

卒業論文

題目

ドローン空撮映像を用いた災害領域検出

報告者

氏名： 室永 将門

学籍番号: 7071-0090

指導教員

佐治 斉

提出日

令和02年2月10日

静岡大学 情報学部 情報科学科

目次

第1章	はじめに	3
1.1	背景	3
1.2	先行研究	3
1.2.1	ヘリコプター空撮画像を用いた斜面崩壊領域検出	3
1.2.2	ヘリコプター空撮画像を用いた浸水領域検出	3
1.3	本研究の目的	4
1.4	本論文の構成	4
第2章	手法	5
2.1	概要	5
2.2	領域分割	5
2.3	ヒストグラム均一化	7
2.4	災害領域検出	7
2.4.1	L*a*b*変換	7
2.4.2	HSV 変換	8
2.4.3	エッジ抽出	8
2.4.4	斜面崩壊領域	9
2.4.5	浸水領域	9
2.5	不要領域検出	10
2.5.1	空領域	10
2.5.2	植生領域	10
2.5.3	瓦礫領域	10
2.5.4	建物領域	10
第3章	実験	11
3.1	実験環境	11
3.2	使用データ	11
3.3	実験結果	11
3.3.1	入力画像	11
3.3.2	領域分割	11
3.3.3	ヒストグラム均一化	11
3.3.4	災害領域検出	11
3.3.5	不要領域除去	15
3.3.6	統合処理	15
3.4	精度評価	15
3.5	考察	19
3.5.1	精度評価について	19
3.5.2	建物領域検出について	19

第 4 章	まとめ	20
4.1	結論	20
4.2	今後の課題	20
4.2.1	災害領域検出について	20
4.2.2	河川領域除去について	20
4.2.3	土砂領域除去について	20
4.2.4	建物領域検出について	21
4.2.5	災害領域の地図への反映	21
謝辞		23

第 1 章 はじめに

1.1 背景

近年、日本では豪雨による斜面崩壊・浸水被害が多発しており、斜面崩壊・浸水被害が問題となっている。気象庁の統計では、1 時間降水量 50mm 以上の大雨の平均年間発生回数は、統計初期の 10 年間（1976～1985 年）に比べ最近 10 年間（2011～2020 年）で約 1.4 倍に増加した [1]。また、平成 29 年 7 月九州北部豪雨では大雨による斜面崩壊や浸水により 1761 棟の住宅が被害を受けており（平成 30 年 2 月 21 日時点） [2]、被害箇所を早急に把握することは救助活動の効率化や二次災害防止などに有効であるとされている。この被災状況の把握に関し、安全な位置からの解析が可能なリモートセンシング技術が注目されている [3]。

リモートセンシング技術による災害領域検出には主に人工衛星、有人航空機（以降、ヘリコプター）、無人航空機（以降、ドローン）が用いられる。人工衛星は広範囲の把握が可能であり、画像処理において扱いが容易な直下視点の画像が入手可能である。しかし、解像度が低いため詳細な情報の入手が困難であり、天候や撮影周期によっては画像が得られないという問題がある。ヘリコプターは人工衛星に比べ災害発生直後に画像を取得でき、解像度においても優れている。しかし、金銭的成本が非常に高く、周囲に発着場が必要であるという問題がある。また、保有台数が少なく災害箇所を網羅できない可能性があり、悪天候時には出動できないこともある。これに対しドローンは安価かつ迅速に解像度の高い画像の取得が可能であるため、被害箇所の早急な把握に有効である。しかし、現状の活用事例ではドローンの操縦から取得したデータの解析までの作業が全て手動で行われており、運用にかかる労力が問題となっている [4]。

1.2 先行研究

リモートセンシング技術による斜面崩壊・浸水領域検出に関する研究を以下に示す。

1.2.1 ヘリコプター空撮画像を用いた斜面崩壊領域検出

中山ら [5] は地震災害後のヘリコプター空撮画像を用いて斜面崩壊領域を検出する手法を提案している。L*a*b*色空間にて土砂領域を検出し、テクスチャ特徴の一つである異質度和傾斜情報を DEM データから取得し道路や平地の誤検出を低減している。この手法では解像度の高さを利用し、異質度にて人工物を除去することができるという利点がある。しかし、位置情報を含み、直下視点である衛星画像と比べ、DEM データとの位置合わせのずれにより精度が低下するという問題がある。

1.2.2 ヘリコプター空撮画像を用いた浸水領域検出

雨宮ら [6] は豪雨災害後のヘリコプター空撮画像を用いて浸水領域を検出する手法を提案している。この手法ではエッジ抽出率と異質度が低い領域を浸水領域として検出する。建物データを用いて限定された建物候補領域から、形状が単純であるほど大きい値を示す円形度にて建物領域を除去することができるという利点がある。しかし、この手法は都市部での浸水領域検出を想定しており、山間部では建物データの位置合わせが難しいため建物除去の精度が低下する。また、位置合わせを手動で行うため労力がかかるという問題がある。

