

セクション II 調査データの解析及び公開

2.1 データ解析

2.1.1 画像からのごみの検出

(1) 手動検出

手動による画像からのごみの検出は、自動検出と比較して技術や専門性を要しない手法である。これまでの研究事例 (Deidun et al. 2018; Andriolo et al. 2020a; Escobar-Sánchez et al. 2021; Andriolo et al. 2021; Taddia et al. 2021) では、モニター画面に映された画像を拡大し、例えば左から右、上から下という規則性を持って目視で海岸漂着ごみの個数や位置、分類を記録する。また、河川にて固定カメラで撮影した動画の場合には、動画から画像を切り出して、各画像についてごみの個数やごみのピクセル数、分類を記録する。動画から画像の切り出しは、専用のアプリケーションソフトを用いる方法のほか、動画や画像の編集ソフト等を用いて手動で切り出すことも可能であるが、後者の方法は効率が悪く、作業負担が大きいため、現実的には推奨されない。

この他にも、画像中のごみが占めている範囲やごみの個数を手動で計測するにあたり、アノテーションツールを用いることが有効である。アノテーションツールとは、機械学習のための教師データを作成するアプリケーションのことだが、画像上の物体を手動で囲ったりタグ付けしたりすることができるため、画像からのごみの手動検出にも活用することができる。アノテーションツールには無償で公開されているものが複数あり、アノテーションツールによりごみの占める範囲を囲った出力データからは、プログラミングを用いてピクセル数を求めることが可能である。実証試験 (別添 2) では、アノテーションツール Labelme (the Massachusetts Institute of Technology) によりごみの範囲を囲い、その出力データ (拡張子: json) から Python によりごみのピクセル数を求めた。Labelme を用いてごみを囲った出力データから、Python でごみのピクセル数を求めるコードは環境省ウェブサイト参照されたい (BeachLitterCounter, https://www.env.go.jp/water/post_76.html)。

なお、これまでの研究で様々な要素 (表 2.1.1 参照) によって手動検出の検出率にばらつきが生じることが分かっている。

表 2.1.1 検出率に関連する要素

検出率に関連する要素 ^{*1,2}	備考
画像解像度 (GSD)	プラスチックごみをマッピングするには 200 pix/m (GSD = 0.5 cm) が良い解像度である ^{*3} 。できる限り解像度の高い RGB カメラにより GSD の値を下げるができる。
作業者の経験	例えば、ドローンを使ったマッピングの信頼性を高めるためには、作業者の訓練が必要である ^{*3} 。
画像の背景	砂、植生、足跡等 ^{*1}
ごみの状況	完全に見える、一部埋没、壊れている、ごみ同士が密接して漂着等 ^{*1,2}
ごみのサイズ	大きいほど (2.5 cm 以上) 見つけやすい ^{*2} 。
ごみの色	例えば、海岸においては、白、黒、茶、透明は検出しづらい一方で、不自然な色 (黄、青、桃、橙、赤、鮮やかな緑) は検出しやすい ^{*2} 。
ごみの形状	ロープ・ひも、線形や方形は検出しづらい ^{*2} 。
環境条件	海岸後背地の植生、天候等

備考:

*1 Andriolo et al. 2020b

*2 Escobar-Sánchez et al. 2021

*3 Taddia et al. 2021

また、ごみ検出のため、他の情報（マルチスペクトルデータ（近赤外（NIR）や正規化植生指数（NDVI））を活用している研究事例がある。NDVI は人工ごみと植生を区別するために使われる（Taddia et al. 2021）。そのほか、手動による画像スクリーニングでは分類などが明らかでなかったごみの情報（分類、素材、色）を、GIS モバイルアプリを使用して、海岸の現地調査により更新する研究事例も確認されている（Andriolo et al. 2020）。

これらの既存研究事例では、手動による海岸漂着ごみ調査マニュアルの分類表（例：OSPAR 品目リスト（OSPAR Commission 2010）、ごみ分類のマスターリスト（European Commission 2013）が海岸漂着ごみの分類のために使用されている。

(2) 自動検出

(i) ごみの自動検出手法の種類

撮影データが動画の場合には、動画から静止画像を切り出してから検出を行う。

画像からごみを検出する自動データ解析手法には、画像内の目的の物体を検出してバウンディングボックスと呼ばれる矩形で囲む物体検出と、画像のピクセル単位で物体を分類するイメージセグメンテーションの大きく2つがある。

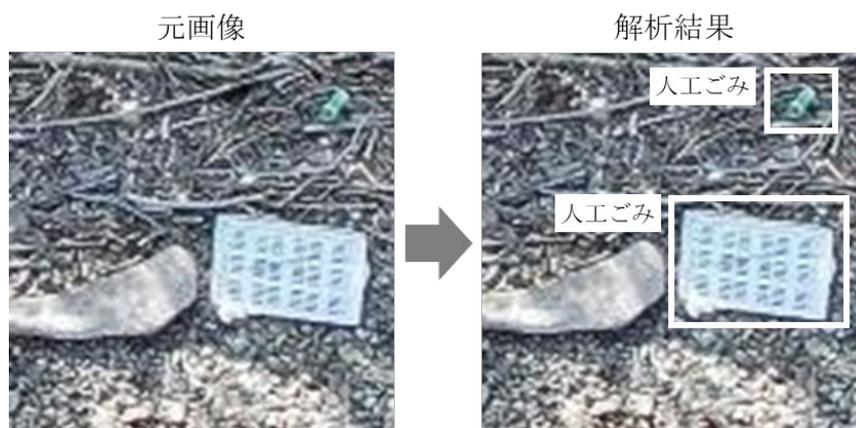


図 2.1.1 物体検出

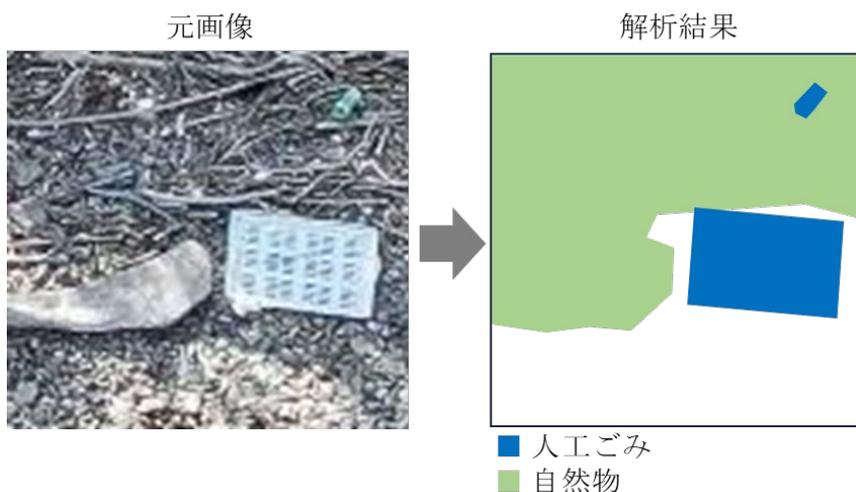


図 2.1.2 イメージセグメンテーション

それぞれの手法の特徴を考慮し、ごみの状況に応じてデータ解析方法を選択する必要がある。物体検出は、個々のごみを検出することで、ごみの総数を推定することができる。ごみ同士が重なっておらず、境界が明確である場合に適している。

