

色差と明度を考慮したドローン空撮画像からの安全な着陸地点検出

Determination of Safe Landing Points from Drone Aerial Images Considering Color Difference and Brightness

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 the use of drones becomes more widespread for tasks such as transporting goods and gathering information, the demand for automatic landing in unknown environments, including emergency landing, is increasing. In our previous work, we have proposed a method to determine the ground surface areas where a drone can safely land using aerial images taken from an altitude of 100 m, based on two kinds of information: the type of ground surface (turf, tree, road, etc.) and the flatness of ground surface. In addition to the two kinds of information, we use the color difference of an image area surrounding each pixel and the brightness of each pixel in this paper to achieve more reliable detection of safe landing areas. They are used to classify the pixels that correspond to potential landing sites through the linear SVM. Consequently, the method proposed in this paper extracts safe landing areas and determines a candidate landing site using the information on ground surface type, ground surface flatness, color difference and brightness.

1 はじめに

近年、物資運搬や情報収集へのドローン活用が期待されている [1]。ただし、災害発生現場などの事前の地理情報を利用できない場所での飛行や、何らかのトラブルによる緊急着陸を想定すると、未知の環境において搭載センサ等により安全な着陸地点を決定する自動着陸技術の確立が必要である [2, 3, 4]。

我々は文献 [5] において、地上高度 100[m] からの空撮画像を用いて、地表クラス (土や芝などの地表の種類)、地表形状 (地表の高低差、起伏) の 2 つの情報を取得し、それぞれをスコア化することにより撮影された地表画像内の各ピクセルの安全性を評価する手法を提案した。しかし、地上高度 100[m] の空撮画像からは地表の小さな物体の高低差を取得することが難しいことから、文献 [6] では、小さな物体の周辺の地表には色の差があるという前提のもと、画像の各ピクセル周辺との色差をスコア化し、地表クラス、地表形状のスコアと統合することで着陸可能な地表領域を抽出する手法を提案した。ただし、色差の値と着陸安全性との関係は明確でなく、色差をスコア化する際の基準がないことが課題であった。また、木々の影など明度の低い画像領域では色差が少なく、他の 2 つの情報も誤分類や誤差を生じやすい。

そこで本論文では、新たに明度を着陸安全性を評価する情報として導入する。上述の通り、明度の低い画像領域は正しい地表情報が得られにくく、色差と着陸安全性との関係を定式化することも難しい。このことから、画像内の安全と思われる領域を指定した教師データを用いて、SVM によって色差と明度から各ピクセルの着陸安全性を判定する。すなわち、SVM によって、暗くて情報量の少ない影の部分や色差に応じて安全でないと思われる部分を画像内で判別する。さらに、SVM によって得られた結果を、地表クラス、地表形状から得られた結果と統合することにより着陸可能領域を抽出する。また、画像内で人や目的地に対応する場所が指定されると想定し、着陸可能領域内における着陸地点を人や目的地からの距離を考慮して決定する。提案手法をいくつかの空撮画像に適用することによって、その有効性を検証する。

2 空撮画像を用いた自動着陸

2.1 ドローン自動着陸のシナリオ

本論文では、ドローンによって指定された目的地へ物資を配送する、というシナリオを想定する。航空法によって地上高度 150[m] 以上の飛行に制限が設けられていることから、ドローンは地上高度 100[m] で飛行し目的地に接近することとする。そして目的地上空に到着後、搭載したカメラにより周辺地表の安全性を確認し、着陸地点を決定する。その後、着陸地点に向かい降下し、人などの移動体との衝突を避けながら着陸する。