1.3 本研究の目的

以上の背景と先行研究を踏まえ、災害時の観測手段としてドローンの活用における有効性を示す。本研究では、災害後の高解像度ドローン空撮画像のみから斜面崩壊・浸水領域を自動で検出する手法を提案する。補助データを用いず、画像特徴のみを利用することで先行研究で問題になっていたDEM データと空撮画像の位置合わせのずれによる精度低下を抑え、手動にて位置合わせを行う労力の低減が可能である。また、ドローンの有効性を示すため、先行研究と同等の精度で災害領域を検出することを目的とする。

1.4 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す。

第 1 章では本研究の背景，先行研究，及び目的について述べた。

第 2 章では本研究の提案手法について述べる。

第 3 章では実験方法及び実験結果について述べる。

第 4 章ではまとめとして結論及び今後の課題について述べる。

第 2 章 手法

2.1 概要

提案手法の概要図を図 2.1 に示す。提案手法では、ドローン空撮映像を切り取ったフレーム画像を入力画像とし、前処理を行う。その後、災害領域と不要領域を検出し、災害領域より不要領域を除去した斜面崩壊・浸水領域の検出結果を最終出力結果とする。

2.2 領域分割

斜面崩壊・浸水領域を画素単位で検出することは難しいため、近傍画素との関係性を考慮した領域単位での判別を行う。本研究では Mean-Shift 法 [7] を用いた領域分割を行う。Mean-Shift 法はカーネル密度推定によるクラスタリング手法の一つで、画像の領域分割、動画画像における対象物体追跡に用いられる。また、領域分割の代表的な手法である k-means 法 [8] に比べ、クラスタ数を事前に決める必要が無いという利点がある。Mean-Shift 法は、d 次元空間中の N 個の点群 x_i を標本として得られるような確率密度関数 $f(x)$ を考え、その標本点から確率密度関数 $f(x)$ の極大点を探索する手法である。次に、Mean-Shift 法にてカラー画像の領域分割を行う手順について説明する。

1. カラー画像中の各画素の位置を二次元座標 x_i 、その画素値を三次元チャンネル $v_i = (R_i, G_i, B_i)$ とし、画素位置と画素値を結合した 5 次元空間内の点 $z_i = (x_i, v_i)$ を考える。距離と色相に近い画素が 5 次元空間内でクラスタを成しているとし、各画素を Mean-Shift 法でクラスタリングする。
2. すべての z_i に Mean-Shift 法を適用し、収束位置 $z_i^c = (x_i^c, v_i^c)$ を計算する。
3. x_i の画素値を収束位置の画素の値 $v^c = (R^c, G^c, B^c)$ に置き換えることによって領域分割ができる。

カーネル密度推定と Mean-Shift 法の計算式を式 2.1 と式 2.2 に示す。ただし、式 2.3 を満たすとする。

$$f(x) = \frac{c}{N h_s^2 h_r^3} \sum_{i=1}^N k\left(\left|\frac{x^s - x_i^s}{h_s}\right|^2\right) k\left(\left|\frac{x^r - x_i^r}{h_r}\right|^2\right) \quad (2.1)$$

$$y_{j+1}^s = \frac{\sum_{i=1}^N g_i^s x_i^s}{\sum_{i=1}^N g_i^s}, y_{j+1}^r = \frac{\sum_{i=1}^N g_i^r x_i^r}{\sum_{i=1}^N g_i^r} \quad (2.2)$$

$$g_i^s = k'\left(\left|\frac{y_j^s - x_i^s}{h_s}\right|^2\right) k\left(\left|\frac{y_i^r - x_i^r}{h_r}\right|^2\right), g_i^r = k\left(\left|\frac{y_j^s - x_i^s}{h_s}\right|^2\right) k'\left(\left|\frac{y_i^r - x_i^r}{h_r}\right|^2\right) \quad (2.3)$$

なお、本研究では Mean-Shift 法の特徴量空間に距離を表す画素位置 (x,y)、色相を表す画素値 (R,G,B) を用いるため 5 次元空間での処理となり、距離・色相の近い画素群が一つの領域となる。領域分割の適用例を図 2.2 に示す。

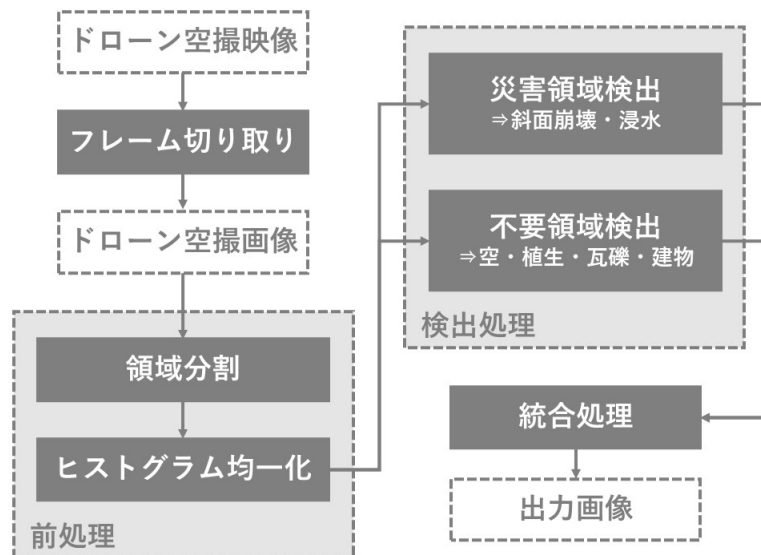
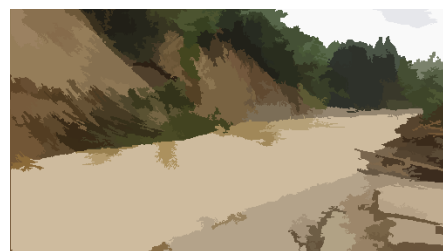


