

# YOLOとRF-DETRを統合した電線検出手法

---

小嶋研究室

2312024008

工藤 樹

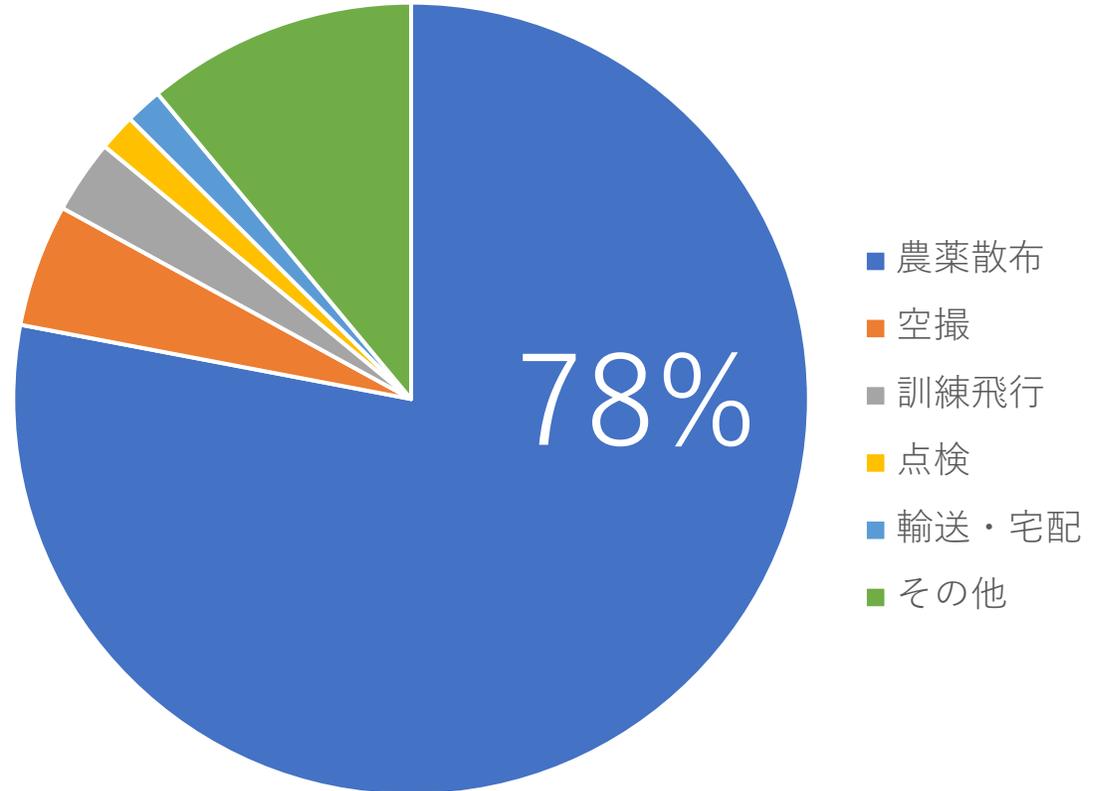


# 研究背景

- ドローンが様々な分野で注目されている  
→ドローンによる事故が問題



- 農薬散布時に事故が多発 [1]  
→78%が農薬散布時に発生



ドローン事故が発生した際の飛行目的の割合

# ドローンによる農薬散布の課題

---

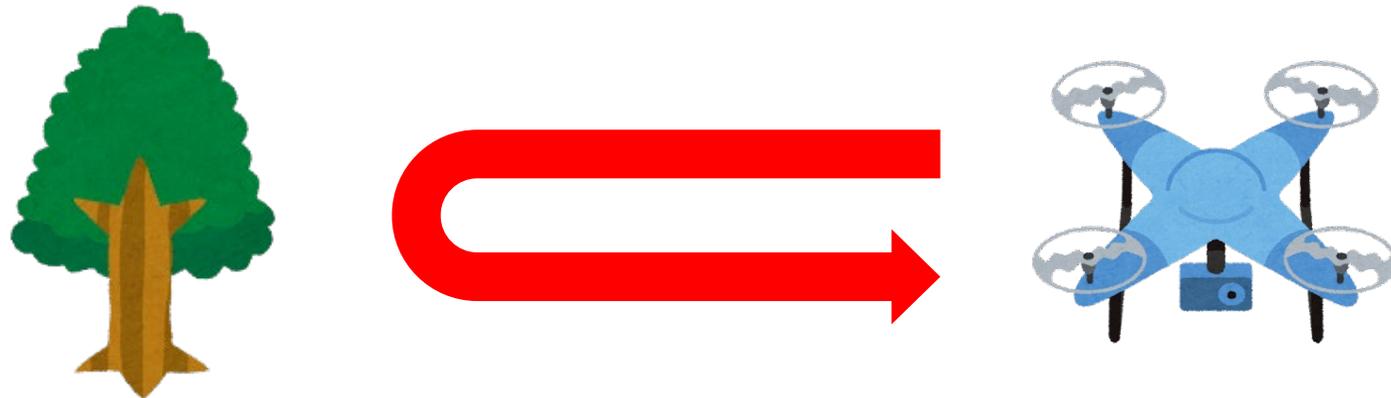
- 散布時に最も多いのは接触事故
  - 半数以上が電線に接触したことが原因 [2]
- 電線に接触する原因
  - ドローンと障害物の距離感がわかりにくい
  - 電線が背景に溶け込んで視認できない