このシナリオに沿った着陸までの手順として、次に示す手順 A から D を考える (図 1)。

手順 A 目的地に向かい飛行

手順 B 着陸可能領域を抽出

手順 C 着陸可能領域から着陸地点を決定

手順 D 着陸地点に向かい降下・着陸

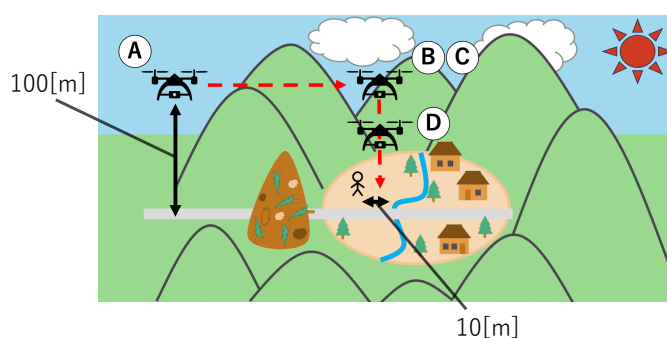


図 1: ドローン着陸までの手順概要

まず、手順 A では、前述の通り地上高度 100[m] で飛行し、事前に指定された目的地へ向かう。次に、手順 B では、搭載カメラによって撮影された地表の画像をもとに、ドローンが安全に着陸可能な領域を抽出する。そして、手順 C では、抽出された着陸可能領域から、目的地に近く、安全性も高いと考えられる場所を着陸地点として決定する。このとき、本稿では、ドローンと人の衝突を防ぐため、人の周囲 10[m] 以内には着陸地点を選ばないものとする。最後に、手順 D では、決定された着陸地点に向かい降下し、着陸する。降下中に再び安全性を評価することで、より安全な着陸を実現できると考えられる。また、人以外も含めて着陸地点付近の移動体を物体認識等により認識できれば、それらが降下中に着陸地点に接近するリスクを考慮した着陸地点の決定および変更が可能となると考えられる。

本論文では手順 B, C に焦点を当て、これらを実現する手法を提案する。ただし、空撮画像は、高度 100[m] で直線飛行するドローンから単眼カメラによって鉛直下向きに撮影されるものとする。

2.2 着陸要件

本論文では、地表の安全性を評価するため、ドローンが着陸可能である地表が満たすべき要件を以下のように設定する。

着陸要件 1 ドローンが壊れずに着陸できる

着陸要件 2 人がアクセスできる

着陸要件 3 人や物に危害を加えない

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 (図 2)。ドローンが壊れずに着陸するためには、急斜面や水面などを避ける必要がある。ただし、斜面や水上でも着陸可能なドローンもあり、この要

件はドローンの機構や制御性能に応じた着陸能力に依存することに注意する。次に、要件2は着陸の目的に関するものである(図3)。物資輸送の場合、輸送された物資を受け取るために、人がアクセスできる場所に着陸する必要がある。また、緊急着陸の場合にも、ドローン機体を回収するため、同様に人がアクセスできる場所への着陸が望ましい。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(図4)。人や自動車などの移動体を検知すること、インフラ設備などの重要な施設および物体を認識することが必要である。

要件1はドローンが着陸するのに必要な地表面積の領域内での情報があればよいのに対し、要件2,3は広い周辺領域の情報が必要となる。そのため、本稿では要件1のみを考え地表の安全性を評価する。要件2,3については今後の課題であるが、本稿では試行として要件3の人の安全性についてのみ考慮する。

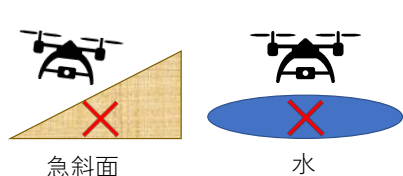


図2: 着陸要件1



図3: 着陸要件2



図4: 着陸要件3

2.3 地表に関する情報

着陸要件1にもとづき地表の安全性を評価するため、本研究では、地表クラス、地表形状、色差、明度の4つの地表に関する情報を用いる。まず、地表クラスは地表の種類を表し、本稿では、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つのクラスに分類する。地表形状は各ピクセルに対応する地点の高度により地表の起伏を表す。周辺との高度のばらつきを求めることによって、傾斜や凹凸などがなく地表が平坦であるかを判別する。

色差は画像上での着目ピクセルと周辺との色の違いを表している。本研究は高度100[m]から撮影された画像を使用しているが、文献[7]で示した通り、図5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]以下と比較的小さく、画像から検知することができなかった。また、図6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、ロープを検知することもできなかった。しかし、図5では物体の有無による色の変化が確認でき、図6ではロープ柵周辺の土に色の変化が見られる。このことから、何らかの色の変化が見られる場所は安全でない可能性が高い、つまり色差は着陸安全性と相関があると仮定し、この情報を用いる。また、明度は画像上での明るさの度合いを表している。図7では木の影により暗くなり、画像からどのような地表かを判断することが難しい領域がある。このような領域は情報量が少なく、安全でない可能性があるといえる。従って、明度を用いることで情報量の少ない領域を除外する。



図5: 様々な小さな物体

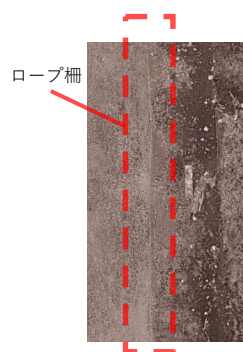


図6: ロープ柵とその周辺



図7: 木の影による暗所

3 着陸可能領域の抽出

本論文の提案手法では、2節の着陸要件に従い、撮影した地表の画像から着陸可能であると考えられる領域を着陸可能領域として抽出し、その領域の中で目的地に近く、かつ安全であると考えられる場所を着陸地点として決定する。着陸可能領域の抽出および着陸地点の決定の概要を図8に示す。

