

ドローン空撮画像を用いた地表の着陸安全性評価に関する考察

A Study of Landing Safety Assessment of Ground Surfaces Using Drone Aerial Imagery

高千代 紗都子, 菊本 智寛, 浦久保 孝光
神戸大学

Satoko Takachiyo, Chihiro Kikumoto, Takateru Urakubo
Kobe University

Abstract As drones become more widely used, there will be an increasing need for automatic landing in unknown environments, for example, due to emergency landings. We have been studying a method to determine the ground surface area where a drone can safely land using aerial images taken from an altitude of approximately 100 m, and have proposed three indices to evaluate the landing safety of ground surface: the type of ground surface (turf, tree, road, etc.), the flatness of ground surface, and the color difference of a certain area on the image. In this paper, we present an overview of the method, and discuss how to integrate the three indices for successful detection of safe landing area.

1 はじめに

近い将来に、多くのドローンが空を飛び交い、物資運搬や情報収集を行うことが期待されている [1]。これに伴い、緊急着陸の機会も増えると予想され、未知環境において安全な着陸を行う技術が求められている。また、災害発生時の救援物資輸送を考えると、地滑り等のため事前の地理情報を使えない可能性があり、この場合も搭載センサ情報から安全な着陸候補地点を決定する必要がある [2, 3, 4]。

我々は文献 [5] において、高度 100[m] からの単眼カメラによる空撮画像から、着陸可能領域を抽出する手法を提案している。安全性を評価する指標として、土、芝といった地表のクラスと地表の平坦さの 2 つを考え、それらをそれぞれ空撮画像に対する Semantic Segmentation とオプティカルフローから求めている。さらに、文献 [6] では、これらの指標に加えて、地表の色の一様性を安全性の指標の 1 つと考え、画像上の各ピクセル周辺の色差を求めることにより色の一様性を評価し、3 つの指標による評価を統合することで安全に着陸可能な地表領域を抽出した。

本論文では、これらの結果をもとに、ドローンの安全な着陸に求められる要件を再整理し、地表クラス、地表形状（平坦さ）、色の一様性という 3 つの指標の意義について確認する。さらに、これらの指標による評価の統合方法について検討する。統合方法の違いによる安全性評価結果の差を確認し、各指標による評価の傾向について考察する。

2 着陸要件

2.1 自動着陸のシナリオ

離着陸を予定している場所以外では、ドローンはある程度の高度を保って飛行すると想定される。もし機体異常などの何らかの原因で緊急着陸が必要となった場合には、この飛行高度から安全な着陸地点を見つけて降下して来る必要がある。また、図 1 に示すような災害時の物資輸送では、目的地付近をある程度の高度から周回して安全な着陸地点を見つけた後、降下、着陸を行うことが考えられる。

現在の航空法では、高度 150[m] 以上の飛行には制限が設けられていることを考慮して、我々は飛行高度 100[m] で飛行中のドローンを考え、その搭載カメラによって着陸地点を検出することを目標に研究を進めている。ただし、図 1 に示す災害時輸送などのように機体の飛行に支障がない場合には、より低空に侵入した際に安全性を再確認することを想定している。

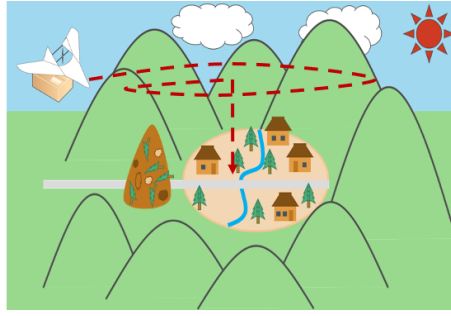


図 1: 災害時の物資輸送における着陸

2.2 着陸要件

文献 [5, 6] においては、着陸可能な地表は、水が満ちていない、非平坦な場所でないなどのいくつかの条件を満たす領域であると考え、その抽出方法を考えた。これらの条件や結果をもとに、着陸可能な地表の満たすべき条件は、表 1 のように再整理できる。