図 2.1: 提案手法概要図

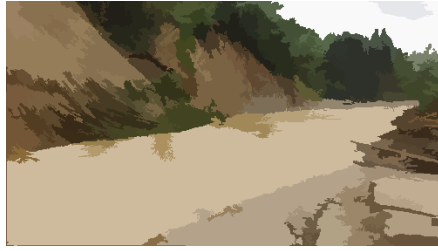


[1] 入力画像



[2] 領域分割結果

図 2.2: 領域分割適用例



[1] 入力画像



[2] ヒストグラム均一化結果

図 2.3: ヒストグラム均一化適用例

表 2.1: 各災害領域の特徴

領域名	色相	彩度	輝度	均一度
斜面崩壊	赤	高	低	－
浸水	赤	低	高	高

2.3 ヒストグラム均一化

空撮画像は撮影時の天候や時刻、季節によって色相や輝度に偏りが生じる。本研究では色相や輝度を用いた指標によって判別処理を行うため、偏りがある場合に検出結果に影響が生じる可能性がある。また、複数枚の画像に本手法を適用する場合、このような偏りが存在する場合に同一の閾値を利用すると検出結果にばらつきが生じる。したがって、CLAHE のアルゴリズム [9] によってヒストグラムを均一化する。CLAHE のアルゴリズムとは画像をタイルと呼ばれる小領域に分割し、タイル毎にヒストグラム均一化を行う手法である。ただし、タイル毎に均一化を行うとノイズが強調されるため、ビン（ヒストグラムの棒）の出現頻度が特定の上限值以上となった場合、その画素をその他のビンに均等に配分した後、ヒストグラムの均一化を行うことによってノイズの強調を抑える。ヒストグラム均一化の適用例を図 2.3 に示す。

2.4 災害領域検出

斜面崩壊・浸水領域での色相や輝度などの特徴を表 2.1 に示す。これらの特徴を用いて各領域の検出を行う。2.4.1–2.4.5 項に本手法で用いる指標の算出方法と各災害領域について示す。

2.4.1 $L^*a^*b^*$ 変換

表 2.1 の特徴に従って分類を行うためヒストグラム均一化を行った画像に対し $L^*a^*b^*$ 変換 [8] を行う。 $L^*a^*b^*$ 色空間とは輝度を L^* 、色相と彩度を示す色度を a^*, b^* で表した色空間である。また、人間の視覚に近い色空間であるため、色情報を用いて分類を行う際に有効な指標である。本研究で用いる画像は現時点では RGB 色空間にて表されているため $L^*a^*b^*$ 色空間への変換を行う。RGB 色空間から $L^*a^*b^*$ 色空間への変換式を式 2.4 と式 2.5 に示す。RGB 色空間はデバイス依存色であり直接 $L^*a^*b^*$ 色空間に変換する式は存在しないため、デバイス独立色である XYZ 色空間 [8] に変換してから処理を行う。XYZ 色空間への変換は 0 から 255 までの 8bit 値を 0 から 1 に正規化し、 $\gamma = 2.2$ に対するガンマ補正を線形の測定値に戻す。E は R, G, B のいずれかを表し、ダッシュ付きはガンマ補正された値を示す。ただし、式 2.6 と式 2.7 を満たすとする。

$$\begin{cases} L* = 116 \times f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ a* = 500 \times f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \\ b* = 200 \times f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \end{cases} \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} X = 0.4124R + 0.3576G + 0.1805B \\ Y = 0.2126R + 0.7152G + 0.0722B \\ Z = 0.0193R + 0.1192G + 0.9505B \end{cases} \quad (2.5)$$

$$\begin{cases} E' = E'_{8bit}/255.0 \\ E = E'/12.92 \quad E' \leq 0.04045 \\ ((E' + 0.055)/1.055^{2.4}) \quad E' > 0.04045 \end{cases} \quad (2.6)$$

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{t^3} & t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3}\left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & t \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases} \quad (2.7)$$