本節では着陸可能領域の抽出手法について述べる。地表クラスによるスコア付け、地表形状によるスコア付け、色差と明度を用いたSVMによる分類を行い、その全てにおいて着陸安全と判定されたピクセルを抽出し、着陸可能領域を形成する。そしてこの手法を実際に地表画像に適用した結果を示す。

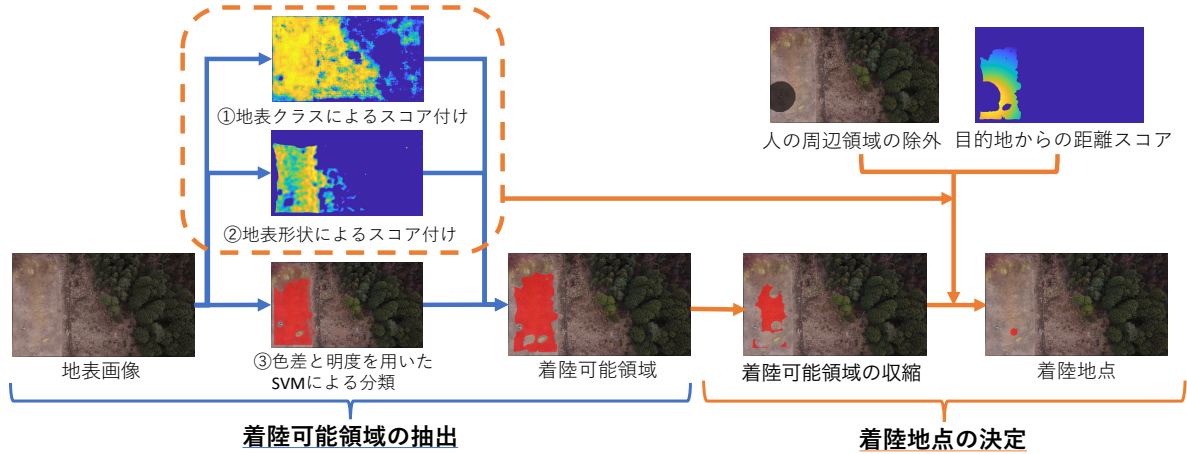


図8: 着陸可能領域の抽出・着陸地点の決定の概要

3.1 地表クラスによるスコア付け

地表クラスによるスコア付けの概要を図9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、それに基づくスコア付けを行う [5, 8]。

まず、Semantic Segmentation により画像内の各ピクセルを8つの地表クラスに分類する。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、土、芝は着陸安全性が高いとして、スコアは1に設定しており、水、木、建物、その他は安全でないと考え、スコアは0に設定している。また、車はルーフが平坦であれば安全に着陸可能であり、かつ物資の回収も行うことができると考え、スコアは0.6に設定している。ここで、各クラスのスコア値を調整すると、着陸性能の異なるドローンや着陸時の多様な要望に対応することができる。例えば、水上着陸が可能なドローンであれば、水のスコアを1に設定することで、水のピクセルも安全であると判断することができる。

s と $p(x, y)$ をもとに地表クラスによるスコア $s_c(x, y)$ を以下のように定義する。

$$s_c(x, y) = s^T p(x, y) \quad (4)$$

そして、閾値 σ_c を 0.5 とし、最終的なスコア $S_c(x, y)$ を以下のように算出する。

$$S_c(x, y) = \begin{cases} \frac{s_c}{\sigma_c} - 1 & s_c(x, y) > \sigma_c \\ 0 & s_c(x, y) \leq \sigma_c \end{cases} \quad (5)$$

最後に、 $S_c > 0$ を満たすピクセルを抽出し、オープニング処理を行うことで、地表クラスに基づく着陸可能領域を形成する。

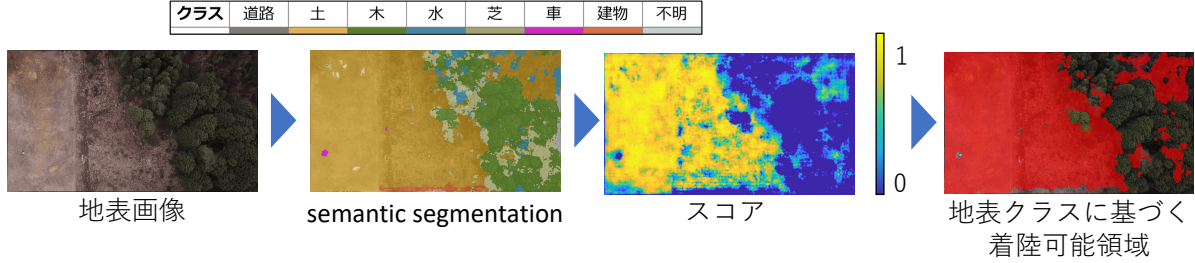


図 9: 地表クラスによるスコア付け

3.2 地表形状によるスコア付け

地表形状によるスコア付けの概要を図 10 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でスコア付けを行う [5]。

