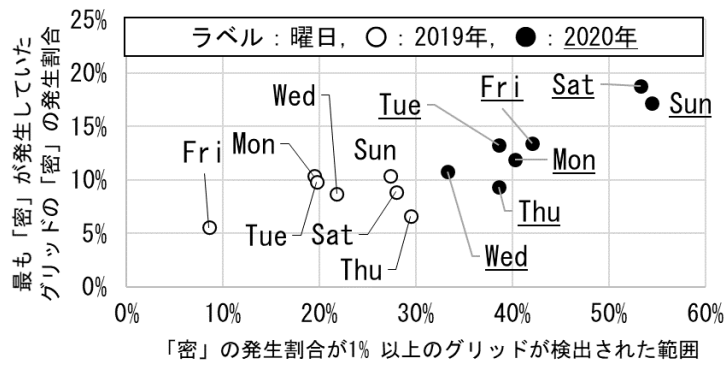


Fig. 4.2.9 期間中の「密」発生割合の平面分布 (日平均)

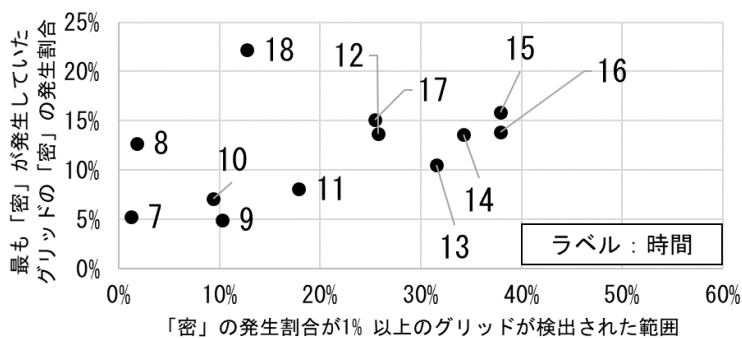


Fig. 4.2.10 期間中の「密」発生割合の平面分布 (日平均)

日が最も密の割合が高かったのに対し、2020年は土曜日が最も範囲が広く、日曜日が最も密の割合が高かった。Fig. 4.2.10 に示すcam02の場合は、2019年は日曜日が最も密の範囲が広く、火曜日が最も密の割合が高かったのに対し、2020年は土曜日が最も密の範囲が広く、日曜日が最も密の割合が高かった。先に述べたように、利用者数からみれば、2020年は人が多い週末を避けて海岸が利用されていたと考えられたが、人の密集は週末に発生しやすい状況にあった。この理由として、2020年の週末（土曜日・日曜日）の撮影画像を確認したところ、家族連れや、友達など、3人組以上のグループでの長時間の利用が多く、密集した環境が作られやすかったと考えられた。

また、Fig. 4.2.11 にcam02の撮影範囲において最も密の割合が高かった2019年日曜日、2020年土曜日の密の発生割合の平面分布を示すが、依然として左下のモニュメントのある位置は密の発生割合が6%以上であり、高い結果となった。したがって、当海水浴場はモニュメントの周りで密が発生しやすい特徴があることが分かった。

一方、密が発生する範囲が狭く、密の発生割合が低かったのは、cam01では、2019年は金曜日、2020年は水曜日と木曜日であった。同様にcam02では、2019年、2020年ともに金曜日であった。このことから、Covid-19危機下であった2020年は、水曜日～金曜日に密が起こりにくい状況にあったといえる。

4.3. まとめ

本研究では、海水浴場の定点カメラによる撮影画像から、AIを用いて人の密の状態を定量的に調べる方法を開発し、2019年とCovid-19危機下であった2020年の夏季の海岸利用状況の変化を調べた。その結果、2020年は平日に利用者が多く、利用者数のピークの時間帯が日中の13時から14時にずれていた。しかし、その一方で、人の密集は週末に発生しやすい状況にあ



Fig. 4.2.11 期間中の「密」発生割合の平面分布（日平均）

り、利用者の多い時間帯に対応して発生していた。また利用者の多さにかかわらず、3人組以上のグループによる利用が多く長時間あった際は、密の範囲や割合ともに高かった。人の密集が発生する場所は、海岸の利用状況に強く影響されており、対象海岸のモニュメント周辺において、常に密の状態にあることが確認された。これらのことから、2020年は人の集中を避けた利用状況であったが、人の密集は発生しており、確実な感染防止対策には繋がっていないと考えられた。一方、2020年は、比較的午前中に人の密集が起り難い状況にあった。したがって、確実な感染防止対策は利用時間の分散であり、そのためにも海岸の利用状況をリアルタイムで周知するなどの工夫が必要であると考えられる。

参考文献

- 1) 石川仁憲, 佐藤嘉亮, 島田良, 小峯力: AIによる離岸流検知機能の検証, 土木学会論文集 B2(海岸工学), Vol. 75, No.2, p. I_175-I_180, 2019.
- 2) Joseph Redmon and Ali Farhadi: YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv:1804.02767, 2018.
- 3) 島田良, 石川仁憲, 小峯力: AIを用いた海水浴場利用者数と離岸流への人立入の関係性の分析, 土木学会論文集 B3(海洋開発), Vol. 76, No.2, p. I_1031-I_1036, 2020.
- 4) Robert W. Gill: Basic Perspective, pp.41-48, Thames and Hudson, 1974.
- 5) Richard Szeliski: Computer Vision: Algorithms and Applications, p.33-37, Texts in Computer Science, 2010.

5. AI を用いたサーファーの利用状況のデータ化と碎波点や海底地形の変化に関する考察（研究4）

本研究は、両端を岬に囲まれたポケットビーチである神奈川県鎌倉市由比ガ浜海岸を対象に、海岸に設置された web カメラによる 49,551 枚の撮影画像に AI を適用してサーファーの利用状況をデータ化することで、長期間にわたる碎波点や海底地形をモニタリングする手法を提案した。

5.1. 対象海岸の概要

本研究は、Fig. 5.1.1 に示す神奈川県鎌倉市由比ガ浜海岸を対象とした。この海岸は、海岸中央に流入する滑川を挟んで東西に広がる延長約2 kmのポケットビーチである。岬に挟まれているため、比較的静穏な海域であり、主に細砂中砂で構成され、海岸中央付近の水深4 m以浅は1/70、4 m以深は1/200の緩勾配海岸である。1972年の逗子マリーナの建設など、周辺の改変はあったものの、大きな汀線変化は起きておらず、1946年以降、場所的な変動はあるが、汀線は長期的に安定している¹⁾。ポケットビーチであり、季節的な汀線変動もみられないことから、汀線付近での波向はほとんど変化しない条件にあるといえる。

5.2. 解析方法

本研究は、Fig. 5.2.1 に示すフローで解析を行った。解析期間の波浪²⁾と潮位³⁾をFig. 5.2.2に示す。

(1) 対象データ

対象海岸に取り付けられたカメラ（Fig. 5.1.1）から、2021年11月30日～2022年2月26日の7:00～17:00の期間、1分間隔で計49,551枚の画像を取得し、解析対象とした。なお画像のサイズは横1920 px × 縦1080 pxである。対象海岸には西側、中央、東側を望む3台のカメラが設置されているが、西側、東側のカメラはそれぞれ海岸線延長約0.7 km、1.3 kmが撮影範囲のた



Fig. 5.1.1 対象海岸とカメラの撮影範囲

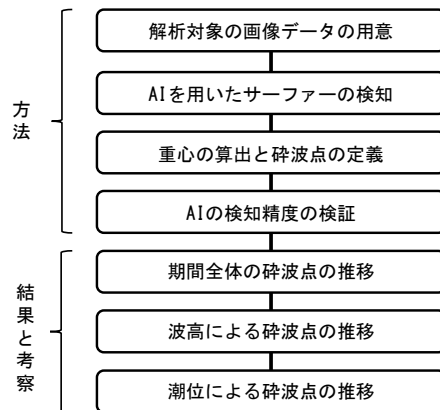


Fig. 5.2.1 本研究のフロー図

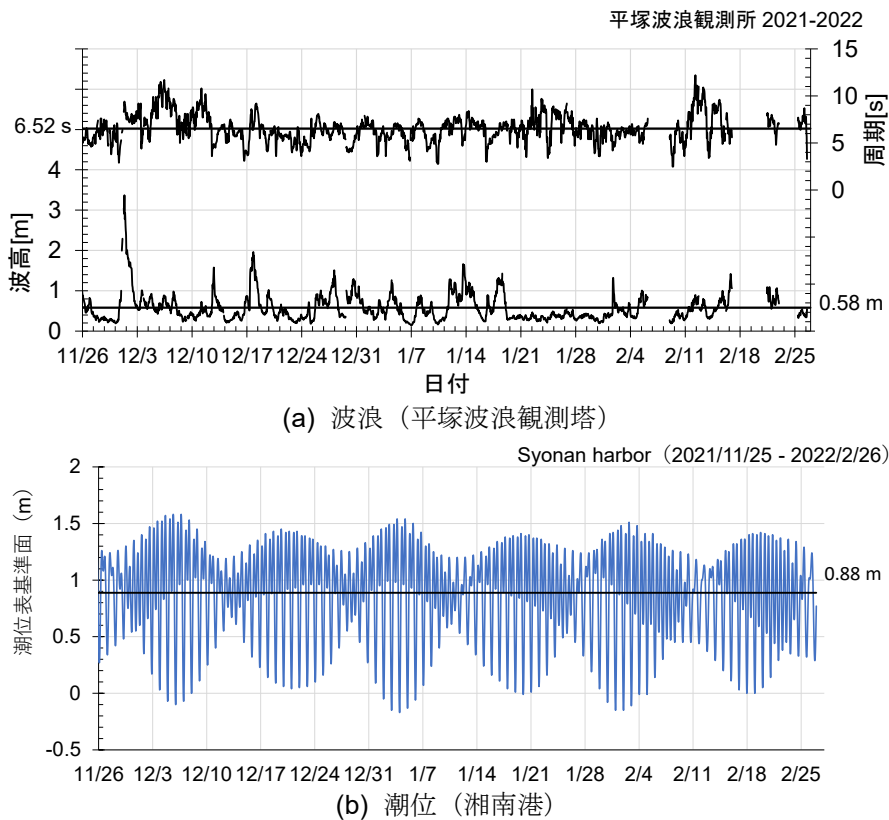


Fig. 5.2.2 対象期間の波浪と潮位

め、遠い位置にいるサーファーは画像上のピクセルが小さく、AIによって正しく検知がなされなかったため、本研究では中央を望むカメラのみを用いた。

(2) AI を用いたサーファーの検知

AIの物体検知アルゴリズムであるyolov5⁴⁾を用いて、49,551枚のそれぞれの画像についてサーファーを検知させ、その数と位置（矩形情報）を記録した（Fig. 5.2.3）。解析対象の範囲

は、下辺を平均潮位時の碎波帯の位置、上辺を干潮時の碎波帯の位置とする沿岸方向約75 ～ 175m、岸沖約140 mとし、この領域で検知された人をサーファーと定義した (Fig. 5.2.3) . Fig. 5.2.4 に対象期間でのサーファーの検知数の推移を示す. 期間平均のサーファーの検知数は4.9 人であり、検知数が最も多かったのは2022年2月6日12:42の45 人であった (Fig. 5.2.5) . Fig. 5.2.6 にサーファーの検知数5 人ごとの頻度分布を示す. 最も検知数の少ない0～5人の検知が最も多く全体の33 % を占めており、検知数が多くなるほど頻度は低下していた.

