

[共通セッション] 土木分野におけるAIの活用
土木分野における AIの活用(4)

[CS15-33] 自律飛行 UAVと深層学習を活用した河川巡視の効率化の取り組み

Attempt to improve river patrol efficiency using autonomous flight UAV and deep learning

○藤井 純一郎¹、吉田 龍人¹、高橋 悠太¹、天方 匠純¹（1.八千代エンジニアリング株式会社）

○Junichiro Fujii¹, Ryuto Yoshida¹, Yuta Takahashi¹, Masazumi Amakata¹ (1.Yachiyo Engineering Co., Ltd.)

キーワード：人工知能、深層学習、物体検出、ドローン、河川巡視

AI, Deep Learning, Object Detection, UAV, River Patrol

自律飛行のためのUAV運航管理技術や異常検知のためのAI解析技術などの要素技術が進展し、これらを活用することで河川巡視の効率化・高度化が期待されている。UAV空撮画像をもとに自動で巡視項目を検出するには深層学習の適用が有望であるが、そのために必要な教師データが不足することが課題であった。

本研究では既存の河川巡視記録と新規に取得するUAV空撮データを組合せて深層学習を適用し、河川巡視項目の自動検出を試行した結果について報告する。地上撮影画像で学習したモデルをベースに空撮画像で転移学習を行うことで、限られた空撮画像のみで河川巡視項目の検出を行える可能性が示された。

自律飛行 UAV と深層学習を活用した河川巡視の効率化の取り組み

八千代エンジニアリング株式会社 正会員 ○藤井純一郎, 吉田龍人, 高橋悠太, 天方匡純

1. はじめに

河川空間は一般的に上空が開けており、電線等の障害物も市街地と比べて少ないため、UAV の自律飛行に適した環境と言える。自律飛行のための UAV 運航管理技術や異常検知のための AI 解析技術などの要素技術が進展し、これらを活用することで河川巡視の効率化・高度化が期待されている。

UAV 空撮画像をもとに自動で巡視項目を検出するには深層学習の適用が有望であるが、大量のデータがあることが前提となる。しかし河川などの社会資本は大規模・長大で気象条件や多様な周辺環境に影響を受けるため、一般的な深層学習で用いられるような均質な学習用データを確保することが困難である。河川巡視に関しては国土交通省では河川維持管理データベース (RiMaDIS) を整備し、全国の河川巡視記録を一元管理しているが、これらのデータは巡視員が記録したもので個人差が含まれ、写真も UAV から撮影する画像とは特徴が異なるため、そのままでは深層学習のための教師用データとしては適さない。

本研究では既存の河川巡視記録と新規に取得する UAV 空撮データを組合せて深層学習を適用し、河川巡視項目の自動検出を試行した結果について報告する。

2. 河川巡視項目の検出手法（初期モデル）

本研究では河川巡視項目の中でも記録数が多く、人工知能活用による効率化が期待できる「ごみ等の投棄」を対象として自動検出を試みた。自動検出には深層学習の画像認識手法の一つである Object Detection を適用した。

通常 Object Detection (以下 Detection) のモデルの学習を行う際は、検出に用いる UAV 空撮画像と同じ特徴量を持つ画像を用いる必要がある。しかし

「ごみ等の投棄」を空撮した画像は研究開始時点ではなかったため、以下の手順により検出モデルと撮影手法を同時並行で研究した。

- ① 既存の巡視記録の地上撮影画像で「ごみ等の投棄」の教師画像作成

② ①の画像で Detection モデル構築

③ 複数の高度・離隔で「ごみ等の投棄」を空撮

④ ①のモデルを③の画像に適用し、検出精度および未検出・誤検出の事例を分析

⑤ 検出精度の低い空撮画像を教師画像に加え、転移学習により精度改善

2. 1. 教師画像の作成

RiMaDIS 内に蓄積された「ごみ等の投棄」の記録の画像を収集し、教師画像として活用することとした。RiMaDIS 内の画像は機械的に収集したが、実際の画像はごみの撤去後の状況など教師画像としては使えないものも多数含まれている。したがって最終的には目視でごみ等が明瞭に映っている 623 枚を抽出し、アノテーション作業 (図 1) を実施した。そのうちモデルの学習には 423 枚を利用し、残り 200 枚はモデルの検証用とした。これらの画像は学習時には 300 × 300 ピクセルにリサイズして用いた。



図 1 教師画像の例

2. 2. 深層学習モデルの作成

ObjectDetection のネットワーク構造としては ssd_inceptionV2¹⁾を用い、pre-trained の重みは採用せずスクラッチで学習を行った。また最適化パラメータは RMSprop を採用した。バッチサイズは 12 とした。エポック数は 140,000 回で学習曲線が収束したと判断し打ち切った。

100,000～140,000 エポックの平均ロスは 3.96 であった。作成したモデルで、学習にも検証にも用いていない未知の画像に対して推論を行った例を図 2 に示す。地上撮影の画像に対しては比較的高精度に「ごみ等の投棄」の検出が行えることを確認した。