表 1: 着陸可能な地表の要件

着陸要件	必要な地表に関する情報	対象の地表領域
1. ドローンが壊れずに着陸できる	地表クラス, 地表形状	ドローン着陸に必要な面積の領域
2. 人がアクセスできる	地表クラス, 地表形状	着陸地点を含む広い周辺領域
3. 人や物に危害を加えない	地表クラス, 移動体検知・物体認識	着陸地点を含む広い周辺領域
4. 画像上の色が一様である	画像上の色の一様性	ドローン着陸に必要な面積の領域

まず、要件 1 はドローン自体の安全性に関するものである。ドローンが壊れずに着陸することが必要であり、このために、水面、木等を避けるための地表クラスの分類、機体が損傷なく着地可能かを判断するための地表形状把握が求められる。これらの情報は、ドローンが着陸に必要とする地表面積の領域に対して分かれば良い。ただし、ドローンの着陸能力は機構や制御性能に依存し、この要件はドローンごとに異なることに注意する。

次に、要件 2 は着陸の目的に関するものである。物資輸送であれば、着陸後にドローンに人がアクセスし物資を受け取る必要がある。緊急着陸であれば、ドローン回収のため人がアクセスできる場所への着陸が望ましい。このためには、要件 1 と同様に地表クラス、地表形状の情報が必要となると考えられる。ただし、ドローン着陸地点の情報だけでは不十分であり、人のアクセス経路を考慮して周辺領域の情報が必要となる。

要件 3 はドローン周辺の人や物の安全性に関するものである。人や自動車などの移動体を検知することが必要であり、インフラ設備など重要な施設や物体を認識することも必要となる。さらに、人や自動車などが近づいてくる確率は道路などの地表クラスで異なることを考えると、地表クラスの情報も利用可能である。この要件についても、着陸候補地点を含む広い周辺領域の情報が必要となる。

要件 4 は要件 1 と同様におもにドローン自体の安全性に関するものであり、文献 [6] において追加した要件となる。本研究で想定する高度 100[m] からの空撮画像では、カメラの解像度にも依るが、地表形状把握の精度は高くない [5]。文献 [7] で示した通り、図 2 にある丸太、コンクリートブロックなどは地面との高度差が 40[cm] 以下であり、その高度差を画像から確認できなかった。しかし、図 2 において、丸太、コンクリートブロックの部分には色の変化が確認できる。また、図 3 にはロープ柵があるが、細い線状物体であるため輝度変化が少なくロープの高度差が取れない。ただし、柵の設置に伴う地面様相の変化によって色の変化が視認できる。そこで、本研究では、画像上の色の一様性は機体の着陸安全性と高い相関があると仮定し、要件 4 を導入している。

表 1 の着陸要件に対して、文献 [5, 6] では、地表クラスを Semantic Segmentation によって、地表形状を

オプティカルフローによって、色の一様性を色差によって算出している。ただし、その評価はドローン着陸に必要な面積に着目して行っており、文献 [5, 6] での手法は、要件 1 および 4 によってドローン自体の安全性を考慮した着陸可能領域の抽出となっていると言える。今後、地表クラス、地表形状の情報を生かして要件 2 を満たす領域の抽出や移動体検知・物体認識によって要件 3 に取り組む必要がある。なお、各要件の優先度は、着陸が必要となる状況によって異なると考えられる。優先度を考慮した各情報の統合方法も今後の課題である。また、これまで晴天の日中における着陸を想定して研究を進めているが、雨天や積雪時、夜間などに拡張するためには、地表クラス分類の再学習や他のセンサの利用等の検討が必要である。

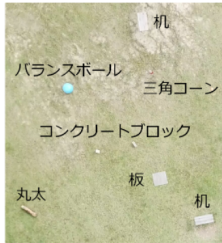


図 2: 様々な小さな物体の空撮画像

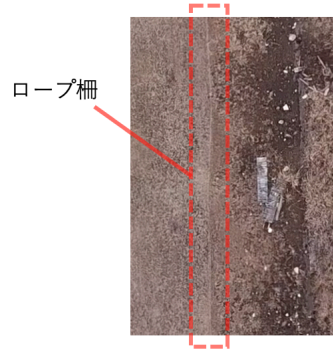


図 3: ロープ柵とその周辺の空撮画像

3 着陸安全性評価のための指標

2 節の着陸要件に則して、文献 [5, 6] において我々は、地表クラス、地表形状、色の一様性の 3 つの指標によって着陸安全性を評価してきた。本節では、これらの評価方法についてまとめる。