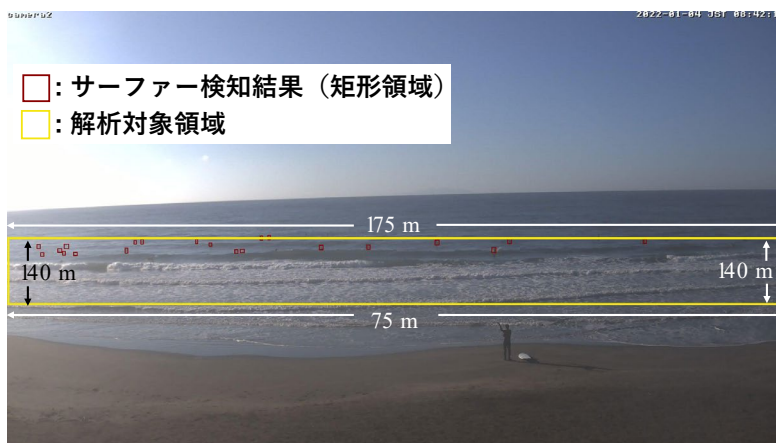


Fig. 5.2.3 yolov5 によるサーファー検知の例と解析対象領域

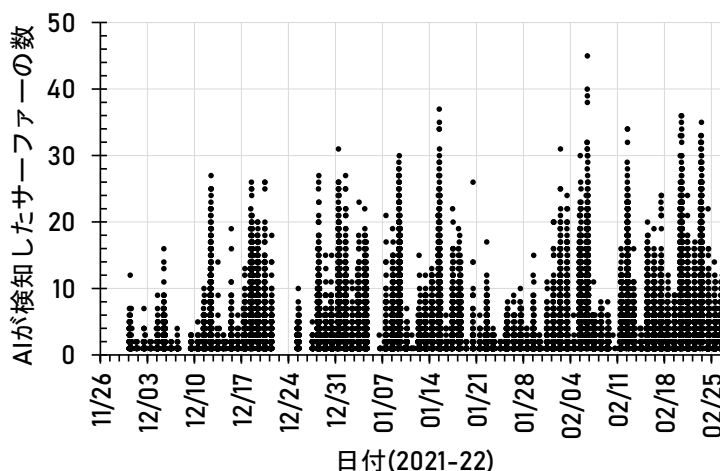


Fig. 5.2.4 AI が検知したサーファーの数の推移



Fig. 5.2.5 サーファーの検知数が最も多かった日時の画像 (2022年2月6日12:42)

(3) 重心の算出と碎波点の定義

検知結果の矩形情報の高さの最小値、幅の中央値から、検知したサーファーの海との接触点を算出した (Fig. 5.2.7) . サーファーの利用の多かった地点を調べるため、画像1枚ごとにサーファーの海との接触点の重心を算出し、これを碎波点とした (Fig. 5.2.7) .

(4) AI の検知精度の検証

AIによるサーファー検知数の精度を検証するため、検知人数が0~9人、10~19人、20人以上でランダムに30枚ずつ計90枚の画像を選定し、人の目で画像に写るサーファーを数えてAIによる検知結果と比較した. 結果、相関係数は0.72, R二乗値は0.51であり、AIが検知したサーファーの数と人の目で数えたサーファーの数には相関があった (Fig. 5.2.8) . AIが検知したサーファーの数0~9人、10~19人、20人以上のそれぞれにおいて、人の目で数えた結果の取りうる範囲と、ばらつきを示す標準偏差を比較した結果をTable 5.2.1 に示す. AIが検知した数が0~9人、10~19人、20人以上の順に、人の目で数えた結果の範囲と標準偏差がともに大きく

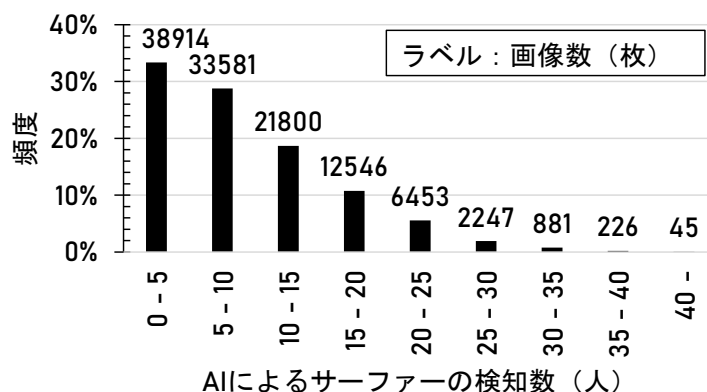


Fig. 5.2.6 AIによるサーファーの検知数の頻度分布

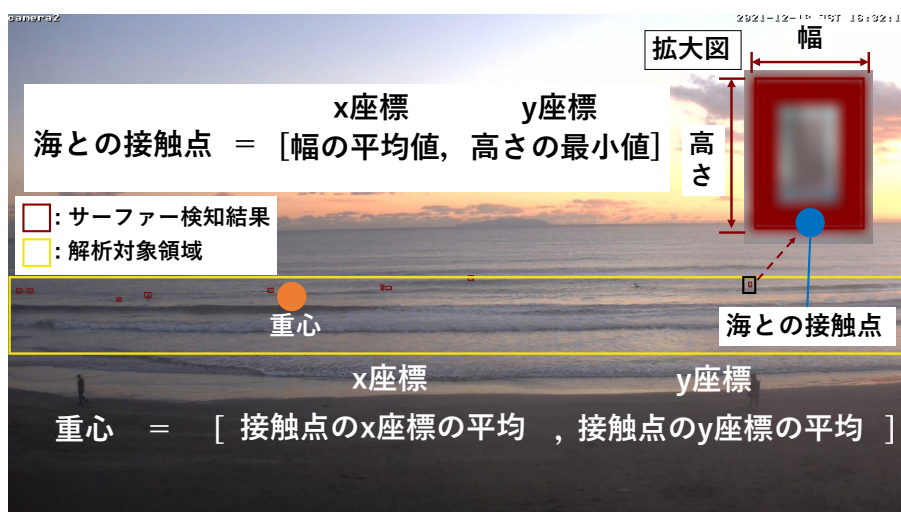


Fig. 5.2.7 海との接触点 (接触点) と重心の算出

なり、画像上の人数が多いほどAIの検知と人の目で数えた人数に差が生じ、反対に画像上の人数が小さいほど差が小さくなった。

上記で用いた90枚の画像から、人の目でサーファーの海との接触点を描画し求めた重心と、AIによって検知された矩形情報をもとに算出した重心を比較した (Fig. 5.2.9) . 結果, 中央値でX座標は182 px, Y座標は9.3 px の誤差があった. 画像全体のサイズは1920 px×960 px であり, X座標は全体のサイズの9%, Y座標は1%の誤差であった.

Fig. 5.2.10 にサーファーの利用状況の例を示すが, サーファーが波待ちをしている地点と碎波点は一致していることがわかる.

以上より, 本手法は一定の精度があると考えられた.

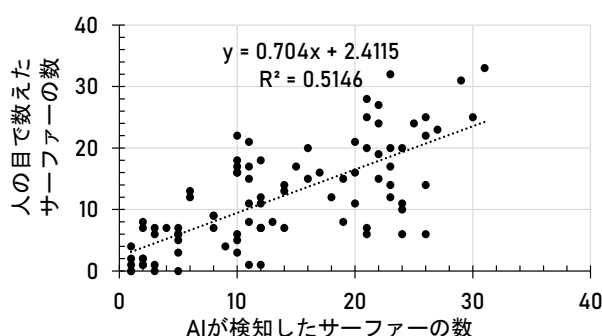
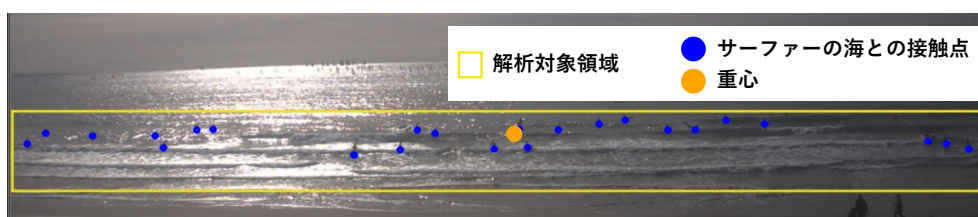


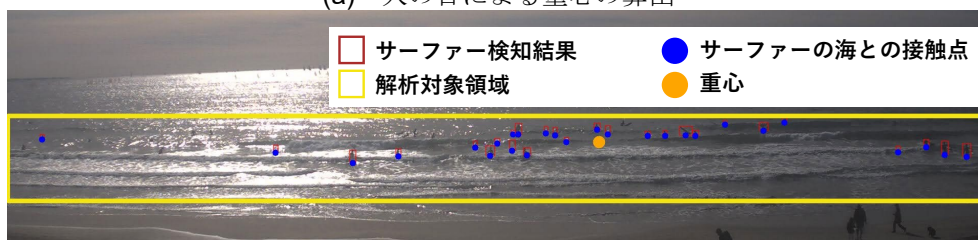
Fig. 5.2.8 yolov5 による人検知と, 人の目によるカウントの相関

表-1 AI による検知結果と人の目で数えた結果との比較

AI によるサーファーの検知結果	人の目で数えた結果の範囲	人の目で数えた結果の標準偏差
0~9 人	0~13 人	3.63
10~19 人	1~22 人	5.67
20 人以上 (20~31 人)	6~33 人	8.06



(a) 人の目による重心の算出



(b) AI による重心の算出

Fig. 5.2.9 人の目と AI による重心の算出結果の比較例



(a) サーファーが波待ちをしている際の例



(b) サーファーが滑っている際の例

Fig. 5.2.10 サーファーの利用状況の例 (2022/1/14 9:05)