  - 既存の障害物検知手法では電線を検知しにくい
- 電線を検出する手法が必要



# 関連研究 (1)

---

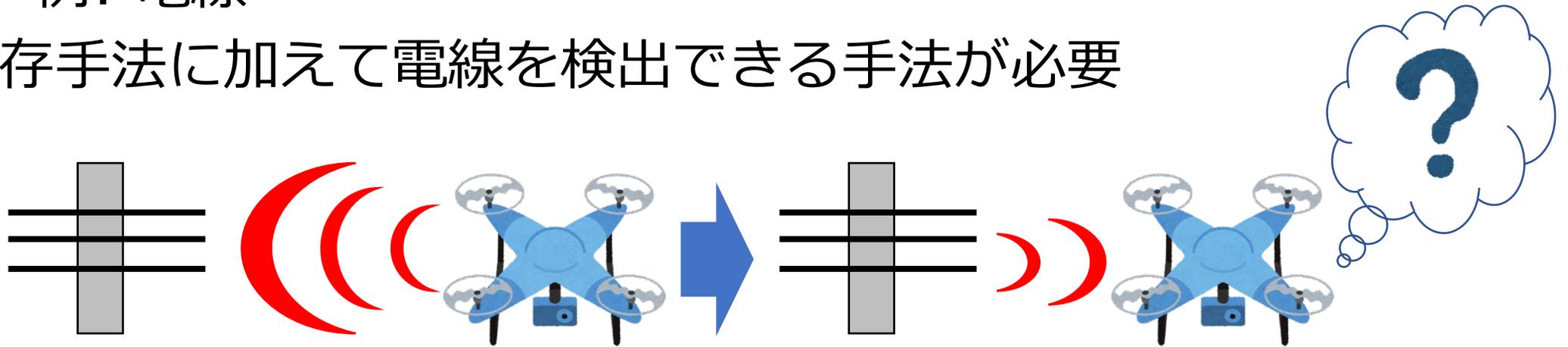
- 近赤外線センサと超音波センサを用いた障害物検知手法 [3]
- ドローンから近赤外線と超音波を発射  
→近赤外線と超音波が反射して戻る時間で距離を推定



近赤外線センサと超音波センサの仕組み

# センサによる検出の問題点

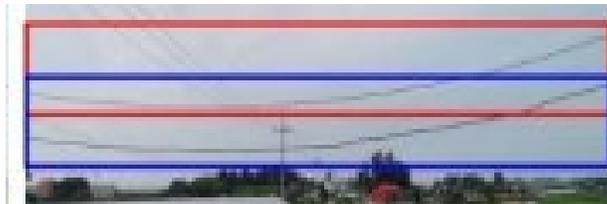
- 近赤外線センサと超音波センサは物体からの反射量を距離推定に利用する
- 反射する近赤外線と超音波が少ない面積の小さい物体は検出されない傾向にある  
→例: 電線
- 既存手法に加えて電線を検出できる手法が必要