イメージセグメンテーションの一種であるセマンティックセグメンテーションは、ピクセルレベルでごみを検出できるため、オルソ補正されたドローンの空撮画像を用いることで、その面積と体積を推定することができる。この方法は、ごみが集積し、個々のごみの識別が困難な場合に適している。同じくイメージセグメンテーションの一種であるインスタンスセグメンテーションは、物体検出のようにごみの個数をカウントすることと、セマンティックセグメンテーションのようにピクセルレベルでごみを検出し面積と体積を推定することの両方が可能である。

物体検出とセマンティックセグメンテーションのいずれにおいても、近年、ディープラーニングに基づく画像解析技術が用いられている（例えば、Kako et al. 2024; Hidaka et al. 2022; Martin et al. 2021）。

(ii) 海洋ごみの自動解析技術の開発

ディープラーニングモデルの開発には、専門知識、高性能な GPU 搭載コンピュータ、モデルの学習に必要な学習データを準備し、そのデータに海洋ごみの位置や分類などの情報を付与する作業（アノテーション作業）が必要となる。特に教師データ作成は大量の画像の取得とそのアノテーション作業に時間と労力を要する。

例えば、3,500 枚のセマンティックセグメンテーション用のデータセット Beach Litter Dataset の作成には、作業員 15 人で作業して約 2 か月を要した例もある（Sugiyama et al. 2022）。Beach Litter Dataset の他にも、地上撮影した海岸の画像からプラスチックごみを抽出した Beach Plastic Litter Dataset（Hidaka et al. 2023, Hidaka et al. 2025）や海岸漂着ごみを抽出して空き缶やビニール袋など 28 カテゴリーに分類した TACO Dataset（Proença and Simões 2020）が公開されている。上記のデータセットは地上で撮影された写真から作成されているが、リモートセンシング技術によって得られた画像にも適用可能である。

作業量を考慮すると、リモートセンシング技術のプラットフォームを問わずこれらの既存の公開データセットを共有することが不可欠である（Kako et al. 2026）。ただし、これらのデータセットは、海岸漂着ごみ画像が撮影された地域や海岸基質の状態によってバイアスがかかる可能性があり、特定のタスクに合わせたカスタムデータセットも不可欠である。

画像解析モデルのプログラムソースコードは、例えば以下のような無償かつオープンソースで公開されているものが利用できる。

表 2.1.2 画像解析モデルのソースコードの例

手法	名称	URL
物体検出	Torchvision	https://github.com/pytorch/vision
	HRNet	https://github.com/HRNet/HRNet-Object-Detection
	YOLOv5	https://github.com/ultralytics/yolov5
イメージセグメンテーション	Segmentation Models	https://github.com/qubvel/segmentation_models.pytorch
	HRNet	https://github.com/HRNet/HRNet-Semantic-Segmentation

データセットの共有に関して、海洋生態学の研究分野では、アノテーションのクラウドコンピューティング（インターネット経由で作業やデータを共有する技術）を活用する例がある。例えば表 2.1.3 に示すようなウェブアプリケーションが専門家に対し一部無料で提供されている。

また、アップロードされた画像の中から対象物をイメージセグメンテーションにより、自動検出するプログラムを搭載するサービスもある。サービスの利用者は、取得した画像

をウェブアプリケーション上にアップロードし、自動検出された対象物に対してアノテーションを行い、オンライン上で共有することができる。共有されたラベルデータは、その分類を変更することができ、データ分類の一貫性を担保することが可能である。このようなアプリケーションは、海洋ごみ分野でも活用されている。具体的には、表 2.1.3 に示す BIIGLE は、海底に蓄積したごみの空間的、時間的変動を解析する研究に使用されており、海洋ごみのラベルデータの共有がされている (Tekman et. al. 2017)。

海洋ごみのラベルデータの共有が進めば、AI による画像解析とごみの自動検出に必要なデータの収集及び蓄積がアプリケーションを通じて行われる。また、収集されたラベルデータの分類を変更できるため、リモートセンシング技術の異なるプラットフォーム間でデータ統合が容易になる。アプリケーションを通じて蓄積されたデータは、リモートセンシング技術で収集した画像又は動画中のごみを自動で検出、分類する AI の構築や発展に利用可能である。

表 2.1.3 アノテーションのクラウドコンピューティングサービスの例
(海洋ごみ以外も含む)

サービス	アプリケーションの特徴	URL
BIIGLE	イメージセグメンテーションにより、ピクセル単位で対象物を自動検出することが可能である。	https://biigle.de/ (参照 2025-1-31)
SQUIDLE	API (アプリケーションの機能を外から呼び出す仕組み) により、他ウェブアプリケーション (例えば、マップなど) との統合が可能である。	https://squidle.org/ (参照 2025-1-31)
CoralNet	サンゴ礁の画像解析に特化したウェブアプリケーションである。	https://acceso.coralnet.co/ (参照 2025-1-31)

リモートセンシング技術により得られた画像からディープラーニングモデルが検出できる対象物の解像度は、目視で検出する場合とは異なる (別添 1、2、3 参照)。また、モデルの学習に使用する学習データにも依存し、例えば Hidaka et al (2022) で開発されたセマンティックセグメンテーションモデルでは、ドローンで撮影した画像の GSD が約 1 cm の場合、解像度は約 30 pix (5 x 6 cm) となる。高さ方向については、実証試験の調査範囲における検証点の誤差を考慮すると 2-3 cm 以上であれば概ね検出が可能であると考えられる (別添 1 参照)。解像度に関係なく、ごみが積み重なって見えない場合は、リモートセンシング技術でごみを検出することは困難である。

(iii) 海洋ごみの自動解析技術の利用

専門家がアノテーションした学習データに基づいて構築された画像解析 AI が、インターネット上で利用可能なシステムとして公開されている (表 2.1.4 参照)。これらのシステムは事前に学習されたモデルを用いるため、学習データの準備やコーディング、モデルの学習が不要であり、画像や動画をマウス操作でアップロードするだけで画像中のごみを検出できるため、ディープラーニングモデルの専門知識がなくても画像解析が可能である。このようなアプリケーションは、目視による画像解析 (画像からごみを手作業で検出する作業) に比べ、作業にかかる労力や時間を大幅に削減できることに加えて、客観性が高いため精度のばらつきが少ない可能性がある。海洋ごみの自動解析技術は、近年急速に発展しており、今後も新たなシステムの開発が期待される。

