

カメラ画像を用いたドローンの安全な着陸地点検出に関する考察

A Study on Safe Landing Site Detection for Drones Using Camera Images

菊本 智寛[†], 張本 暘[†], 磯谷 和樹[†], 浦久保 孝光[†], 吉田 武史[‡]

[†] 神戸大学大学院 システム情報学研究科

[‡] 立命館大学 総合科学技術研究機構

Chihiro Kikumoto[†], Yho Harimoto[†], Kazuki Isogaya[†], Takateru Urakubo[†], and Takeshi Yoshida[‡]

[†] Kobe University

[‡] Ritsumeikan University

Abstract As the cruising range of drones is extended, drones would be required to land autonomously in unknown environments due to the variety of tasks and emergency landing. Automatic detection of safe landing sites with onboard sensors is a key challenge for achieving such autonomous landing. We are developing an automatic detection method where the ground surface is classified into some classes by using Convolutional Neural Network and the flatness of the ground surface is estimated by optical flows. This paper presents the results obtained by the method and discusses ways of enhancing the method.

1 はじめに

ドローンによる次世代の輸送システムを構築するには、自動着陸のための誘導制御技術が必要となる [1, 2]. すなわち、輸送先の着陸場所の状況を的確に判断し、安全に自動着陸することが実用化に向けて重要である。とくに、大規模災害時などの救援物資輸送においては、着陸場所の状況は未知であり、災害発生前の地理情報やランドマークは利用できない可能性も高い。また、機体トラブル発生などによって緊急着陸する際にも周辺環境から安全な着陸場所を見つけ着陸する必要がある。

我々は、未知環境における安全な着陸を実現するために、上空を飛行中にカメラ画像から安全な着陸場所を検出する手法の構築を進めている。文献 [3] で提案した手法では、入力画像に対し CNN (Convolutional Neural Network) を用いた地表の分類と、オプティカルフローを用いた地表の平坦さ推定を行い、これらの結果を着陸安全性を表すヒートマップとして統合する。本稿では、この手法の概要と結果を紹介するとともに、問題点と改善に向けた方策について検討する。

2 提案手法の概要

入力画像を 128×128 画素ごとに分割し、それぞれの領域について着陸可能であるかを評価する。 128×128 画素の領域は高度 100 m における搭載カメラの画像において、十分に機体が着陸可能な大きさ ($5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$) の地表領域に対応している。本研究では、ドローンの着陸要件として以下の 3 つを考える。

1. 池や川などの水が満ちた場所でないこと
2. 屋根の上、木の上などの人が到達困難な場所でないこと
3. 急斜面や大きな凹凸のある場所でないこと

これに加え、機体周辺に侵入する人や自動車などの移動体との衝突も回避する必要があるが、上空を飛行中には考慮しないものとする。要件 1 ~ 3 をすべて満たす領域の検出には、地表分類による評価と平坦さ推定による評価が必要となる。

表 1 地表クラスのスコア

地表クラス	スコア
芝生	1.0
地面	1.0
道路	0.8
荒地	-0.5
車	-0.5
船	-0.8
木	-0.8
建物	-1.0
水	-1.0

まず、着陸要件 1 と 2 を判断するため、CNN を用いた地表分類による評価を行う。本研究では、Xception モデル [4] をベースとし、表 1 の 9 クラスに対して 128×128 画素の領域の分類確率を出力するモデルを構成した。地表分類のスコアは、出力された分類確率の値に表 1 のスコアを乗じて総和をとり、周辺領域を考慮するための平滑化処理を経て与えられる。学習のためのデータセットとしては、日本の山間部を中心に Google Maps の衛星写真画像から 128×128 画素ごとに切り出した 36088 枚の画像を用意した。このうちの 95% を用いて、さらに、輝度および彩度の変換、シフト、Random Erasing [5] などの動的データ拡張を行いながら学習を行った。学習後に得られたモデルは、残り 5% のテストデータに対して 98.5% の高い分類精度を持つ。また、誤認識した領域は着陸不可能クラス（建物、水）に分類される傾向があるため、安全な着陸地点検出における影響は小さいと考えられる。