近赤外線と超音波センサが反射しにくい状況

# 関連研究 (2)

- Tiny-YOLOv3モデルを使用し、農業環境で収集したデータセットを元に電線をラベリングして学習した研究 [4]
- 本来は1つのバウンディングボックスで物体を囲う
- バウンディングボックスのサイズを調整し、複数のボックスで囲うことでラベリング



通常のリテリング (左)、関連研究[4]のリテリング (右)

# 画像を用いた電線検出手法

- 主に電線の点検を目的として研究されている
- 点検を目的としているため上空から電線を撮影したものが多い
- 農薬散布を想定する場合には様々な形状の電線や複数本の電線、複雑な背景などにも対応できるようにする必要がある



本研究で検出していく電線

# 研究目的

---

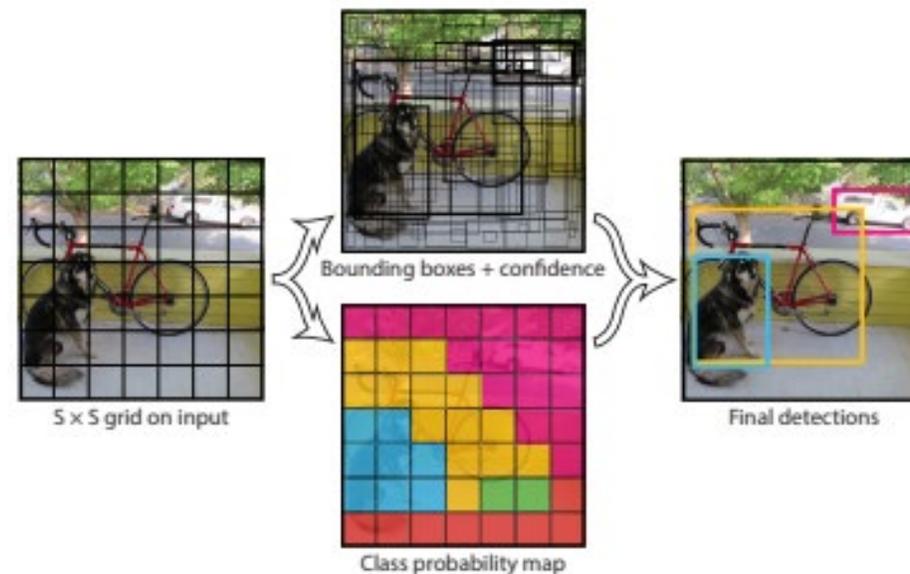
- 本研究では農薬散布時に接触しやすい電線を検出する
- 近赤外線や超音波は物体からの反射量に依存し、面積の小さい物体は未検出になりやすい傾向にある



**画像ベースの物体検出アルゴリズムで電線検出を補完**

# YOLO (You Only Look Once) [5]

- リアルタイム物体検出アルゴリズム
- RGB画像を用いて物体検出
- 画像をグリッドに分割し、物体の位置とクラスを予測



YOLOの検出の流れ

# DETR (Detection TRansformer) [6]

---

- Transformerベースの物体検出アルゴリズム
- CNNとTransformerを組み合わせたEnd-to-Endのモデル
- 物体を固定数のクエリで直接予測  
→検出を予測するための学習可能なベクトル
- RF-DETR (Roboflow DEtection TRansformer)を使用



