

ドローン空撮画像からの安全領域判定手法の実画像による性能評価 Performance Evaluation by Real Images of Safe Area Judgment Method from Drone Aerial Image

江村 優吾^{†1}
岩手県立大学

小嶋 和徳^{†2}
岩手県立大学

伊藤 慶明^{†3}
岩手県立大学

馬淵 浩司^{†4}
岩手県立大学

1. はじめに

近年ドローンは幅広い分野で用いられる。特に、人間が近づけない場所に飛行することができ、運搬、点検などを行えることが注目されている。今後、製油所などの安全性が重要視される施設の設備点検にも用いられ始めている。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施設では、見失って衝突または墜落の危険がある。そのため、墜落時を想定した直前にドローンが撮影した画像・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では以前、物体検出ツールYOLO(You Only Look Once)[2]に加えて、学習画像・検出画像・製油所の衛星画像にSVM, エッジ抽出を活用して安全領域の判定を行った[1]。結果として精度の一番高いモデルはエッジ抽出処理後に安全領域をSVMで判定した手法であった。本稿では学習画像は前回と同様とし、その手法に対して、学習画像は衛星画像のまま、検出する画像を岩手県立大学構内の画像で実験を行い、性能を評価する。またSVMの識別に使う特徴量についても考察を行う。

2. 研究概要

本研究では製油所での飛行を想定し、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を想定した衛星画像からYOLO, SVM, エッジ抽出を組み合わせることで物体検出を行っている。学習画像、検証画像ともに製油所の衛星画像を用いる。検証には二つの製油所の画像を用いる。安全領域を定め、高度35~120mの間で検出を行った結果として最も性能が高いモデルはエッジ抽出+SVMであり精度はP製油所の画像ではF値1.00, Q製油所では0.91であることが確認できている。

2.1 安全領域

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。

2.2 ドローン飛行想定

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。

2.3 エッジ抽出+SVM

取得した画像にCanny法によるエッジ抽出を行い、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。検出された領域がすべて黒の場合、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. 実画像による評価

3.1 安全領域の変更点

本研究では、大学構内の画像を使用しており、そのため安全領域の定義を変更する。安全領域の条件は以下の通りである。

1. 大学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。
4. 芝生が領域内の半分未満であること。

3.2 エッジ抽出+SVMの変更点

これまでの研究では、検出された領域がすべて黒の場合であったが、実画像での評価にあたり検出された領域の白の割合が3/28以下であれば次の処理に移行することにする。これにより以前の研究での問題点であった白線のエッジが際立っている画像に対しての精度向上を図る。また、使用する特徴量をHSV, HLSのヒストグラムへ変更しての評価も行う。RGBと比べてHSV, HLSは道路特徴を捉えるにあたって、値が意味を持っていると考えたためである。道路は比較的灰色である可能性が高く、RGBによる灰色の特性はRGBの値がそれぞれ均一であるときに灰色の表現がされる。本研究では、SVMの入力はヒストグラムのため、RGBの組み合わせが考慮されていない。そのためHSV, HLSの彩度(Saturation)は、それぞれの値が均一であるときは彩度の値が小さくなるため特徴量として意味を持つと考える。

4. 検出実験

4.1 データ

検出に利用した画像は、岩手県立大学構内でドローンから取得した俯瞰画像36枚である。高度35m~120mの5m刻みで撮影した5464×3640pixの画像である。撮影地点は2カ所である。例として図1, 図2に示す。

^{†1} EMURA Yugo Iwate Prefectural University

^{†2} KOJIMA Kazunori Iwate Prefectural University

^{†3} ITOH Yoshiaki Iwate Prefectural University

^{†4} MABUCHI Hiroshi Iwate Prefectural University



図 1 大学構内地点 A(高度 80m)



図 2 大学構内地点 B(高度 115m)