2.4.2 HSV 変換

前項と同様にヒストグラム均一化を行った画像に対し HSV 変換 [8] を行う。HSV 色空間とは色相 (Hue), 彩度 (Saturation), 明度 (Value) の三成分からなる色空間である。よって, RGB 色空間で表されたヒストグラム均一化処理後の画像に対し HSV 変換を行う。RGB 色空間から HSV 色空間への変換式を式 2.8に示す。なお, R, G, B は 0 から 1 の範囲に正規化してあるとする。ただし, 式 2.9を満たすとする。

$$\begin{cases} H = \begin{cases} \frac{G - B}{\text{Max} - \text{Min}} \times 60 & \text{Max} = R \\ \frac{B - R}{\text{Max} - \text{Min}} \times 60 + 120 & \text{Max} = G \\ \frac{R - G}{\text{Max} - \text{Min}} \times 60 + 240 & \text{Max} = B \\ 0 & \text{Max} = \text{Min} \end{cases} \\ S = \text{Max} - \text{Min} \\ V = \text{Max} \end{cases} \quad (2.8)$$

$$\begin{cases} E = E/255.0 \\ \text{Max} = \text{Max}(R, G, B) \\ \text{Min} = \text{Min}(R, G, B) \end{cases} \quad (2.9)$$

2.4.3 エッジ抽出

画像中で輝度値の変化が大きい箇所をエッジという。浸水領域は表面が均一であるためエッジが少なく, 瓦礫領域は表面が不均一であるためエッジが多いという特徴がある。よって, 本研究ではエッジを特徴量として用いる。ある領域中の全画素数のうち, Sobel フィルタにて抽出されたエッジ強度が閾値より高い画素数の割合 (エッジ抽出率) を指標の一つとして用いた閾値処理によって浸水・瓦礫領域を検出する。なお, エッジ抽出を領域分割後の画像に対して行うと正しいエッジが得られない

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

水平方向

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

垂直方向

図 2.4: Sobel フィルタ (3×3)



[1] 入力画像

[2] エッジ抽出結果

図 2.5: Sobel フィルタによるエッジ抽出例

ため、入力画像に対して行う。図 2.4に示したフィルタにて水平方向の微分成分 d_x と垂直方向の微分成分 d_y を求め、式 2.10よりエッジ強度 (S) を算出する。

$$S = \sqrt{d_x^2 + d_y^2} \quad (2.10)$$

また、Sobel フィルタによるエッジ抽出適用例を図 2.5に示す。

2.4.4 斜面崩壊領域

斜面崩壊領域は表 2.1に示すように、輝度と色相、彩度に特徴を持つ。よって、これらの特徴を表す $L^*a^*b^*$ 色空間の L^* 値と a^* 値、HSV 色空間の S 値を用いる。ヒストグラム均一化処理後の画像に対し $L^*a^*b^*$ 変換と HSV 変換を行い、これらの指標を用いた閾値処理により斜面崩壊領域を検出する。

2.4.5 浸水領域

浸水領域は表 2.1に示すように、色相と彩度、輝度、均一度に特徴を持つ。よって、前項と同様に L^* 値、 a^* 値、 S 値を利用することに加えて、均一度の指標としてエッジ抽出率を用いることで、表面が均一であるかを判別する。領域単位でエッジ抽出率を算出し、色相などの指標と併せて閾値処理を行うことで浸水領域を検出する。

表 2.2: 各不要領域の特徴

領域名	色相	彩度	輝度	均一度
空	青	－	高	－
植生	緑	－	－	－
瓦礫	－	－	－	低
建物	－	－	－	高

2.5 不要領域検出

各不要領域の特徴を表 2.2 に示す。2.3 節と同様にこれらの特徴を用いて各領域の検出を行う。2.5.1–2.5.4 項に各不要領域について示す。

2.5.1 空領域

空領域は浸水領域と同様に輝度が高く誤検出が発生する可能性がある。また、ドローンは横視点での撮影も多く、空撮画像中に空を含むことがある。よって、表 2.2 で示した空領域の特徴から、2.3 節同様に L^* 値と b^* 値を用いた閾値処理によって空領域を検出する。

2.5.2 植生領域

斜面崩壊は植生を多く含む山間部の斜面にて発生し、土砂に混ざった植生部分を誤検出する可能性がある。よって、表 2.2 で示した植生領域の特徴から、 a^* 値を用いた閾値処理によって植生領域を検出する。

2.5.3 瓦礫領域

瓦礫領域は災害領域と色相が類似しており、本研究のように色相などを用いた災害領域検出手法では誤検出が発生する可能性がある。瓦礫領域は倒壊した家屋や木材など表面が不均一な物体で構成されており、多量のエッジを含む。よって、2.3 節と同様にエッジ抽出率を算出し、エッジ抽出率が高い領域を瓦礫領域とする。

2.5.4 建物領域

建物領域は災害領域と色相が類似していることが多く、誤検出が多く発生するため除去する。建物領域の屋根や壁は均一度が高いため、表面粒径サイズが大きいほど高い値を示す GSI (Grain Size Index) [10] を特徴量として用いる。GSI は土が露出している裸地を示す指標であり、GSI 値が大きいほど裸地に近いことを示す。 R, G, B を RGB 色空間の各値として GSI の算出式を式 2.11 に示す。GSI を領域単位で算出し、GSI が閾値より低い画素の多い領域を建物領域とする。なお、領域分割処理後の画像より GSI を算出すると粒度情報が失われるため、入力画像より GSI を算出する。

$$GSI = \frac{R - B}{R + B + G} \quad (2.11)$$

第 3 章 実験

3.1 実験環境

本研究における実験環境を表 3.1 に示す.