# 研究概要

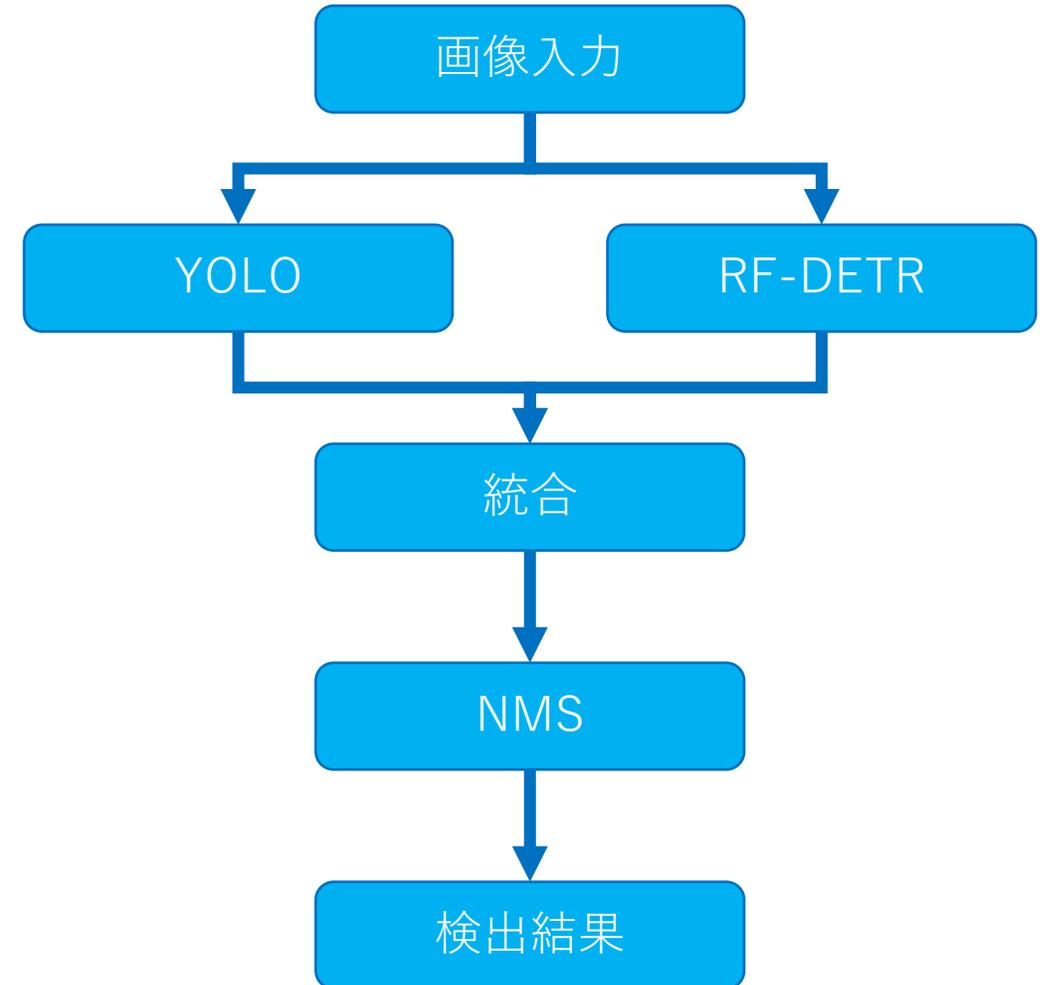
---

- 画像ベースの物体検出手法YOLOとRF-DETRを用いて電線の検出を行う
- それぞれのモデルを学習させ、推論結果を統合する
- それぞれのモデルと統合した結果の精度比較を行う
- 電線の検出精度の向上を目指す



# 統合の流れ

- YOLOとDETRの結果を統合
- 統合は信頼度をベースにした加重平均
- NMS (Non-Maximum Suppression)を行い、重複を削除



# 加重平均の計算方法

---

- YOLOとRF-DETRのBBoxはBox1とBox2、加重平均後はBox<sub>k</sub>とする
- 各BBoxの座標は  $(x_1, y_1, x_2, y_2)$  とする
- $(x_1, y_1)$  は左上の座標、 $(x_2, y_2)$  は右下の座標を示す
- 信頼度はScore1とScore2とする