次に、着陸要件 3 を満足するため、オプティカルフローを用いた地表面の平坦さ推定 [6] による評価を行う。カメラが真下を見ながら水平移動するとき、高度が高い点ほど連続する撮影画像間のオプティカルフローが大きくなるため、各領域内におけるオプティカルフローの大きさのばらつき度合から地表の平坦さを推定できる。本研究ではカメラの移動速度に依存しない推定を行うため、ばらつき度合の指標として文献 [6] とは異なる変動係数を用いた。平坦性のスコアの算出には、各領域の変動係数に対して周辺領域を考慮するための平滑化処理、および地表分類のスコアと評価スケールを一致させるための線形変換を行う。なお、オプティカルフローは SIFT [7] による特徴点マッチングにより求めた。

最後に、CNN での地表分類によって得られたスコア、オプティカルフローによる平坦さ推定によって得られたスコアの平均値を取ることで、統合ヒートマップを作成する。さらに、閾値を設けて着陸可能領域を判定し、その領域内でスコアが最も大きな 3 つの領域を着陸候補点とする。

3 実験結果

MAVIC PRO PLATINUM(DJI 社)を用いて高度約 100 m から動画像を取得し、提案した着陸地点検出法の有効性を確認した。本機体にはジンバル機構付きカメラが取り付けられており、カメラの姿勢変動を抑えた画像取得が可能である。図 1 に、入力画像 (a)、CNN による分類結果 (b)、オプティカルフローの算出結果 (c)、それぞれのスコアのヒートマップ (d)(e)、統合したヒートマップ (f)、着陸可能領域の判定 (g)、3 つの着陸候補地点 (h) を示す。撮影場所（神戸市灘区灘丸山公園）の実際状況からして、(g) の判定結果は妥当であり、(h) においてはオプティカルフローが十分に取得でき平坦と判断された場所が選択されている。なお、その他の場所の動画像に対しても同様の結果が得られている。

本実験結果においては、いくつかの画像領域において地表分類と平坦さ推定の片方のみでは誤って着陸可能と認識してしまうものが存在したが、これらの組み合わせにより適切に地表面の着陸に対する安全性が評価され、着陸候補点が検出されている。例えば、実験を行った公園内に高さ 50 cm 程度の土の山があり、それを含む領域は CNN からのスコアだけでは安全と判別されるが、オプティカルフローからのスコアは低く、統合したスコアでは着陸には適さないと判別されている。また、周辺環境の影響で木の高い部分のみに光が当たっている領域では、オプティカルフローからのスコアだけでは安全と判別されるが、CNN からのスコアによって着陸には適さないと判別されている。