まず、フレーム間で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]。そして、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。

$$s_Z^2(x, y) = \frac{1}{1 - W} \sum_{i, j=-n}^n w(i, j) \times \{\hat{Z}(x + i, y + j) - m_Z(x, y)\}^2 \quad (6)$$

$$m_Z(x, y) = \sum_{i, j=-n}^n w(i, j) \hat{Z}(x + i, y + j) \quad (7)$$

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。

そして、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。

$$S_f(x, y) = \begin{cases} 1 - \frac{s_Z}{\sigma_Z} & s_Z(x, y) < \sigma_Z \\ 0 & s_Z(x, y) \geq \sigma_Z \end{cases} \quad (8)$$

文献 [5] と同様に本論文では閾値 σ_Z を 0.4[m] とする。この値は、斜面でも着陸可能なドローンであれば大きく設定するなど、使用するドローンの着陸性能ごとに調整可能である。最後に、 $S_f > 0$ を満たすピクセルを抽出し、オープニング処理を行うことで、地表形状に基づく着陸可能領域を形成する。

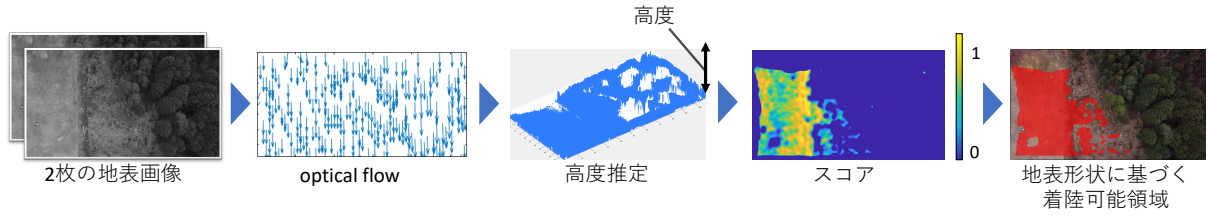


図 10: 地表形状によるスコア付け

3.3 色差と明度を用いた SVM による分類

色差と明度を用いた SVM による分類の概要を図 11 に示す. 地表画像から各ピクセルの色差と明度を求め, これらを SVM(Support Vector Machine) に入力することで, 安全なピクセルを分類する.

まず, 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, 周辺領域内での色の標準偏差を算出して色差を求める. ここで, 明度の値は L^* に対応する. 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.

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

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

$$s_{b^*}^2 = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n (b^*(x + i, y + j) - \bar{b}^*)^2 \quad (11)$$

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.

$$\Delta E(x, y) = \sqrt{s_{L^*}^2 + s_{a^*}^2 + s_{b^*}^2} \quad (12)$$

そして, $\Delta E(x, y)$ と $L^*(x, y)$ を線形 SVM に入力することで, ピクセル (x, y) の着陸安全性を判別する. 本稿では, SVM の学習データとして後述の能勢ドローンフィールドにて撮影された 1 枚の地表画像に含まれる 3373437 個のピクセルを使用し, 各ピクセルの着陸安全性は目視で判断した. 学習データとは異なる 1 枚の地表画像に含まれる 3373437 個のピクセルに対し, この SVM モデルによる分類を行ったところ, 正解率は 0.927 であった. 最後に, 安全だと分類されたピクセルに対してクロージング処理, オープニング処理を行うことで, 色差・明度に基づく着陸可能領域を形成する. なお, 非線形 SVM を使用することも考えられるが, 処理速度と線形 SVM により得られた精度の観点から, 本論文では線形 SVM により分類を行う.

3.4 適用例

ここでは, 2 つの異なる場所で撮影された空撮画像を用いて着陸可能領域の抽出を行ない, 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 を用いて, 高度約 100[m] からジンバル機構により鉛直下向きに撮影したものであり, 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 12 は 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) にて撮影された画像に対して提案手法を適用した結果である. この画像は左側が土の平坦地, 中央部が土の斜面と木, 右側が木の群生地となっている. また, 土の平坦地には人が存在している. 図 12 の結果から, 斜面や木, 人を避け, 左側の土の平坦地を着陸可能領域として抽出できていることが確認された.