5.3. 結果と考察

(1) 期間全体の砕波点の推移

Fig. 5.3.1 に期間全体の1週間ごとの重心の推移のプロットを示す．なお解析期間は13週間あり，赤色が濃くなるほど週が進んだことを示している．日が進むにつれて重心の X 座標が小さくなり，砕波点が東側に寄る傾向がみられた．定量的に期間全体の砕波点の推移を調べるため，重心の X 座標， Y 座標の位相の日ごとの推移をFig. 5.3.2 に示す．なお相関式における S は日付のシリアル値であり，1900年1月1日を1日目として，その日までの計上された日数を示している．例えば，2022年1月1日は「44562」で表される． Y 座標に関しては日付との相関は見られなかったが， X 座標は小程度の負の相関があった．そこでFig. 5.3.2 の相関式を用いて解析期間の週ごとの重心の推移を算出しプロットするとFig. 5.3.3 のようになり，期間全体で砕波点がおよそ15 m東側に移動したことが考えられた．

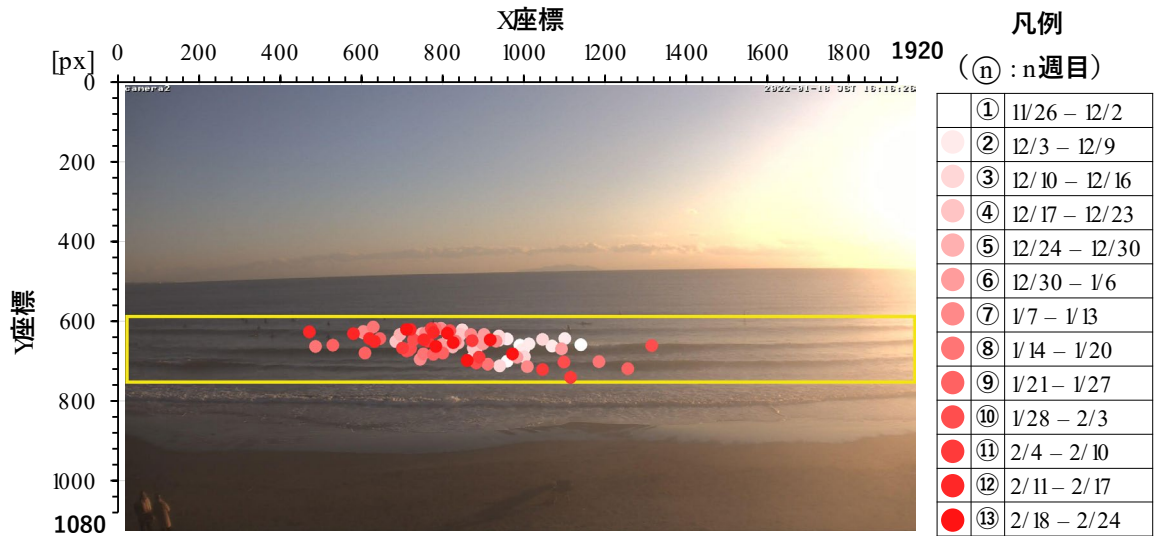


Fig. 5.3.1 期間全体の1週間ごとの重心の推移 (1日平均)

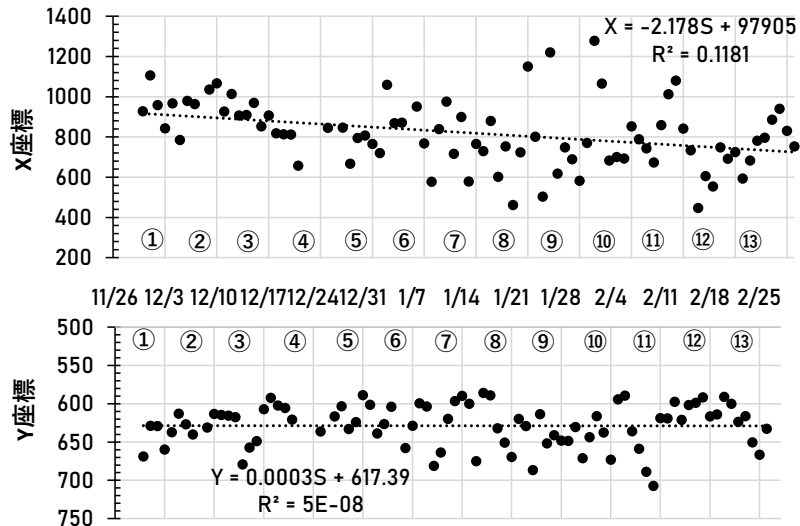


Fig. 5.3.2 重心の X 座標, Y 座標 (1日平均. 相関式における S は日付のシリアル値)

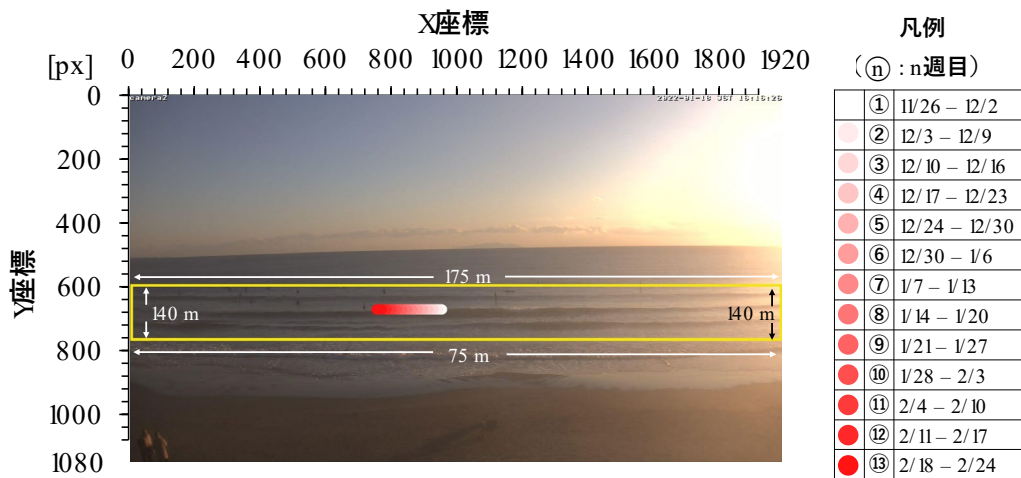


Fig. 5.3.3 相関式により算出した砕波点の日ごとの推移

(2) 波高による砕波点の推移

Fig. 5.3.4 に1~4, 5~8, 9~13週目における波高0.1 mごとの重心の推移のプロットを示す。Fig. 5.3.1, 5.3.2, 5.3.3 で示したように、期間が進むにつれて砕波点は東側に移動し、全体を通して波高が大きくなるほど砕波点が沖へ移動した。Fig. 5.3.5 に波高と重心の X座標, Y座標の関係を示す。なお波高が2.9 m であった2021年12月1日のデータについては、外れ値として除外した。波高と重心の X座標は小程度, Y座標は中程度の負の相関があった。日付と波高との関係は見られなかった。相関式をもとに算出した波高0.1 m ごとの重心の推移をFig. 5.3.6 に示す。対象海岸では、波高0.1 m 未満から1.5 m以上にかけて砕波点は約30 m東方向, 100 m沖

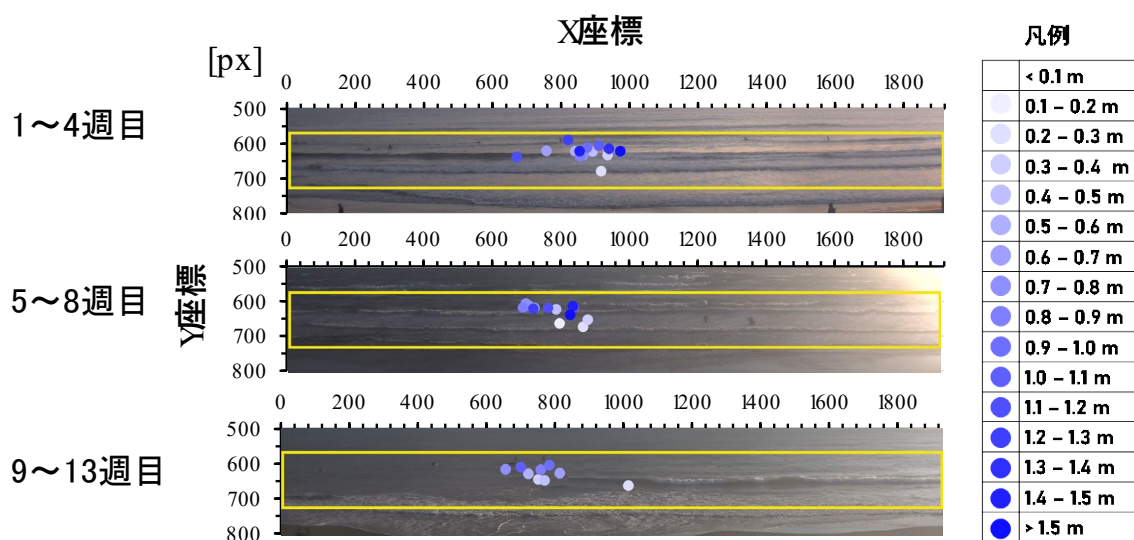


Fig. 5.3.4 波高 0.1 m ごとの重心の推移 (上: 1~4 週目, 中: 5~8 週目, 下: 9~13 週目)

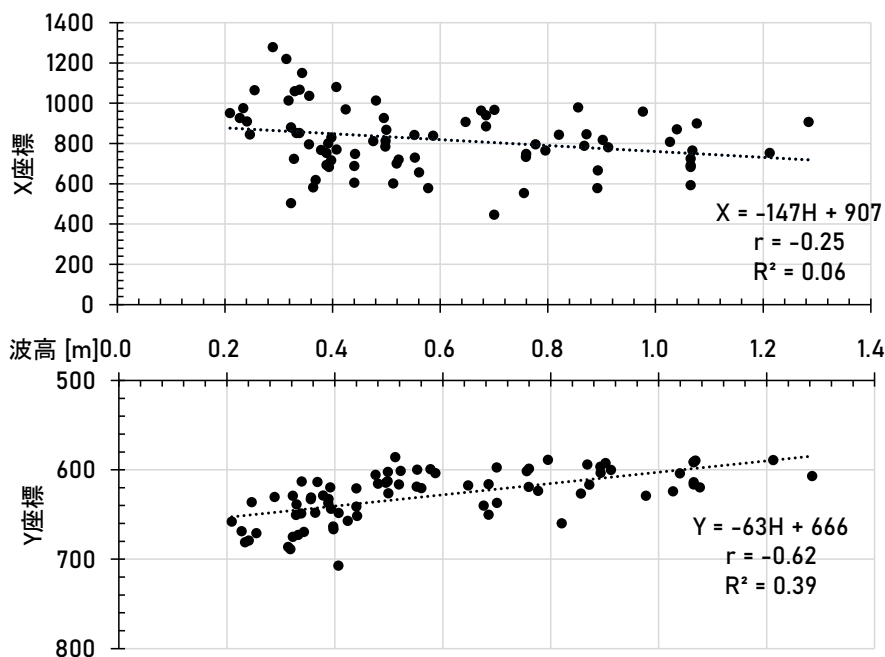


Fig. 5.3.5 波高と重心の X 座標・Y 座標との関係 (相関式における H は波高)

