

[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 (2)

2021年9月9日(木) 11:10 ~ 12:30 CS-6 (Room47)

[CS14-10] 複数河川での UAV空撮画像内不法投棄検知の可能性検証 Feasibility study for illegal dumping detection by AI in aerial image at different rivers

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

○Yuta Takahashi¹, Fujii Junichiro¹, Masazumi Amakata¹ (1.Yachiyo Engineering Co., Ltd.)

キーワード：ドローン(UAV)、河川巡視、AI、対象物検知、複数河川

Drone (UAV), River Patrol, AI, Object Detection, different rivers

オンライン会場 (Zoom) はこちら

我が国は多くの河川を有し、効率的な巡視のため、ドローン(UAV)とAIを用いた河川巡視の高度化が検討されている。河川巡視は、多様な背景の中から、多様な対象を検出する必要がある。本研究では河川Aで空撮された不法投棄画像を学習したAIモデルに、河川Bで得られた画像を追加する転移学習後、それぞれの河川の画像に対する検知性能を評価する。

オンライン会場 (Zoom) はこちら

Japan has many rivers, and advanced river patrols using drones (UAVs) and AI are considered. River patrols by AI using image recognition technology need to detect various objects from various backgrounds. This study evaluates the performance of transfer learning by adding the images in river B to model learned by dummy illegal dumping images in river A.

複数河川での UAV 空撮画像内不法投棄検知の可能性検証

八千代エンジニアリング 正会員 ○高橋 悠太
正会員 藤井 純一郎
正会員 天方 匡純

1. 背景

我が国は多くの河川を有し、効率的な巡視のため、ドローン(UAV)とAIを用いた河川巡視の高度化が検討されている¹⁾。河川巡視は、多様な背景の中から、多様な対象を検出する必要がある。本研究では河川Aで空撮された不法投棄画像を学習したAIモデルに、河川Bで得られた画像を追加する転移学習後、それぞれの河川の画像に対する検知性能を評価する。

2. 実験概要

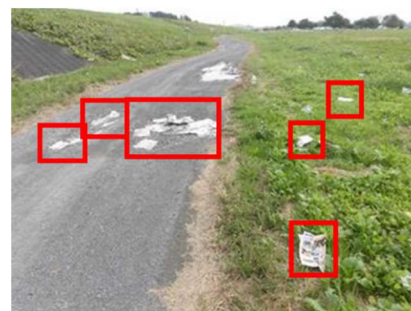
空撮画像の他に、比較として地上画像(地上で撮影された不法投棄画像例)を図-1に示す。赤枠は不法投棄を示す。空撮画像は地上画像に対し、画像サイズに対する不法投棄の割合はごく僅かとわかる。学習効率低下を避けるため、地上画像を参考に、地上画像に最も多い640×480[pixel]程度(図-1(a)内橙破線)に切り出して使用する。空撮画像は、疑似不法投棄の上空から、角度を変えて撮影した。検出モデルはFaster R-CNN²⁾を用いる。特徴量抽出を効率化するため、ImageNet事前学習済みのResNet50³⁾を使用し、抽出層は40層のReluとした。入力サイズが224×224のRGB画像を用いた。学習にはMATLAB 2020a環境を利用し、勾配計算はSGDM(Stochastic Gradient Descent with Momentum: モーメンタム項付き確率的勾配降下法)⁴⁾、ミニバッチサイズは2、学習率は0.0001、学習エポック回数は10とした。

3. 結果と考察

河川Aの空撮画像のみ(17016枚)学習したモデル(Case.1)による河川A未学習データ(6807枚)に対する推論結果を図-2、図-3に示す。図-2はPR曲線を示す。図-3は推論例を示し、黄色枠は推論された検知対象範囲、数字がAIの推論結果に対する自信度を示す。平均Precisionは0.89、図-3をみても、比較的良好な結果となった。左上に写っている不法投棄は今回アノテーションを行っていないので、検知できなくとも問題ない。実際は、連続的に撮影した画像に対して推論を実行するため、アノテーションを一部省略することも問題ない。次に、Case.1のモデルで河川Bのデータ(4550枚)を転移学習し、河川B未学習データ(2265枚)を推論した結果のPR曲線を図-5に示す(Case.2)。評価学習用に758枚を用いた。河川Bのデータには、河川Aにはない複雑な不法投棄やコーンなどの人工物、人・船などが含まれている。学習はCase.1と同条件で行った。PRは0.54と、図-5、図-6に河川Aのデータに対する推論結果を示す(Case.3)。平均Precisionは0.22と大きく低下し、自信度も低下していることが分かる。これらは両河川のデータをうまく学習できていないことを示していると考えられる。図-7(a)-(c)にはCase.2の推論結果の例を示す。河川Aではなかった複雑な不法投棄や人・船舶などが検知できている。また図-7(d),(e)に