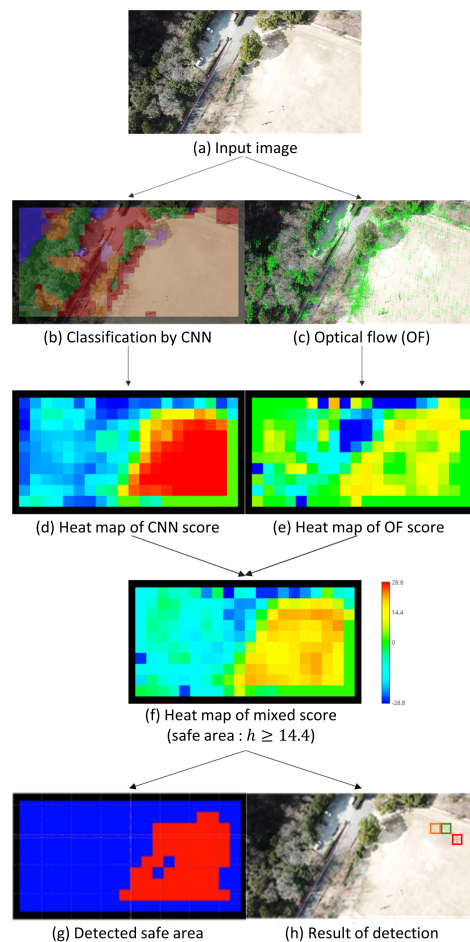


図 1 着陸地点の検出結果

4 提案手法の問題点と改善方策

前節に述べた通り、提案手法によって着陸可能領域を適切に抽出することが可能である。ただし、実機への搭載、検出精度向上、低空侵入時の対応などに向けて解決すべき課題も多い。ここでは、提案手法の持つ問題点とその改善方策について、以下の4点にまとめて述べる。

4.1 計算速度

現在は取得動画像からオフライン処理によって計算をしており、カメラ画像のフレームレートに合わせてリアルタイムに着陸可能領域の検出はできない。小型ドローンに搭載可能な小型・軽量かつ高速の組込用コンピュータとして Jetson Xavier NX (NVIDIA 社) があり、今後、計算量の低減を進めるとともに、Jetson Xavier NX による計算速度の評価を行う予定である。

計算速度を向上させる1つの方策として、着陸可能領域の検出を行う画像領域を限定することが考えられる [1]。提案手法は、CNN による地表分類とオプティカルフローによる地形認識を組み合わせるが、一方によって明らかに着陸不可と判定される領域は、もう一方によって判定する必要がない。また、過去数フレームの判定結果を用いて検出を行う領域を限定することも考えられる。

ただし、着陸可能領域検出に求められる動作速度は、最終的な着陸地点の決定方法および着陸飛行計画に依存することに注意する。例えば、検出精度が十分であれば、一度の領域検出だけで着陸地点を決定できる。また、検出終了まで上空待機が可能であれば、動作速度をカメラ画像のフレームレートに合わせる必要はない。提案手法の動作速度、飛行高度に応じたカメラの視野範囲、着陸に至る飛行計画などを合わせて考え、搭載機器によって実現可能な自動着陸シナリオを考案することが必要である。

4.2 着陸可能領域情報の蓄積

提案手法による着陸可能判定は各フレームにおいて独立に行われる。提案手法の動作速度が飛行速度に対して十分速くできる場合などは、各フレームの判定領域は重なりを持っており、提案手法では重複した領域に対する情報の活用や蓄積がなされていない。

重なりがある場合には、4.1 節で述べた通り次フレームで判定を行う領域を限定するなど、計算量削減が可能と考えられる。また、画像上の 128×128 画素の各矩形領域に地表に固定された座標系での位置情報を対応させ、重なりが生じるたびに該当位置での判定結果を蓄積することが考えられる。これにより、より精度の高い着陸可能領域検出が可能となると期待される。

4.3 矩形領域での判定による制約

提案手法による着陸可能領域検出は、画像上の 128×128 画素の矩形領域 (高度約 100 m の画像で $5 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ に対応) に制約されている。4.2 節に述べたように位置情報を付与して情報を蓄積する場合には、各フレーム画像において、矩形領域と位置の対応、高度に応じた地表面積に差異があり、取り扱いが困難になると考えられる。また、着陸可能領域の形状を詳細に把握するためには、より小さな地表面積の領域ごとに判定できることが望ましい。

地表分類については、現在、Semantic segmentation によるピクセルレベルの地表分類の利用を検討しており、図 2 に示す予備的結果を得ている。また、地形認識については、次節で述べる低空侵入時を含めて SLAM 等による 3 次元マップの構築を検討している。

4.4 低空侵入時の着陸安全性確保

提案手法は上空で水平飛行していることを仮定しており、着陸に向けて低空に侵入する際には適用できない。まず、マルチコプタ型や VTOL 型のドローンでは低空侵入時は垂直方向へ降下しながら飛行する。よって、2 節で述べたオプティカルフローによる平坦さ推定はそのまま適用できず、地形状をより詳細に把握する