方向へ移動することが考えられた。波高が大きくなるほど砕波点が東方向かつ沖方向に移動する理由として、ポケットビーチの中央付近は海岸中央に流入する滑川の河口でもあり、周辺に比べて浅くなっていることが考えられた。なお(1)項にて日付が進むほど砕波点は東に移動したと考えられたが、Fig. 5.2.2 (a)に示すとおり波高は日付が進むにつれて大きくなっていない。したがって、砕波点が東側へ移動した理由は、波高の影響であると考えられた。また、砕波点の岸沖方向への移動について、長期的にみるとほぼ変化がなく、波高の大小によって沖側・岸側へと移動することが考察された。

(3) 潮位による砕波点の推移

Fig. 5.3.7 に1~4, 5~8, 9~13週目における潮位 0.2 m ごとの重心の推移を示す。Fig. 5.3.8 に潮位ごとの砕波点の X座標の推移を、Fig. 5.3.9 に波高 0.2 m 別に潮位ごとの砕波点の Y座標の推移を示す。日時が進むにつれて砕波点は東側に移動していたが、潮位と X座標、

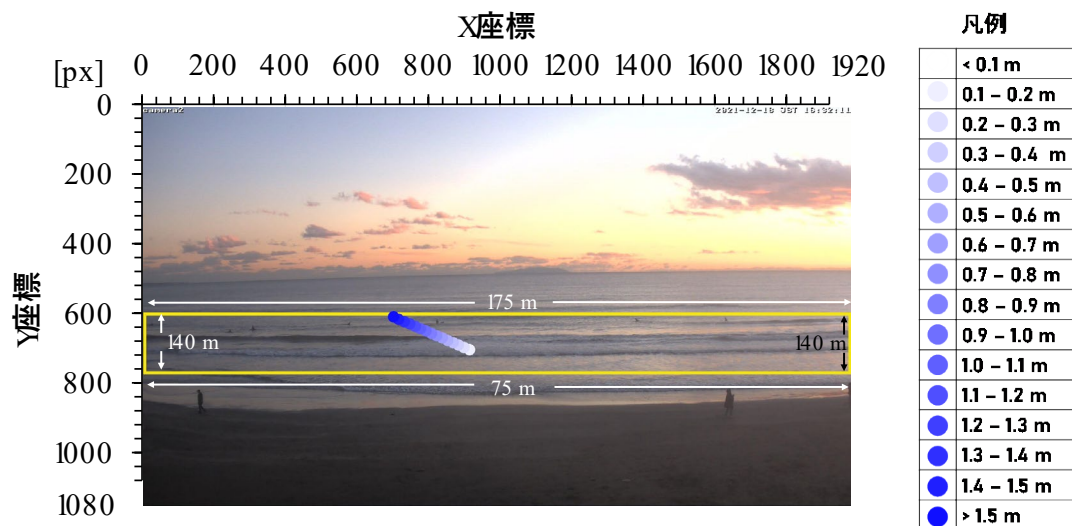


Fig. 5.3.6 相関式より算出した波高 0.1 m ごとの重心の推移

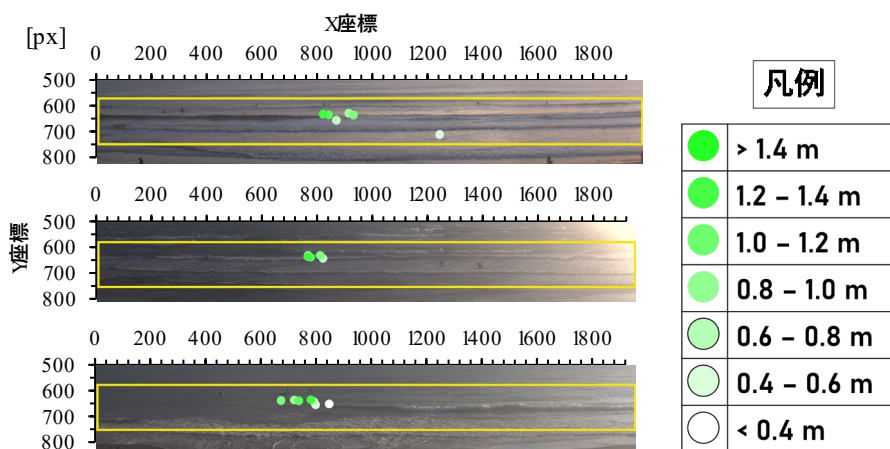


Fig. 5.3.7 潮位 0.2 m ごとの重心の推移 (上: 1~4 週目, 中: 5~8 週目, 下: 9~13 週目)

Y座標との相関における R 二乗値はすべて 0.05 以下と小さく、潮位と碎波点の位置との関連は見られなかった。

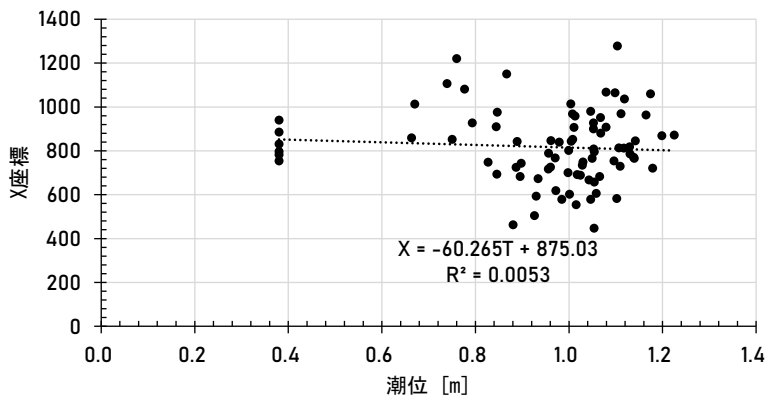
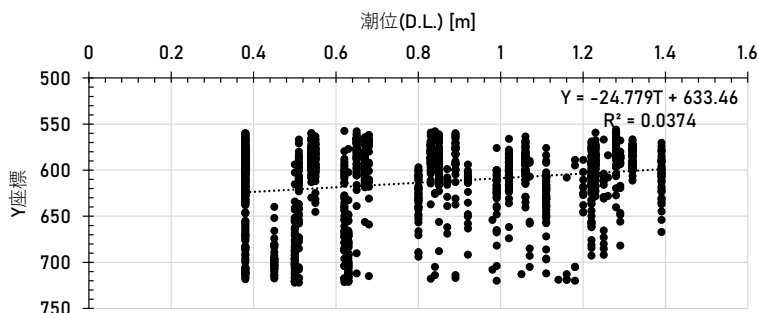
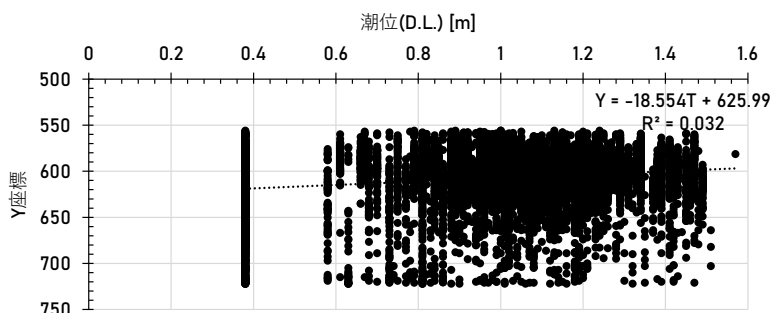


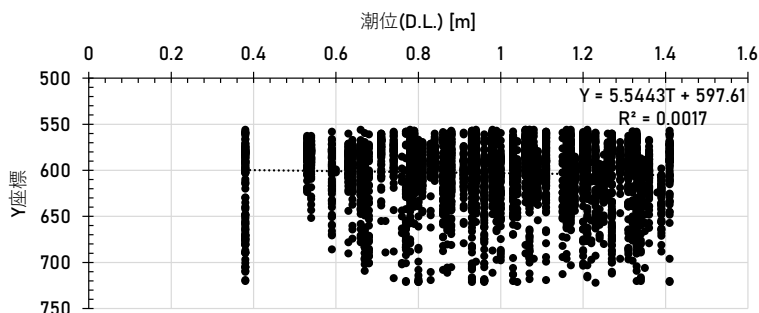
Fig. 5.3.8 潮位と重心の X 座標との関係 (相関式における T は潮位)



(a) 波高 0 – 0.5 m



(b) 波高 0.5 – 1.0 m



(c) 波高 1.0 m 以上

Fig. 5.3.9 波高 0.5 m ごとの潮位と重心の Y 座標との関係 (相関式における T は潮位)

5.4. まとめ

本研究は、両端を岬に囲まれたポケットビーチである神奈川県鎌倉市由比ガ浜海岸を対象に、海岸に取り付けられている web カメラが撮影した 49,551 枚の画像に AI を適用してサーファーの利用状況をデータ化することで、長期間にわたる砕波点や海底地形をモニタリングする手法を提案した。解析結果より、砕波点をバー頂部とすれば、バー頂部は解析期間中におよそ 15 m 東側に移動したことが考えられた。また波高の増大とともに砕波帯は約 100 m 沖方向へ移動し、さらに 30 m 東方向に移動した。撮影範囲の東側はポケットビーチの中央付近であり滑川の流入地点になるため、中央付近では浅瀬が広がっていたと考えられた。このように、本手法は、海岸を望む定点カメラの撮影画像から、長期間におけるバー頂部の平面的な変動や海底地形の特徴を把握することができると考えられる。今後、深浅データと本手法によって解析した砕波点のデータとを合わせて解析することで、画像から海底地形の 3 次元的な考察ができると考えられる。

参考文献

- 1) 塩入 同, 宇多高明, 細川順一, 三波俊郎, 宮原志帆, 芹沢真澄, 石川仁憲: 神奈川県鎌倉海岸 (材木座海岸と由比ヶ浜) の海浜変形予測, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol. 67, No. 2, p.I_1195-I_1200, 2011.
- 2) 神奈川県 平塚波浪観測塔: 平塚沖波浪等計測データ, 過去のデータ http://61.206.118.118/list_data/20220522list.html, 参照 2022-5-23.
- 3) 気象庁: 潮汐・海面水位のデータ, 潮位表, 湘南港 <https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/db/tide/suisan/suisan.php?stn=D8>, 参照 2022-5-23.
- 4) Ultralytics YOLOv5: <https://github.com/ultralytics/yolov5>, 参照 2022-5-23.