3.2 使用データ

本研究では国土地理院提供の平成 29 年 7 月九州北部豪雨のドローン空撮映像 [11] を用いた. 空撮映像の詳細を表 3.2 と表 3.3 に示す.

3.3 実験結果

3.3.1 入力画像

実験に使用したドローン空撮映像から切り取ったフレーム画像を図 3.1 と図 3.2 に示す.

3.3.2 領域分割

前節の入力画像を Mean-Shift 法にて領域分割した結果を図 3.3 と図 3.4 に示す.

3.3.3 ヒストグラム均一化

領域分割を適用した画像に CLAHE のアルゴリズムにてヒストグラム均一化を行った結果を図 3.5 と図 3.6 に示す.

3.3.4 災害領域検出

ヒストグラム均一化を適用した画像に対し閾値処理にて災害領域である斜面崩壊・浸水領域を検出した結果を図 3.7 と図 3.8 に示す. なお, 赤は斜面崩壊, 黄は浸水領域を表す.

表 3.1: 実験環境

CPU	Intel® Core™ i7-7500U
メモリ	8.00 GB
OS	Windows 10 Pro
使用言語	Python 3.8.0
使用ライブラリ	OpenCV 4.2.0

表 3.2: 使用データ（実験 1）

災害名称	平成 29 年 7 月九州北部豪雨
撮影箇所	福岡県朝倉市赤谷川
撮影日時	平成 29 年 7 月 7 日 15 時 30 分
解像度	1920 × 1080 画素
提供	国土交通省国土地理院

表 3.3: 使用データ（実験 2）

災害名称	平成 29 年 7 月九州北部豪雨
撮影箇所	福岡県朝倉市奈良ヶ谷
撮影日時	平成 29 年 7 月 7 日 17 時 45 分
解像度	1440 × 1080 画素
提供	国土交通省国土地理院



