

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が流出するか」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。

このような河川・運河における浮遊ごみの流出実態を把握する手法として、近年では固定カメラ画像や深層学習を用いた画像解析技術の活用が期待されている。画像解析により、水面上を流下する浮遊ごみの種類や個数を連続的かつ非接触で把握できれば、従来の目視調査や採取調査を補完する実用的なモニタリング手法となり得る。

一方で、東南アジアの都市河川や運河では、ごみの発生状況や河川の流下特性が地域、季節、降雨、水位、生活活動などに大きく影響されるため、実環境下で実態把握に資する十分な画像データを取得することは容易ではない。また、現地でのカメラ設置、撮影条件の維持、およびごみ画像のアノテーション作業には多くの時間と労力を要し、深層学習モデルの再学習に必要なデータ確保も大きな課題となる。

そこで本研究では、チャオプラヤー川流域の都市運河を対象として、歪み補正、背景除去、および物体領域抽出からなる前処理工程を導入し、実河川画像と学習データとの間に生じるドメインギャップの低減を図る。これにより、既存の深層学習モデルを実河川環境へ適用し、浮遊ごみ検出精度の向上と実河川環境への適用性を検証することを目的とする。

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に達する。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に示す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などを低減し、後半のごみ検出工程の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 (Deep 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⁵⁾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前処理工程を検討し、前処理工程と組み合わせた手法(これ以降、前処理適用モデルと呼称)として実河川への適用性を評価する。また、物体検出モデルの高精度化を目的として、YOLOv5からYOLOv10へのバージョンアップを行い、前処理工程とYOLOv10を併用した場合(これ以降、提案モデルと呼称)の検出精度についても比較・検討する。

3.3 評価指標

YOLOによる種類判別の精度評価では、物体検出モデルの評価指標として広く用いられるmAP (mean Average Precision) を用いた⁶⁾。ここで、AP (Average Precision) は、信頼度しきい値の変化に伴うPrecision (適合率) と Recall (再現率) の関係に基づいて算出される指標であり、mAPは各種類に対して算出されたAPの算術平均である。

4. 結果と考察

4.1 前処理を組み込んだ前処理適用モデルの適用性評価

本研究では、前処理適用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3では、各ゴミの種類における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、各ゴミの種類APも全体的に0.70程度の性能を示した。一方、前処理適用モデルではmAPが0.82と全体的に向上し、さらにすべてのゴミの種類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AP0.89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。さらに、「Paper」「Foam」など自然環境中で視覚的に形状変化

が大きいゴミにおいても、前処理適用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、前処理適用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、前処理適用モデルに導入した前処理工程におけるゴミ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。

4.2 YOLOv10 への更新による提案モデルの精度向上

本研究では、実河川環境における浮遊ゴミ検出性能の向上を目的として、ベースラインモデルに前処理工程を導入した前処理適用モデルを構築した。さらに、物体検出器を更新した条件においても前処理工程の効果を確認するため、前処理工程を組み込んだ提案モデルをチャオプラヤー川の実河川画像に適用した。図4では、各ゴミ種類におけるAPを評価指標として用い、全体のmAPも併せて比較した。前処理を適用しない更新モデルでは、全体のmAPは0.78となり、ベースラインモデルのmAP 0.74を上回った。このことから、物体検出器の更新によって一定の性能向上が得られることが確認された。一方、前処理工程を組み込んだ提案モデルでは、mAPが0.85まで向上し、本研究で比較した条件の中で最も高い性能を示した。また、すべてのゴミ種類において、前処理を適用しない更新モデルを上回るAPが得られた。特に、「Clear plastic bottle」ではAPが0.92となり、透明素材に対する検出性能の向上が確認された。また、「Plastic」および「Glass」においても性能向上がみられ、水面反射や背景との類似性の影響を受けやすいゴミ種類に対して、前処理工程が有効に作用したと考えられる。さらに、「Paper」や「Foam」など、自然環境中で形状や見え方の変化が大きいゴミ種類においても、提案モデルは一貫して高い精度を示した。以上より、YOLOv10 への変更による性能向上は一定程度みられるものの、前処理工程を導入することで、その性能はさらに向上した。したがって、本研究で提案する歪み補正、背景除去、および物体領域抽出からなる前処理工程は、検出器の種類にかかわらず、複雑な背景、水面反射、撮影角度の違いを含む実河川環境下において、浮遊ゴミ検出性能を向上させる有効な手法であることが示された。