また, 画像中央の斜面に注目すると, 地表クラスによるスコア付けと地表形状によるスコア付けでは, 着陸可能であるとして抽出されている場所がある. これは, 地表クラスとしては安全に着陸可能な土 (ground)

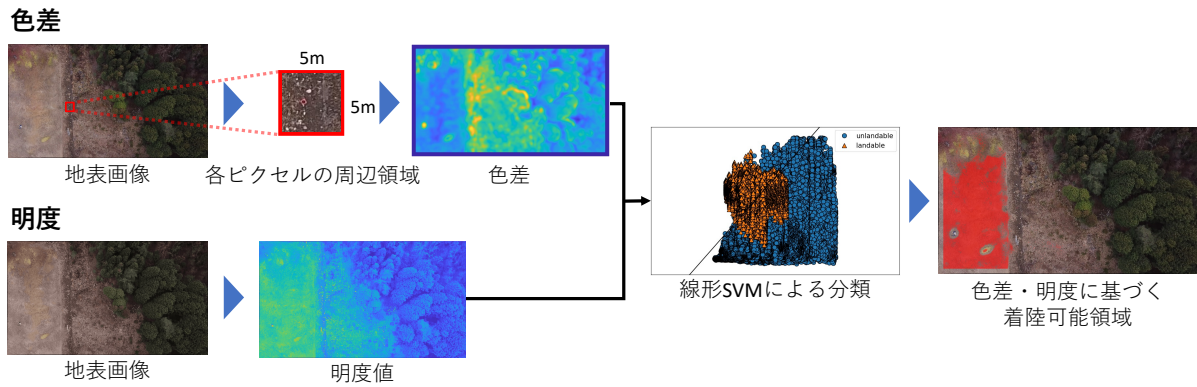


図 11: 色差と明度を用いた SVM による分類

であること、そして、斜面の中でも傾斜が緩やかになっている場所が安全であると判断されているためであると考えられる。しかし、斜面に存在する岩石などによる色の違いにより、色差と明度を用いた SVM による分類では安全でないと判断されている。すなわち、色差と明度を用いた SVM による分類によって、斜面全体が着陸可能領域から除外されている。

図 13 は 2019 年 1 月 17 日に灘丸山公園 (兵庫県神戸市灘区五毛丸山) にて撮影された画像に対して提案手法を適用した結果である。右下が公園内のグラウンド (土の平坦地)、その左側が道路、さらにその左側が木の群生地となっている。また、グラウンド上には 50[cm] 程度の土の起伏があり、平坦地には数名の人やカバンが存在している。図 13 の結果から、図 12 と同様に、起伏のある場所や人、カバンは避けた上で、右下のグラウンドを着陸可能領域として抽出できていることが確認された。

また、画像中央上部の道路に注目すると、地表クラスによるスコア付けと色差と明度を用いた SVM による分類では、着陸可能であるとして抽出されている。これは、地表クラスとしては安全に着陸可能な道路 (road) であること、そして、道路は色が一樣で色差が小さく、明度も十分大きいためであると考えられる。しかし、道路脇の木による高低差が検出され、地表形状によるスコア付けでは安全でないと判断されている。すなわち、地表形状によるスコア付けによって、周囲に木が存在する道路が着陸可能領域から除外されている。