表 2.1.4 海洋ごみを自動検出・分類するサービスの例

サービス	提供条件	アプリケーションの特徴	URL
BeachLISA (Beach Litter Image Segmentation Analysis)	非商用利用は無償、商用利用は要相談	海岸漂着ごみの画像をウェブブラウザ上にアップロードすることで、自動でごみを検出・分類できるサービス。(具体的な内容は次ページのコラム「BeachLISAによる海岸漂着ごみ画像解析」に示す。)	https://beach-ai.jamstec.go.jp/ (参照 2025-12-01)
CMLO (Coastal Marine Litter Observatory)	民間企業のサービス(一定以上の利用は有償)	ドローンによる海岸漂着ごみの撮影画像をアップロードすることで、自動で画像処理、解析、マッピングすることが可能。解析結果はデータベース化されており、全世界のデータと比較できる。	https://cmlo.scidrones.com/app/ (参照 2025-12-01)
PRIMOS (Plastic Runoff Identification, Monitoring & Observation System)	民間企業のサービス(有償)	河川を流れるごみを撮影した映像をウェブブラウザ上にアップロードすることで、河川表面に流れるごみをAIにより自動で検出・分類可能なサービス。解析結果として、分類別に面積・個数とともに、河川表面の流速を出力する。	https://info.river-monitoring.net/index.html (参照 2025-12-01)

コラム

BeachLISA による海岸漂着ごみ画像解析

1. BeachLISA (Beach Litter Image Segmentation Analysis) とは

- ・ AIにより画像中の海岸漂着ごみを自動的に検出・分類するシステムであり、国立研究開発法人海洋研究開発機構及び鹿児島大学により開発された。
- ・ スマートフォンやドローンを用いて撮影した海岸の画像から漂着ごみの量や種類を自動推定するほか、ドローンによる空撮画像を分析し、海岸漂着ごみの分布状況や被覆面積を推定することも可能である。
- ・ ユーザーは Web ブラウザ上に画像をアップロードするだけで分析結果を得ることができる。
ウェブサイト：<https://beach-ai.jamstec.go.jp/>

2. 使い方

(i) 画像アップロード

ドラッグ&ドロップによって、解析したい海岸画像（地上、空撮画像含む）をアップロードする。

(ii) 推定の実行

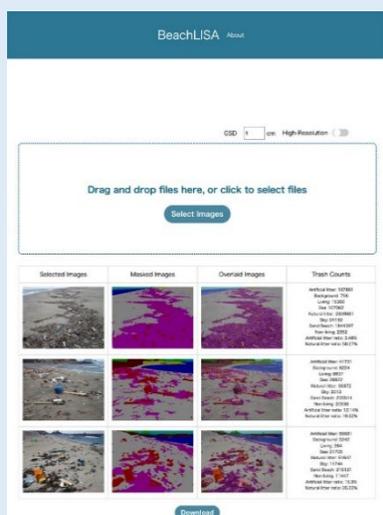
- アップロード後、システムが自動で画像解析を開始する。解析完了後、結果が表示される。

(iii) 結果のダウンロード

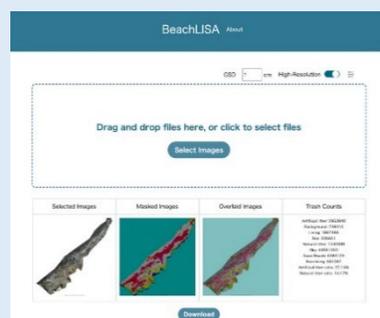
- ダウンロードボタンをクリックすることで、解析画像及び種類ごとのごみの量（ピクセル数又は面積、被覆率）等の結果が一括ダウンロードされる。

3. 特徴

- ・ 1枚の分析には約40秒、サイズの大きな画像の場合は分割して推定するために約2分かかる。複数の画像を一括で解析することもできる。
- ・ ドローン撮影によって得られたオルソ画像については、GSDを設定することで、検出された領域の被覆面積（cm²）も得ることができる。
- ・ 現場比較や経年変化調査にも利用しやすい。



地上で撮影された写真に対する解析結果の例



ドローンで撮影された空撮写真に対する解析結果の例

2.1.2 ごみの定量化

(1) ドローンによる海岸漂着ごみ画像からの定量化

画像解析の結果から海岸漂着ごみの個数や分布を求めることが可能であるが、オルソ補正された画像（以下、「オルソ画像」という）を用いることによって、さらに海岸漂着ごみの密度[個/m²]、面積、体積を推定することができる。オルソ補正を行うには、セクション I の調査機材に記載した標定点（Ground Control Points、GCP）や RTK 機器を用いて撮影する必要がある。

オルソ補正は Pix4Dmapper (<https://www.pix4d.com/jp/product/pix4dmapper-photogrammetry-software>) や Agisoft Metashape (<https://oakcorp.net/agisoft/>)、OpenDroneMap (<https://www.opendronemap.org/>) などのソフトウェアを用いて行うことができる。テラドローン株式会社が提供する総合プラットフォームソフトウェア Terra Mapper (<https://mapper.terra-drone.net/>) はオルソ補正に加え、海岸漂着ごみの体積推計を行うことができる。リモートセンシング技術と AI による調査方法は、手動による調査よりも定量化の精度は落ちるが、より広範囲をカバーし、半定量化を達成することが可能である。

画像の撮影と測量から海岸漂着ごみの検出、定量化までの流れをフロー図にまとめると以下のとおりである。フロー図の実線の矩形はデータ解析を、破線は出力されるデータを表す。

