

UAV を活用した河川巡視への深層学習手法の適用

岡山大学大学院 学生会員 ○矢原 諒 正会員 西山 哲
国際航業株式会社 非会員 下野 友裕, 吉岡 小百合, 尾方 浩平

1. 目的

近年,記録的な豪雨が多発しており,それに伴い水害も増加傾向にある¹⁾.水害を未然に防止するために,河川の状態を日常的に把握する河川巡視業務は重要度を増している.しかし,現在の河川巡視は現地目視による定性的な異常の把握が主たる方法であり,長大な堤防の巡視には多くの労力が費やされている.そこで本研究では,河川巡視の効率化手法として,カメラを搭載した UAV によって撮影された画像から人工知能を用いて投棄物を自動抽出する手法の適用性,およびその教師データ仕様の検討を行った.

2. 人工知能技術

人工知能分野における近年の技術的な発達は著しい.特に,物体検出技術は社会インフラ点検への応用が図られており,コンクリート構造物の変状検出などの研究が行われている²⁾.物体検出の構造を図 1 に示す.教師データとして目的画像を読み込ませ,作成した分類器を用いて未知画像に対して検出を行うものである.本検証では物体検出モデルとして RetinaNet を用いた. RetinaNet とは学習の際, Focal loss と呼ばれる誤差関数を用いることで背景クラスと正解クラスの不均衡を緩和する学習モデルである³⁾.

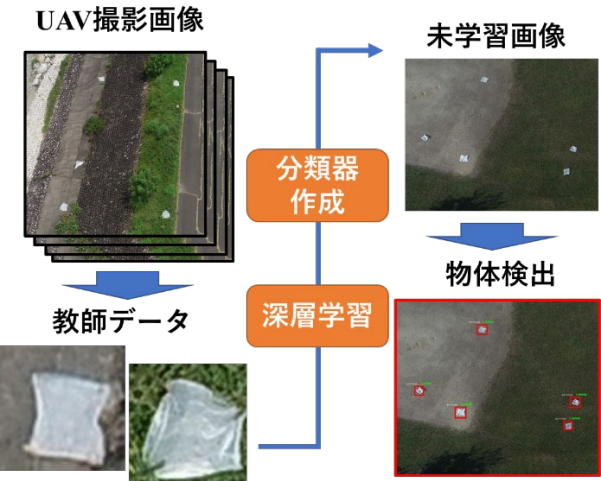


図 1 深層学習による物体検出技術

3. 検証概要

3.1 検証手法

撮影は国内 1 級河川である河川 A 及び河川 B の 2 ヶ所で行った.これらの河川に不法投棄物としてゴミ袋を複数配置し,角度と高度を変化させながら,カメラを搭載した UAV で撮影を行った.図 2 に撮影事例を示す.続いて,撮影画像中のゴミ袋にアノテーションを行い,得られた教師データを分類器に学習させた.アノテーションは河川 A では 3166 個,河川 B は 2774 個のゴミ袋に対して行った. 分類器は表 1 に示す 3 パターンを作成した.また,得られた結果は角度 45 度,60 度,75 度と高度から算出された地上解像度 2.0cm, 3.0cm, 4.0cm ごとに整理を行った.



図 2 撮影事例 (左: 河川 A, 右: 河川 B)

表 1 分類器の作成パターン

分類器	分類器A	分類器B	分類器C
教師データ	河川A	河川B	河川A+河川B

3.2 評価方法

評価方法として以下の式(1),(2)で求められる再現率,適合率を用いて F 値を式(3)で算出した.

再現率 = $\frac{TP}{TP + FN}$ (1)

適合率 = $\frac{TP}{TP + FP}$ (2)

F 値 = $\frac{2 \times \text{再現率} \times \text{適合率}}{\text{再現率} + \text{適合率}}$ (3)

ここで,

TP (True Positive) : 実際に存在する対象物を分類器が正しく対象物であると判断した数

キーワード 河川巡視, UAV, 人工知能, 物体検出, 深層学習

連絡先 〒700-0011 岡山県岡山市津島中 3-1-1 T E L 086-251-8152

FP (False Positive) : 対象物以外を分類器が間違って対象物であると判断した数

FN (False Negative) : 実際は対象物であるのに分類器が間違って対象物でないと判断した数

F 値は本検証における検出精度を表す総合的な指標であり,トレードオフの関係にある適合率と再現率の調和平均で表される。

4.検証結果

図3に分類器Aを河川Aに,分類器Bを河川Bに適用した場合の結果を示す.平均F値はそれぞれ80.1%,83.1%と高い精度で検出できており,UAVを用いた河川巡視における業務効率化に貢献できると考えられる。