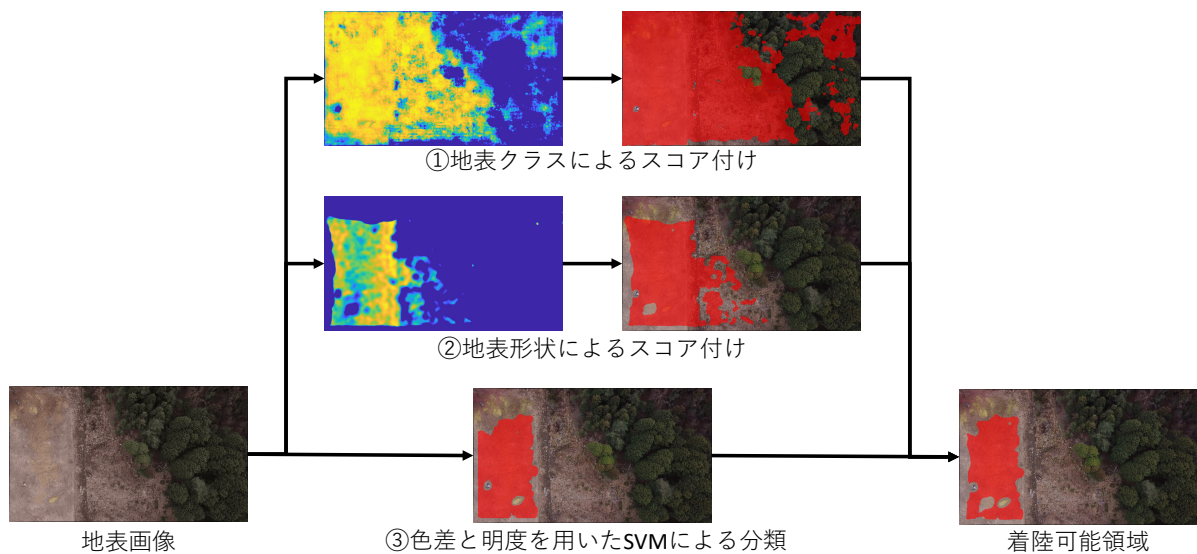


図 12: 着陸可能領域の抽出結果 1

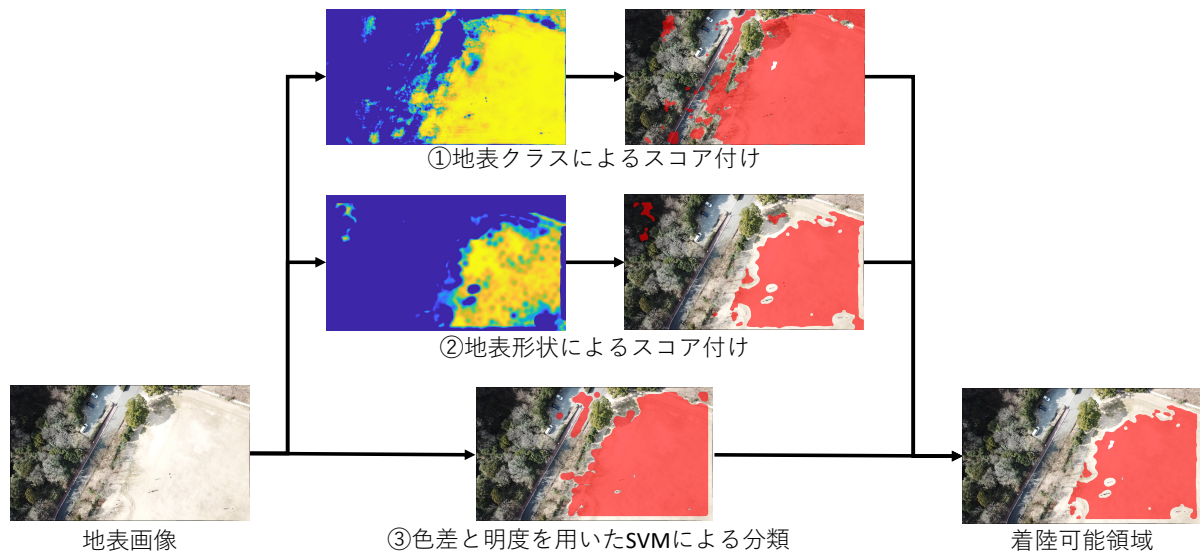


図 13: 着陸可能領域の抽出結果 2

4 着陸地点の決定

本節では着陸地点の決定について述べる。概要は図 8 に示した通りである。3 節の手法で抽出された着陸可能領域から周辺が安全なピクセルを抽出し、画像内に存在する人の周辺を除外する、そして地表クラススコア、地表形状スコア、目的地からの距離スコアの平均値を算出し、この値が最も大きいピクセルを中心とした半径 n の円領域を着陸地点として決定する。そしてこの手法を実際に地表画像に適用した結果を示す。

4.1 着陸可能領域の収縮

3 節において、着陸安全性はピクセル単位で判定される。しかし、実際にドローンが着陸するには半径 r [m] の領域が必要となる。そこで、3 節で抽出された着陸可能領域に対し、半径 r [m] に相当する半径 n ピクセルの円板型の構造化要素による収縮処理を行う。これにより、周囲 r [m] の領域に含まれるピクセルがすべて安全であるピクセルのみが抽出される。

なお、この収縮処理は、3 節の着陸可能領域抽出時に行うことも可能である。しかし、時々刻々変化する風によって想定すべき半径 r [m] が変化する場合や緊急着陸などで r [m] を小さく見積もっても着陸地点を決定したい場合などが考えられる。着陸地点決定時にこの収縮処理を行うことで、このような場合に柔軟に対応できるものと考えられる。

