

環境リスク認知を促す市民参加型海洋ごみ見える化マップの開発

物上巧¹ 加藤優紀¹ 河内幾帆² 藤本雄紀³

概要: 環境問題は人々の大量消費・大量生産型ライフスタイルに起因している部分が大きく、問題解決のためには人々の環境意識の向上や環境配慮行動の促進が不可欠である。しかし、地球環境問題の深刻さに対する市民の認知度は日本において高くなく、環境配慮行動につながっていない現状にある。環境配慮行動を促す第1のステップは「環境問題の現状の正しい認知（環境リスク認知）」といわれており、環境リスク認知を促す環境問題の見える化手法の開発が喫緊の課題となっている。本研究では、市民参加型で情報の見える化を行うことが、こうした認知を促進するという仮説を構築し、その実証実験の一環として市民参加型の海洋ごみ見える化マップの開発を進めている。海洋ごみ見える化マップでは、UAVによる空撮画像から機械学習を用いて海洋ごみの漂着状況を可視化することを試行した。その精度評価を行った結果、現況把握に寄与できることが示唆された。

キーワード: 環境リスク認知, エンパワーメント, 海洋ごみ, GIS, 機械学習

1. はじめに

気候変動問題や海洋プラスチック問題等の地球環境問題が深刻化するにつれ、社会における各ステークホルダーの責任ある行動のあり方が問われている。特に地球環境問題は、効率性を追及する経済成長優先型の経済システムおよび、それに付随して生まれた大量生産・大量消費・大量廃棄型のライフスタイルに起因するところが大きい。持続可能な社会への転換のために環境に配慮したライフスタイルのあり方が世界的に模索されている。

日本は年間の温室効果ガスの排出量が世界第5位（2020年）[1]、1人当たり容器包装プラスチックの使用量が世界第2位（2014年）[2]、プラスチックくずの年間輸出量が14万トン（2017年）[3]であり、地球環境問題の原因者としての、「責任ある生産・責任ある消費」のあり方が問われている。こうした状況を受け、近年、日本でも気候変動対策や海洋プラスチック汚染対策が国・自治体・企業等で本格的に始まっているが、欧米諸国に比べるとその取り組みも遅れをとっている状態にある。

日本の特徴として、第2章で説明するように、一般市民の地球環境問題に関する危機意識、環境配慮意識・行動変容への意図、環境プレミアム受容（価格が高くても地球環境に配慮した製品を選ぶ意図）が低いことが挙げられる。

持続可能な社会への転換には、人々の環境意識の向上や環境配慮行動の促進が必要不可欠であり、市民の意識転換を促す取り組みが喫緊の課題となっている。

2. 関連研究

2.1 日本人の環境配慮意識・行動の現状

環境意識に関する国際的な調査研究によると、日本人は

地球環境問題に対して、「不安は感じているが行動にうつすことには非常に後ろ向き」という傾向がみられる。例えば、2021年にPew Research Centerが行った先進国17か国における国際比較調査によると、「気候変動により個人的に影響を受ける」ことに関して「心配している」と答えた人の割合は74%と調査対象国平均（71%）よりも高い。一方で、「気候変動の影響を緩和するために、自身の生活や仕事の中で何らかの変化を起こすことを厭わない」と答えた人の割合は調査対象国の中で最も低い55%となっている（調査対象国平均は79%）[4]。

また、2021年に実施されたライフスタイルに関する国際比較調査（対象国：ASEAN8か国、日本、アメリカ、ドイツ、イギリス）では、提示された「環境に配慮した生活行動項目」8項目のうち、「生活に取り入れている」と回答した人の割合が、日本は6つの項目で最下位となっている[5]。同調査結果からは環境プレミアムを受容する人の割合（日本46.2%、対象国平均63%）も低い傾向がみられ、日本において高コストになりがちな環境配慮型商品の開発普及を阻害している可能性がある。

一方で、2021年の旭硝子財団の調査[6]によると、日本のZ世代、大人世代ともに、「環境問題の意識や行動が進んでいると思う国」の第1位に日本を挙げている。また、気候変動問題に対する危機感に関しても、有識者は「極めて不安である」と回答しているが、一般生活者は「少し不安」に近い「かなり不安」と回答しており、地球環境問題の現状に対する客観的な認識と主観的な認識の間に乖離があることが浮き彫りになっている。

