

1. 序論

近年、海洋におけるプラスチックごみ汚染が世界的な環境問題となっており、生態系への影響も顕在化している^{1),2)}。海洋プラスチックごみの8割が陸域起源のため³⁾、「どの河川からどのくらいプラスチックごみ流出するか」を把握することは重要である。また、タイの主要な河川におけるプラスチック汚染の問題は特に深刻で、世界銀行の報告⁴⁾によるとタイでは年間約42万8,000トンのプラスチックごみが不適切に処理されており、その多くが河川を経由して海洋へと流出している。チャオプラヤー川では、サムットプラカーン県からタイ湾内へのマイクロプラスチックの推定流出量が2021年9月に1日あたり約18万3,000個、2022年3月に約16万個と大変多い。さらに、チャオプラヤー川の支流を対象とした調査では、自然地域の表層水から採取されたサンプルにおいて、1リットルあたり平均23.67個のマイクロプラスチックが検出された^{5),6)}。これらの結果は、タイにおける河川のプラスチック汚染の深刻さを浮き彫りにしており、水生生物への生態学的影響に対する重大な懸念を引き起こしている。

本研究は、実河川を対象とした自動ごみ検出手法の開発を目標としている。そのため、チャオプラヤー川流域の都市運河における浮遊ごみの検出を対象として、深層学習に基づく画像計測システムの適用可能性を検討した。実験室などの制御された環境と、河川のような自然環境との違いを踏まえ、本研究では、検出精度の向上と実河川への適用性強化を目的とした前処理手法を開発する。

2. 対象河川と解析画像データ

本研究の調査流域はタイ王国・チャオプラヤー川である。チャオプラヤー川は、タイ中部に位置する主要な水系であり、流域面積は20,523 km²である。チャオプラヤー川は、農業・水産業・工業・住宅開発が集中的に行われている中央平野部を南北に貫流しており、タイ国内における社会経済活動にとって極めて重要な河川である。

本研究では、実河川環境における浮遊ごみ検出の有効性を評価するため、チャオプラヤー川流域の都市部に設置された監視カメラから得られた画像データを使用した。具体的には、バンコク都バンナー地区に位置するCCTV観測ステーションにより30日間にわたって記録されたビデオ映像から2,000枚のJPEG画像を抽出し、解析対象データセットとして用いた。

3. 手法

図1のように本研究で提案する手法は、「前処理工程」と「ごみ検出工程」の2つの主要な要素から構成される。

3.1 前処理工程

前処理工程においては、河川環境における画像データの解析精度を向上させるため、以下の3つの処理を導入した：①画像の傾き補正、②背景除去、③ゴミの集合領域の抽出。これらの前処理工程の導入により、図2のように

自然の背景やカメラの設置条件による画像歪みの影響を低減し、その後の工程であるごみの検出精度を高めることを目論んだ。

3.2 ごみ検出工程

ごみ検出工程では、YOLOv5によるごみの物体検出に加えてDeepSORT (Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric) を統合した手法を構築して、ごみの追跡とカウントを実施する。本研究で用いるYOLOv5とDeepSORTを統合した手法は、筆者らの前報⁷⁾で実験水路において映像フレーム内における浮遊ごみの検出および個体数の定量的把握で開発したものである(これ以降、ベースラインモデルと呼称)。本報では、このベースラインモデルを実河川環境において効果的かつ実用的に使用するための前処理工程を検討し、組み合わせ手法(これ以降、提案モデルと呼称)として実河川への適用性を評価する。

3.3 評価指標

YOLO v5による種類判別の精度評価では、mAP (mean Average Precision) を用いた。式(1)-(3)および表-1に定義を示す。ここで、AP (Average Precision) は Precision (適合率) と Recall (再現率) から算定される精度指標で、mAPは全種類のAPの算術平均である。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

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

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad r: Recall \quad p: Precision \quad (3)$$

表-1 TP, FP, TN, FN の関係

	正しい	間違い
検出された	TP	FP
検出されなかった	TN	FN

4. 結果と考察

4.1 ベースラインモデルの実河川への適用性

実験室環境において学習したごみ検出モデルをチャオプラヤー川の画像に直接適用し、その汎化性能を評価した。図3に各ごみカテゴリにおけるAPの比較結果を示す。

実験室環境においてはベースラインモデルは全体でmAPが0.88であった。一方、ベースラインモデルを実河川環境に適用した場合、mAPは0.74に低下した。これは、天候などの光学的条件、背景の複雑性、ごみの劣化状態など、ドメイン間の違い(ドメインシフト)による性能低下と考えられる。

カテゴリ別に見ると、「Foam」「Plastic」「Glass」「Carton」のカテゴリでは、実河川環境においてAPが顕著に低下しており、それぞれ実験室環境でのAP（0.89, 0.84, 0.90, 0.91）に対して実河川ではAP（0.67, 0.66, 0.70, 0.71）に落ち込んだ。この結果は、実河川環境下での高精度のごみ検出には工夫が必要であることを示している。実河川環境下のごみは劣化もあり形状が不定であることや、画像上で背景とのコントラストが低いこと、さらに、水面や周囲物体による部分的な被覆などの影響を受けやすいことなどが精度低下の要因と考えられる。

一方、「Paper」については、実験室環境でAP（0.70）・実河川環境でAP（0.71）と両者にほとんど差が見られなかった。これは、画像上で視覚的特徴が一貫していることがごみ検出の安定性につながったと推察される。