6. 画像解析による波の遡上高の観測方法と茅ヶ崎海岸への適用（研究5）

本研究では，神奈川県茅ヶ崎海岸で撮影された 2020 年～2022 年の画像データ^{注1}を用いて，台風来襲による高波浪作用を含む期間中の波の遡上高の解析を行うとともに，改良仮想勾配法による算出結果との違いや，対象海岸における波の遡上高と波浪，潮位の関係について調べた。

6.1. 方法

(1) 調査対象

神奈川県茅ヶ崎海岸は相模湾に面し，両側に茅ヶ崎漁港とヘッドランドに囲まれた海岸線延長1.3 kmの砂浜海岸である（Fig. 6.1.1）．研究対象は，Fig. 6.1.1 に示すヘッドランドの西側に設置された定点カメラの撮影範囲である．Fig. 6.1.2 にカメラ撮影範囲内に設定した測線aの位置と海浜縦断形を示す．測線aの前浜勾配は $\tan\beta = 1/10$ であった．遡上高の解析は，2020年



Fig. 6.1.1 対象地とカメラ位置，撮影画像の例

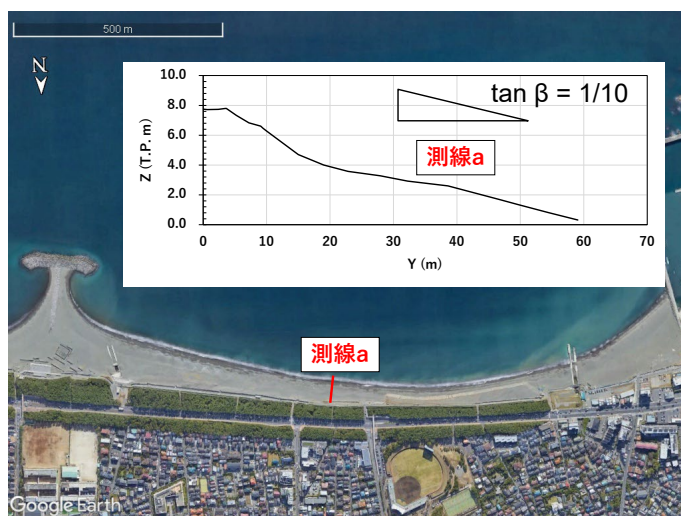


Fig. 6.1.2 測線 a の位置と海浜縦断形（2021 年 11 月 15 日測量）

1月29日～12月31日，2021年1月1日～10月31日，2022年3月18日～12月31日の7時～17時の時間帯に撮影された毎正時開始1分間の画像データを対象にした。調査海岸から南西約6 kmに位置する平塚波浪観測塔¹⁾と，南西約23 kmに位置する気象庁小田原観測所²⁾から取得した2020年～2022年の波浪条件，潮位をFig. 6.1.3に示す。期間中の平均有義波高は $H_{1/3} = 0.58$ m，周期は $T_{1/3} = 7.4$ s，潮位はT.P. = +0.01 mであった (Fig. 6.1.3)。

(2) 画像解析

画像解析は，前処理，波の遡上域を含む砕波帯の可視化，画像上の座標とGPS座標の対応，画像スケールの作成，遡上高の算出の5つのステップにて行った。

a) 前処理

前処理として，プログラミング言語pythonの画像処理のためのオープンソースであるOpenCV³⁾を用いて画像に平滑化処理 (Smoothing processing)⁴⁾を行った。平滑化とは，画像内のノイズを減らすため，周囲の輝度値を平均化することで画像を滑らかにする処理である。

b) 波の遡上域を含む砕波帯の可視化

pythonの画像処理のためのオープンソースであるpillow⁵⁾を用いて秒間1枚で撮影された連続する2フレームの画像の差分を計算し，差があったピクセルの輝度を最大値である255に設定して描画することで，波の遡上域を含む砕波帯を可視化した (Fig. 6.1.4)。解析はFig. 6.1.4 (a)のように2フレームの差分を示すマスク画像にて行われているが，Fig. 6.1.4 (b)以降は本手法の説明のため，差のあったピクセルの緑成分の輝度を255として，通常の写真に重ねて表示した。

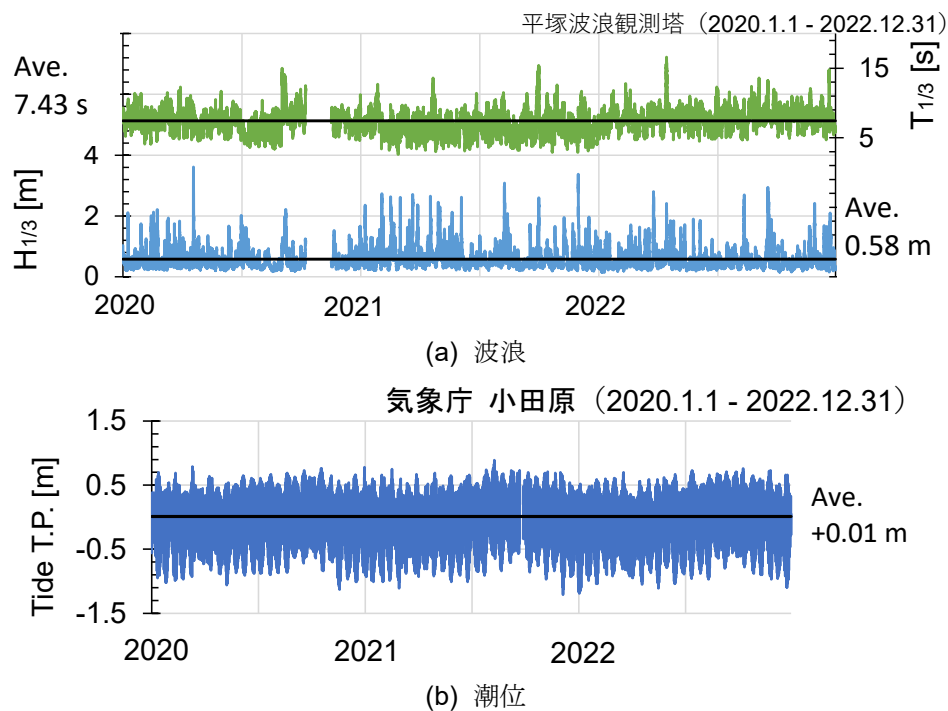


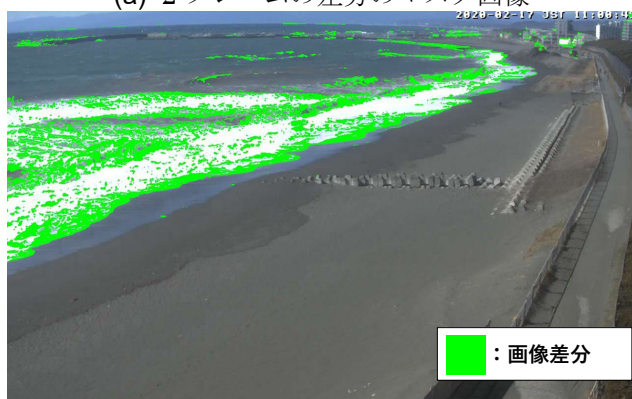
Fig. 6.1.3 調査期間の波浪と潮位

c) 画像上の座標とGPS座標の対応

2023年3月3日に、Fig. 6.1.5 に示す画像上の4点のRTK測量を行った。Table 6.1.1 に画像上の4点の座標と、実際のGPS座標の対応を示す。表-1の情報を用いてカメラの射影変換行列 θ を求め、画像上の任意の座標からGPS座標を算出した。ここで射影変換とは、平面上の点の位置関係を変化させる操作の一つであり、具体的には4つの点の座標点から射影変換行列 (Homography Matrix) を求め、変換前の画像座標から変換後の画像座標へ変換することを指す。



(a) 2 フレームの差分のマスク画像



(b) マスク画像と通常の画像の重ね合わせ

Fig. 6.1.4 波の遡上域を含む砕波帯の可視化



Fig. 6.1.5 画像スケールの作成

Table 6.1.1 射影変換に用いた4地点の画像上の座標 (x,y) と GPS 座標 (緯度, 経度)

	x	y	経度	緯度
St.1	624	332	35.31803641	139.4072696
St.2	1048	595	35.31810843	139.4072773
St.3	1209	255	35.31831125	139.4072893
St.4	1048	595	35.31826248	139.4078452

d) 画像スケールの作成

対象地におけるGPS座標から算出した10 mメッシュ (Fig. 6.16 左) を先に述べた射影変換行列を用いてカメラ画像の位置座標に変換するとFig. 6.1.6 右の白枠に示すようになる。ここで、岸沖方向の10 mごとのグループをそれぞれArea 1~12まで定義した (Fig. 6.1.7)。