2.2 環境リスク認知、エンパワーメントと環境配慮行動に関する関連研究

平湯[7]によると、環境配慮行動を促進するためには、ま

¹ 金沢大学理工学域
College of Science and Engineering, Kanazawa University
² 金沢大学融合学域
College of Transdisciplinary Sciences for Innovation, Kanazawa University

³ 北陸大学経済経営学部
Faculty of Economics and Management, Hokuriku University

表 1 既存の海洋ごみへの取り組み内容と本研究の比較

名称	情報提供者	情報提供の対象者	見える化の対象	内容	撮影方法
ごみ拾い SNS ピリカ[9]	市民	市民	ごみ拾い活動	ごみ拾い活動の記録をアプリに投稿することで、ユーザー同士のコミュニケーションが可能.	スマートフォン
A Plastic-Free New Zealand [10]	市民	市民	ごみ拾い活動	ごみ拾い活動の記録を地図上に可視化.	画像の投稿なし
Yu-Hsien Liao (台湾) [11]	政府	市民 政府	ごみの現況	UAV で撮影した画像を解析し、リアルタイムでごみの現況を政府機関に報告.	UAV (高度 10m)
磯部 他[12]	市民	市民	ごみの現況	ピリカを活用して、海洋ごみの情報を集め、時間変化を追跡.	スマートフォン
ドローン i-Land プロジェクト [13]	五島市	市民	ごみの現況	UAV からの画像を解析し、ごみの堆積量を活用してごみ処理を効率化.	UAV (高度 10m 以下)
海と日本 PROJECT[14]	日本財団	市民	ごみ拾い活動	開催されたごみ拾いイベントを地図上に可視化.	画像の投稿なし
本研究	市民	市民	ごみの現況 ごみ拾い活動	ごみの現況を地図上に可視化. ごみ拾いグループのイベント情報を掲載.	UAV (高度 30m 以上)

ず環境問題の現状とそのリスクを理解する「環境リスク認知」、問題の責任が自身にあることを理解する「責任帰属認知」（当事者意識）、自分の行動が問題解決につながることを認識する「対処有効性認知」（自己効力感）の向上を行うことが必要であるとされている。しかし、前述のとおり日本では地球環境問題への客観的な認識と主観的な認識の乖離、および持続可能な社会への転換に伴うライフスタイルの変化に対する抵抗がみられるため、これら「環境リスク認知」、「責任帰属認知」、「対処有効性認知」のどれもが市民に正しく認識されていない可能性がある。

「環境リスク認知」に働きかける上では、情報の見える化が非常に効果的であると考えられる。当事者意識と自己効力感を向上させるような情報の見える化の仕組みを構築することにより、環境配慮行動変容をより促す効果が期待される。

こうした当事者意識と自己効力感を向上させる方法として効果的であると考えられるのが、社会活動への関与を通じたエンパワーメントである。広瀬[8]によると、エンパワーメントとは以下のように定義されている。

「人々が個人的活動あるいは集団活動として自分や社会に起きている問題を解決するための能力や人間関係のネットワークなどの資源を獲得する、つまり有能感や連帯感を得て、問題解決の過程でその問題にかかわりをもつ周囲

の様々な人や組織に影響を及ぼすことができると実感すること」（広瀬[8], p.97）

地域における資源リサイクルボランティア活動への関与がエンパワーメントの獲得につながり、視野の拡大や情報の獲得、自己効力感の高まり、および今後の活動への参加意図につながったという研究結果が報告されている[8]。一方で、社会活動の高関与者（リーダー、メンバー、サポーターであると認識している人）の割合は、調査対象国平均が 58%である中、日本が 28%（12 か国中 12 位）と非常に低い[5]。この低い社会関与性が、自分の行動が社会を変えられると感じる自己効力感を育む阻害要因となっていると考えられる。しかし、どのような形でのエンパワーメントがより効果的に行動変容を促すのかについては十分な研究がされていない。行動変容を促すような市民のエンパワーメントの方法の明確化が課題であるといえる。