$$Box_k = \frac{Score1 \times Box1_k + Score2 \times Box2_k}{Score1 + Score2}$$

加重平均の計算式



# 実験概要

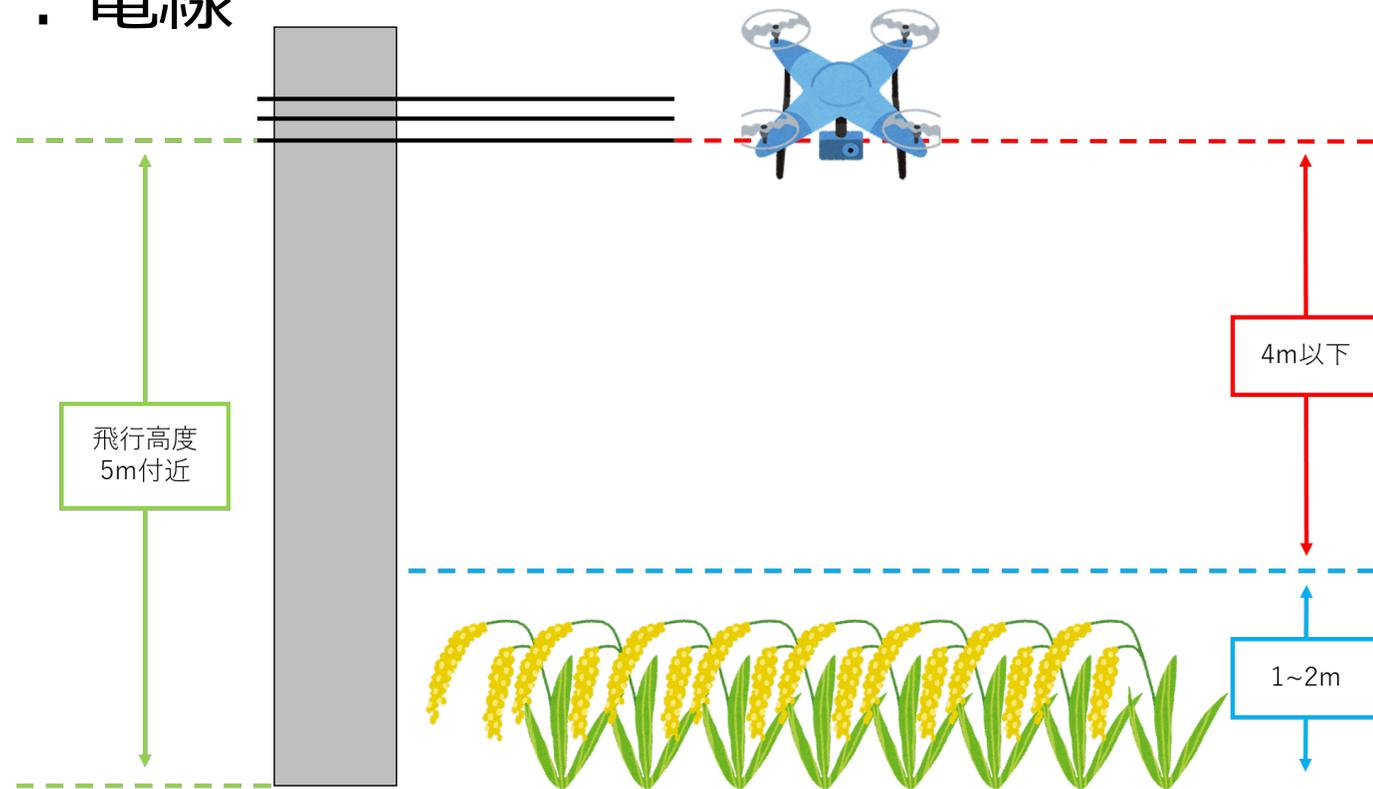
---

- 想定するシチュエーションを再現し、データセットを用意
- 事前学習済みのYOLOとRF-DETRをデータセットで学習
- YOLOとRF-DETRを統合
- 各モデルをPrecisionとRecall, F値で評価
- テストデータは未知データを使用



