

製油所におけるドローン空撮画像からの安全領域判定手法の比較 Comparison of Safe Area Judgment Methods from Drone Aerial Image at Refinery

江村 優吾[†] 小嶋 和徳[†] 伊藤 慶明[†] 馬淵 浩司[†]
Yugo Emura Kazunori Kojima Yoshiaki Itoh Hiroshi Mabuchi

1. はじめに

近年ドローンは幅広い分野で用いられる。人間の届かない場所や建物に飛行することができ、場所や建物に対して運搬、点検を行うことができる。今後、製油所の設備点検にも用いられる計画もある。しかし現在のドローンは、障害物の回避や着陸地点の安全確認は通常操縦者の目視で行われる。製油所のような入り組んだ建物の場合、製油所に墜落してしまう恐れがある。そのため、墜落時のドローンで撮影した画像・映像を利用して自律的に着陸地点の安全性を確認できる機能が求められる。

この問題に対し本研究の先行研究[1]では、下方が撮影可能なドローンに搭載されている単眼カメラを使用し、着陸時の下方画像から物体検出ツール YOLO(You Only Look Once)[2]を用いて障害物の検出を行った。本研究では、先行研究で用いた YOLO に加えて、下方画像に対してエッジ抽出処理後に、SVM を用いて安全場所の判定を行う、エッジ抽出+SVM 手法との比較を行う。

2. 先行研究

2.1 先行研究概要

先行研究[1]では市街地での飛行を想定し、自動着陸のためにドローンに搭載された単眼カメラから取得した俯瞰画像から YOLO を用いて物体検出を行った。学習画像、検証画像ともに岩手県立大学構内の画像を使用した。対象物体を人、車、その他の物体と定め、高度 5~14m において precision 1.00, recall 1.00 の結果が得られたが、15~50m においては precision 0.53, recall 0.25 と精度が低下した。

2.2 YOLO

YOLO とは、Deep Learning を用いた一般物体検出アルゴリズムである。入力画像に対してグリッド分割を行い、各グリッド領域に対してカテゴリ分類と物体候補領域を検出する手法である。Faster RCNN に比べ高速で、同等の精度が得られ、一枚の画像の全体を学習時に利用するため、背景の誤検出を抑えることができる。

3. 比較手法

3.1 ドローン飛行想定

本研究ではドローンが製油所のインフラ点検時、不慮の事故により機体が落下し、パラグライダーを展開した状況を想定する。機体内部の気圧センサーから飛行高度を取得し、ドローンに搭載された単眼カメラを使用して俯瞰画像を取得する。

本研究では、安全領域と呼ばれるドローンの着陸地点の名称を定義する。安全領域の条件は以下の通りである。1. 製油所の施設が領域内に含まれてない。2. 5m×5m の領域。3. 車、人など衝突時の損害が大きいものが領域内に含まれてない。以上の条件を満たす領域を候補として、製油所内の道路をクラス「道」として学習する。また条件を満たしていれば、道路でなくてもクラス「道」とする。

3.2 エッジ抽出+SVM

取得した画像にエッジ抽出(Canny 法)を行い、さらに二値画像を取得する。二値画像に対して安全領域の検出を行う。検出された領域が全て黒の場合、カラー画像の同じ範囲の RGB ヒストグラムを特徴量として SVM により「道」かどうかを判定する。

3.3 矩形 YOLO+エッジ抽出

学習時の「道」のラベル付け例を図 1 に示す。この図の通り、直線道路全体を「道」とする YOLO を「矩形 YOLO」と定義する。矩形 YOLO によって検出された「道」の確率が一番高い領域に対してエッジ抽出を行い、安全領域の判定を行う。安全領域の判定条件は、検出された領域が全て黒の場合である。

3.4 正方形 YOLO

学習時の「道」のラベル付け例を図 2 に示す。この図の通り、道路内の 5m×5m の領域を「道」とする YOLO を「正方形 YOLO」と定義する。YOLO は検出時に検出範囲の設定ができないため検出後、検出した領域が 5m×5m 以上か判定し、広い場合は残すが、狭い場合は削除する。