2.3 海洋ごみ見える化問題への既存の取り組み

本研究では、様々な地球環境問題のうち、市民にとって問題が見えやすく自分との繋がりも分かりやすい海洋プラスチックごみ問題に着目する。現在、世界各地で複数の海洋ごみ関連の見える化の取り組みが存在している（表 1）。これらは Web サイトやアプリを通じて海洋ごみの現況やゴミ拾い活動を発信することで、市民のエンパワーメント

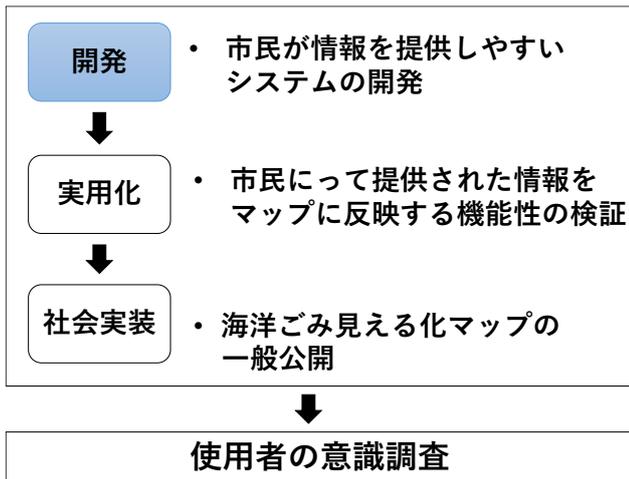


図1 本研究の全体像

に働きかける取り組みといえる。

例えば、海外ではごみ拾い SNS ピリカを中心としたアプリケーションでのごみ拾い活動の共有に加え、UAV (Unmanned Aerial Vehicle) を活用し、空撮画像から海洋ごみの現況把握を試みている取り組みなどが存在している。また、日本においても、各自治体などが中心となって UAV による海洋ごみの堆積量の算出結果を地図上に可視化する取り組みなども存在する。これらは市民同士が海洋ごみ拾い活動を共有するものや、自治体や政府が中心となって市民に対して海洋ごみの現況を伝えるものである。一方、市民同士が海洋ごみの現況を伝え合う取り組みは少なく、このようなエンパワーメントの方法の効果はまだ明らかとなっていない。

2.4 本研究の目的

本研究では、日本において環境配慮行動変容が進んでいないのは、環境問題の現状や自分との繋がりについて市民が客観的な情報を得られていないからであり、さらに社会関与性が低いことが、自己効力感の低下につながっているという仮説に基づき、「情報の見える化を行う社会活動への関与により、より正しい環境リスク認知、環境問題と自分の繋がり、および自己効力感の向上につながり、環境配慮行動変容が促進される」という研究仮説を立てた。

研究の全体像を図1に示す。まず市民が海洋ごみ問題の見える化の主体となって参加できるシステム（以下、海洋ごみ見える化マップという。）を開発する。次に、実用化に向けて機能性を向上させ、一般公開し社会実装する。そして、システム使用者の環境リスク認知、問題と自分の繋がり、自己効力感の向上、および行動変容意図が形成されたかどうかを調査・検証する。