4.2 前処理を組み込んだ提案モデルの適用性評価

本研究では、提案モデルをチャオプラヤー川の画像に適用し、ベースラインモデルとの性能比較を行った。図4では、各カテゴリにおけるAPを評価指標として使用し、全体のmAPも併せて比較した。

ベースラインモデルの場合、全体のmAPは0.74であり、各カテゴリのAPも全体的に0.70程度の性能を示した。一方、提案モデルではmAPが0.82と全体的に向上し、さらにすべてのカテゴリにおいてもベースラインモデルを上回るAPとなった。特に、「Can」「Clear plastic bottle」では、それぞれAP 0.89と0.90の精度となり、金属や透明素材に対する検出性能の高さが確認された。

また、「Paper」「Foam」など自然環境中で視覚的に形状変化が大きいカテゴリにおいても、提案モデルはベースラインモデルよりも一貫して高い精度となった。これより、背景の複雑さや画像の撮影角度の違いなどを補正する前処理工程の導入が手法の頑健性を担保していることが確認できる。

これらの結果から、提案モデルはベースラインモデルと比較して、実河川環境下において比較的高精度の検出性能を有することが明らかとなった。これは、提案モデルに導入した前処理工程におけるごみの特徴の画一化や背景画像の除去などの工夫が、実河川への適用性を高める結果となっていると判断される。

5. 結論

本研究では、実験室環境を対象としたごみ検出の深層学習モデル⁷⁾をベースにして、実河川のごみ検出のためのモデルに拡張するための前処理工程を提案し、タイ・チャオプラヤー川の実際の映像データに適用してその精度を検証した。ベースラインモデルを実河川への適用した結果、mAPは0.88（実験室）から0.74（河川）へと低下し、天候や背景、実河川におけるごみの形状変化など環境変化による性能劣化が確認された。一方、本研究で提案する改良モデルを適用したところmAPは0.82へと向上し、ベースラインモデルを上回る性能を示した。さらに、すべてのごみのカテゴリにおいて提案手法は一貫して高い精度を示しており、特に、「Can」「Clear plastic Bottle」ではAPが0.9程度の精度となった。これらの結果から、提案モデルは実験室環境のみならず実河川環境においても高いごみ検出性能を有しており、実河川での川ごみのモニタリングへの展開が期待される。今後は、洪水時などの天候条件、ごみの劣化や変形が大きい場合への対応や、深層学習モデルのパー

ジョンアップなどにより、提案モデルの実河川への頑健性を向上させることが検討課題である。

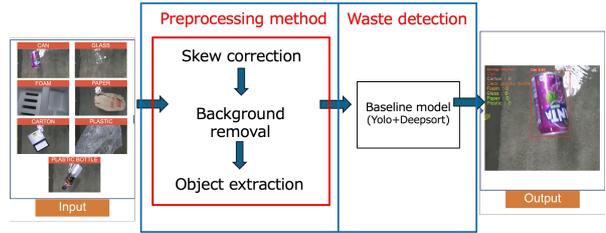


図-1 提案手法のフロー



図-2 前処理工程の結果

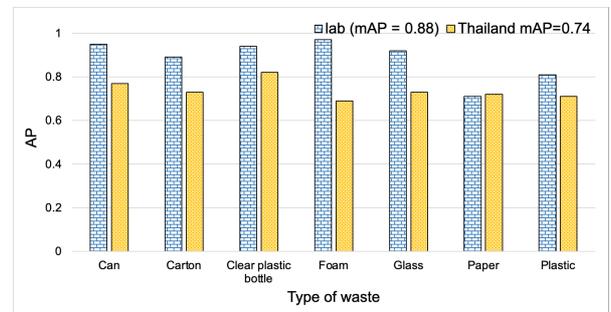


図-3 タイの実河川におけるベースラインモデルの適用結果

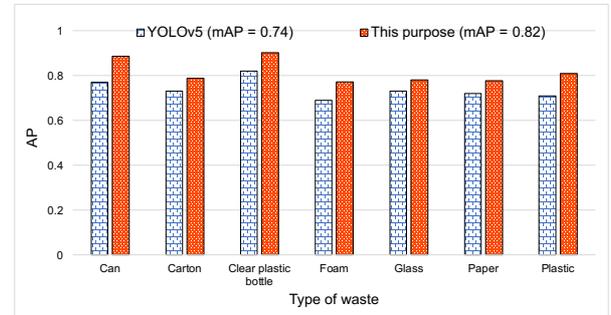


図-4 前処理を組み込んだ提案モデルの実河川への適用結果

参考文献：1) Thompson, R. C., et al. (2004). Lost at sea: Where is all the plastic? *Science*, 304(5672), 838-2) Geyer, R., et al. (2017). Production, use, and fate of all plastics ever made. *Science Advances*, 3(7), e1700782.3) Jambeck, J. R., et al. (2015). Plastic waste inputs from land into the ocean. *Science*, 347(6223), 768-771.4) World Bank. (2025). Plastic Waste Material Flow Analysis for Thailand. Accessed April 11, 2025.5) Babel, S., et al. (2022). Microplastics pollution in selected rivers from Southeast Asia. *APN Science Bulletin*, March 2022.6) Jendanklang, P., et al. (2023). Distribution and flux assessment of microplastic debris in the middle and lower Chao Phraya River, Thailand. *Journal of Water and Health*, 21(6), 771-788.7) Nunkhaw, M., & Miyamoto, H. (2024). An image analysis of river-floating waste materials by using deep learning techniques. *Water*, 16(1373).