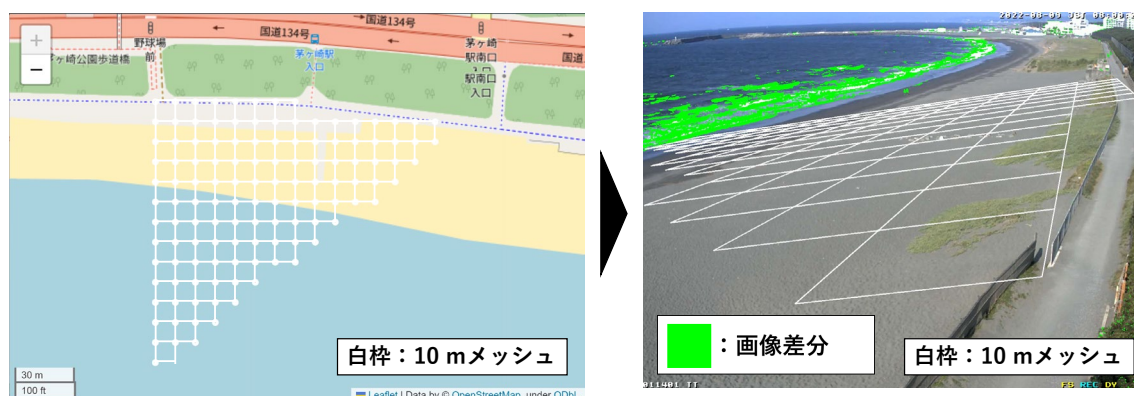


Fig. 6.1.6 画像スケールの作成

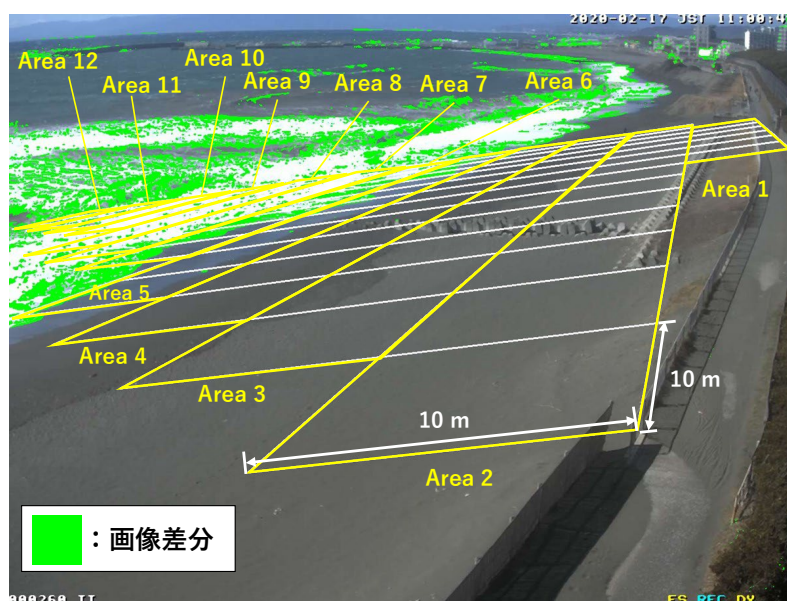


Fig. 6.1.7 Area の定義

e) 遡上高の算出

Fig. 6.1.8 に海浜縦断系から算出した、Area 1～12に対応する標高を示す。メッシュ内のすべてのグリッドにおいて、それぞれ10×10 pxの射影変換を行い、合計100 pxの中で30 px以上すなわち30%以上の割合で差があったものを遡上と判別した (Fig. 6.1.9)。差があった割合について、20%ではカメラのわずかな揺れを遡上と判別してしまう時間帯、40%では遡上を判別できない時間帯があったため、本研究では30%を用いた。各時間において最も陸側で遡上ありと判別されたAreaから、Fig. 6.1.8の対応を用いて遡上高を算出した (Fig. 6.1.10)。例えばFig. 6.1.10 では遡上がT.P.+2.3 ~ 3.0 mであるためArea 5に計上される。

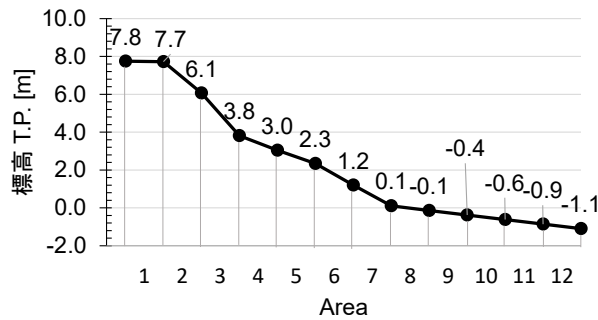


Fig. 6.1.8 Area 1～12 と標高の関係

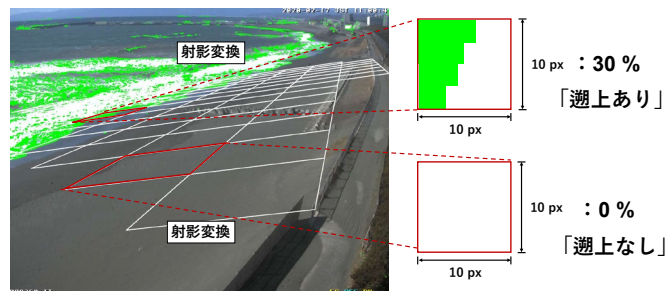


Fig. 6.1.9 波の遡上域を含む碎波帯の可視化

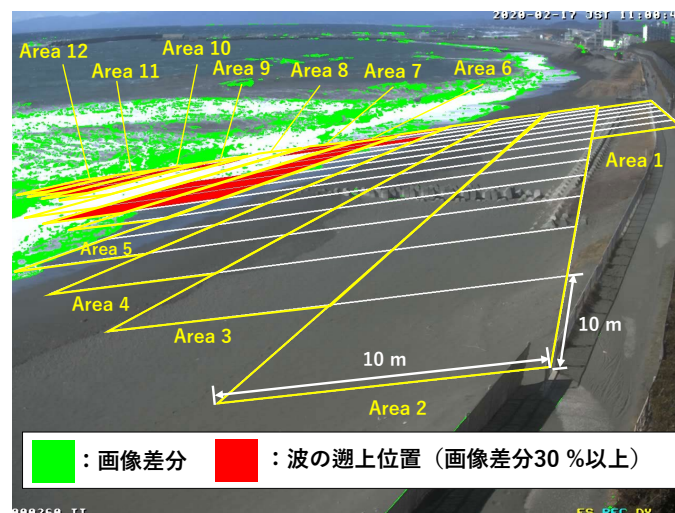


Fig. 6.1.10 遡上高の算出

(3) 制度検証

解析した遡上に対して、目視により精度検証を行った。その結果Area 5より陸側において誤りが多く確認され、具体的には、Area 1~5で観測された遡上は計1520時間で、Area 1, 2, 3, 4, 5の順で正答率は0 % (0/619時間) , 3 % (2/64時間) , 34 % (24/70時間) , 77 % (145/188時間) , 91 % (526/579時間) であり、これら823時間を解析から除外した。Area 5より陸側において誤りがあった原因として、人や鳥などの動物の映り込み、強風によりカメラが揺れることなどにより、画像の差分が遡上以外で発生したことが挙げられた。

6.2. 結果と考察

(1) 対象期間における遡上高の分布

画像解析により算出した遡上高を Fig. 6.2.1 に示す。最も遡上高が高かったのは 2020 年 9 月 7 日 10 時と 2021 年 10 月 1 日 13 時で、Fig. 6.2.2 に示すように、Area2 まで波の到達が確認された。その時の有義波高はそれぞれ $H_{1/3} = 1.77 \text{ m}$, 1.68 m , 周期は $T_{1/3} = 12.3 \text{ s}$, 14.2 s , 潮位は T.P. = $+0.11 \text{ m}$, $+0.48 \text{ m}$ であった。一方、最も低かったのは 2022 年 8 月 9 日 8 時, 2022 年 8 月 10 日 9 時であり、Fig. 6.2.3 に示すように、波の到達が確認されたのは Area12 までであった。その時の有義波高はそれぞれ $H_{1/3} = 0.47 \text{ m}$, 0.42 m , 周期は $T_{1/3} = 5.3 \text{ s}$, 6.2 s , 潮位は T.P. = -0.74 m , -0.87 m であった。

対象期間において、最も多く波の遡上が観測された領域は Area7 (T.P. $+0.1 \sim 1.2 \text{ m}$) であり、次いで Area 6 (T.P. $+1.2 \sim 2.3 \text{ m}$) , Area 8 (T.P. $-0.1 \sim +0.1 \text{ m}$) , Area 5 (T.P. $+2.3 \sim 3.0 \text{ m}$) , Area 9 (T.P. $-0.4 \sim -0.1 \text{ m}$) , Area 4 (T.P. $+3.0 \sim 3.8 \text{ m}$) , Area 10 (T.P. $-0.6 \sim -0.4 \text{ m}$) , Area 11 (T.P. $-0.9 \sim -0.6 \text{ m}$) , Area 12 (T.P. $-1.1 \sim -0.9 \text{ m}$) となり、Area 7 を中心としておよそ対象な分布となった (Fig. 6.2.4) .

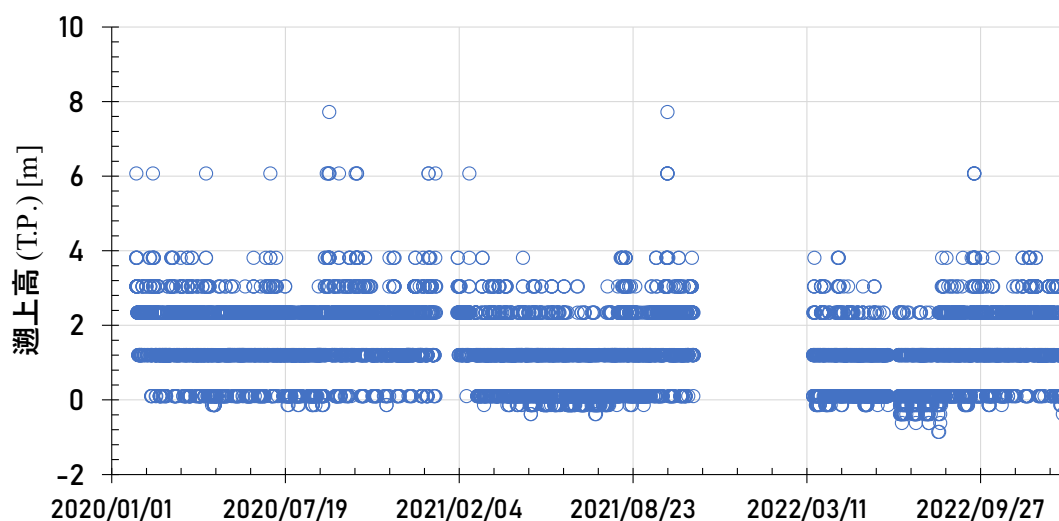
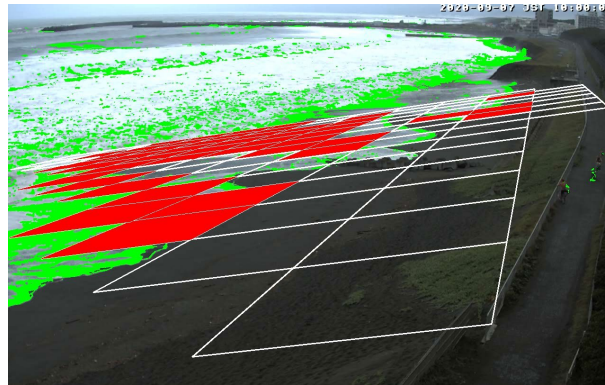
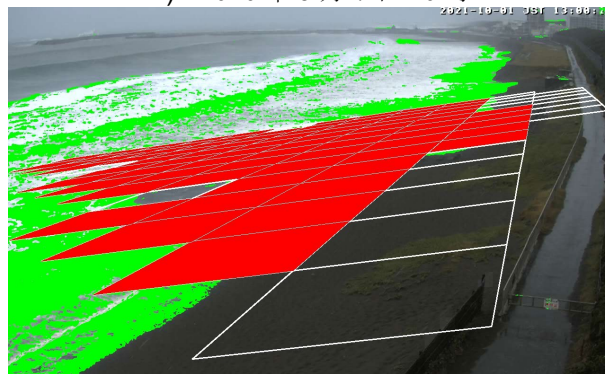