ただし、これらの仮説を検証するためには長期的な市民への調査が必要となるため、本論文では、まず第一歩として市民が情報提供しやすい海洋ごみ見える化マップの

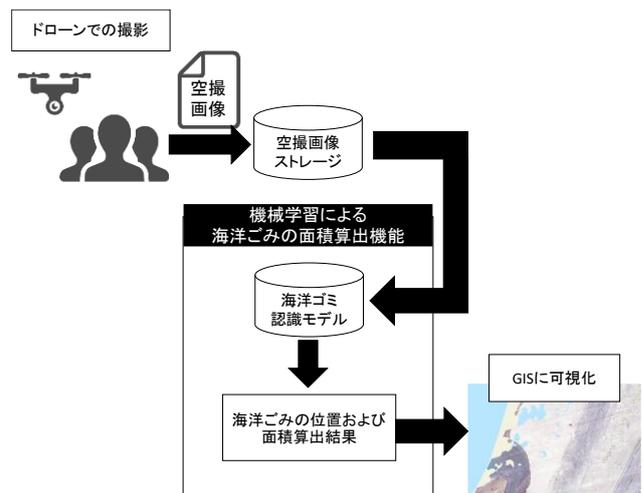


図2 海洋ごみ見える化マップのフロー

開発を目的とする。

3. 海洋ごみ見える化マップの開発

人々の環境行動変容のためには、環境問題の現状把握と問題解決に貢献できるという自己効力感を高める仕組みが必要である。環境問題の現状把握には、GIS (Geographic Information System) を用いて海岸の現況を俯瞰して確認できる環境を整える。ここで重畳される海岸の写真は、市民の自己効力感を高めるために、市民が所有する UAV を活用する仕組みを構築する。

3.1 海洋ごみ見える化マップの構成

図2に示す海洋ごみ見える化マップは、市民から空撮画像を受け付ける空撮画像共有ストレージ、空撮画像から海洋ごみの面積を出力する機械学習による海洋ごみ面積算出機能、GISによる海洋ごみの可視化機能から構成される。

(1) 空撮画像共有ストレージ

これまで、海洋ごみの現況把握には、自治体、国および研究者が主体となって UAV で撮影していたため、撮影範囲や更新頻度に限界があった。そこで、市民から送信される UAV の空撮画像を蓄積するためのストレージを公開することで、市民自ら UAV で撮影した空撮画像を集約することが可能となるため、広範囲かつ高頻度に海岸のデータを収集することができる。本論文では、試験的に Google ドライブを利用することとしたが、将来的にはセキュリティを考慮したストレージサービスを開発する予定である。

(2) 機械学習による海洋ごみの面積算出機能

海洋ごみの量を把握するために、空撮画像共有機能により収集された空撮画像に対し、機械学習を適用して海洋ごみの面積を算出する。海岸に漂着したごみの量を正確に把握するためには、UAV で撮影できる表出した海洋ごみのみならず、砂浜に埋まった海洋ごみも含めて推定できる必要がある。しかし、本論文では正確なごみの量の把握よりも、

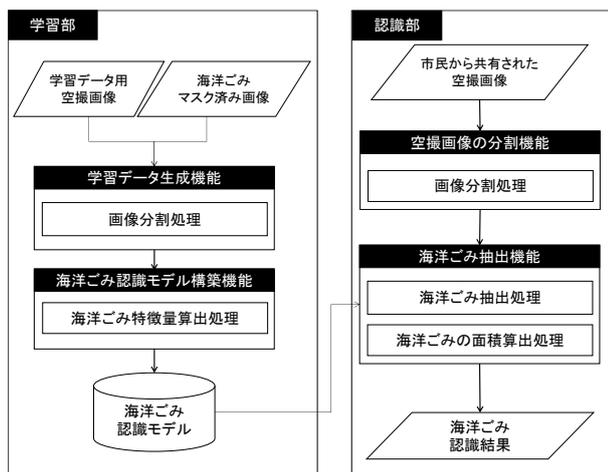


図 3 処理フロー

海洋ごみの現況を俯瞰して把握できることが重要であるとして、表出している海洋ごみを対象に Semantic Segmentation を用いてごみの表出率を算出することとする。なお、機械学習による海洋ごみの認識手法は、第 4 章にて詳説することとする。

(3) GIS による海洋ごみの可視化機能

機械学習による海洋ごみの堆積率算出機能で得られた結果は、市民に広く公開するために GIS を用いて可視化する。本論文では、UAV の空撮画像をオルソ画像に変換して地図にマッピングするために Esri 社の ArcGIS Drone2Map [15] と、その結果を Web 上で公開するために ArcGIS Online [16] を利用する。これにより、海洋ごみとして認識された場所や砂浜に対するごみの割合をヒートマップなどで表現して市民に公開できる。

このように、市民が撮影した画像を解析して GIS で公開することで、環境問題の現状把握に寄与するとともに、市民の自己効力感を高めることができると考えられる。また、GIS に加え、ボランティア団体が海洋ごみの清掃の協力者を募るイベント機能や、ごみを拾ったことを記録できる活動記録機能も搭載した。