図 3.1: 入力画像（実験 1）



図 3.2: 入力画像（実験 2）



図 3.3: 領域分割結果（実験 1）



図 3.4: 領域分割結果（実験 2）



図 3.5: ヒストグラム均一化結果（実験 1）



図 3.6: ヒストグラム均一化結果（実験 2）



図 3.7: 災害領域検出（実験 1）

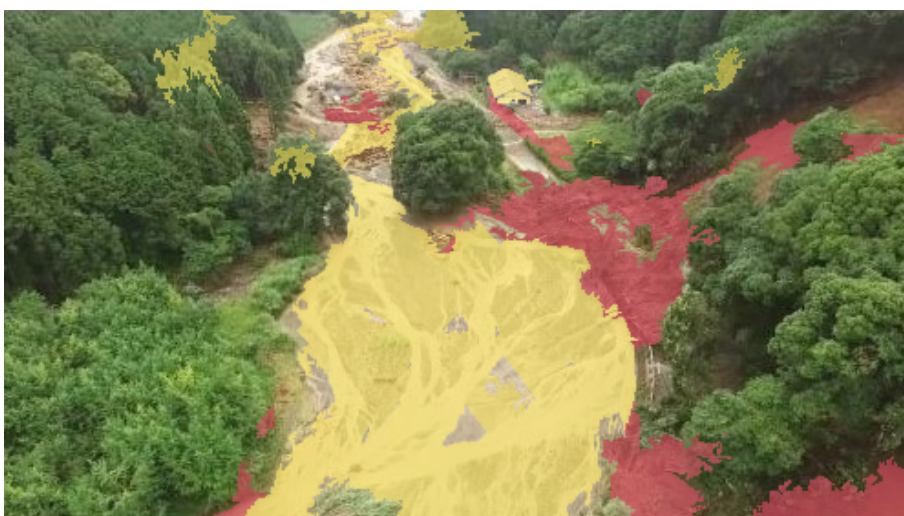


図 3.8: 災害領域検出（実験 2）



図 3.9: 不要領域検出（実験 1）

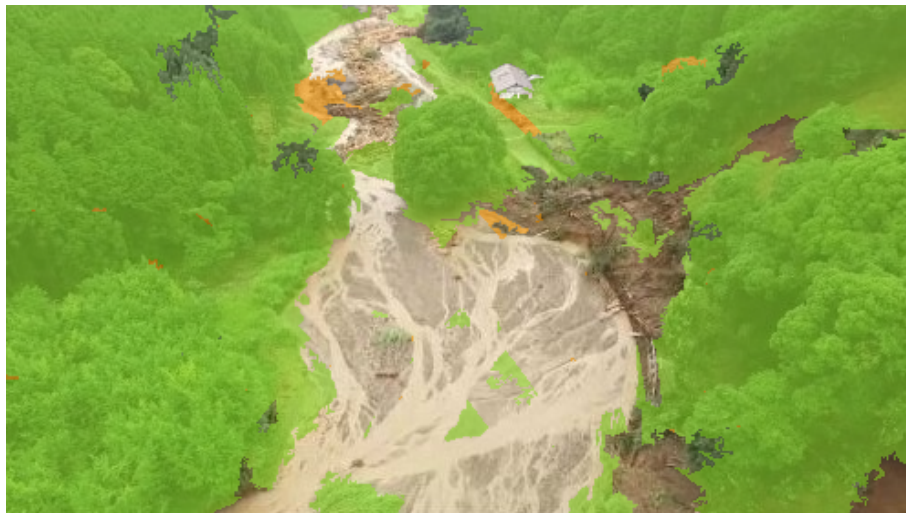


図 3.10: 不要領域検出（実験 2）

3.3.5 不要領域除去

ヒストグラム均一化を適用した画像に対し閾値処理にて不要領域である植生・空・瓦礫・建物領域を検出した結果を図 3.9 と図 3.10 に示す。なお、青は空、緑は植生、橙は瓦礫、紫は建物領域を表す。

3.3.6 統合処理

3.3.4 項にて検出した領域から 3.3.5 項にて検出した領域を除去し、最終出力結果とする。最終的に斜面崩壊・浸水領域を検出した結果を図 3.11 と図 3.12 に示す。なお、赤は斜面崩壊、黄は浸水領域を表す。

3.4 精度評価

目視判読による斜面崩壊・浸水領域の正解データを手動で作成し、画素単位で判定を行った結果から適合率 (precision)、再現率 (recall)、F 値 (F-measure) をそれぞれ算出した。適合率、再現率、F 値の概念図を図 3.13 に、導出式を式 3.1-式 3.3 に示す。TP(True Positive) は正しく検出した画素、



図 3.11: 最終出力結果（実験 1）



図 3.12: 最終出力結果（実験 2）

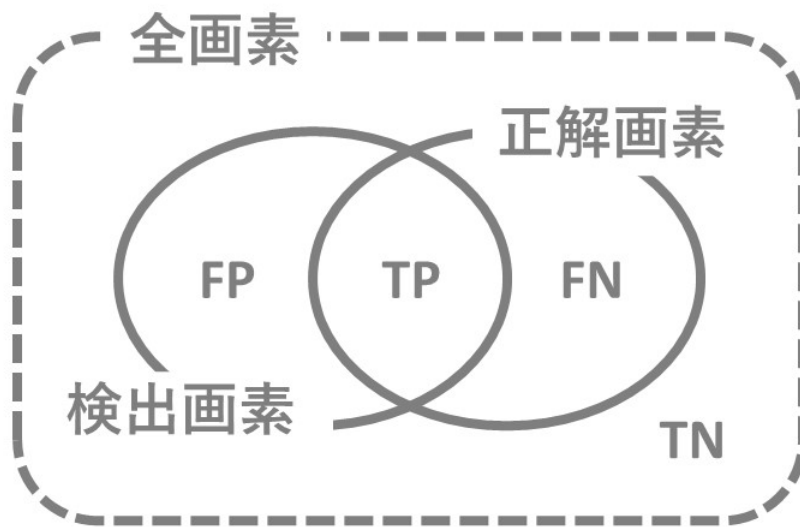


図 3.13: 精度評価概念図

表 3.4: 精度評価

手法	領域	実験	適合率	再現率	F 値
提案手法	斜面崩壊	実験 1	0.596	0.953	0.733
提案手法	斜面崩壊	実験 2	0.653	0.754	0.700
提案手法	浸水	実験 1	0.987	0.848	0.912
提案手法	浸水	実験 2	0.900	0.826	0.861
中山らの手法	斜面崩壊	実験 1	0.640	0.770	0.700
中山らの手法	斜面崩壊	実験 2	0.620	0.720	0.660
雨宮らの手法	浸水	実験 1	0.748	0.899	0.817
雨宮らの手法	浸水	実験 2	0.719	0.722	0.720

FP(False Positive) は誤検出した画素, FN(False Negative) は未検出の画素, TN(True Negative) は非検出画素を正しく未検出とした画素を表す. また, 適合率は検出画素全体における正解画素の割合, 再現率は正解画素全体における検出画素の割合, F 値は適合率と再現率の調和平均で表した指標である. なお, F 値が高いほど精度が高いことを表す. 最後に, 本研究にて正解画像として作成した画像を図 3.14と図 3.15に, 本手法と先行研究の精度評価結果を表 3.4に示す.

$$\text{precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (3.1)$$

$$\text{recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3.2)$$

$$\text{F-measure} = 2 \times \frac{\text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} \quad (3.3)$$