3.1 地表クラス

地表クラスを指標とした評価の概要を図 4 に示す。Semantic Segmentation と呼ばれる深層学習モデルを用いて、ピクセル単位での地表クラスの分類と、それに基づく評価を行う [8]。

まず、Semantic Segmentation により、地表を「道路 (road)」、「土 (ground)」、「木 (tree)」、「水 (water)」、「芝 (turf)」、「車 (car)」、「建物 (building)」、「その他 (unknown)」の 8 クラスに分類する。ネットワークモデルには DeepLab v3+ を使用し、学習データは Google Maps の衛星写真 200 枚とドローンシミュレータ AirSim を用いて取得した画像 200 枚を使用した。結果として、入力画像の各ピクセル (x, y) に、各地表クラスに対する確率 $p_1(x, y), p_2(x, y), \dots, p_8(x, y)$ によって構成される以下の出力ベクトル $p(x, y)$ が割り当てられる。

$$p(x, y) = \begin{bmatrix} p_1(x, y) & p_2(x, y) & \dots & p_8(x, y) \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

$$0 \leq p_i(x, y) \leq 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^8 p_i(x, y) = 1 \quad (3)$$

次に、各クラスに対して着陸安全性に応じたスコアを定義し、 $s = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_8]^T$ とベクトルで表す。本研究では、道路 (road)、土 (ground)、芝 (turf) は着陸安全性が高いとして、スコアは 1 に設定し、水 (water)、木 (tree)、建物 (building)、その他 (unknown) は安全でないと考え、スコアは 0 に設定している。車 (car) はルーフが平坦であれば安全に着陸可能であり、かつ物資を回収することもできると考え、スコアは 0.2 に設定している。ただし、これらのスコア値は、前述のようにドローンの着陸性能や周辺環境に応じてパラメータとして調整する必要がある。

最後に、 s と $p(x, y)$ をもとに地表クラスによる安全性スコア $S_c(x, y)$ を以下のように定義する.

$$S_c(x, y) = s^\top p(x, y) \quad (4)$$

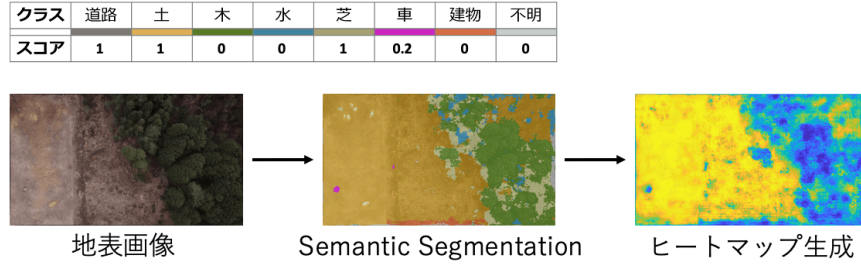


図 4: 地表クラスによる評価の概要

3.2 地表形状

地表形状による評価の概要を図 5 に示す. オプティカルフローから各ピクセルの高度を推定し, 平坦さを求めることにより評価を行う.

まず, フレーム間のドローンの移動距離が約 10[m] となるように 2 枚の画像フレームを選び, これらの画像から Farneback 法を用いてオプティカルフローを算出する [9]. 得られたオプティカルフローから各ピクセルの高度 \hat{Z} を推定する.

次に, 高度のばらつきが小さいほど平坦であると考え, ガウシアンカーネル $w(x, y)$ を用いて注目ピクセル近傍における高度の標準偏差を求め, 平坦さの評価とする. 具体的に, ドローンの着陸に必要な半径 r に対応するピクセル数を n としたとき, $w(x, y)$ のサイズを $(2n + 1) \times (2n + 1)$, $w(x, y)$ の標準偏差を $n/3$ と与え, 高度の標準偏差 $s_Z(x, y)$ を以下のように求める.

$$s_Z^2(x, y) = \frac{1}{1 - W} \sum_{i, j=-n}^n w(i, j) \times \{\hat{Z}(x + i, y + j) - m_Z(x, y)\}^2 \quad (5)$$

$$m_Z(x, y) = \sum_{i, j=-n}^n w(i, j) \hat{Z}(x + i, y + j) \quad (6)$$

ここで, $w(x, y)$ は $\sum_{i, j=-n}^n w(i, j) = 1$, $\sum_{i, j=-n}^n w^2(i, j) = W$ を満たす.