4. 海洋ごみ面積の算出手法

第 3 章で述べた機械学習による海洋ごみ面積算出機能における海洋ごみの認識手順を図 3 に示す。学習データ用の空撮画像と海洋ごみをマスクした画像を入力として、海洋ごみの認識モデルを構築するための学習部と、市民から共有された空撮画像を入力として、認識モデルを用いて判定する認識部から構成される。

4.1 入力する空撮画像の撮影条件

本論文で使用する空撮画像は、市民から空撮画像を提供してもらうことを前提としているため、市民がルールに基づき撮影した画像を対象とする。また、UAV の機体は、国

表 2 UAV の諸元条件

項目	内容
GNSS	GPS+GLONASS
装備	ジンバル
最大飛行時間	20 分以上
解像度	2000 万画素以上
静止画サイズ	3840×2160 (4K) 以上
最大風圧抵抗	29~38km/h 以上
飛行設定	ラップ率、飛行高度、飛行速度が設定可能なもの

土交通省の無人航空機飛行許可申請[17]にて認可されたものを使用することとする。UAV の諸元条件や撮影手順を次に示す。

(1) UAV の諸元条件

市民が所有する UAV には安価なものも存在するが、機械学習による処理ができる画像を位置情報付きで撮影できることが条件となる。表 2 に示すとおり、ラップ率などの飛行設定が可能で、4K 以上で撮影できるカメラ、GNSS やジンバルが搭載されている UAV を利用する。本論文では、DJI 社の Mavic 2 Pro[18]を利用した。

(2) 撮影手順

2022 年 4 月現在、200g 以上の UAV を飛行させる場合は無人航空機の飛行ルールに従う必要がある[19]。ルールでは、人口密集地域での飛行、夜間飛行、目視外での飛行、人・建物等から 30m 未満の距離に入る飛行を禁止しており、本論文においても、それらの条件を満たす環境下で撮影することとする。また、その他各都道府県や市区町村が独自に条例として規制を定めている場合があるが、国土交通省のドローン情報基盤システム (DIPS) [20]から飛行許可申請した上で撮影する。

撮影手順として、まず撮影高度をルールに従い人・建物等から 30m 以上の距離を保つように設定する。次に、撮影時のフォーカス、ISO 感度、シャッタースピード、F 値などのカメラパラメータを天候や現場に応じて適切な値を設定する。そして、写真同士のオーバーラップの割合が縦横それぞれ 75%以上となるような飛行経路を設定する。以上の点を踏まえて空撮画像を撮影できる海岸であれば、どの地域であってもデータとして活用できる。

4.2 海洋ごみ認識モデルの構築

学習部では、学習データ生成機能と海洋ごみ認識モデル構築機能により海洋ごみ認識モデルを構築する。海洋ごみの現況把握には個数を計数するよりも、砂浜に対するごみの面積を算出することが求められるため、物体認識手法で

表 3 データセットの内訳

高度[m]	学習データ[枚]	評価データ[枚]
30	76	19
50	41	11

はなく、ピクセル単位で物体領域を抽出する Semantic Segmentation を利用する。

砂浜に打ち上げられた海洋ごみは、ペットボトルなどのプラスチックごみや、漁業で使われる浮きや網などが7割を占める[21]。市民が空撮可能な高度から撮影した空撮画像では、海洋ごみは小さく点在して写るため、そのまま学習データとして使用すると、正しく認識されない可能性が高い。そのため、入力される学習データ用空撮画像および海洋ごみマスク済み画像を切り出し、海洋ごみが画像内に一部でも含まれる箇所を学習データとして使用する。海洋ごみマスク済み画像は、海洋ごみの正解データとして使用するために目視によって海洋ごみと判断した箇所をマスクした画像である。本手法では表出している海洋ごみの面積を算出することを対象としているため、海洋ごみの種類は規定せず砂浜または海洋ごみの二値でのマスクとした。なお、マスク箇所の判断に客観性を持たせるため、複数人による作業の後、第三者によってチェックした。

そして、作成された学習データを使用し、海洋ごみの認識モデルを構築する。モデル構築には、Deep learning による Semantic Segmentation 手法の一つである U-Net を拡張し、各スケールの Encoder 部から Decode を行い、それらを Skip 接続によって連結させることで性能を向上した UNet++[22]を利用する。