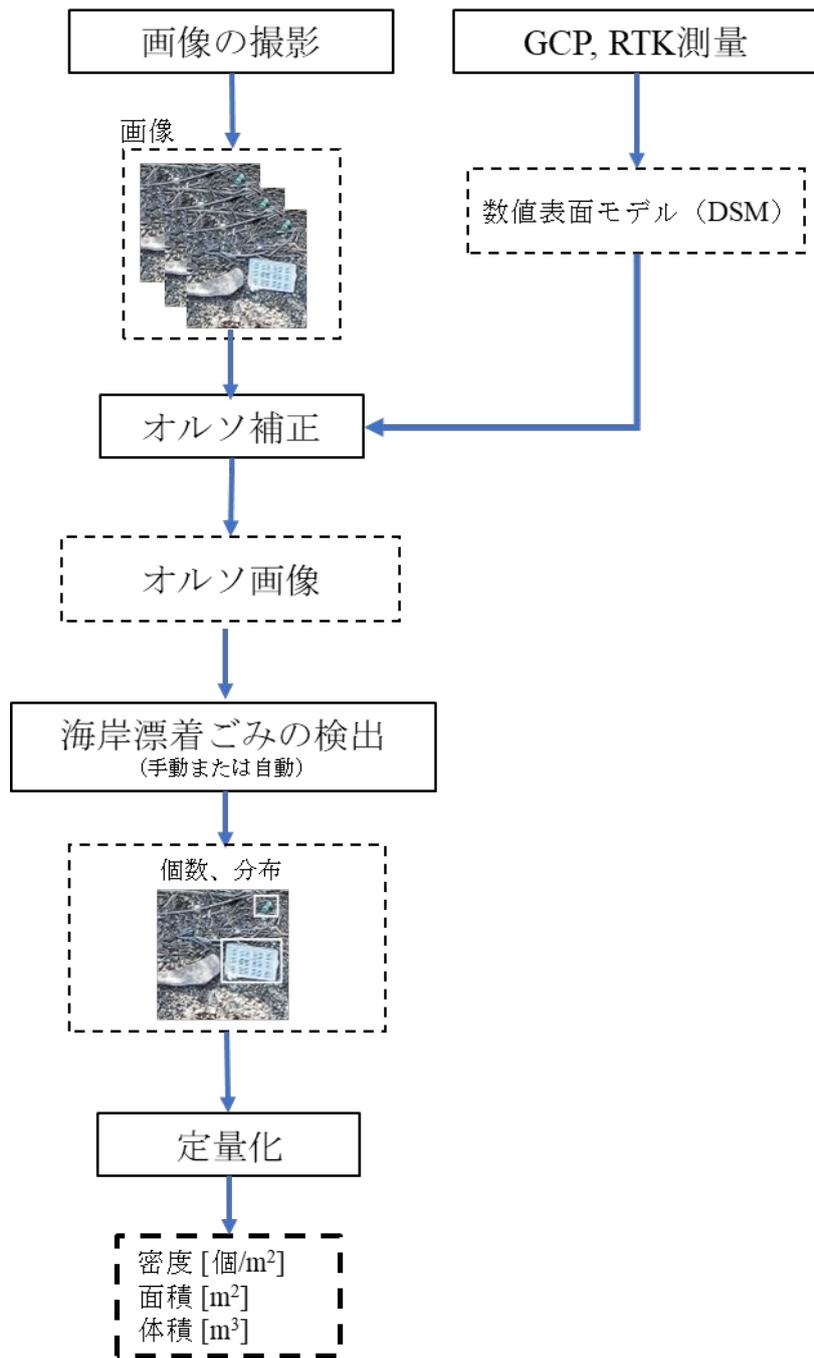


図 2.1.3 ドローンによる画像撮影と測量から海岸漂着ごみ定量化までの作業フロー

(2) 固定カメラによる海岸漂着ごみ画像からの定量化

固定カメラにより海岸漂着ごみを撮影したデータからは、画像解析によりごみの占めるピクセル数が得られる。固定カメラにより海岸を斜めからのアングルで撮影した場合、手前のごみは大きく、奥のごみは小さく写っており、ピクセル数にも差が生じている。これを補正し、ごみの量をより正確に表すためには、斜め画像を真上から撮影した構図に変換する射影変換を行った後、ピクセル数から被覆面積を求める方法がある。しかしながら、射影変換のためには測量を行い、地上画像の下端、上端までの距離とカメラアングルを計

測する必要があり、測量やカメラアングルの計測等が必要な射影変換には、特定の専門知識や技術、労力を要する。

実証試験からは、被覆面積の時系列変動と、射影変換を行っていないピクセル数の時系列変動の相関係数が有意であったことから ($p < 0.01$, 別添 2 参照)、射影変換を行っていない画像から判別したごみのピクセル数からおおよそそのごみの量の時系列変化を把握することが可能な場合もあると考えられる。ただし、画像中の手前側と奥側でごみの多寡が異なると、ごみの量とピクセル数が比例関係にならない可能性がある点に留意が必要である。

なお、画像からのごみの検出を自動検出で行った場合、カメラレンズの曇りや太陽光の反射が誤検出されることがある。しかしながら、時系列データの場合は、データの 7 日間の移動平均を算出することで、そのような外れ値の影響を低減できると考えられる (別添 2 参照)。



図 2.1.4 固定カメラにより海岸を撮影した画像 (左) と射影変換した画像 (右)

(3) 固定カメラによる河川流下ごみ動画からの定量化

固定カメラで河川を流れるごみを撮影した映像を画像化し、その各画像について画像解析を行うことで、各画像におけるごみの個数やごみが占めるピクセル数を取得できる。ピクセル数からはごみの面積を算出することが可能だが、1 ピクセル当たりの実際の長さは、カメラから水面までの距離である河川の水位によって変化するため、事前に河川水位と水面上の 1 ピクセルの長さとの関係式を把握しておく必要がある。関係式の算出方法は、セクション I、1.3.2 (2) を参照。

また、実地調査において事前にごみの面積と重量の関係性を把握しておくことで、画像解析により得られた面積を重量に変換することができる。単位面積当たりの重量はごみの種類により異なるため、分類品目ごとに計測を行う。

画像解析により得られたごみの個数や、ごみの面積から換算した重量を、撮影範囲の幅及び動画の撮影時間で除することで、ごみの単位時間当たりの流下量 (フラックス) を算出できる。