最後に, 標準偏差 $s_Z(x, y)$ が 0 に近いほど安全性が高いと考え, 地表形状による安全性スコア $S_f(x, y)$ を以下のように定義する.

$$S_f(x, y) = \begin{cases} 1 - s_Z/\sigma_Z & s_Z(x, y) < \sigma_Z \\ 0 & s_Z(x, y) \geq \sigma_Z \end{cases} \quad (7)$$

文献 [5] と同様に本論文では閾値 σ_Z を 0.4[m] とする.

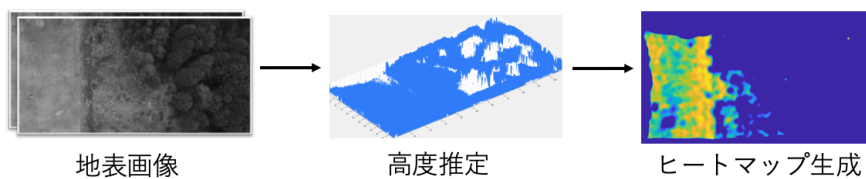


図 5: 地表形状による評価の概要

3.3 色の一様性

色の一様性による評価の概要を図 6 に示す。地表画像上の各ピクセルの色を CIE1976 $L^*a^*b^*$ 表色系 [10, 11] により表現し、周辺領域の色差を算出することにより、色の一様性を算出し評価を行う。

まず、ピクセル (x, y) における明度 L^* 、色相 a^* 、彩度 b^* の値をそれぞれ $L^*(x, y)$ 、 $a^*(x, y)$ 、 $b^*(x, y)$ と表し、ピクセル (x, y) を中心とする周辺 $(2n + 1) \times (2n + 1)$ 領域内の L^* 、 a^* 、 b^* の分散 $s_{L^*}^2$ 、 $s_{a^*}^2$ 、 $s_{b^*}^2$ を以下のように求める。

$$s_{L^*}^2 = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n (L^*(x + i, y + j) - \bar{L}^*)^2 \quad (8)$$

$$s_{a^*}^2 = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n (a^*(x + i, y + j) - \bar{a}^*)^2 \quad (9)$$

$$s_{b^*}^2 = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n (b^*(x + i, y + j) - \bar{b}^*)^2 \quad (10)$$

ここで、 \bar{L}^* 、 \bar{a}^* 、 \bar{b}^* は領域内の L^* 、 a^* 、 b^* の平均値である。これにより、ピクセル (x, y) における周辺との色差 $\Delta E(x, y)$ を以下のように求める。

$$\Delta E(x, y) = \sqrt{s_{L^*}^2 + s_{a^*}^2 + s_{b^*}^2} \quad (11)$$

次に、 $\Delta E(x, y)$ の値が 0 に近いほど安全性が高いと考え、 $\Delta E(x, y)$ の値を 0 から 1 の間にスケーリングした後、色の一様性評価によるスコア $S_e(x, y)$ を以下のように定義する。

$$S_e(x, y) = 1 - \Delta E(x, y) \quad (12)$$

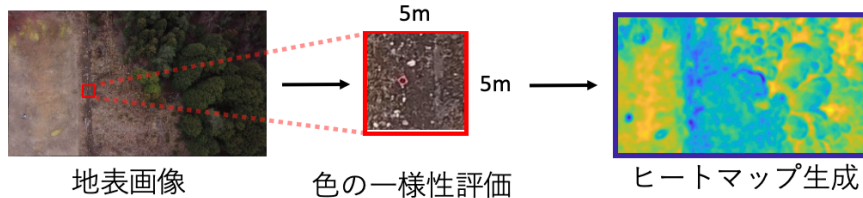


図 6: 色の一様性による評価の概要

4 各指標の統合方法

本節では、3 節にて述べた 3 つの指標による評価の統合方法について、実際の空撮画像を用いて評価を行いながら考察する。

まず、地表クラス、地表形状、色の一様性の 3 つの指標を比較すると、2 節に述べた通り、色の一様性は着陸安全性との高い相関があると仮定して導入したものである。地表クラスと地表形状の評価が低い地表は、木や急斜面などの機体が損傷する恐れのある場所であるが、色の一様性の評価が低い地表については、着陸が不可能であるとはいえない場合がある。例えば図 7 は、左側の土の平坦地を拡大したものであるが、わずかに色が異なる場所がある。このように、着陸不可能であるとはいえない場所の安全性評価も図 6 では低くなっている。このことから、地表クラス、地表形状の 2 つの指標による評価の比重を大きくしたうえで、3 つの指標を統合する。本論文では、2 種類の統合方法を考え、その結果について考察する。

