

ドローン空撮映像からのランダムフォレストと SVM の統合安全領域判定手法の実装と性能評価

Implementation and Evaluation of an Integrated Method for Determining Safe Points Using Random Forest and SVM from Drone Aerial Video

江村 優吾<sup>†1</sup>  
岩手県立大学

小嶋 和徳<sup>†2</sup>  
岩手県立大学

伊藤 慶明<sup>†3</sup>  
岩手県立大学

馬淵 浩司<sup>†4</sup>  
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。足場が組めない高所の撮影や地上では時間がかかる地点の短時間での運搬が可能であることから、老朽化した石油プラント内での点検や検査が注目されている。一方で、引火物へのリスク配慮も求められている。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赤外線センサーもしくは操縦者の目視で行われているが、石油プラントのような複雑な施設では、施設に墜落してしまう恐れがある。そのため、墜落時に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では以前、エッジ抽出と Support Vector Machine を利用して、岩手県立大学構内上空から撮影した動画に対して安全領域の判定を行った[1]。本稿ではその手法に加えて、エッジ抽出と Random Forest(RF)で安全領域の判定を行い性能評価するとともに、RF と SVM を統合した手法を実装し、性能を評価する。

2. 研究概要

本研究では石油プラントでの飛行を想定する。ドローンがプラント内を飛行中、何らかの原因でプロペラが停止、落下状態となり、落下中にパラシュートが展開する。パラシュートを操作できるものとし、パラシュートを操作することで安全に着陸できる地点を探索しながらその場所を目指す。具体的には、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から取得した俯瞰動画から安全領域を探索する。安全領域の判定には、SVM, RF, エッジ抽出を組み合わせたエッジ抽出+SVM / RF か RF・SVM 統合手法を利用する。

2.1 安全領域

本研究では、ドローンの着陸地点となる安全領域を定義する。安全領域の条件は以下の通りである。

- 1.石油プラント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、プラント内の道路をクラス「道」として学習する。

2.2 エッジ抽出+ SVM / RF

取得した画像に Canny 法によるエッジ抽出を行い、二値化を行う。二値画像に対して安全領域の候補を検出する。高度毎に決められた大きさの矩形領域を用意し、画像左上から領域の白の割合が SVM の場合 1/36 以下、RF の場合 1/8 以下の場所を探索する。その後カラー画像の同じ範囲の BGR, HLS, L\*a\*b\*, HS ヒストグラムのいずれかを特徴量として SVM / RF により「道」かどうかを判定する。

2.3 RF・SVM 統合手法

図 1 に手法のイメージを示す。初めにエッジ抽出+RF で判定できたフレームを N とすると、次のフレーム(N+1)では、フレーム(N)の安全領域座標を獲得し、隣り合っている座標の中間を SVM で判定する。次のフレーム(N+2)では先ほどのフレーム(N+1)で隣り合っている座標の中間を SVM で判定する。次のフレーム(N+3)と続けていき、SVM が判定できないフレームの場合、初めのエッジ抽出+RF で判定を行う。以上を最後のフレームまで行う。

3. 検出実験

3.1 検証データ

検証に利用した動画は、岩手県立大学構内でカメラを接続したシングルボードコンピュータをドローンに搭載し、飛行させた上で撮影した俯瞰動画であり、高度 35m で撮影した 640×480pix, 2490 フレームの動画である。

3.2 学習データ

SVM と RF の学習に用いた画像は、岩手県立大学構内の空撮画像と衛星画像の P 製油所の画像を高度毎の決められたサイズに分割し学習データとした。分割後の画像枚数については、P 製油所の画像 72 枚、岩手県立大学構内の画像 96 枚である。

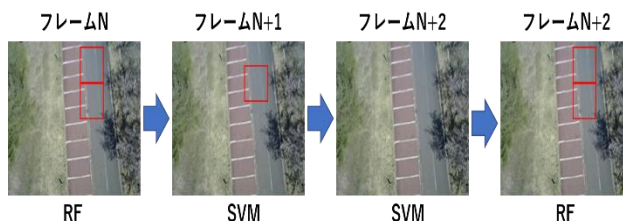


図 1 RF・SVM 統合手法のイメージ

†1 EMURA Yugo Iwate Prefectural University  
 †2 KOJIMA Kazunori Iwate Prefectural University  
 †3 ITOH Yoshiaki Iwate Prefectural University  
 †4 MABUCHI Hiroshi Iwate Prefectural University

†岩手県立大学 Iwate Prefectural University



図2 出力検出結果例 (左) 正解画像 (右)