# 想定するシチュエーション [7]

- 飛行目的：農薬散布
- 障害物：電線



想定するシチュエーション

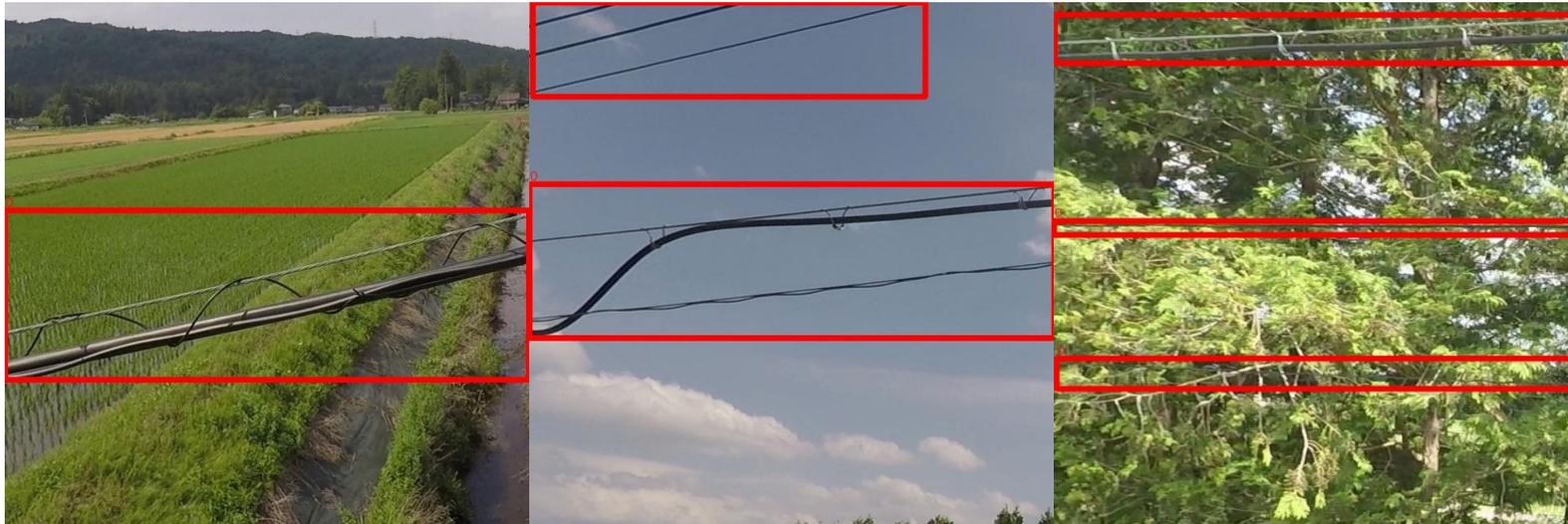
# データセットの準備

---

- 撮影に使用した道具
  - ✓カメラ (GoPro HERO5)
  - ✓ジンバル (FEIYU TECH G6)
  - ✓延長アーム (Insta360 Extended Eddition Selfie Stick)
- ジンバルはドローンに搭載されているカメラのブレ補正機能  
→カメラとジンバルを使用し、ドローンからの映像を再現
- 延長アームでドローンが飛行する高さから電線を撮影

# データセット

- 撮影した動画から画像を切り出す  
→学習用データは637枚、テスト用データ (未知)は91枚
- バウンディングボックスアノテーションを採用  
→物体を長方形で囲み、物体を識別するラベルを付与する



データセット画像例

# YOLOとRF-DETRの学習条件

- 事前学習済みのYOLO (v10, 11, v12)とRF-DETRを使用
- クラスはPowerline (電線), Background (電線以外)

YOLOの学習条件

学習用データ	637枚
検証用データ	181枚
テスト用データ	91枚
画像サイズ	640×640
バッチサイズ	8
学習回数	100
学習率	0.001
IoU	0.5
クラス数	2 (Powerline:Background)