使用した空撮画像は、DJI 社の MAVIC PRO PLATINUM によって 2020 年 12 月 21 日に能勢ドローンフィールド (大阪府豊能郡能勢町宿野 473) にて取得したものである。高度約 100[m] からドローンのジンバル機構により鉛直下向きに撮影しており、解像度は 2720×1536 [pixels]、フレームレートは 30 [fps] である。また、ドローンの着陸に要する半径 r は 2.5 [m] とし、実装には MATLAB を用いた。



図 7: 色の異なる地表の例

4.1 統合方法 1

まず、3つの指標による評価を重み付き平均により統合する方法を考える。統合方法の概要および結果を図 8 に示す。

地表クラス、地表形状、色の一様性の評価により求められたスコアを 1 : 1 : 0.5 の比率で統合し、最終的な着陸安全性スコア $S(x, y)$ を以下のように算出する。

$$S(x, y) = \frac{S_c(x, y) + S_f(x, y) + 0.5S_e(x, y)}{2.5} \quad (13)$$

これにより、地表クラスと地表形状による評価を重視した着陸安全性スコアを得る。さらに得られたスコアが閾値（本論文では 0.5 とする）以上となる領域を着陸可能領域として抽出する。

地表画像は左側が土の平坦地、中央部が土の斜面と木、右側が木となっている。また、左下の土の平坦地には人が存在している。図 8 における抽出された着陸可能領域から、画像右側の木の斜面や左下の人を避け、左側の土の平坦地を着陸可能であるとして抽出できていることが確認される。

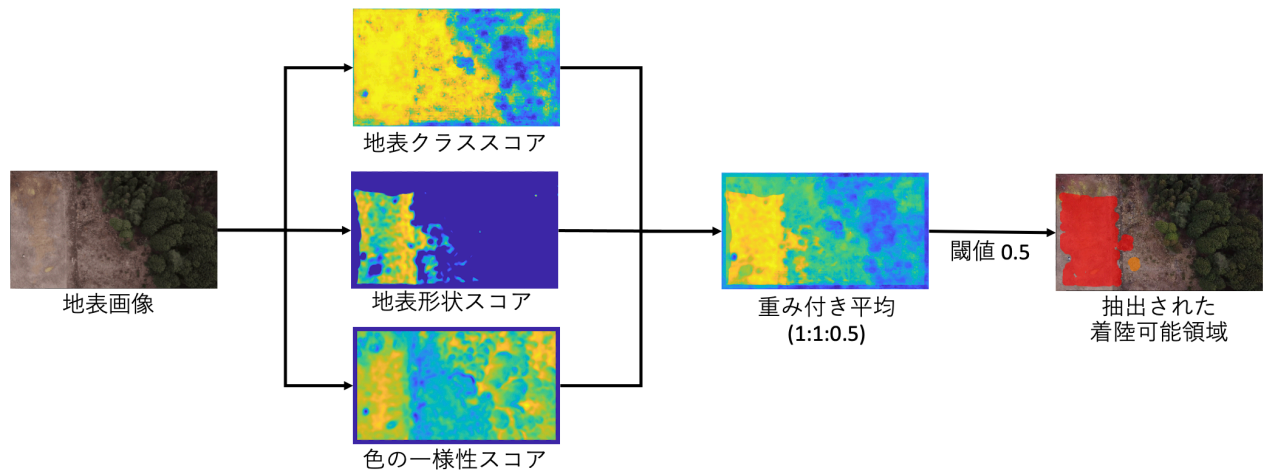


図 8: 統合方法 1 の概要と結果

4.2 統合方法 2

次に、地表クラス分類と地表形状により着目領域 (ROI, Region Of Interest) を生成した上で、ROI に対してのみ 3つの指標による評価を統合する手法を考える。統合方法の概要および結果を図 9 に示す。