画像の撮影から河川流下ごみの検出、定量化までの流れをフロー図にまとめると以下のとおりである。フロー図の実線の矩形はデータ解析を、破線は出力されるデータを表す。

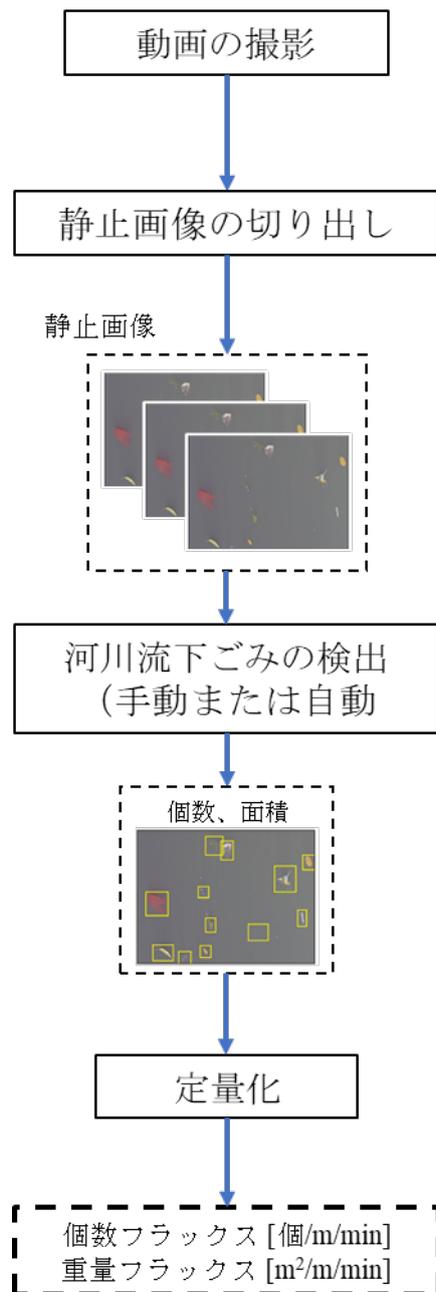


図 2.1.5 固定カメラによる映像撮影から河川流下ごみ定量化までの作業フロー
 画像出典：Automated River Plastic Monitoring Using Deep Learning and Cameras (2020)
 Colin van Lieshout, Kees van Oeveren, Tim van Emmerik, Eric Postma
<https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2019EA000960>

2.2 データの公開

2.2.1 データの公開における単位

ドローンのデータの単位に関するアンケート調査の結果は表 2.2.1 のとおりである。これによると、良く使用されている単位は、ごみの個数（調査単位）、ごみの被覆面積、個数密度であった（図 2.2.1 参照）。ごみの個数密度はごみの個数と調査面積から求めることができる。被覆面積はイメージセグメンテーションにより得られたごみの被覆面積や矩形で検出した物体のピクセルを数えることにより求めることができる。また、ごみの体積も実証試験により推定できることが確認された（別添 1 参照）。

固定カメラを活用した海岸漂着ごみ調査においては、画像中のごみのピクセル数及び被覆面積が過去の調査で用いられた（Kako et al. 2010）。また、実証試験においては、手動検出により海岸漂着ごみのピクセル数、個数、体積を、自動検出により海岸漂着ごみのピクセル数、被覆面積を算出した（別添 2 参照）。

固定カメラを活用した河川流下ごみ調査の過去の事例においては、ごみの個数や被覆面積が撮影動画から求められている（Kataoka et al. 2020, Lieshout et al. 2020）。さらに、これらを撮影範囲の幅及び動画の撮影時間で除することで、個数や被覆面積を単位としたごみのフラックス（〔個/m/min〕〔m²/m/min〕）を求めることができる（Kataoka et al. 2020）。また、あらかじめごみの種類ごとの重量を現地で計測することで、重量フラックス〔g/m/min〕についても推定することが可能である（Kataoka et al. 2020, 別添 3）

3次元情報を正確に得ることができるのはドローンのみであり、プラスチックごみの流出フローを把握するためには、様々な場所から得られた情報をリンクさせるためのアプローチとしては、ごみの被覆面積とごみの個数密度（単位面積当たり、あるいは単位時間当たり（フラックス））の単位を選択することが考えられる（Deidun et al. 2018）。

また、今後の技術発展によりほかの単位も選択可能になることを考慮すると、将来的な再解析が可能となるようオルソ画像のような生データを保管していくことも重要である。

■ポイント

データ調和の観点から、個数密度及び被覆面積の単位を推奨する。また、その他のデータ単位の選択肢としては体積がある。

表 2.2.1 アンケート調査結果におけるドローン調査におけるデータの単位

事例番号	ごみの定量化に当たりどの単位を用いているか	左記の単位を用いた理由
1	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	海洋ごみの豊富さ、ごみの集積している場所、海岸の清潔度指標、清掃作業のため。
2	ごみの個数、ごみの被覆面積、ごみの大きさ	従来からごみの個数、ごみの大きさ、ごみの被覆面積を用いている。ドローンによる調査によりごみの体積や重量の計算も必要であり、また実現可能性がある（研究中）。
3	ごみの個数、ごみの個数密度	最も代表的であるため。
4	ごみの体積、ごみの被覆面積	シミュレーションでの利用のため。
5	ごみの体積、ごみの個数	-
6	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	ごみの重量と体積は計測できないため。
7	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	-
8	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	現地調査で得られた実測値と比較できる単位を選択した。回収物の体積や重量を総合的に考慮した場合、我々が関心のある種類に基づく分類はできない。
9	ごみの体積、ごみの被覆面積	計算しやすいから。
10	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	ごみの集積場所や全体的なごみ汚染の把握という目的に最も関連するものであるため。
11	ごみの個数、ごみの個数密度	-
12	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	-
13	ごみの個数、ごみの個数密度	検証データと同じ単位のため
14	ごみの被覆面積	実験で使用した人工のターゲットとの適合
15	ごみの個数、ごみの被覆面積	空間的・時間的にごみを定量化及び分類するため。
16	ごみの個数、ごみの個数密度、ごみの被覆面積	-