キーワード 人工知能、深層学習、ObjectDetection、UAV、河川巡視

連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー 八千代エンジニアリング(株) TEL:03-5822-6662

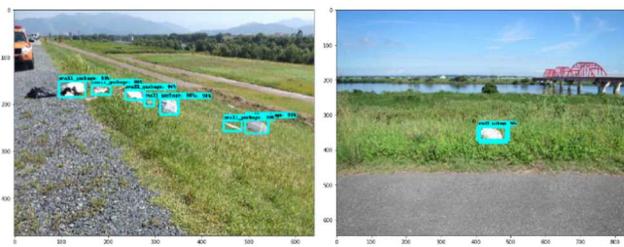


図2 未知の画像での検出例

2. 3. 空撮画像の収集

上記の地上撮影画像を用いて構築したモデルが空撮画像に対して適用できるか検証するため、実験用に設置したダミーの不法投棄物を図3のように高度や距離を変えてUAVで撮影した。背景に映る河川敷の特徴の違いを考慮し、撮影は4地点で実施した。

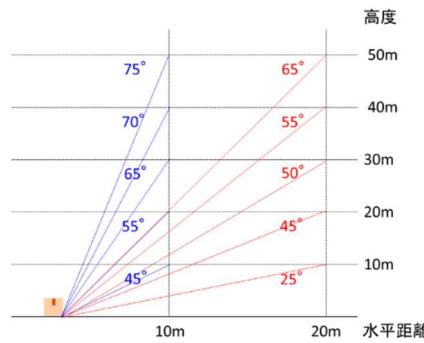


図3 ごみ等の投棄の空撮バリエーション

2. 4. 空撮画像での検出実験

空撮画像に対してDetectionモデルを適用した例を図4に示す。

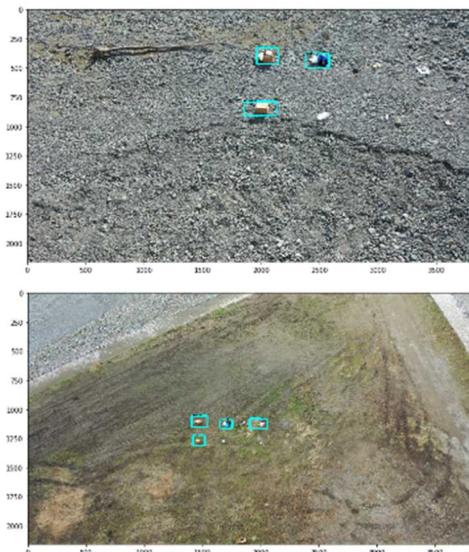


図4 空撮画像に対する検出例

地上撮影画像で学習を行ったモデルでも、空撮画像に対してある程度検出が行えることが分かった。ただし高度20m以下であれば、一定以上の大きさの不法投棄物はもれなく検出できているのに対し、高

度30m以上では背景が砂利の地点で検出精度が落ちることが判明した。一方、距離による精度の違いは見られなかった。

3. 河川巡視項目の検出手法（改善モデル）

実験結果を受けて、砂利が背景の不法投棄物について30m以上の高度から空撮した画像を教師に追加することとした。ただし空撮画像は画像全体における不法投棄物の映っている領域が地上撮影画像にくらべて小さく、そのまま学習に用いると逆に精度が低下してしまう結果となった。そこで不法投棄物が映っている領域の割合が地上撮影画像に近づくよう、不法投棄物周辺のみをランダムにクロップして学習データを生成した。

これらの画像を用いて、地上撮影画像で学習したモデルをベースに転移学習を行い、精度向上を図った。その結果、地上撮影画像のみで学習した初期モデルよりも未検出が減少したことが確認できた。

現在、複数の地点・河川の空撮画像を教師に追加することにより30mの高度からでも安定して検出ができるよう継続的に精度向上を進めている。

4. まとめ

将来的にはUAVと深層学習により、無人での河川監視が目標である。そのためには教師となる空撮画像が少ないことが大きな課題であったが、本研究は地上撮影画像を活用した転移学習により課題解決の可能性を示した。今後は空撮画像を蓄積しながら継続的に精度向上を実現するための仕組が求められる。

このような技術的な取り組みに加え、無人での河川監視の実現のためには現行の法規制やルールの改変が不可避である。

- 長距離・無人自律飛行の法制化
- 河川巡視に関する基準・要領・規程

これらを含めて総合的に取り組んでいくことで、真の効率化が達成できるものと考えている。

謝辞

本研究は国土交通省の革新的河川技術開発プロジェクトの一環として実施したものです。国土交通省はじめ関係者の皆様に感謝いたします。

参考文献

- 1) Liu, W. et al. : Ssd: Single shot multibox detector, European conference on computer vision, pp. 21-37. 2016.