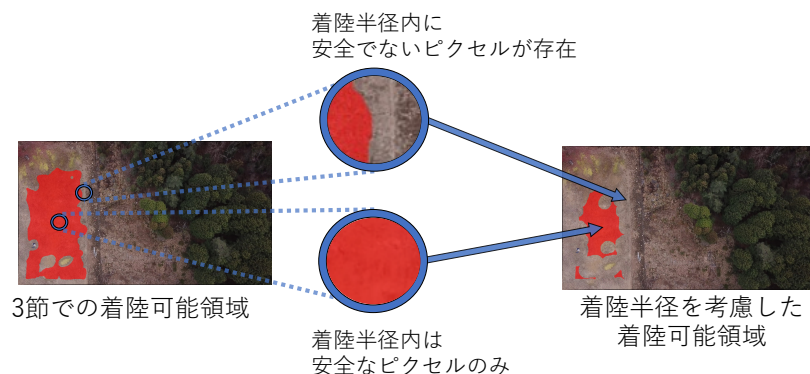


図 14: 着陸に必要な半径を考慮した着陸可能領域の収縮

4.2 人の周辺領域の除外

人の周辺領域を除外する処理の概要を図 15 に示す。本稿では、画像からの人の検出については扱わず、画像上で人に対応するピクセルが指定された前提での周辺領域除外を考える。よって、ここでは目視によって人のラベル付けを行い、画像処理等による人の自動検出については今後の検討課題とする。

2 節で定めたシナリオに従い、ドローンと人の衝突を防ぐため、最低でも 10[m] は人から離れた場所に着陸するように、着陸可能領域から人の周辺領域の除外を行う。すなわち、画像内で与えられた人の領域に対して、その周囲 10[m] を覆う領域を求め、着陸可能領域から除外する。

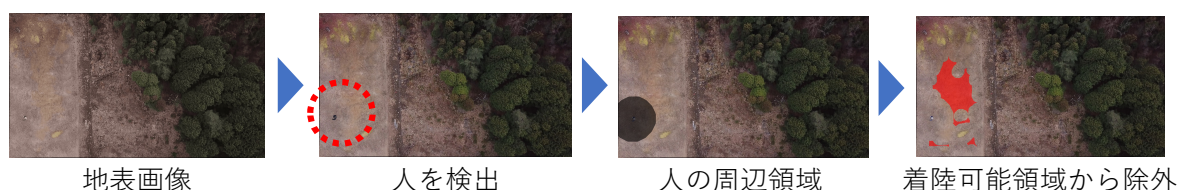


図 15: 人の周辺領域の除外

4.3 目的地からの距離スコア

目的地からの距離スコア生成の概要を図 16 に示す。画像内の各ピクセルの目的地までの距離を求め、目的地に近いほど高いスコアとなるようスコア付けを行う。

まず、撮影された地表画像上において目的地を指定する。目的地の指定に関しては、GPS による目的地の位置情報の利用や、画像からブルーシートなどの事前に決められた目印を検出するといった手法が考えられるが、本論文では人の検出と同様に、事前に目的地をラベル付けすることで指定する。そして、着陸可能領域内の各ピクセル (x, y) から目的地 (x', y') のユークリッド距離を以下のように算出する。

$$d(x, y) = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \quad (13)$$

目的地に近いほどスコアが高くなるよう、目的地からの距離スコア $S_d(x, y)$ を以下のように定義する。

$$S_d(x, y) = 1 - \frac{d(x, y) - \min(d)}{\max(d) - \min(d)} \quad (14)$$

ここで、 $\max(d)$ 、 $\min(d)$ は着陸可能領域内での d の最大値および最小値を表す。



図 16: 目的地からの距離スコア

4.4 適用例

図 17 は図 12 で抽出された着陸可能領域から着陸地点の決定を行なった結果である。赤色の円は決定された着陸地点を、青色の円は事前に指定した目的地を表している。着陸可能領域から左側の土の平坦地に存在する人の周辺領域を除外した上で、地表クラススコア、地表形状スコア、目的地からの距離スコアの平均値が算出されている。この結果から、3つのスコアがいずれも高い場所が、着陸地点として決定されていることが確認できる。

図 18 は図 13 で抽出された着陸可能領域から着陸地点の決定を行なった結果である。こちらも同様に、着陸可能領域からグラウンドに存在する複数の人の周辺領域を除外した上で、3つのスコアの平均値が算出されている。この地表画像では目的地の周辺に人は存在せず、図 17 とは異なり、目的地は着陸可能領域に含まれている。しかし、目的地付近に存在するカバンにより、地表形状スコアが低くなっているため、目的地からわずかに離れた場所がより安全であると判断され、着陸地点として決定されている。