4 結論

本研究では、タイ・チャオプラヤー川流域の都市運河を対象として、深層学習モデルによる浮遊ゴミ検出精度の向上と実河川環境への適用性を検証した。実河川画像を対象として室内実験で訓練したベースラインモデルを適用した結果mAPは0.74となり、背景・水面反射・撮影角度・ゴミの形状変化などによる性能低下が確認された。一方、歪み補正・背景除去・物体領域抽出からなる前処理工程を組み込んだ提案モデルではmAPが0.82へと向上し、すべてのカテゴリにおいてベースラインモデルを上回るAPを示した。さらに、物体検出器をYOLOv5からYOLOv10へ更新し、前処理工程と併用した場合にはmAPが0.85となり、本研究で検討した条件の中で最も高い検出性能を示した。これより、前処理工程は実河川画像と学習データとの間に

生じるドメインギャップを低減し、検出精度の向上に有効であることが確認された。今後は、強い日射反射、濁度変化、遮蔽などの影響を考慮し、より頑健な河川浮遊ゴミモニタリング手法へ発展させることが課題である。

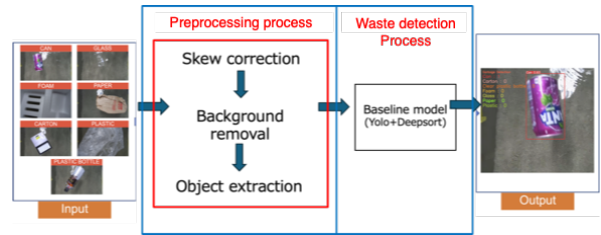


図-1 提案手法のフロー

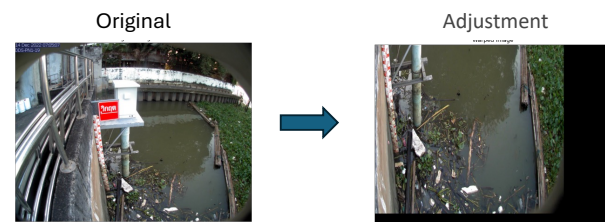


図-2 前処理工程の結果

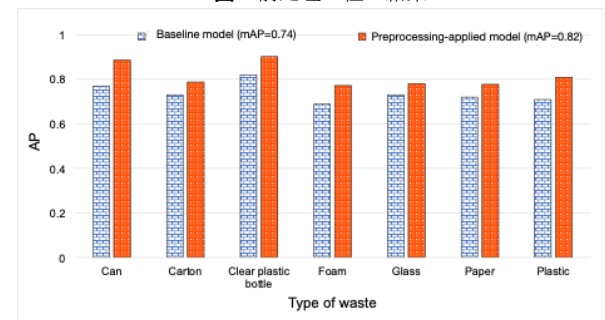


図-3 前処理を組み込んだ提案モデルの実河川への適用結果

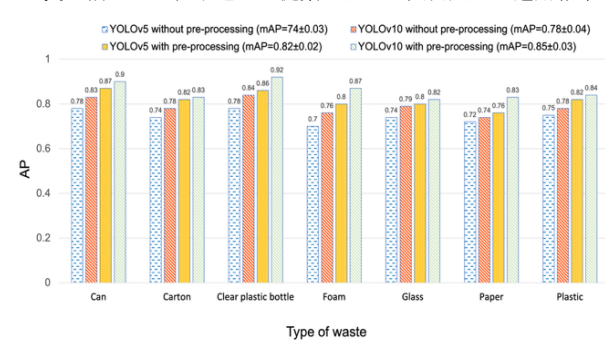


図-4 YOLOv5 および YOLOv10 における前処理の有無によるゴミ検出結果

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) Nunkhaw, M., & Miyamoto, H. (2024). An image analysis of river-floating waste materials by using deep learning techniques. Water, 16(1373). 6) Padilla, R., et al. (2021). A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit. Electronics, 10(3), 279.