まず、地表クラスと地表形状により求められたスコアの平均値を算出し、閾値（本論文では 0.5 とする）以上の領域を ROI とする。そして、ROI に対してのみ、地表クラス、地表形状、色の一様性によるスコアを 1 : 1 : 1 の比率で統合し、ROI 上での最終的な着陸安全性スコア $S(x, y)$ を以下のように算出する。

$$S(x, y) = \frac{S_c(x, y) + S_f(x, y) + S_e(x, y)}{3} \quad (14)$$

これにより、地表クラスと地表形状による評価から着陸不可能であると判断された場所を除いた上での着陸安全性スコアを得る。さらに得られたスコアが閾値（本論文では 0.5 とする）以上となる領域を着陸可能領域として抽出する。

図 9 における抽出結果から、統合方法 2 を用いた場合も、画像右側の木の斜面や左下の人を避け、左側の土の平坦地を着陸可能であるとして抽出できていることが確認される。

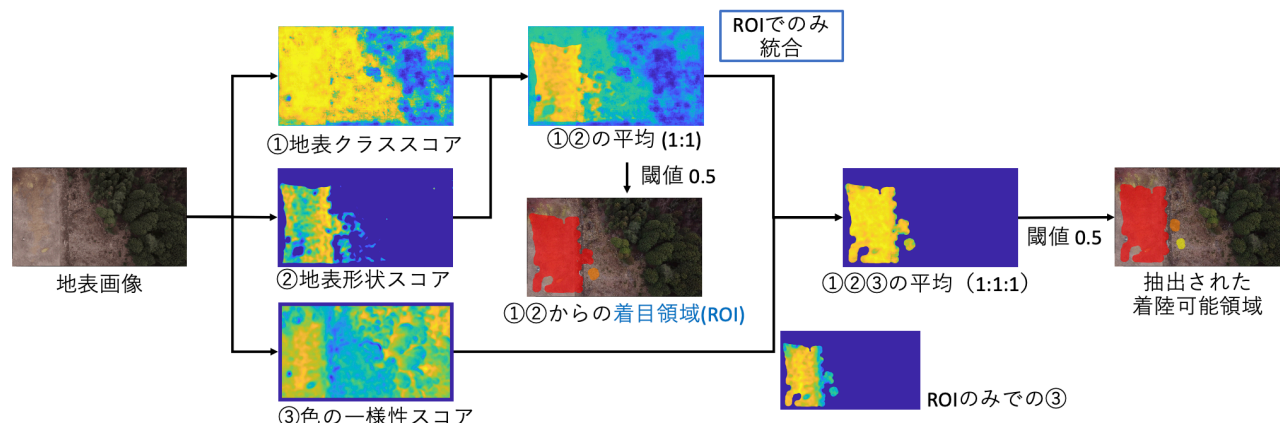


図 9: 統合方法 2 の概要と結果

4.3 考察

図 10 に地表画像全体に対する色の一様性による評価スコアの結果を示す。地表画像の右上の木の影により暗くなっている部分は、色の一様性スコアが高くなっている。影は一様に黒色であるため、この評価は色の一様性としては妥当であるといえる。統合方法 1 では、このような影部分の安全性スコアが高くなってしまふ恐れがあり、図 8 の結果においても最終的なスコア S がやや高くなっていることが確認できる。また、影部分は地表クラス分類においても誤分類する可能性が高く、影部分の取扱いは今後の課題であるが、安全性スコアを不用意に高くしないためには、統合方法 1 よりも統合方法 2 の方が良いと考えられる。

図 10 において、画像中央付近にあるロープ柵とその周辺は色の一様性スコアが低くなっている。地表クラス・地表形状の 2 つの指標では検知できずスコアの高くなっている領域であり、適切に統合することでこの領域を安全でないと判断することが可能であると考えられる。しかし、図 11 に示すように、どちらの統合方法によっても、ロープ柵付近の領域は着陸可能領域から十分に除外されていない。統合の際の比率や、着陸安全性スコアの閾値などを再検討する必要がある。