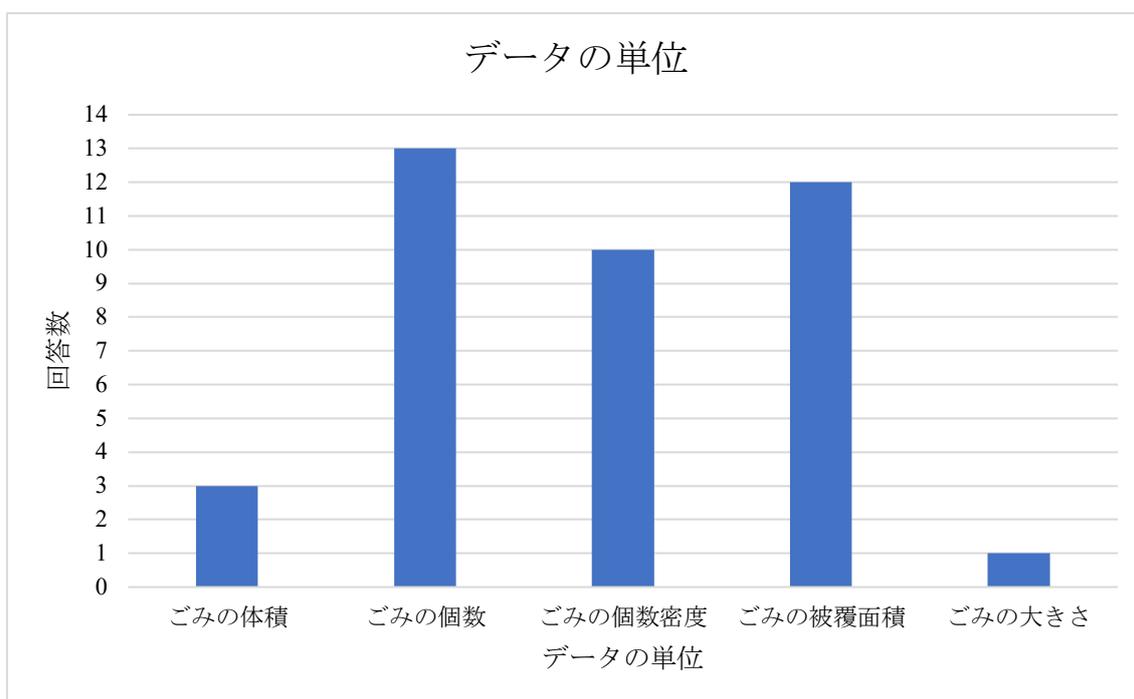


図 2.2.1 ドローン調査において使用されたデータ単位のアンケート結果

2.2.2 公開するデータの内容

調査の結果として公表される情報には、ごみの量、ごみの構成比、ごみの量の分布図、ごみの種類の分布図（別添1参照）、DSM（数値表層モデル）などが含まれる（表 2.2.2）。これらの情報の重要性については一概に優劣をつけるのではなく、目的に応じて情報を適切に数値化することが重要である（表 2.2.3 参照）。

データの公開に当たっては、他地域とのデータ比較や一般の人々による理解のしやすさ等の観点から、調査結果を視覚化することが望ましい。Gonçalves et al. (2022)の事例では、グリッドマップを用いてごみの個数密度やごみの被覆面積が視覚化されている（図 2.2.2 参照）。グリッドマップの公開に当たっては、ウェブ GIS サービス（例：INSPIRE (<https://inspire-geoportal.ec.europa.eu/>)、Coastal Marine Litter Observatory (CMLO, <https://cmlo.aegean.gr/>)）が便利である。グローバルな量を評価するために単位を統一するという観点では、そのような画像解析ができるように、データを共有するシステムを構築することが重要であると思われる。グリッドサイズについては、5 x 5 m, 10 x 10 m 等の様々なサイズが確認されているが、縮尺の変更により比較可能である限りは、どのようなサイズを選択しても問題はないものと考えられる。

海岸における固定カメラ調査においては、継続的に長期間のデータを取得することが多いことから、時系列変動のデータを公表する場合がある。Kako et al. (2010)の事例では、ごみの被覆面積の時系列変動が示されている（図 2.2.3 参照）。また、画像の中でごみが占めるピクセル数の時系列変動を結果として示す場合もある（別添2 参照）。

河川における固定カメラ調査においては、ごみの個数や、個数・被覆面積・重量によるごみのフラックス（〔個/m/min〕、〔m²/m/min〕、〔g/m/min〕）を結果として示した事例がある（Kataoka et al. 2020, Lieshout et al. 2020, 別添3）。さらに、河川流量を基に、調査対象の河川における年間のごみ流下個数を算出して示した例や、地域行政区分など広域な地域全体からのごみの流下量を算出して示した事例も存在する（環境省 瀬戸内海へのプラスチックごみ流入実態調査マニュアル、2024）。年間流下個数の算出の手法等については、別添3を参照。

データの公開に当たっては、データ比較に資する情報（ごみの検出下限値等）を付け加えることが推奨される。

表 2.2.2 アンケート調査結果における調査結果の公開方法

事例番号	調査結果として公開する情報
1	ごみの個数密度（個/m ² ）
2	ごみの量に関しては、個数と割合を表で整理した。 ごみ量の分布マップに関しては、5 x 5 m のグリッドを使い、1つのマスにおける占有率（または個数）を示した。しかし、この方法はあくまでテスト・例であり、より明確に定義されるべきである。
3	ごみの個数密度（単位面積は 10 x 10 m）
4	-
5	ごみの重量密度（g/100 m ² ）
6	ごみの個数密度（個/m ² ）
7	ごみの量、ごみの組成割合、ごみ量の分布マップ、ごみの種類ごとの分布マップ、DSM
8	ごみの量については、通常、調査範囲のごみの個数/m ² （あるいは海岸の長さを考慮して個数/m も可能）を用いる。分布図については、地域をグリッドで小さな正方形に分割し、その小領域で見つかったごみの数を計算する。その後、この値の各区間に色のスケールを割り当て、ごみの密度の目盛りを定義する。最終的な地

	図は、色の強さ/濃さで密度を視覚化する。ごみの種類や素材の種類を 1 つに限定することも可能なので、ごみの種類や素材による密度分布の違いを視覚化することができる。
9	ごみの体積と被覆面積
10	これらの調査結果は、各海岸の平均ごみ密度と、ヒートマップを用いた集積場所として報告書に記載されている。ごみの特性と組成は、より小さなエリアの実地調査（サブサンプリングと外挿）から作成される。この特性評価は、EU の規制やプログラムを遵守するために必須であるため、実地で行われる。フライトは、より広いエリアを調査し、海洋ごみ汚染の蓄積、量、密度に関する知見を提供するために使用される。
11	ごみの量、ごみ量の分布マップ
12	ごみ量の分布マップ、ごみの種類ごとの分布マップ
13	表層のごみの個数密度（個/m ² ）
14	ごみの組成割合
15	ごみの組成割合、ごみの種類ごとの分布マップ、DSM
16	ごみの量、ごみの組成割合、ごみの種類ごとの分布マップ、DSM

表 2.2.3 調査結果の活用例

調査結果の情報	情報の活用（Deidun et al. 2018）
品目ごとのごみの個数	例えば、特定の製品の使用を制限するなど、プラスチックごみの削減に寄与する政策の策定促進に活用
ごみの空間分布	重点的な清掃活動が必要な場所の特定に活用
体積や重量の推定値	ごみ処理費用の見積もりに活用