# 評価方法

- Precision, Recall, F値を算出する

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

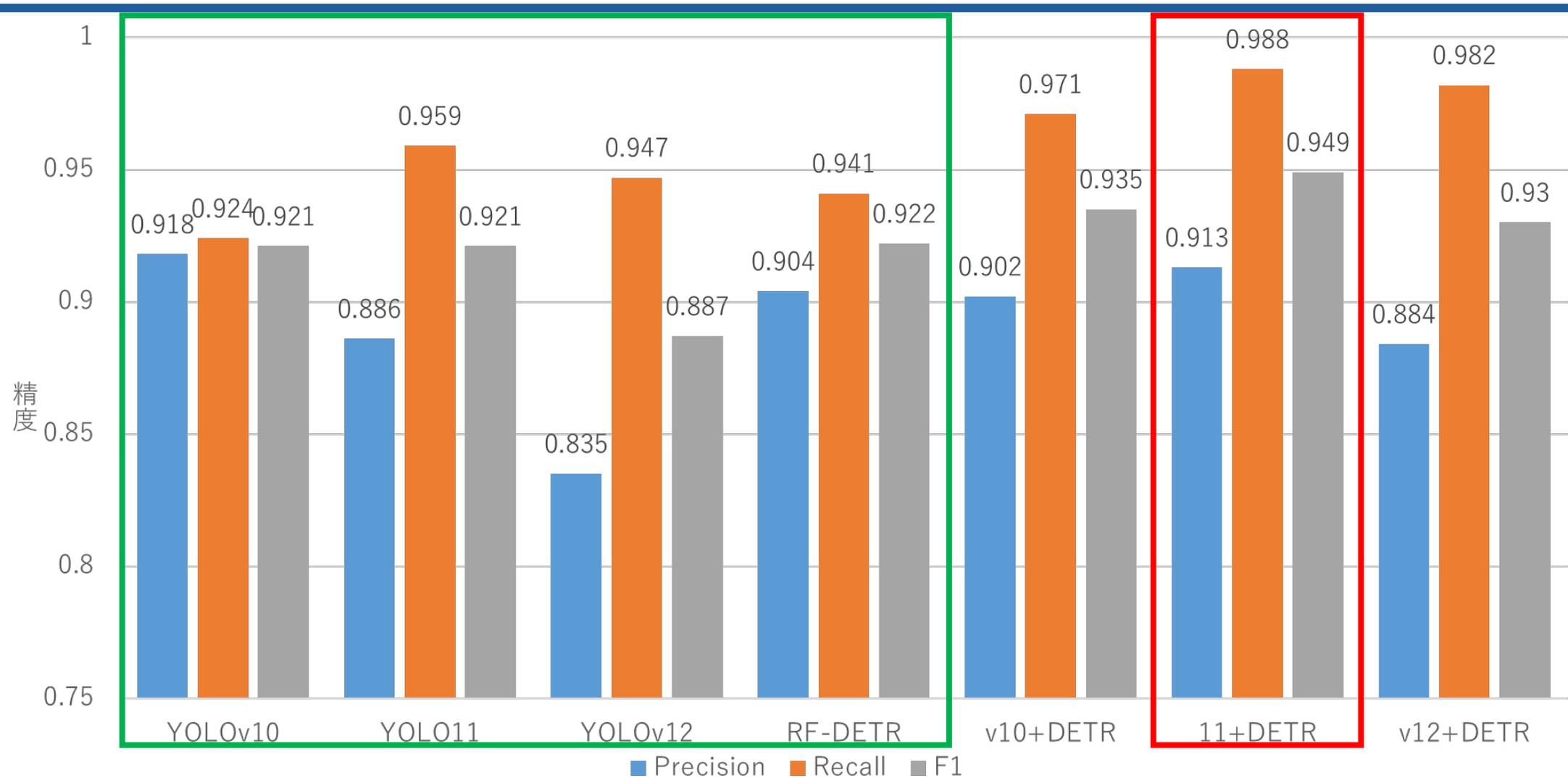
$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

$$\text{F値} = 2 \times \text{Precision} \times \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

評価に使用する混同行列

		予測	
		電線	背景
正解	電線	True Positive(TP)	False Negative(FN)
	背景	False Positive(FP)	True Negative(TN)