4.3 海洋ごみの認識

市民から共有された空撮画像に対し、前節で作成した認識モデルを用いて、海洋ごみの位置および面積を算出する。学習データの作成時と同様の画像分割処理を実行した画像を入力として認識処理を実行する。実行後、海洋ごみと判定された箇所をマスクし、分割された画像を結合して一枚の画像として出力する。そして、画像全体の画素数に対するマスクされたピクセル数の割合を海洋ごみの面積として算出し、GIS 上で可視化する際に使用するメタデータとして保存する。

5. 実証実験

5.1 実験計画

実験 1 では、海洋ごみ認識モデルを構築する上で必要となるパラメータを決定するために、異なる撮影高度と画像分割サイズで作成した認識モデルの性能評価を実施する。

実験 2 では、実験 1 によって決定した撮影高度と画像分割サイズで作成した認識モデルが海洋ごみの漂着状況の把

握に有用であるかを検証する。

5.2 実験 1：パラメータ検証

(1) 実験内容

本実験では、最適な海洋ごみの認識モデルを構築するために、学習データのパラメータを決定する。パラメータは、撮影時の高度と、学習時に切り出す画像サイズを対象とする。

まず、海洋ごみを認識する際の適切な高度を決定するために、ルールの制限下で最も低い高度である 30m と、ごみをマスクする際に目視でごみと判断できた最高高度である 50m での認識精度を適合率、再現率、F 値により比較する。高度が高いほどごみ一つ当たりのピクセル数が小さくなり、認識精度が低下する可能性がある一方、画像に含まれる海岸面積は広くなることから、市民の負担を低減できる。そのため、認識精度を保つことができる最高高度を明らかにする。なお、画像分割サイズは 96px×96px および 288px×288px の 2 パターンとした。

次に、学習データ用空撮画像および海洋ごみマスク済み画像を切り出す際の最適な分割サイズを明らかにするため、96px×96px、144px×144px、192px×192px、288px×288px の 4 パターンの分割サイズで構築した認識モデルの精度を適合率、再現率、F 値により評価し、最適な画像分割サイズを決定する。

(2) データセット

データセットは、石川県の津幡土木事務所に事前に飛行許可を申請した上で、2022 年 4 月 11 日 12:00～13:00 に内灘海岸(石川県河北郡内灘町字千鳥台 4-153)で高度を 30m と 50m に分けて撮影した。取得結果を表 3 に示す。得られた画像は各高度で 4:1 に分割して学習データと評価データとした。そして、取得した画像に対し、目視によって海洋ごみをマスク処理した。マスク対象となる海洋ごみは比較的多く表出していた浮きとペットボトルとした。

(3) 結果・考察

実験結果を表 4 に示す。撮影高度に着目すると、F 値がいずれも低い結果となった。これは、浮きとペットボトルを対象として学習データおよび判定データを作成したものの判定時にその他のごみも検出しており、適合率が低下したためである。そのため、再現率に着目して比較すると、高度 30m の 96px×96px の場合が 0.749 と最も高い結果が得られた。次に、高度 30m を対象として画像分割サイズを変更した結果を確認すると、96px×96px の場合の再現率が最も高い結果が得られた。

これらの結果から、撮影高度は 30m で、画像分割サイズは 96px×96px が適切であることがわかった。この条件下での認識結果の一部を表 5 に示す。表から確認できる通り、浮きやペットボトルは正確に認識できていることがわかる。さらに判定データでマスクしていなかったものの、漁具な

表 4 実験 1 の結果

検証対象	画像サイズ[px]	高さ[m]	全体[枚]	学習[枚]	判定[枚]	適合率	再現率	F 値
撮影高度	96×96	30	95	76	19	0.121	0.749	0.208
	96×96	50	52	41	11	0.009	0.448	0.018
	288×288	30	95	76	19	0.293	0.665	0.407
	288×288	50	52	41	11	0.042	0.594	0.078
画像分割	96×96	30	95	76	19	0.121	0.749	0.208
	144×144	30	95	76	19	0.171	0.711	0.276
サイズ	192×192	30	95	76	19	0.216	0.669	0.327
	288×288	30	95	76	19	0.293	0.665	0.407