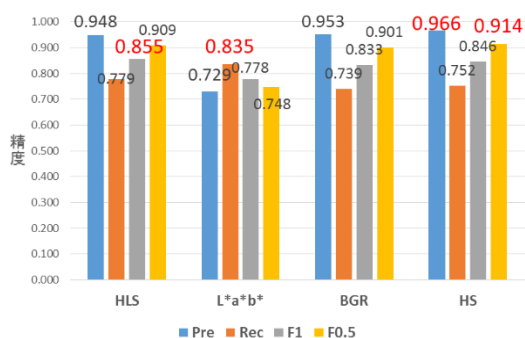


図3 SVMの色特徴量毎の結果

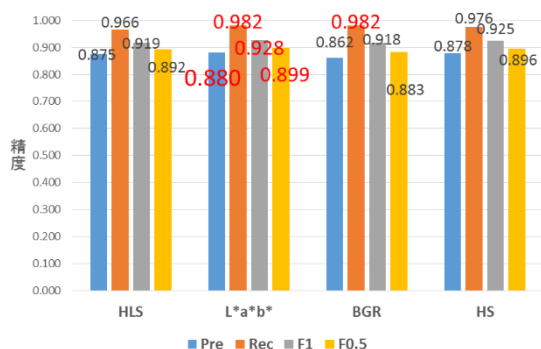


図4 RFの色特徴量毎の結果

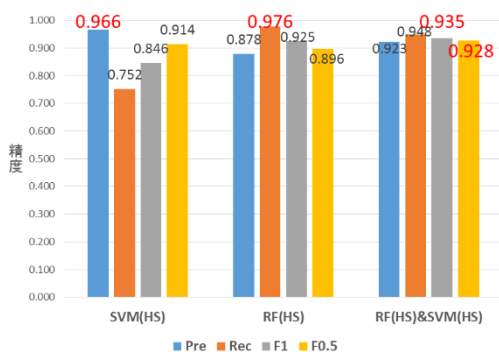


図5 統合手法とSVMとRFの結果

### 3.3 評価指標

検出精度の評価指標として、Precision, Recall, それらの調和平均(F1値), 重み付き調和平均(F0.5値)を用いた。

図2に判定例を示す。図2ではAとBが安全領域として出力した結果であり「選択した領域」である。Aは正解画像(白が正解領域, 黒が不正解領域)での領域が全て正解領域(白)のため「正解した領域」である。Bは正解画像での領域が全て正解領域ではないため「間違えた領域」で

ある。フレームの中に1つでも「正解した領域」があった場合にそのフレームを「正解したフレーム」とし、動画の全フレームに対し判定する。Precisionは正解した領域数/選択した領域数, Recallは正解したフレーム数/正解領域が含まれるフレーム数, F値0.5は $1.25 \times \text{Precision} \times \text{Recall} / ((0.25 \times \text{Precision}) + \text{Recall})$ である。

### 3.4 実験結果

図3にSVMの各ヒストグラムの結果, 図4にRFの各ヒストグラムの結果, 図5にRF・SVMの統合手法とSVMとRFの比較結果を示す。

図3より, PrecisionはHS, RecallはL\*a\*b\*, F1値はHLS, F0.5値はHSが最も高い結果となった。L成分は輝度のため, 画像によって輝度は変わってくる。輝度によって結果が変化しないように, L成分を削除した。結果HSはHLSと比べてPrecisionが高く, Recallが低い結果となった。SVMはL\*a\*b\*を除くとPrecisionがRecallより高い結果となった。

図4より, PrecisionはL\*a\*b\*, RecallはL\*a\*b\*とBGR, F1値はL\*a\*b\*, F0.5値はL\*a\*b\*が最も高い結果となった。HSはHLSと比較すると, PrecisionとRecallともに高い結果となっており, 上記のSVMと合わせて, HSがHLSと比較して頑健性が高いと言える。

図5より, PrecisionはSVM, RecallはRF, F1値は統合手法, F0.5値は統合手法が最も高い結果となった。PrecisionはSVMより低下したがRFより向上した。RecallはRFより低下したがSVMより向上した。しかしPrecisionとRecallともに低い方からの増加幅に比べて, 高い方からの減少幅が低いため, F1値とF0.5値で最も高い結果となった。

処理速度については全ての結果で1フレームあたり0.033秒以下のため, 30FPSのカメラと同速以上で処理が可能のため十分にリアルタイム処理が可能であると言える。

### 4. おわりに

本稿では衛星画像と実画像を学習画像に用いて, エッジ抽出+SVM/RF手法でBGR, HLS, HS, L\*a\*b\*の4種類のヒストグラム特徴量を用いて, 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。またRF・SVM統合手法でも行った。

実験の結果, SVMはPrecision, RFはRecallが高い傾向があった。それぞれの利点に着目し, 統合手法を実装した結果, F1値とF0.5値で最も高い結果となった。処理速度についてもリアルタイム処理が可能である。今後はSVMとRFの検出確率値を用いて検出精度の向上が考えられる。

#### 謝辞

本研究にあたり研究課題の提示とアドバイスをいただいた, 東亜非破壊検査株式会社様に感謝いたします。

#### 参考文献

- [1] 江村 優吾, 他, “ドローン空撮映像からの安全領域判定手法の実装と性能評価”, FIT2021 第20回情報科学技術フォーラム, H-017 (2021).