# 実験結果



# 正常に検出できた例

- GT (Ground Truth)が3つある画像
- RF-DETRが一番下の電線を検出できなかった
- YOLOがこれを補完



GT

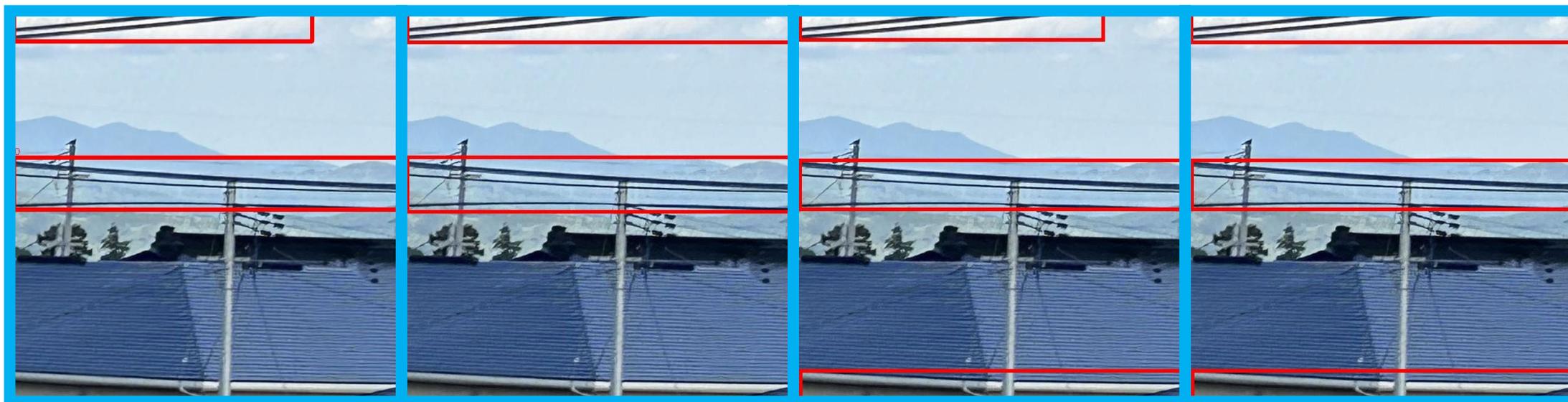
YOLO11

RF-DETR

YOLO11+RF-DETR

# 誤検出した例

- GT (Ground Truth)が2つある画像
- RF-DETRが家の屋根を電線と誤検出、統合結果に反映
- 家や道路などの直線を誤検出しやすい、重複が多発



GT

YOLO11

RF-DETR

YOLO11+RF-DETR

# 未検出がある例

- GT (Ground Truth)が2つある画像 (3本の電線がある)
- 下のボックス内に2本の電線があるが検出漏れがあった
- 背景に溶け込んでいる電線が未検出



GT

YOLO11

RF-DETR

YOLO11+RF-DETR

# まとめ

---

- YOLO (v10, 11, v12)とRF-DETRを比較しつつ、統合を行った
- 統合を行うことでRecallとF値が全体的に上昇した
- 誤検出と重複が増加し、Precisionはあまり上昇しなかった
- 誤検出と重複を減らせるような改善を行う

# 今後の展望

---

- 誤検出と重複検出を減らす
  - 統合方法の改善（統合時のボックスの削除方法など）
  - パラメータ等の調整
- クロスバリデーションを試す



# 参考文献

---

[1]事故報告一覧における令和5年度統計情報各種 (2023),

<https://www.mlit.go.jp/koku/content/001747880.pdf>

[2]無人航空機に係る事故等報告一覧 (令和4年12月5日以降に報告があったもの)(2022).

<https://www.mlit.go.jp/common/001585162.pdf>

[3] Tarek Mohammad: Using Ultrasonic and Infrared Sensors for Distance Measurement, World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol.3, 2009-03 (2009)

[4] Hyun-sik Son, Deok-keun Kin, Seung-hwan Yang, And Young-kiu Choi, Real-Time Power Line Detection for Safe Flight of Agricultural Spraying Drones Using Embedded Systems and Deep Learning, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3177196>

[5]Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi: You Only Look Once: Uniified, Real-Time Object Detection, arXiv:1506.02640[cs.CV] (2016)

[6] Nicolas Carion, Francisco Massa, Gabriel Synnaeve, Nicolas Usunier, Alexander Kirillov, and Sergey Zagoruyko, “End-to-End Object Detection with Transformers”, arXiv:2005.12872v3 [cs.CV] 28 May 2020

[7]無人航空機飛行マニュアル (2022), <https://www.mlit.go.jp/common/001301400.pdf>