表 5 認識例

ごみ種別	元画像	正解画像	認識画像
浮き			
ペットボトル			
漁具 1			
漁具 2			

ども認識していたことから、浮きとペットボトルの学習データからそれら以外の海洋ごみの特徴も抽出できていると考えられる。

5.3 実験 2 : 認識モデルによる海洋ごみの漂着状況の可視化

(1) 実験内容

実験 1 で得られた認識モデルが全ての海洋ごみを適切に認識できるかを確認するため、データセットの判定データを対象に適合率、再現率、F 値によって精度を評価する。

(2) データセット

実験 1 の結果を踏まえ、高度 30m で撮影した画像の内 5 枚を取り出し、漁具なども含め、目視で海洋ごみと判断できる箇所全てをマスクしたものを判定データとした。

(3) 結果・考察

適合率、再現率、F 値を算出すると、適合率 0.537、再現率 0.393、F 値 0.454 となった。認識モデルによる海洋ごみの認識結果を図 4 に示す。これらの結果を確認すると、全ての海洋ごみを精度よく抽出するには、今後更なる認識モデルのチューニングが必要となることがわかった。例えば、図中にあるロープや漁具などの細長いごみは断片的に認識

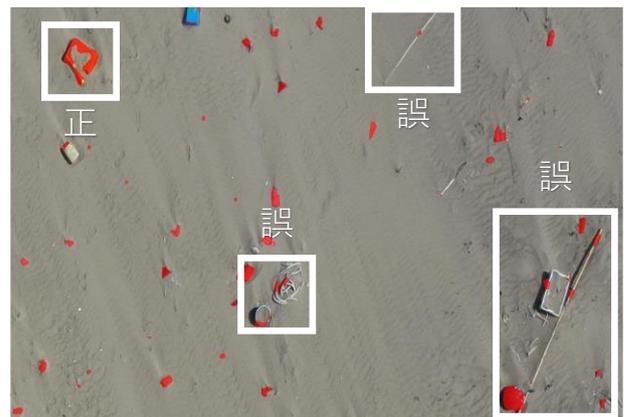


図 4 認識結果

しているものの欠損が多くみられた。これは、浮きとペットボトルでのみで認識モデルを構築したこと起因しており、今後は学習時にマスクするごみの種別やデータ量を増やすなどして対応する必要がある。ただし、人手で全ての海洋ごみをマスク処理すると膨大な時間がかかるため、GAN (Generative Adversarial Networks) [23]による学習データの水増しなどの手法も活用して効率よく認識精度を高める工夫が必要となろう。一方、浮きやペットボトル、その他発泡スチロール片などの細かな海洋ごみはある程度の精度で検出できており、海岸環境の現況把握をするという点では有用であるといえる。

5.4 本論文の有用性

実験 1, 2 の結果から、海洋ごみの認識モデルを用いて海洋ごみ見える化マップを構築することで、海岸の現況把握ができることがわかった。これは、市民の環境リスク認知の促進につながることを期待される。また、市民自らが UAV を飛ばすことで、認識モデルの精度向上に寄与するのみならず、全国の海岸の海洋ごみ見える化マップの作成につながるため、環境問題解決に貢献しているという自己効力感の向上が期待できる。一方、ごみの認識精度は今後も継続して改善に取り組む必要がある。本実験で得られた最適な撮影高度に対しても、1m 単位など、より詳細な検証が必要である。

6. おわりに

本研究では、地球環境問題への取り組みに対する市民の意識転換を促すことを課題に掲げ、「情報の見える化を伴う社会活動への関与により、より正しい環境リスク認知と自己効力感の向上につながり、環境配慮行動変容が促進される」という研究仮説を立てた。そして、これを検証するための初期段階として、海洋ごみ見える化マップを開発し、海洋ごみの認識精度の検証を行った。精度は改善の余地があるものの、海岸の現況把握には効果的であると結論付けた。海洋ごみ見える化マップの構築の仕組みは、UAVを持っている市民がいる地域では世界中どこでも機能するため、世界への展開も視野に入れている。