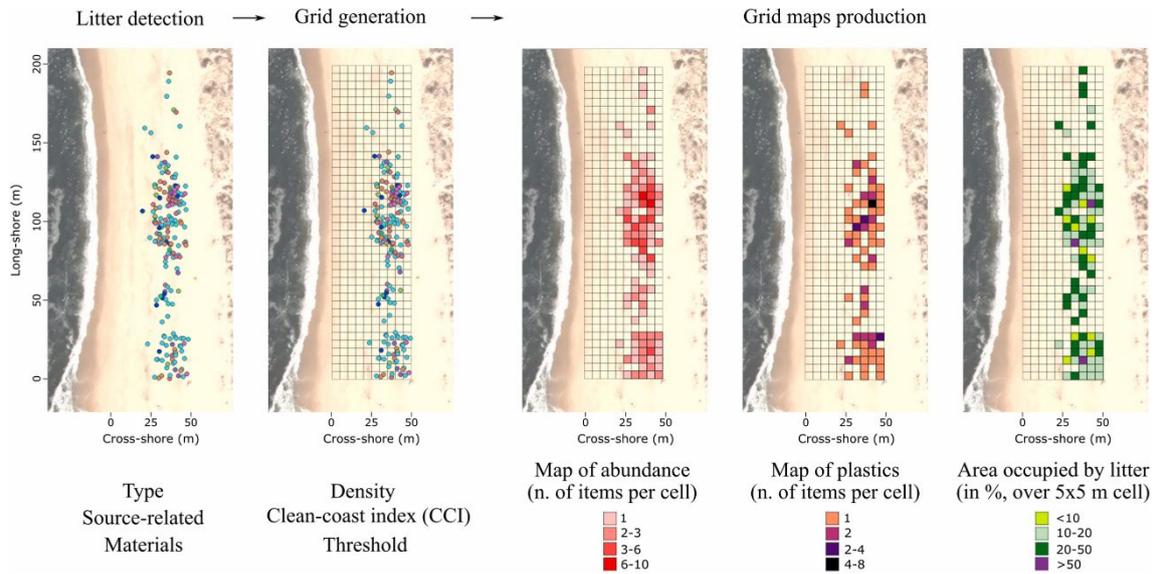


図 2.2.2 グリッドマップに基づくドローンによるごみ調査成果の例

(a)オルソ画像上で検出されたごみ。色で種類、発生源、素材の違いを示すことができる；
 (b)グリッド（例では 5 x 5 m）の生成により、各マス内で希望のカテゴリーをカウントできる。例えば、ごみの多さの傾向マップ(c)、プラスチックのような種類や素材のマップ
 (d)、ごみの大きさの分布やごみの占める面積の分布(e)などが、これらのデータセットから作成できる。（この図の凡例における色に関する言及の解釈については、この記事のウェブ版を参照されたい）（Gonçalves et al. 2022 より翻訳、加工）

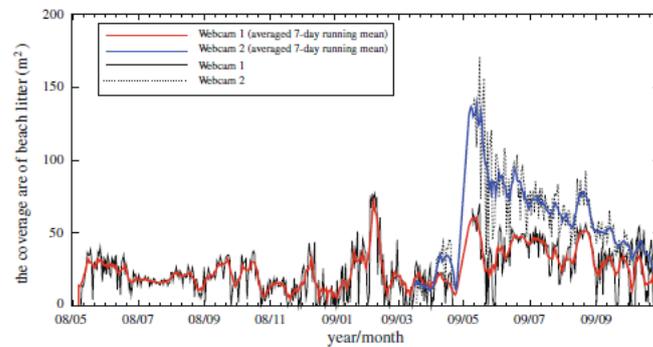


図 2.2.3 固定カメラによる海岸漂着ごみの時系列変動調査成果の例

大串海岸において、領域内の海岸漂着ごみが占める面積の時系列。背景値が 30%以上のもの。各曲線の意味については左上を参照。欠損値は直線補間。（Kako et al. 2010 より翻訳、加工）

引用文献

- Andriolo, U., Gonçalves, G., Bessa, F., Sobral, P. (2020a). Mapping marine litter on coastal dunes with unmanned aerial systems: a showcase on the Atlantic Coast. *Sci. Total Environ.* 736.
- Andriolo, U., Gonçalves, G., Sobral, P., Font´an-Bouzas, ´A., Bessa, F. (2020b). Beach-dune morphodynamics and marine macro-litter abundance: an integrated approach with Unmanned Aerial System. *Sci. Total Environ.* 749, 141474.
- Andriolo, U., Gonçalves, G., Sobral, P., Bessa, F. (2021). Spatial and size distribution of macro-litter on coastal dunes from drone images : a case study on the Atlantic coast. *Mar. Pollut. Bull.* 169, 112490.
- Andriolo, U., Topouzelis, K., Tim H.M. van Emmerik, Papakonstantinou, A., João Gama Monteiro, Isobe, A., Hidaka, M., Kako S, Kataoka, T., Gonçalves, G. (2023). Drones for litter monitoring on coasts and rivers: suitable flight altitude and image resolution. *Mar. Pollut. Bull.* 195, 115521.
- Bao, Z., Sha, J., Li, X., Hanchiso, T., Shifaw, E. (2018). Monitoring of beach litter by automatic interpretation of unmanned aerial vehicle images using the segmentation threshold method. *Mar. Pollut. Bull.* 137, 388–398.
- Burgess, H.K., Herring C.E., Lippiatt S., Lowe S., & Uhrin A.V. (2021). NOAA Marine Debris Monitoring and Assessment Project Shoreline Survey Guide. *NOAA Technical Memorandum NOSOR&R* 56. 20 pp.
- Cheshire, A. C., Adler, E., Barbière, J., Cohen, Y., Evans, S., Jarayabhand, S., Jeftic, L., Jung, R.T., Kinsey, S., Kusui, E.T., Lavine, I., Manyara, P., Oosterbaan, L., Pereira, M.A., Sheavly, S., Tkalin, A., Varadarajan, S., Wenneker, B., Westphalen, G. (2009). UNEP/IOC Guidelines on Survey and Monitoring of Marine Litter. *UNEP Regional Seas Reports and Studies* 186 (IOC Technical Series No. 83): 120.
- Deidun, A., Gauci, A., Lagorio, S., Galgani, F. (2018). Optimising beached litter monitoring protocols through aerial imagery. *Mar. Pollut. Bull.* 131, 212–217.
- Escobar-S´anchez, G., Haseler, M., Oppelt, N., Schernewski, G. (2021). Efficiency of aerial drones for macrolitter monitoring on baltic sea beaches. *Front. Environ. Sci.* 8, 1–18.
- European Commission (2013). MSDF Guidance on Monitoring Marine Litter. *JRC Scientific and Policy Reports*.
- Fallati, L., Polidori, A., Salvatore, C., Saponari, L., Savini, A., Galli, P. (2019). Anthropogenic Marine Debris assessment with Unmanned Aerial Vehicle imagery and deep learning: a case study along the beaches of the Republic of Maldives. *Sci. Total Environ.* 693, 133581.
- GESAMP (2019) Guidelines for the Monitoring and Assessment of Plastic Litter in the Ocean. (P.J. Kershaw, A. Turra and F. Galgani, eds). (IMO/FAO/UNESCO IOC/UNIDO/WMO/IAEA/UN/UNEP/UNDP/ISA Joint Group of Experts on the Scientific Aspects of Marine Environmental Protection). GESAMP Rep. Stud. No. 99.
- Gonçalves, G., Andriolo, U., Gonçalves, L.M.S., Sobral, P., Bessa, F. (2022). Beach litter survey by drones: mini-review and discussion of a potential standardization. *Environ. Pollut.* 315, 120370.
- Gonçalves, G., Andriolo, U., Pinto, L., Bessa, F. (2020). Mapping marine litter using UAS on a beach-dune system: a multidisciplinary approach. *Sci. Total Environ.* 706.