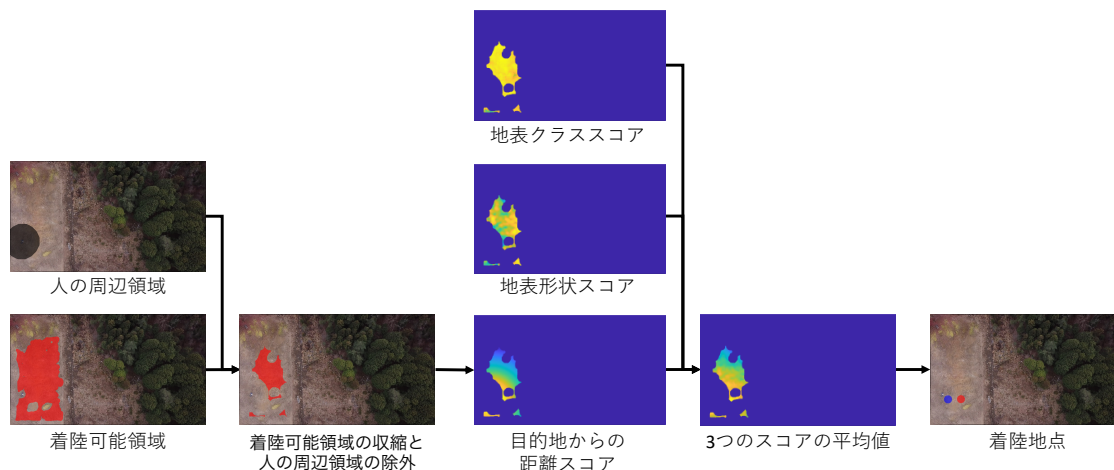


図 17: 着陸地点決定の結果 1

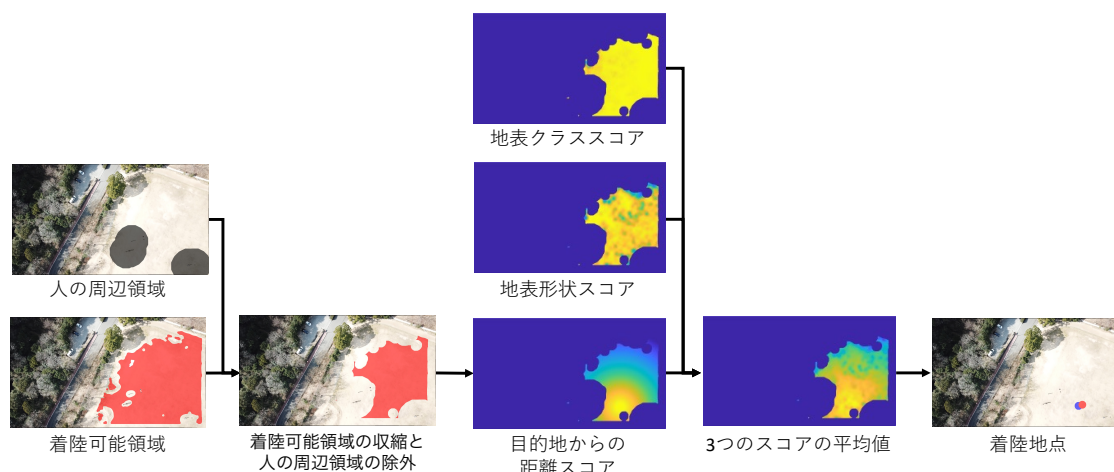


図 18: 着陸地点決定の結果 2

5 おわりに

本論文では、ドローン搭載カメラの画像をもとに、地表クラス、地表形状、色差、明度の4つの情報を抽出し、着陸可能領域および着陸地点を決定する手法を提案した。着陸可能領域は、地表クラスによるスコア付け、地表形状によるスコア付け、色差と明度を用いたSVMによる分類により決定される。着陸地点は、着陸可能領域内で、目的地と人の場所を考慮した上で、地表クラスと地表形状のスコアがより高い場所として指定される。実際の空撮画像に提案手法を適用した結果、その有効性が確認された。

今後の課題として、様々な空撮画像に対する提案手法の有効性の検証が挙げられる。とくに、災害時への適用のためには災害現場等の空撮画像を用いた検証が必要である。また、実応用に向けては着陸要件2, 3への対応も重要と考えられる。空撮画像からの人の検出については、現在YOLOを用いた検出に取り組んでいる。

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, 浦久保孝光: 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; *第4回測位技術振興会研究発表講演会講演論文集*, S2-2, pp. 17-24 (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)