今後は、上述の研究仮説を検証するため、海洋ごみマップ見える化マップを実用化フェーズに進め、実際に市民の意識調査なども実施していく予定である。

謝辞 本研究は、JST 共創の場形成支援プログラム JPMJ PF2102 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Ritchie, H., Roser, M., Mathieu, E., Macdonald, B. and Rosa do, P.: CO₂ emissions dataset: Our sources and methods, <https://ourworldindata.org/co2-dataset-sources>, (参照 2022-05-04).
- [2] UNEP: SINGLE-USE PLASTICS: A Roadmap for Sustainability, <https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/25496/singleUsePlastic_sustainability.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [3] 経済産業省：プラスチックを取り巻く国内外の状況, <https://www.meti.go.jp/shingikai/sankoshin/sangyo_gijutsu/haikibutsu_recycle/plastic_junkan_wg/pdf/004_s01_00.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [4] Pew Research Center: In Response to Climate Change, Citizens in Advanced Economies Are Willing To Alter How They Live and Work, <https://www.pewresearch.org/global/wp-content/uploads/sites/2/2021/09/PG_2021.09.14_Climate_FINAL.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [5] (株) 電通グローバル・ビジネス・センター/電通総研：Sustainable Lifestyle Report 2021, <https://institute.dentsu.com/wp-content/uploads/2021/12/サステナブル・ライフスタイル・レポート2021-1.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [6] 旭硝子財団：2021年（第2回）日本人の環境危機意識調査結果発表, <https://af-info.or.jp/ed_clock/jpsense_result.html>, (参照 2022-5-4).
- [7] 平湯直子：環境配慮行動の規定因に関する理論と実証研究, 武蔵野大学政治経済研究所年報16号, 武蔵野大学政治経済研究所, Vol.16, pp.225-247, 2017.
- [8] 広瀬幸雄, 前田洋枝, 高木修：環境行動の社会心理学—環境に向き合う人間のこころと行動 (9章), 北大路書房, 2008.
- [9] ごみ拾い SNS ピリカ：<https://sns.pirika.org/>, (参照 2022-5-4).
- [10] A Plastic-Free New Zealand: <https://plastic-free-new-zealand-egalegis.hub.arcgis.com/>, (参照 2022-5-4).
- [11] Liao, Y., and Juang, J.: Real-Time UAV Trash Monitoring Sys-

- stem, *applied Sciences*, MDPI, Vol.12, No.4, pp.1-18, 2022.
- [12] 磯部篤彦：参加型プラスチックごみ画像収集プロジェクト, <https://www.kyushu-u.ac.jp/f/46729/22_01_28_02.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [13] 五島市：ドローン i-Land プロジェクト, <https://dronesland.jp/>, (参照 2022-5-4).
- [14] 日本財団：海と日本 PROJECT, <https://uminohi.jp/>, (参照 2022-5-4).
- [15] Esri: ArcGIS Drone2Map, <https://www.esri.com/products/drone2map/>, (参照 2022-5-4).
- [16] Esri: ArcGIS Online, <https://www.esri.com/products/arcgis-online/>, (参照 2022-5-4).
- [17] 国土交通省：無人航空機の飛行許可承認手続, <https://www.mlit.go.jp/koku/koku_fr10_000042.html>, (参照 2022-5-4).
- [18] DJI: Mavic 2 Pro, <https://www.dji.com/jp/mavic-2>, (参照 2022-5-4).
- [19] 国土交通省：無人航空機の飛行ルール, <https://www.mlit.go.jp/koku/content/001465741.pdf>, (参照 2022-5-4).
- [20] 国土交通省：ドローン情報基盤システム, <https://www.dips.mlit.go.jp/portal/>, (参照 2022-5-4).
- [21] Derraik, J.: The pollution of the marine environment by plastic debris: A review, *Marine Pollution Bulletin*, Vol.44, No.9, pp.842-852, 2002.
- [22] Zhou, Z., Siddiquee, M., Tajbakhsh, N., and Liang, J.: UNet++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, IEEE Vol.39, No.6, pp.1856-1867, 2020.
- [23] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., and Bengio, Y.: Generative Adversarial Nets, *Advances in Neural Information Processing Systems*, NeurIPS, Vol.27, pp.2672-2680, 2014.