Hengstmann, E., Fischer, E.K. (2020). Anthropogenic litter in freshwater environments – study on lake beaches evaluating marine guidelines and aerial imaging. *Environ. Res.* 189.

Hidaka, M., Matsuoka, D., Sugiyama, D., Murakami, K., Kako, S. (2022). Pixel-level image classification for detecting beach litter using a deep learning approach. *Mar. Pollut. Bull.* 175, 113371.

Hidaka, M., Murakami, K., Koshidawa, K., Kawahara, S., Sugiyama, D., Kako, S., Matsuoka, D. (2023). BePLi Dataset v1: Beach Plastic Litter Dataset version 1 for instance segmentation of beach plastic litter. *Data in Brief.* 48, 109176.

Hidaka, M., Murakami, K., Kawahara, S., Sugiyama, D., Kako, S., Matsuoka, D. (2025). Updating “BePLi Dataset v1: Beach Plastic Litter Dataset version 1, for instance segmentation of beach plastic litter” with 13 object classes. *Data in Brief.* 61, 111867.

International Association of Geodesy (IAG), Commission 4: Positioning & Applications, Sub-Commission 4.5: Next Generation RTK, Working Group 4.5.1: Network RTK (2003-2007)
<https://www.wasoft.de/e/iagwg451/intro/introduction.html> (参照 2024-6-30)

一般財団法人日本環境衛生センター (2020). 平成 31 年度海洋ごみ削減のための複数自治体等連携による発生抑制対策等モデル事業等実施業務報告.環境省.

海洋研究開発機構 (JAMSTEC), BeachLISA : <https://beach-ai.jamstec.go.jp/> (参照 2025-3-4)

Kako, S., Isobe, A., Magome, S. (2010). Sequential monitoring of beach litter using webcams. Sequential monitoring of beach litter using webcams. *Mar. Pollut. Bull.* 60(5), 775-779.

Kako S., Kataoka, T., Matsuoka, D., Takahashi, Y., Hidaka, M., Aliani S., Andriolo, U., Dierssen, H., van Emmerik, T., Gonçalves, G., Martinez-Vicente, V., Mishra, P., Monteiro, JG., Streett, D., Konstantinos, T., Isobe, A. (2026). Remote sensing and image analysis of macro-plastic litter: A review, *Mar. Pollut. Bull.* 222, Part 1, 118630.

Kako, S., Morita, S., Taneda, T. (2020). Estimation of plastic marine debris volumes on beaches using unmanned aerial vehicles and image processing based on deep learning. *Mar. Pollut. Bull.* 155, 111127.

Kataoka, T., Hinata, H., Kako, S. (2012). A new technique for detecting colored macro plastic debris on beaches using webcam images and CIELUV, *Mar. Pollut. Bull.* 64(9), 1829-1836.

Kataoka, T., & Nihei, Y. (2020). Quantification of floating riverine macro-debris transport using an image processing approach. *Scientific reports*, 10(1), 2198.

国際航業株式会社 (2021). 令和 2 年度プラスチックごみの海洋への流出実態把握等業務報告書.環境省.

Martin, C., Parkes, S., Zhang, Q., Zhang, X., McCabe, M.F., Duarte, C.M. (2018). Use of unmanned aerial vehicles for efficient beach litter monitoring. *Mar. Pollut. Bull.* 131, 662–673.

Martin, C., Zhang, Q., Zhai, D., Zhang, X., Duarte, C.M. (2021). Enabling a large-scale assessment of litter along Saudi Arabian red sea shores by combining drones and machine learning. *Environ. Pollut.* 277, 116730.

Merlino, S., Paterni, M., Berton, A., Massetti, L. (2020). Unmanned aerial vehicles for debris survey in coastal areas: long-term monitoring programme to study spatial and temporal accumulation of the dynamics of beached marine litter. *Rem. Sens.* 12, 1260.

南 まさし, 二瓶 泰雄, 西島 拓駿, 片岡 智哉, 日向 博文. (2016) 最上川における漂流ごみ全体及び流木輸送量の把握と漂流ごみ対策技術の検討. 河川技術論文集, 22, 499-504.

環境省 (2023). 地方公共団体向け漂着ごみ組成調査ガイドライン (令和5年6月 第3版)

OSPAR Commission (2010). Guideline for Monitoring Marine Litter on the Beachs in the OSPAR Maritime Area. Edition 1.0.

大阪府, 大阪湾に流入するプラスチックごみ量の推計結果について, <https://www-pref-osaka-lg-jp-e.athp.transer.com/o120070/kankyohozen/osaka-wan/gomisuikei.html> (参照 2025-3-4)

Papakonstantinou, A., Batsaris, M., Spondylidis, S., Topouzelis, K. (2021). A Citizen Sci-ence Unmanned Aerial System Data Acquisition Protocol and Deep Learning Techniques for the Automatic Detection and Mapping of Marine Litter Concentrations in the Coastal Zone. *Drones*, 5(1):6.

Proença, P.F., Simões, p. (2020). TACO: Trash annotations in context for litter detection. *Arxiv*.

Sugiyama, D., Hidaka, M., Matsuoka, D., Murakami, K., Kako, S. (2022). The Beach Litter dataset for image segmentation of beach litter. *Data Brief*. 42, 108072.

Taddia, Y., Corbau, C., Buoninsegni, J., Simeoni, U., Pellegrinelli, A. (2021). UAV Approach for Detecting Plastic Marine Debris on the Beach : A Case Study in the Po Riv-er Delta (Italy) 1-18. *Drones*, 5(4), 140.

Takaya, K., Shibata, A., Mizuno, Y., Ise, T. (2022). Unmanned aerial vehicles and deep learning for assessment of anthropogenic marine debris on beaches on an island in a semi-enclosed sea in Japan. *Environ. Res. Commun.* 4, 015003.

van Emmerik, T. H. M., Janssen, T. W., Jia, T., Bui, T.-K. L., Taormina, R., Nguyen, H.-Q., Schreyers, L. J. (2024) Water hyacinths as riverine plastic pollution carriers, *EGUsphere* [preprint]

van Lieshout, C., van Oeveren, K., van Emmerik, T., & Postma, E. (2020). Automated river plastic monitoring using deep learning and cameras. *Earth and space science*, 7(8), e2019EA000960.

Wada K (2016) labelme: Image Polygonal Annotation with Python

Yoshida, T., Fujiyama, T., Kataoka, T., Ogata, R., Nihei, Y. (2021). Comparison of anthropogenic debris flux in various floods with continuous monitoring of IP camera and image analysis. *Journal of Japan Society of Civil Engineers. Ser. B1, Hydraulic engineering*, 77(2), I_1003-I_1008