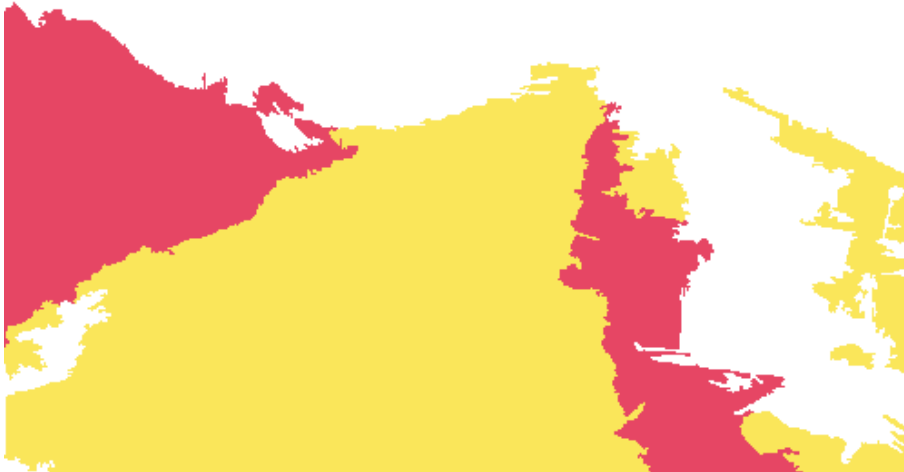


図 3.14: 正解画像 (実験 1)

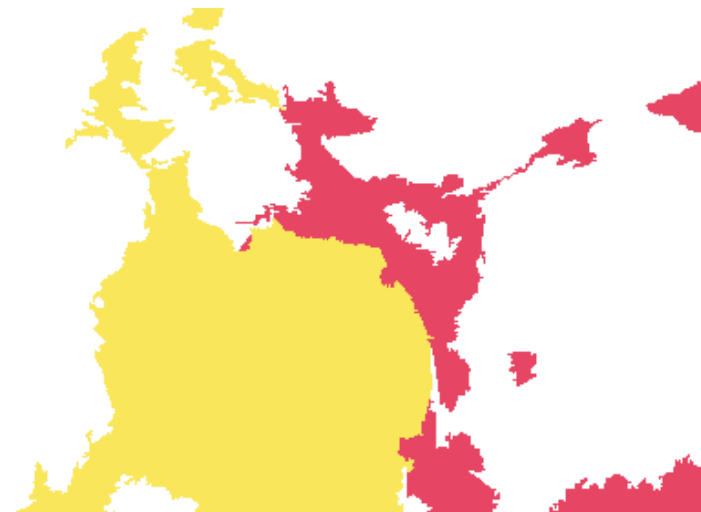


図 3.15: 正解画像 (実験 2)

3.5 考察

3.5.1 精度評価について

平成 29 年 7 月九州北部豪雨の被災箇所である 2 地区の空撮画像を用いて実験を行った結果、斜面崩壊・浸水領域の F 値のどちらも 70%以上を達成した。表 3.4より全ての F 値において先行研究と同等の精度で災害領域の検出に成功した。よって、災害時の観測手段としてドローンの有効性を精度の面で示すことができた。しかし、適合率と再現率において先行研究よりも検出精度が低くなった実験が存在した。特に斜面崩壊領域の適合率と浸水領域の再現率が先行研究より低い精度となった。これには以下の理由が考えられる。

まず、斜面崩壊領域検出に関し、色相が類似している瓦礫・建物領域の誤検出が考えられる。瓦礫領域についてはエッジ抽出率にて検出を行っており、閾値を低く設定したため十分に除去ができず、誤検出が多くなったと推察される。しかし、斜面崩壊領域はエッジが多いという特徴があり、エッジ抽出率の閾値が高いと斜面崩壊領域が除去されるため、トレードオフの関係であると考えられる。

次に、斜面崩壊と浸水領域同士の誤検出が考えられる。どちらも閾値処理の際に色相、彩度、輝度を用いており、斜面崩壊領域であれば彩度が高く、輝度が低いといった特徴がある。しかし、画像中の領域ごとに光量や影の有無が異なるため、輝度などの指標による閾値処理が失敗する領域が存在すると考えられる。

3.5.2 建物領域検出について

実験 1, 2 において F 値は先行研究と同等の精度を達成したが、先行研究で問題になっていた山間部での建物領域は実験 2 において検出に失敗した。GSI は本来、衛星画像にて裸地を示す指標であり、ドローンのような高解像度画像に用いる指標ではない点が考えられる。建物領域検出において GSI を使用したが、GSI 値が大きいほど裸地に近いことを示す。つまり、土が露出している裸地とは逆に、表面が滑らかである建物領域は GSI 値が小さいと考え本指標を用いたが、ドローンは高解像度な映像による細かいテクスチャが判別できるため、衛星画像による指標をドローン空撮画像に適用することは適切でないと推測される。

第 4 章 まとめ

4.1 結論

本研究では、災害時における被害把握にてドローンの有効性を示すため、ドローン空撮映像を用いた災害領域検出手法を提案し、ドローン空撮画像のみから斜面崩壊・浸水領域検出を行った。補助データを用いることなく災害を検出することで、先行研究で問題になっていた補助データと空撮画像の位置合わせのずれによる精度低下を解決した。また、指標を用いた閾値処理による建物領域の除去を行ったが、建物の検出に失敗する例があり、改善の余地がある結果となった。提案手法ではほぼすべての精度評価値にて 70%以上を達成し、F 値にて先行研究と同等以上の精度が得られたため、災害時の観測手段としてドローンの利用が期待できる結果となった。