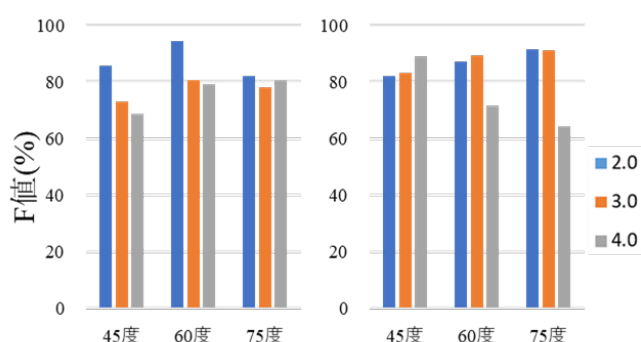


図3 物体検出結果 (左:河川A, 右:河川B)

次に分類器Bを河川Aに,分類器Aを河川Bに適用した場合の結果を図4に示す.前項と比較して精度が低下しており,平均F値はそれぞれ31.4%,36.1%であった.対象物は両河川とも共通してごみ袋であるにもかかわらず平均F値が低下したのは,機械が対象物であるごみ袋に加えて背景情報を含めて学習したためだと考えられる.図2に示す通り,河川Aでは対象物であるごみ袋の多くが植生の上に置かれたのに対して,河川Bでは多くのごみ袋が石の上に置かれた条件で撮影が行われた.今後は,アノテーション方法の改善や異なる深層学習モデルの導入など,対象をより正確に学習させるための検討を行う。

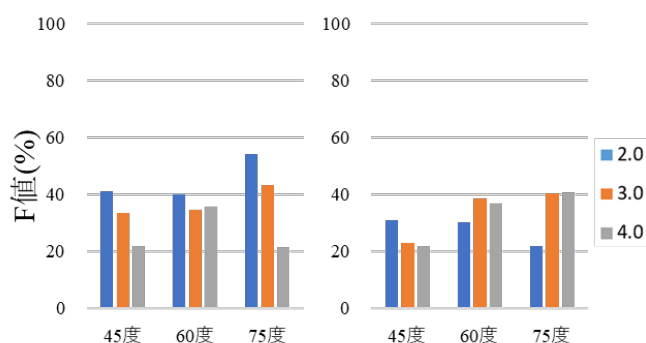


図4 物体検出結果 (左:河川A, 右:河川B)

最後に河川A,河川Bの両方を教師データとして学習させた分類器Cをそれぞれの河川に適用した場合の結果を図5に示す.平均F値はそれぞれ73.0%,66.2%であった.図3に示した場合に比べ精度はやや劣るものの,1種類の分類器で2つの河川における検出精度がF値にして約7割に保たれた.このことから環境の異なる河川において撮影された画像を一括の教師データとして利用することで,幅広い河川に対応する分類器を作成できると考えられる。

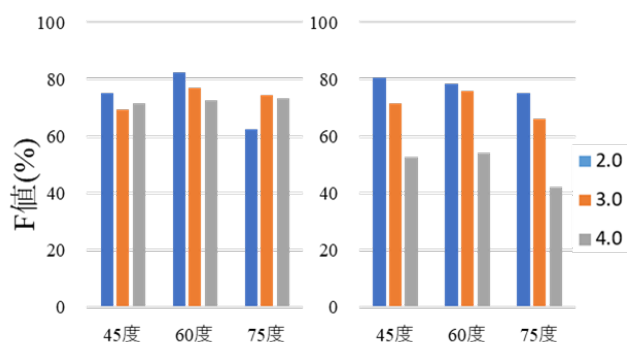


図5 物体検出結果 (左:河川A, 右:河川B)

5.まとめ

本研究ではUAVを活用した河川巡視における深層学習手法の適用性および教師データ仕様の検討を行った.結果として学習と検出を同一河川で行った場合には,平均F値81.6%の精度で検出できたため,河川巡視業務効率化に貢献できると考えられる.また,複数河川を同時に学習させ,1種類の分類器で2河川での検出を行った場合でも,平均69.6%の精度で検出できた.今後は地上画像など多様な教師データを学習させることで,より汎用性の高い分類器の作成を目指す。

謝辞

本研究は国土交通省の革新的河川技術プロジェクトの一環として実施し,国土交通省水管理・国土保全局には多くのご支援をいただきました.ここに感謝申し上げます。

参考文献

- (1) 国土交通省水管理・国土保全局「水害レポート2019」,2019.
- (2) Pang C. and Atsushi I, Crack detection from image using random forest, Journal of JSCE, Vol.71, No.2, p.I_1-I_8, 2015.
- (3) Tsung L. Priya G. Ross G. Kaiming H., Piotr D. Focal Loss for Dense Object Detection, Computer Vision and Pattern Recognition, ICCV, 2017.