また、2 節で述べたように、本論文での着陸可能領域の抽出は、ドローン自体の着陸安全性評価にもとづくものであると言える。移動体検知・物体認識、着陸地点を含む広い周辺領域については考慮することができていないため、今後これらへの対応についても検討する必要がある。

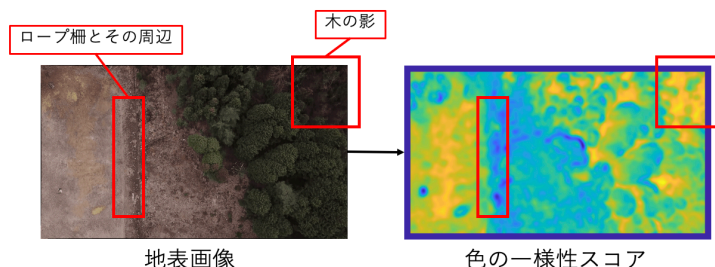


図 10: 色の一様性スコア

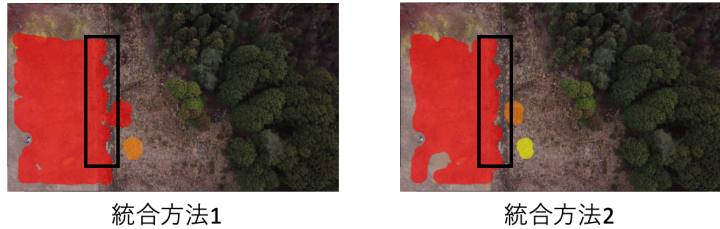


図 11: 統合方法 1, 2 におけるロープ柵とその周辺

5 おわりに

本論文では、ドローンの未知環境での自動着陸を想定して着陸要件を整理するとともに、地表クラス、地表形状、色の一様性という 3 つの指標で評価することで、ドローンが損傷せずに着陸可能な地表領域を抽出することを提案した。各指標による評価結果を統合する 2 つの方法を考え、統合結果の違いを確認し、各指標の意義や適切な統合方法について考察した。

参考文献

- [1] R. Kellermann, T. Biehle and L. Fischer: Drones for Parcel and Passenger Transportation: A Literature Review; *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, Vol. 4, 100088 (2020)
- [2] X. Guo, S. Denman, C. Fookes and S. Sridharan: A Robust UAV Landing Site Detection System Using Midlevel Discriminative Patches; *Proc. of the 23rd Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp. 1659–1664 (2016)
- [3] C. Forster, M. Faessler, F. Fontana, M. Werlberger and D. Scaramuzza: Continuous On-board Monocular-vision-based Elevation Mapping Applied to Autonomous Landing of Micro Aerial Vehicles; *Proc. of 2015 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 111–118 (2015)
- [4] 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, No. 3, pp. 2545–2552 (2018)
- [5] 菊本智寛, 張本暘, 吉田武史, 浦久保孝光: ドローン空撮画像を用いた地表のセグメンテーションと密なオプティカルフローに基づく着陸可能領域の抽出; *システム制御情報学会論文誌*, Vol. 35, No. 5, pp. 109–117 (2022)
- [6] 高千代紗都子, 菊本智寛, 吉田武史, 浦久保孝光: ドローン空撮画像を用いた着陸可能領域および着陸候補地点の抽出; *第 66 回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集*, pp. 19–25 (2022)
- [7] 菊本智寛, 吉田武史, 浦久保孝光: ドローン空撮画像を用いたピクセル単位の着陸安全性判別法とその検証; *第 3 回測位技術振興会研究発表講演会講演論文集*, S1-1, pp. 1–3 (2021)
- [8] V. Badrinarayanan, A. Kendall and R. Cipolla: SegNet: A Deep Convolutional Encoder-decoder Architecture for Image Segmentation; *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 39, No. 12, pp. 2481–2495 (2017)
- [9] G. Farneback: Two-frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion; *Proc. of Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 363–370 (2003)
- [10] 篠田博之, 藤枝一郎: 色彩工学入門 - 定量的な色の理解と活用 - ; 森北出版株式会社, pp. 116–123 (2007)
- [11] 日本色彩学会: 新編 色彩科学ハンドブック 第 2 版; 東京大学出版会, pp. 275–290 (1998)