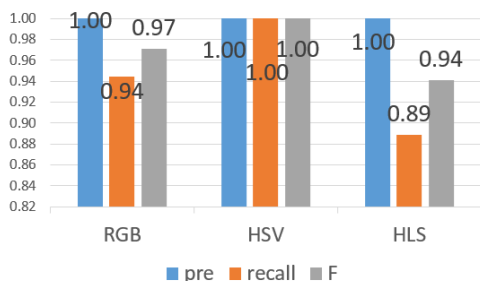


図 3 地点 A における結果

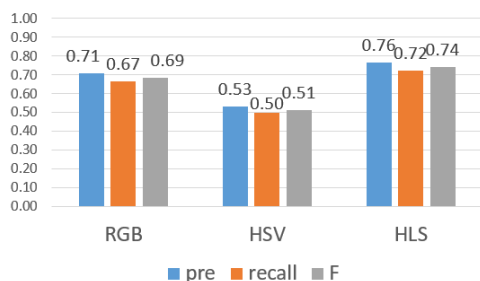


図 4 地点 B における結果

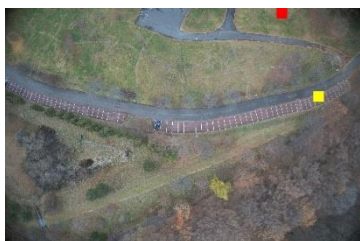


図 5 閾値を下げ検出できた画像 (赤色下げる前, 黄色下げた後)

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, 衛星画像を学習画像として利用していても, 実画像の道路は検出が可能であった。HSV は地点 A では検

出漏れがなく, すべて正しく検出でき, RGB, HLS より良い結果となった。RGB, HLS は検出した領域に関してはすべて正解だが検出漏れがあった。それらは, 高度 40m, 45m の画像であった。

図 4 に示す地点 B では, 最も精度が高い特徴量としては HLS であった。すべての特徴量で高度が高くなるにつれて精度が下がった。理由としては, 高度が高くなるにつれて, エッジ抽出がしづらくなり芝生部分を二値化すると黒になって SVM 判定候補となり, 芝生の場所が出力されたと考える。これらのことから Canny 法を用いて二値化するときの閾値を高度が高くなるにつれて, 下げる必要があると考える。Canny 法では, 信頼性の高い輪郭を最小閾値と最大閾値で判別する。そのため最小閾値を下げることでエッジと判定されやすくなると考える。HLS で二値化時の閾値を下げて検出できた画像を図 5 に示す。

図 5 より, 閾値を下げる前は, 画像上部の芝生部分がエッジとして抽出されず, SVM でも道と判定された。閾値を下げた後では, 芝生部分がエッジとして抽出され, 候補として外れたため, 検出できた。閾値を下げることで検出できたことを考えると, 高度によって閾値を変更することで, 精度が向上すると考える。また, 地点 A においては, RGB, HLS は高度 40m で検出できていないことを考えると, 低高度画像では閾値を上げることで, 無駄なエッジが検出されなくなり, 検出が可能になると考える。HLS と HSV で精度が違う理由として, 輝度(Lightness)と明度(Value)の違いと考える。HSV では原色が明度 100%となっている, HLS では原色を輝度 50%としており, 輝度を高くすると光に当たっているように白となる。これにより結果に若干の違いがあったと考える。

5. おわりに

本研究では学習画像・検出画像・製油所の衛星画像に SVM, エッジ抽出の RGB, HSV, HSL の特徴量を活用して, 大学構内で撮影した実画像に対して安全領域の検出を行った。

実験の結果, 実画像に対しても検出が可能であった。しかし, 学習画像が製油所のため, 今回のような芝生が多い画像に対して, 学習ができておらず, 芝生を誤検出してしまったことがあった。地点 A では HSV, 地点 B では HSL を特徴量として用いて検出したものが, 精度が高かった。高度が高くなるにつれて, すべての特徴量で検出精度が下がること, およびエッジ抽出時の閾値を下げることで検出できた例があることから, 今後は高度毎の閾値の変更を考察する予定である。

謝辞

本研究を行うにあたり協力いただいた, 東亜非破壊検査株式会社様に感謝します。

参考文献

- [1] 江村 優吾, 他, “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”, FIT2020 第 19 回情報科学技術フォーラム, H-019 (2020).
- [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).