

複数の物体検出手法を用いた電線検出手法の検討

Study of Powerline Detection Method using Multiple Object Detection Method

工藤 樹[†] 小嶋 和徳[‡] 伊藤 慶明[‡]
 Itsuki Kudo Kazunori Kojima Yoshiaki Itoh

1. はじめに

現在、ドローンは農業、インフラ点検、災害支援など多様な分野で活用が進んでいる。一方で、運用中の接触事故も増加しており、特に農薬散布中に電線に接触する事例が後を絶たない[1][2]。これらの多くは、背景に同化した電線の視認性の低さやドローン操作時の距離感の把握の難しさにより、操縦者が電線を見落とすことが原因とされる。

障害物回避手法として赤外線センサが一般的であるが、この手法は赤外線の反射を利用して距離を計算するため、反射面積が小さい電線のような細長い物体では精度が低下しやすい。

本研究では、反射面積の小さい電線の検出を補完することを目的とし、リアルタイム物体検出アルゴリズム YOLO と Transformer ベースの検出器 RF-DETR を用いたアンサンブルを行う。2つのモデルの特徴を組み合わせることで、電線検出の精度向上を目指す。

2. 障害物検知手法

一般的なドローンでは、赤外線センサによる障害物検知が行われている。赤外線を照射し、その反射時間から障害物までの距離を推定する仕組みである。しかし、電線のような細く反射面積の小さい物体では赤外線の反射量が少なく、検出が困難となる。このように、赤外線センサのみを用いた障害物検知には限界がある。

一方で RGB 画像に基づいて物体を検出する手法として YOLO (You Only Look Once) [3]がある。YOLO は深層学習を用いたリアルタイム物体検出アルゴリズムであり、画像上の物体の種類や位置、大きさを高精度かつ高速に推定可能である。しかし、電線のような細い物体に対しては、背景の線状のものなどを誤検出したり、見落としたりするケースがあり、YOLO 単体では十分な検出精度が得られない場合がある。

3. 研究概要

本研究では、農薬散布時にドローンが飛行している状況を想定し、飛行中の電線への接触リスクを低減することを目的として、電線検出手法の検討を行う。特に、従来の赤外線センサでは検出が

困難な、反射面積の小さい電線に対して、画像ベースの物体検出に着目した。リアルタイム物体検出アルゴリズムである YOLO と RF-DETR[4]を組み合わせたアンサンブル手法を導入し、両モデルの特徴を相補的に活用することで検出精度の向上を目指す。RF-DETR は、2025 年に発表された Transformer ベースの物体検出モデルであり、YOLO のように一般的に使用される NMS (Non-Maximum Suppression) を用いることなく、高精度な検出を実現する。Deformable DETR がマルチスケールの特徴マップを使用して自己注意メカニズムを用いるのに対して RF-DETR はバックボーンの単一スケールの特徴マップのみを用いる構造を採用しており、これにより処理の軽量化と高速化が可能となっている。

物体の学習および評価にはバウンディングボックスを用いたアノテーションを行い、電線同士の距離が近い場合は 1 つのボックス、十分に離れている場合は個別のボックスとしてアノテーションを行った。アノテーションの例を図 1 に示す。

アンサンブルでは、YOLO および RF-DETR の各検出結果に対して、IoU (Intersection over Union) がしきい値以上のものを対応付け、それぞれが出力する信頼度 (confidence score) を重みとした加重平均によって、バウンディングボックスを統合している。バウンディングボックスの座標は $[x_1, y_1, x_2, y_2]$ という形式で表され、 x_1, y_1 は左上の座標、 x_2, y_2 は右下の座標を意味する。たとえば、ある物体に対して YOLO が $[100, 50, 200, 150]$ (信頼度 0.8) を、RF-DETR が $[110, 60, 210, 140]$ (信頼度 0.6) を出力した場合、それぞれの座標値について、信頼度を重みとした平均を計算することで、統合されたバウンディングボックス $[104.3, 54.3, 204.3, 145.7]$ を得る。このようにして、両モデルの強みを活かし、誤検出や未検出の減少を図っている。



図 1. アノテーション

[†] 岩手県立大学大学院 Iwate Prefectural University graduate school

[‡] 岩手県立大学 Iwate Prefectural University

4. 実験

YOLO11 (単体で最もよかった版), RF-DETR を用いて学習と評価を行い, さらに YOLOv12 (組み合わせで最もよかった版)と RF-DETR を組み合わせたアンサンブルによる検出精度の評価を行った. 使用したデータセットは, GOPRO で撮影した電線の動画から静止画像を切り出して作成したものである. 撮影時には, カメラの高さを電線と同程度に設定し, GOPRO と電線の距離は約 2m とした. 得られた画像は合計 229 枚であり, そのうち 160 枚を学習用, 47 枚を検証用として使用した. データセットの内訳および学習条件の詳細を表 1 に示す.