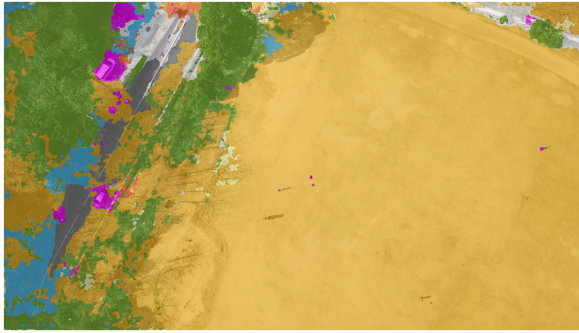


図2 Semantic segmentation による地表分類の例

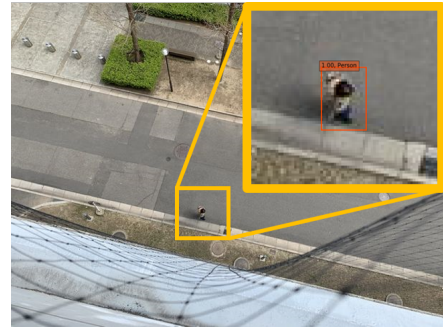


図3 SSD による人の検出結果

ためにも、SLAM等によって3次元マップを構築することが必要と考えられる。また、地表分類については、高度変化に対する分類精度変化などについて今後調べる必要がある。

次に、地上付近で着陸安全性を確保するためには、着陸要件1～3に加え人や車などの移動体を検出する必要がある。移動体の検出には様々な手法があるが、現在、図3のようにSingle Shot multi-box Detection (SSD)を用いた上空画像からの人検出に取り組んでいる。予備的結果では、周囲の環境にもよるが、およそ50mの高度で撮影した画像から人を認識できる。これは災害救助等における上空からの人捜索にも使用できる可能性がある。

5 まとめ

本稿では、未知環境を飛行中のドローンのカメラ画像から安全に着陸可能な地点を検出する問題を考え、CNNによる地表分類とオプティカルフローによる地形認識を組み合わせた検出手法を紹介した。マルチコプタを用いて取得した動画像による実験では、地表分類と地形認識を組み合わせた評価により、良好な検出結果が得られている。さらに、この手法の実用化に向けた問題点を整理し、現在検討を進める解決方策について述べた。

謝辞：本研究の一部は公益財団法人双葉電子記念財団による研究助成を受けて実施しました。ここに感謝いたします。

参考文献

- [1] T. Hinzmann, T. Stastny, C. Cadena, R. Siegwart and I. Gilitschenski: Free LSD: Prior-Free Visual Landing Site Detection for Autonomous Planes, *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, Issue 3, pp. 2545-2552, 2018.
- [2] M. Warren, L. Mejias, X. Yang, B. Arain, F. Gonzalez and B. Upcroft: Enabling Aircraft Emergency Landings using Active Visual Site Detection, *Proc. of the 9th Conference on Field and Service Robotics*, pp. 1-14, 2013.
- [3] 磯谷, 張本, 浦久保: ティルトロータ型 UAV の自動着陸のための安全な着陸地点の検出, *ロボティクス・メカトロニクス講演会 2019 講演論文集*, 1P2-N09, 2019.
- [4] F. Chollet: Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions, *Proc. of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1800-1807, 2017.
- [5] Z. Zhong et al.: Random Erasing Data Augmentation, *arXiv*: 1708.04896, 2017.
- [6] A. Cesetti, E. Frontoni, A. Mancini, P. Zingaretti and S. Longhi: A Vision-Based Guidance System for UAV Navigation and Safe Landing using Natural Landmarks, *J. Intell. Robot. Syst.*, Vol. 57, pp. 233-257, 2010.
- [7] D. G. Lowe: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 60, Issue 2, pp. 91-110, 2004.