4.2 今後の課題

4.2.1 災害領域検出について

本研究では画像特徴による各指標を用いて領域分類を行った。しかし、災害領域検出にて、斜面崩壊と浸水領域同士の誤検出が発生するという問題がある。これは 3.5.1 項で述べたように画像中の光量や影の偏りによるものと思われる。よって、輝度の補正処理の検討が考えられる。2.3 節で述べたヒストグラム均一化は複数枚の画像を用いて本手法を適用した場合に、同一の閾値を用いて処理を行うことを可能にするために画素値の分布を補正する処理であった。これに対し、単一の画像内の全体の輝度を均一化することで、画像全体の光量や影による明るさの差異を除去する処理による対処が考えられる。

4.2.2 河川領域除去について

浸水領域に関し、既存の河川と災害によって水没した浸水箇所の判別は未実装である。豪雨災害後の河川と浸水した土地の画像特徴は類似していることが多く、特徴量や指標を用いた判別は困難である。よって、地図のような補助データを用いて既存の河川領域を判別する手法を検討する。ただし、先行研究にて問題となっている、補助データと空撮画像の位置合わせのずれによる精度低下が少ないような位置合わせ手法を検討する必要がある。そのため、斜め視点の画像を直下視点に補正することで、位置合わせのずれを無くす手法などが考えられる。

4.2.3 土砂領域除去について

斜面崩壊領域に関し、既存の土砂と災害によって土砂が崩壊した箇所の判別は未実装である。前節と同様に豪雨災害後の土砂と斜面崩壊箇所の画像特徴は類似しており、本手法での判別は難しい。よって、災害前の直下視点空撮画像を補助データとして利用し、災害前にも土砂である箇所を非災害領域として判別する手法を検討する。ただし、前節と同様に位置合わせのずれが生じないように位置合わせを行う必要がある。

4.2.4 建物領域検出について

建物領域検出に関し、本研究では GSI を用いた閾値処理によって建物領域を除去した。しかし、実験 2 において建物領域を除去することに失敗した。これは 3.5.2 項で述べたように GSI 指標がドローン空撮画像に適さなかったためであると考えられる。よって、別の指標や画像特徴、補助データを用いる手法を検討する。まず、円形度とエッジ抽出率を利用する手法が挙げられる。円形度は形状が複雑であるほど値が小さくなるため、建物の屋根や壁といった単純な形状領域では値が大きくなる。エッジ抽出率は均一度が高いほど値が大きくなるため建物の判別に有効であるが、空や水面なども表面が均一であるため円形度のような他指標と併用する必要がある。次に、建物データを用いる手法が挙げられる。前節と同様に位置合わせのずれが生じないように建物データと空撮画像の位置合わせを行い、建物領域を検出する手法が有効であると考えられる。

4.2.5 災害領域の地図への反映

ドローンやヘリコプター空撮映像を用いて災害領域検出を行う最終目的は救助活動や二次災害防止のための被災状況の把握であり、その一環として被災状況分布図の作成がある。これを作成することで救助や二次災害防止などに活用ができる。しかし、現在ではドローンによって災害領域を撮影した後、被災状況分布図を作成する作業が手動で行われている [4]。本研究では単一の斜め視点のフレーム画像から災害領域を検出したが、オルソ補正を行った直下視点画像に対し本手法を適用し、地図に災害領域を重ね合わせることで被災状況分布図作成の自動化手法を検討する。

関連図書

- [1] 国土交通省気象庁. 大雨や猛暑日など（極端現象）のこれまでの変化.
https://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/extreme/extreme_p.html.
- [2] 福岡県. 平成29年7月九州北部豪雨における災害対応に関する検証結果報告書. 2018.
- [3] 山崎文雄. 防災におけるリモートセンシング技術利用の最新動向. 土木学会 第10回地震災害マネジメントセミナー, 2009.
- [4] 中村孝之. 無人航空機 (UAV) を活用した国土地理院の災害対応. 国土交通省国土地理院, 2017.
- [5] 佐治齊中山駿. 空撮画像を用いた土砂検出. 静岡大学, 2019.
- [6] 佐治齊雨宮輝明. 浸水時における道路領域解析. 静岡大学, 2017.
- [7] D. Comaniciu and P. Meer. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 5, pp. 603–619, 2002.
- [8] 松阪喜幸. デジタル画像処理 [改訂新版]. CG-ARTS 協会, 2016.
- [9] John D. Austin Robert Cromartie Ari Geselowitz Trey Greer Bart ter Haar Romeny John B. Zimmerman Stephen M. Pizer, E. Philip Amburn and Karel Zuiderveld. Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 39, No. 3, pp. 355 – 368, 1987.
- [10] D.J. DOEGLAS. GRAIN-SIZE INDICES, CLASSIFICATION AND ENVIRONMENT. *Sedimentology*, 10 (1968), pp. 8-82, 1968.
- [11] 国土交通省国土地理院. 平成29年7月九州北部豪雨に関する情報.
https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H29hukuoka_ooita-heavyrain.html.

謝辞

本研究をすすめるにあたり，熱心なご指導，適切な御助言をいただきました佐治斉教授に，厚く御礼申し上げます。

また，数々の御意見，御協力いただきました佐治研究室の皆様に深く感謝いたします。

以上