(a) 空撮画像 (3840×2160 [pixel])



(b) 地上画像 (640×480 [pixel])

図-1 空撮画像と地上画像

キーワード ドローン(UAV) 河川巡視 AI 対象物検知 複数河川

連絡先 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CSタワー3F 技術創発研究所 高橋悠太 TEL 03-5822-2903

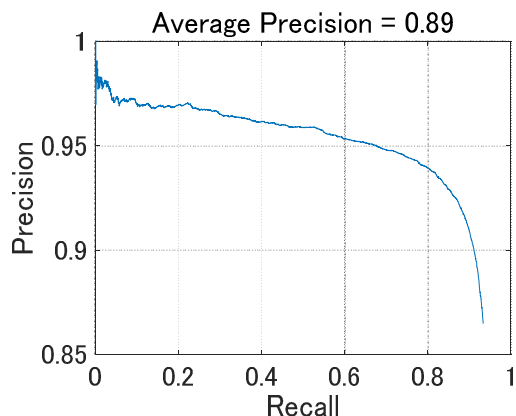


図-2 Case.1 の PR 曲線



図-3 Case.1 での推論例

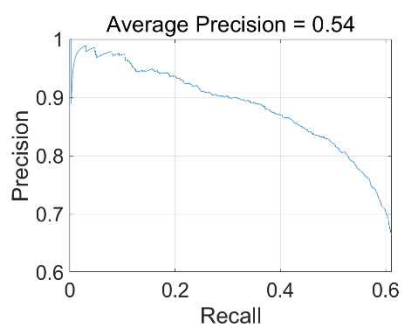


図-4 Case.2 の PR 曲線

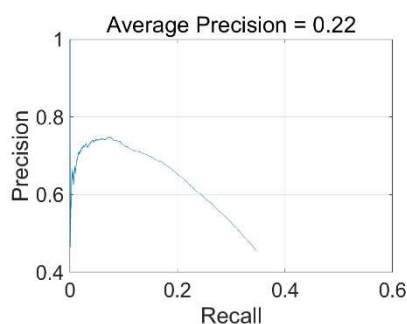


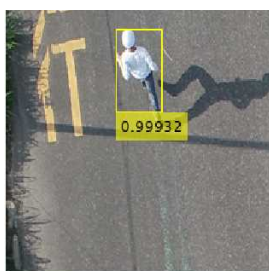
図-5 Case.3 の PR 曲線



図-6 Case.3 での推論例



(a) 不法投棄



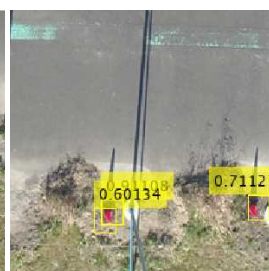
(b) 人



(c) 船舶



(d) コーン(成功)



(e) コーン(失敗)

図-7 Case.2 での推論例

同様の対象(コーン)に対し、検知が成功・失敗している推論結果を示す。背景によって、検知結果に違いが生じていると考えられる。これらの結果から、対象画像数のバランス調整などによる改善が考えられる。

図-3、図-6、図-7を併せて比較すると、Case.3において、より対象をタイトに捉える結果となった。河川Bのデータは河川Aと比較して、対象枠が対象に触れるようアノテーションされていることから、転移学習の効果が生じたと考えられる。

4. まとめ

複数河川で得られたドローン空撮画像をAIで学習し、不法投棄が検知可能か、性能検証を行った。結果として、単一河川で学習したモデルであれば、性能が発揮されることを確認できた。ただし、学習の順序、データのバランス、ハイパーパラメータの調整等で

河川の違いに関わらず学習できる可能性もあり、今後パラメータを変更して学習を試みる。あるいは、評価学習データに河川Aのデータを加えるなどして交差学習を行い、結果を比較評価する。

参考文献

- 1) 高橋悠太, 藤井純一郎, 天方匡純, 山下隆義: UAVと画像認識AIによる河川巡視を補う地上画像の特徴量とその利用法検討, AI・データサイエンス論文集, 第1巻, J1号, pp.580-587, 2020.
- 2) S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks, NIPS, 2015.
- 3) He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J.: Deep residual learning for image recognition, Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- 4) Bottou, L.: Large-Scale Machine Learning with Stochastic Gradient Descent, Proceedings of the 19th International Conference on Computational Statistics (COMPSTAT' 2010), pp. 177-187, 2010.