図 1 矩形 YOLO 学習例

[†] 岩手県立大学 Iwate Prefectural University



図 2 正方形 YOLO 学習例

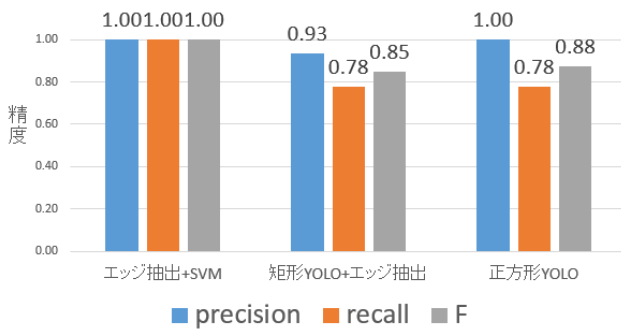


図 3 苦小牧製油所結果

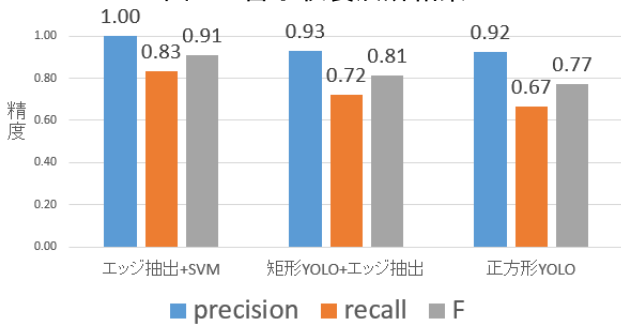


図 4 姉崎製油所結果

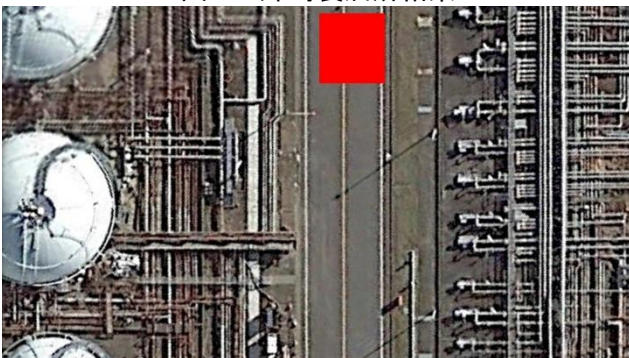


図 5 正方形 YOLO で検出された画像

4. 検出実験

4.1 データ

矩形 YOLO の学習に利用した画像は、苦小牧製油所の衛星画像 90 枚に画像拡張を用いた 720 枚、正方形 YOLO はその中から学習に使用できる画像を精査した 621 枚である。

検出に利用した画像は、Google Earth[3]から取得した苦小牧製油所と姉崎製油所の衛星画像 36 枚である。学習・検

出画像ともに、高度 35m~120m の 5m 刻みでスクリーンショットした 1280×720pix の画像である。

4.2 実験結果

実験で得られた適合率，再現率，F 値を図 3，図 4 に示す。

図 3 より，エッジ抽出+SVM は苦小牧製油所では検出漏れがなく，全て正しく検出でき，矩形 YOLO+エッジ抽出，正方形 YOLO より良い結果となった。矩形 YOLO+エッジ抽出は検出した領域に設備が入ってしまい検出が失敗した。正方形 YOLO は検出した領域に関しては全て正解だが検出漏れがあった。

図 4 よりエッジ抽出+SVM は姉崎製油所では検出した領域は全て正解だが検出漏れがあった。矩形 YOLO+エッジ抽出は検出した領域に設備が入ってしまった。正方形 YOLO は矩形 YOLO+エッジ抽出に比べて性能が低い，エッジ抽出+SVM では検出できなかった高度の画像から検出できた。図 5 に示す。

エッジ抽出+SVM は図 5 のような白線が際立っている画像に対して，安全領域の判定の時にウインドウ内が全て，2 値画像化で黒でないと判定されないため，検出されなかった。そのため，YOLO 処理との組み合わせ方を考察する可能性もある。また正方形 YOLO の検出が行えなかった画像としては高度 55m 以下の画像であった。検出範囲が 5m × 5m 未満のことがほとんどだったため出力されなかった。理由としては，高高度画像も含めて学習を行ったためである。高高度画像の場合，安全領域のサイズは画像に対して，小さい。さらに，図 2 にあるように安全領域のサイズが小さくなると画像上に多く配置することができる。そのため 55m 以下の画像は学習量が少なく，安全領域分検出されなかったと考える。

5. おわりに

本研究では衛星画像を用いて，エッジ抽出+SVM，矩形 YOLO+エッジ抽出，正方形 YOLO の 3 つの手法で安全領域の検出を行った。

実験の結果，精度が一番良かったものはエッジ抽出+SVM であった。しかし，エッジ抽出+SVM では検出できない画像に対して，正方形 YOLO では検出可能だったことから，今後は検出手法の組み合わせ方を考察する予定である。

現在は，ドローン内で処理が完結しておらず，サーバーに転送して処理を行っている想定だが，ドローンの事故の中には通信障害で墜落する可能性がある。そのため，ドローン内で処理を完結するために Raspberry Pi3 といった小型 CPU を搭載することが考えられる。その時に，CPU で処理が可能である必要があるため，現状はエッジ抽出+SVM が処理として適切だと考える。

参考文献

- [1] 江村 優吾, 西田 拓未, 他, “YOLO を用いたドローン空撮画像からの着陸地点確認”, 2019 年度電気関係学会東北支部連合大会, 1F14, 1page (2019).
- [2] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, “You only look once: Unified real-time object detection”, Proc. of the IEEE on CVPR, pp. 779-788, (2017).
- [3] Google LLC, Google Earth, 2019