Fig. 6.2.1 画像解析により算出した遡上高

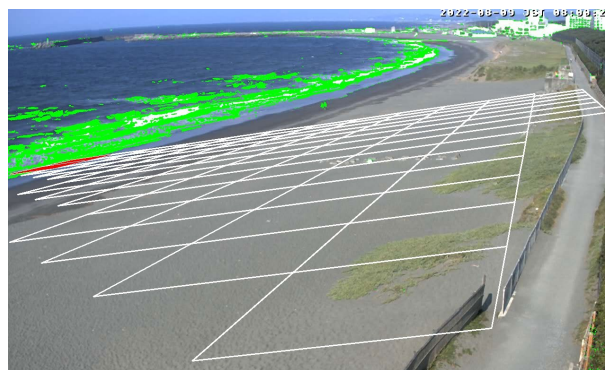


a) 2020年9月7日10時

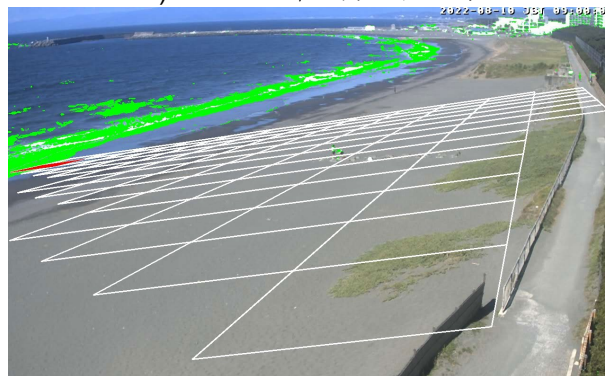


b) 2021年10月1日13時

Fig. 6.2.2 最も遡上高が高かった時間帯の画像解析結果



a) 2022年8月9日8時



b) 2022年8月10日9時

Fig. 6.2.3 最も遡上高が低かった時間帯の画像解析結果

(2) 画像解析の結果と改良仮想勾配法による算出結果との比較

台風来襲による高波浪時を含む 2022 年 7 月 1 日から 9 月 30 日までの 3 か月間の期間を対象に、7~17 時の間において最も高い波高が観測された時刻に対応する、画像解析による遡上高と改良仮想勾配法¹⁾にて求めた遡上高の関係性を求めた。結果を Fig. 6.2.5 に示す。本手法と改良仮想勾配による遡上高の結果に概ねの一致がみられた。Fig. 6.2.6 には両者の関係を示すが、決定係数 0.63 程度の相関があり、画像から求めた遡上高のほうが約 1.7 倍大きい数値であった。なお改良仮想勾配法で最も遡上の高かったのは Fig. 6.2.5 の 9 月 19 日であり、改良仮想勾配法では T.P. +2.5 m、本手法では T.P. +3.8 m であった。そのときの状況を Fig. 6.2.7 に示す。本手法では Area 4 までの遡上が確認された。

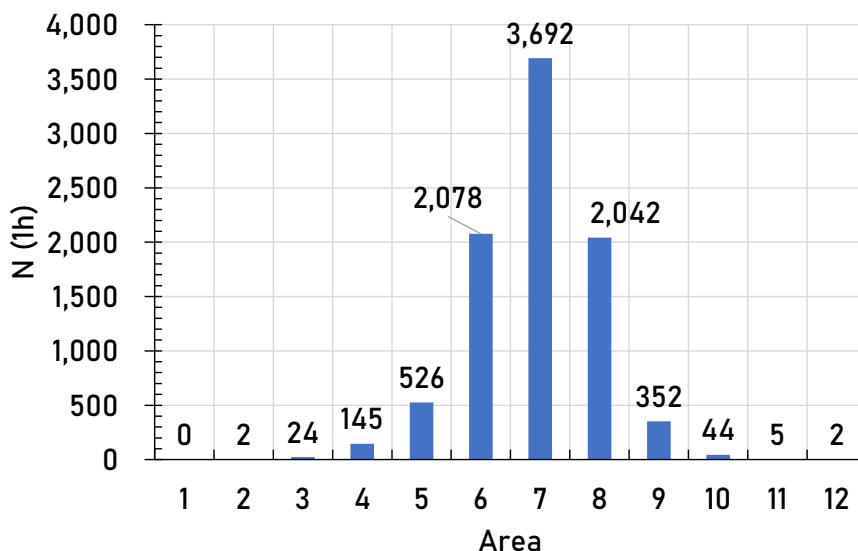


Fig. 6.2.4 波の遡上が観測された領域の頻度分布

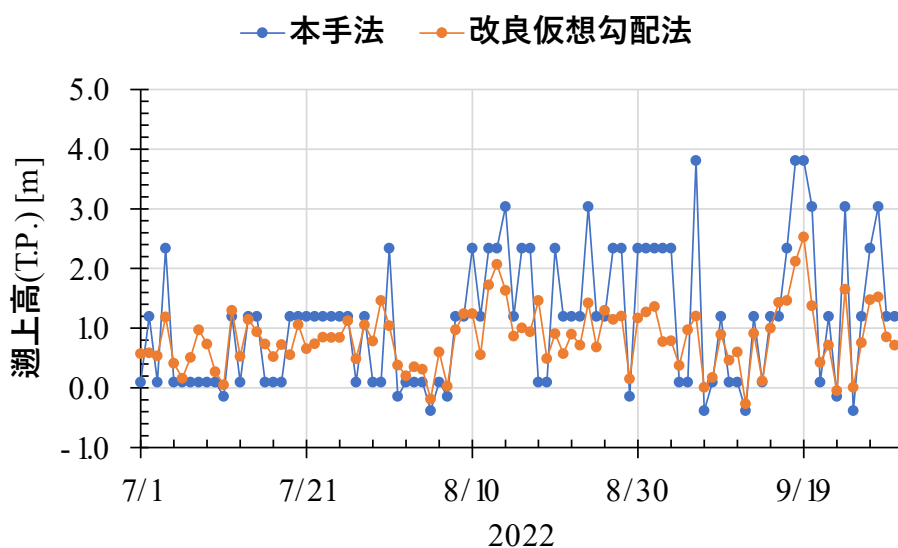


Fig. 6.2.5 本手法にて求めた遡上高と改良仮想勾配法にて求めた遡上高の推移

(2) 画像解析の結果と改良仮想勾配法による算出結果との比較

本手法で求めた期間中の遡上高と潮位、波高の関係を Fig. 6.2.8 に示す。潮位、波高ともに値が大きくなるほど遡上高は高くなる傾向にあった。全体としてばらつきがあるが、これは遡上高を連続値でなく、Area の離散値で算出したことが考えられた。なお、期間中の波高と潮位の関係は Fig. 6.2.9 に示す通りであり、両者に関係性は見られなかった。

期間中の平均潮位 T.P. = -0.247 m より高い時間帯と、低い時間帯の波高と遡上高の関係を Fig. 6.2.10 に示す。潮位が平均より高い場合は、低い場合と比べて関係式の傾きは 0.33 だけ大きく、決定係数の値も大きい結果となった。

このことから、Fig. 6.2.8 に示したように期間全体では波高の値が大きくなるほど遡上高も高くなる傾向にあるが、潮位が期間中の平均より高い場合は、その傾向がより強いと考えられる。