表 1. データセットと学習条件

学習画像	160 枚
検証画像	47 枚
テスト画像	22 枚
画像サイズ	640
学習回数	100
バッチサイズ	8
学習率	0.01
IoU	0.5

まず, YOLO11, RF-DETR で検出を行った. 本実験では, 学習・検証画像に含まれていない表 1 の 22 枚のテスト画像を用いた. 評価指標として Precision と Recall と F 値を用いた結果を図 2 に示す. YOLO11 と RF-DETR では Recall は 0.882 と比較的高い値を示しているが, Precision は YOLO11 が 0.731, RF-DETR が 0.857 と YOLO11 が特に低い.

一方で YOLOv12 と RF-DETR のアンサンブルは, Precision が 0.889, Recall が 0.941, F 値が 0.914 と最も高い精度を記録しており, アンサンブルによる検出が有効であることが確認された.

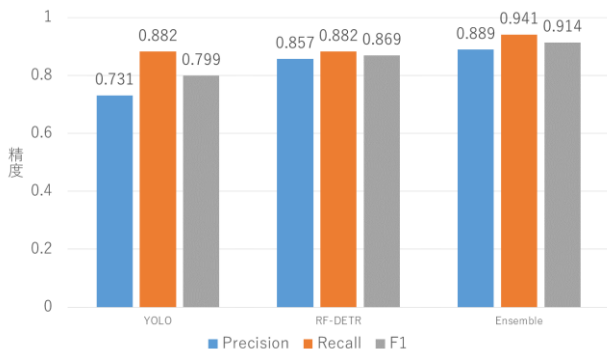


図 2. 実験結果

本実験の検出結果例を図 3, 4 に示す. 図 3 は電線の GT (Ground Truth) が 2 つあるが, YOLO11, RF-DETR はともに 2 本の電線それぞれを 2~3 個のバウンディングボックスで検出しているため重複が発生している. これに対してアンサンブル (YOLOv12+RF-DETR) の結果では, 正しく 2 本の電線を 2 つのボックスで検出できている. また,

図 4 では GT が 3 つあるが, YOLO11 で真ん中の電線が未検出, 一番下の電線を誤検出してしまった. 対してアンサンブルでは, RF-DETR により YOLO11 の未検出が補完されており, 正しく 3 つのボックスで検出できている. このように YOLOv12+RF-DETR によるアンサンブルは, YOLO11 と RF-DETR の誤検出, 未検出を相互的に補完できている. Recall が 0.914 であるものの画像上での未検出はほぼなく, 高精度で検出できている.

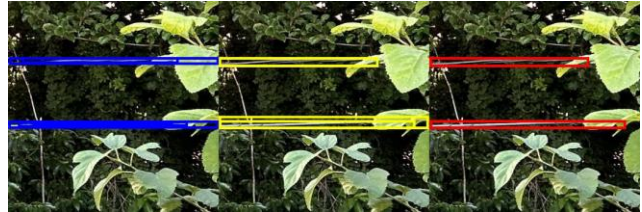


図 3. 検出結果例 1

左: YOLO11, 中: RF-DETR, 右: Ensemble



図 4. 検出結果例 2

左: YOLO11, 中: RF-DETR, 右: Ensemble

5. まとめ

本研究では農薬散布中のドローンによる電線接触事故を防止することを目的として, YOLOv12 と RF-DETR を組み合わせたアンサンブル手法による電線検出を提案し, その有効性を検証した. 実験の結果, YOLO11 および RF-DETR 単体では未検出や重複検出といった課題が見られた一方, アンサンブルによる検出結果は Precision が 0.889, Recall が 0.941, F 値が 0.914 と最も高く, 相互的に補完できることが確認された. また, 図示した検出結果からも, YOLO11 で未検出の電線を RF-DETR が補完し, RF-DETR で重複して検出された領域を YOLOv12 が抑制するなどアンサンブルの有効性が視覚的にも確認された. 今後はさまざまな環境下に対応可能な精度を目指し, データセットの拡張とアンサンブル手法の改善に取り組む.

参考文献

- [1] 無人航空機に係る事故等報告一覧 (令和 4 年 12 月 5 日以降に報告のあったもの), 国土交通省 (2023) <https://www.mlit.go.jp/common/001585162.pdf>
- [2] 令和 5 年度 事故統計情報, 国土交通省 (2023) <https://www.mlit.go.jp/koku/content/001747880.pdf>
- [3] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, arXiv:1506.02640[cs.CV] (2016).
- [4] Peter Robicheaux, James Gallagher, Joseph Nelson, Isaac Robinson. (Mar 20, 2025). RF-DETR: A SOTA Real-Time Object Detection Model. Roboflow Blog: <https://blog.roboflow.com/rf-detr/>