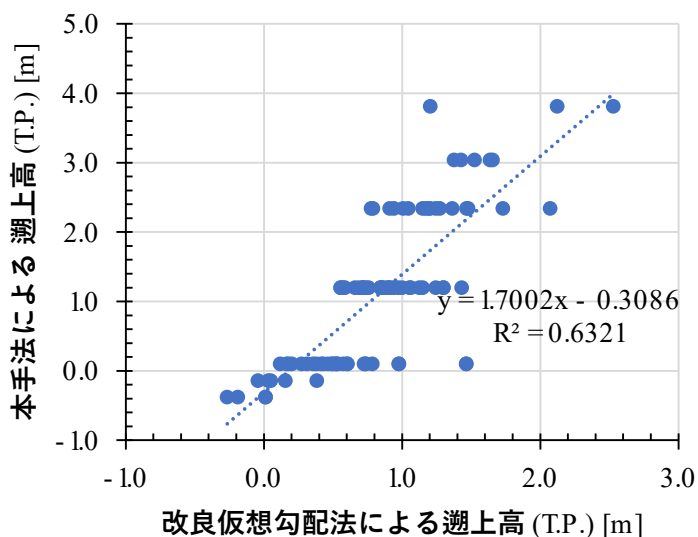


Fig. 6.2.6 本手法にて求めた遡上高と改良仮想勾配法にて求めた遡上高の関係



Fig. 6.2.7 改良仮想勾配法にて求めた遡上高が最も高かった時間帯の海岸（改良仮想勾配法：T.P. +2.5 m, 本手法：T.P. + 3.8 m）

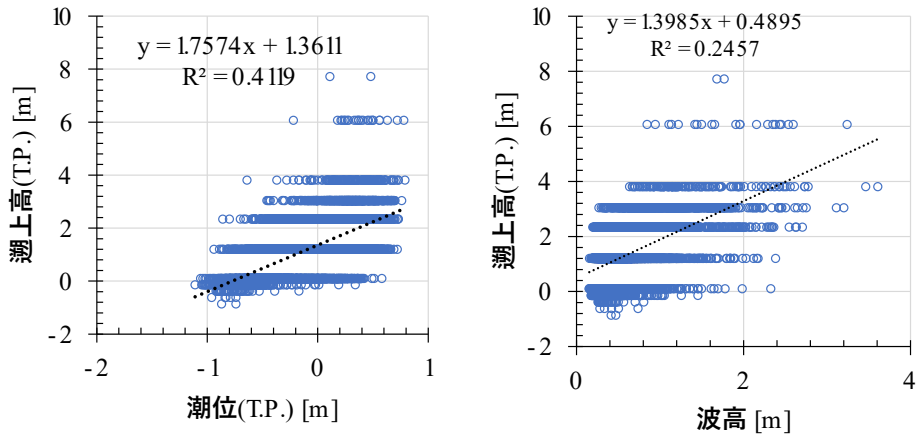


Fig. 6.2.8 解析期間中の遡上高と潮位，波高との関係

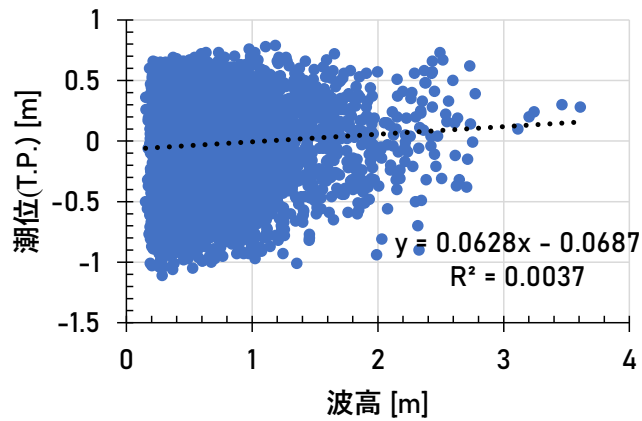


Fig. 6.2.9 解析期間中の波高と潮位の関係

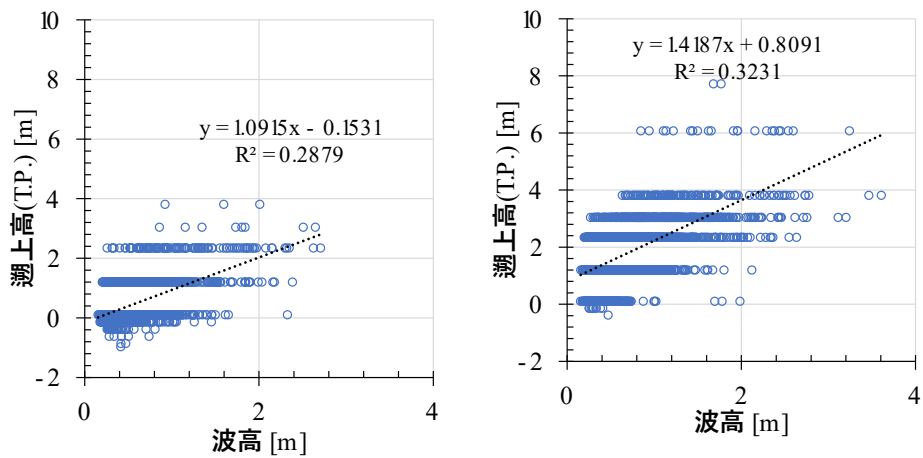


Fig. 6.2.10 平均潮位以下／以上における波の遡上高と波高の関係（左：平均潮位以下，右：平均潮位以上）

6.3. まとめ

本研究では、神奈川県茅ヶ崎海岸で2020年1月29日～12月31日、2021年1月1日～10月31日、2022年3月18日～12月31日の7時～17時の時間帯に撮影された画像データを用いて、台風来襲による高波浪作用を含む期間中の波の遡上高の解析を行うとともに、改良仮想勾配法による算出結果との違いや、対象海岸における波の遡上高と波浪、潮位の関係について調べた。この結果、最も多く波の遡上が観測された領域はArea7 (T.P. +0.1 ~ 1.2 m) であり、その頻度分布はArea7を中心として対象となった。最も遡上高が高かったのは2020年9月7日10時と2021年10月1日13時、最も低かったのは2022年8月9日8時、2022年8月10日9時であった。画像解析と改良仮想勾配法で求めた波の遡上高には決定係数0.63程度の相関があり、画像解析による遡上高の方が約1.7倍大きい数値となった。波高の値が大きくなるほど遡上高も高くなる傾向にあり、潮位が期間中の平均より高い場合は、その傾向がより強いことが確認された。

本手法は、毎正時1分間の画像データを対象としたが、今後は波浪データに合わせて連続する毎正時前後10分の画像データから波の遡上を算出することが課題として挙げられた。一方で、海岸を定点から望む画像データと、地形データがあれば波の遡上を連続的に数値化できる点で有用であると考えられた。

参考文献

- 1) 神奈川県茅ヶ崎ライブカメラ. <http://221.189.0.181/cgi-bin/guestimage.html>
- 2) 平塚波浪観測塔. <http://61.206.118.118/>.
- 3) Bradski G.: The OpenCV Library, Dr. Dobb's Journal of Software Tools, 2000.
- 4) S. M. Smith and J. M. Brady.: A Comparison of Gaussian and Median Filtering, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 19, No. 5, September/October 1989
- 5) Clark, Alex, and Contributors.: Pillow: Python Imaging Library (Fork). 2022.
- 6) 梅田和昇：精密工学のための画像処理，精密工学会誌， Vol.81, No.9, pp.836-839, 2015.

7. 結論

本研究では、画像解析を用いた海岸利用の安全に関する検討として、第2章では離岸流の発生特性を考慮した画像平均化手法について検討し（研究1）、第3章では長期的に離岸流の発生を調査可能な新たな手法を提案した（研究2）。第4章では Covid-19 による社会情勢の変化による海岸利用者の変化について調べ（研究3）、第5章ではサーファーの利用状況と海底地形の特徴について検討した（研究4）。第6章では海岸防災の観点から波の遡上に関する検討を行った（研究5）。以下にそれぞれ得られた知見を述べる。

第2章（研究1）では、千葉県御宿中央海水浴場で撮影された離岸流発生時の3日間の画像データを対象に、解析時間を変えた画像平均化を行い、離岸流域と砕波帯の平均画素値を算出して、その差の最大値と変動（標準偏差）を比較することで適切な解析時間を調べた。8月8, 9, 31日の3日間に共通する解析時間より、突発的に発生する離岸流を検出する場合は1, 2, 3, 4分、定常的な離岸流を検出する場合は15, 25, 30, 40, 80分が解析時間として適切であることがわかった。

第3章（研究2）では、福井県若狭和田海岸を対象として、海岸に設置したwebカメラによる撮影画像を平均化し、離岸流域と砕波帯に設定した2箇所の平均画素値の差から非定常的な離岸流の発生を自動的に検出する手法を検討した。経験豊富なライフセーバー3名による離岸流の発生有無との判断と、本手法により判別した離岸流の発生有無を比較した結果、検証データによる解析では正解率99.4%、2021年4月18日～24日の撮影画像を用いて行った汎用性の検証では正解率56.9%であり、波高0.5m以上では、正解率は75%であった。よって本手法は、波高0.5m以上の条件では一定の精度で離岸流発生を判別できると考えられた。

第4章（研究3）では、海水浴場の定点カメラによる撮影画像から、AIを用いて人の密の状態を定量的に調べる方法を開発し、2019年とCovid-19危機下であった2020年の夏季の海岸利用状況の変化を調べた。その結果、2020年は平日に利用者が多く、利用者数のピークの時間帯が日中の13時から14時にずれていた。その一方で、人の密集は週末に発生しやすい状況にあり、利用者の多い時間帯に対応して発生していた。また利用者の多さにかかわらず、3人組以上のグループによる利用が多く長時間あった際は、密の範囲や割合ともに高かった。人の密集が発生する場所は、海岸の利用状況に強く影響されており、対象海岸のモニュメント周辺において、常に密の状態にあることが確認された。これらのことから、2020年は人の集中を避けた利用状況であったが、人の密集は発生しており、確実な感染防止対策には繋がっていなかったと考えられた。

第5章(研究4)では、両端を岬に囲まれたポケットビーチである神奈川県鎌倉市由比ガ浜海岸を対象に、海岸に取り付けられているwebカメラが撮影した49,551枚の画像にAIを適用してサーファーの利用状況をデータ化することで、長期間にわたる砕波点や海底地形をモニタリングする手法を提案した。解析結果より、砕波点をバー頂部とすれば、バー頂部は解析期間中におよそ15m東側に移動したことが考えられた。また波高の増大とともに砕波帯は約100m沖方向へ移動し、さらに30m東方向に移動した。撮影範囲の東側はポケットビーチの中央付近であり滑川の流入地点になるため、中央付近では浅瀬が広がっていたと考えられた。このように、本手法は、海岸を望む定点カメラの撮影画像から、長期間におけるバー頂部の平面的な変動や海底地形の特徴を把握することができると考えられる。

第6章(研究5)では、神奈川県茅ヶ崎海岸で2020年1月29日~12月31日、2021年1月1日~10月31日、2022年3月18日~12月31日の7時~17時の時間帯に撮影された画像データを用いて、台風来襲による高波浪作用を含む期間中の波の遡上高の解析を行うとともに、改良仮想勾配法による算出結果との違いや、対象海岸における波の遡上高と波浪、潮位の関係について調べた。結果、画像解析と改良仮想勾配法で求めた波の遡上高には決定係数0.63程度の相関があり、画像解析による遡上高の方が約1.7倍大きい数値となった。波高の値が大きくなるほど遡上高も高くなる傾向にあり、潮位が期間中の平均より高い場合は、その傾向がより強いことが確認された。本手法は、海岸を定点から望む画像データと、地形データがあれば波の遡上を連続的に数値化できる点で有用であると考えられた。

このように、画像解析を用いて海岸利用の安全に関して一時的・定常的なタイプ別の離岸流を自動的に検知できる手法を確立し、人の利用の定量化やサーファーの利用状況からの海底地形の特徴の検討、波の遡上の連続的・長期的な調査方法の提案など一定の成果を得た。

一方、課題としては先に述べたように一時的な離岸流や悪天候時の離岸流の検知精度、波の遡上の定量化の際のメッシュの粗さなどが考えられる。それぞれについて、一時的な離岸流に関しては離岸流の判別のためのエリアを都度変更すること、悪天候時の検知精度に関しては悪天候時の画像サンプル数を増やすことが考えられる。波の遡上の定量化時のメッシュの粗さについては、メッシュの粒度を段階的に変えてゆき、遡上の観測精度との関係性を明らかにするなどが考えられ、今後の展望とする。

謝辞

本論文をまとめるにあたり、主査として終始ご指導をいただきました中央大学工学部人間総合理工学学科教授の小峯力先生に深く感謝申し上げます。中央大学工学部人間総合理工学学科教授の檀一平太先生には、論文全体の構成について終始ご指導をいただき、特に本研究がどのように現場に役に立つかについてご指導をいただきました。心より感謝申し上げます。中央大学工学部都市環境学科教授の有川太郎先生には、海岸工学の観点から様々ご指導をいただき、また、自然現象という見えないものからいかに普遍性のある法則を見出すかといった研究者としての姿勢についてもご指導をいただきました。ここに深く御礼申し上げます。

大阪大学名誉教授の青木伸一先生には、海岸工学の観点から様々ご指導をいただき、また本研究を現場で活用する際にどのような弊害があるのか、またそれをクリアするためには何が必要なのかといった、より現場の課題解決に即した研究となるためのご指導をいただきました。深く感謝申し上げます。中央大学研究開発機構教授の石川仁憲先生には、学部生であった2018年からおよそ6年間にわたって終始ご指導をいただき、物事の本質を捉えた考え方や、新規性・有用性のある論文としてまとめるための考え方、さらには研究が実際に問題解決に役立つことが重要であるという工学者としての姿勢まで多くのことを学ばせていただきました。心より感謝申し上げます。