

小型無人機に搭載した赤外線カメラにより 取得される被災地画像データを用いた 地震災害直後の建物被害把握

松岡 佑樹¹・藤生 慎²・高山 純一³・
中山 晶一郎⁴・須田 信也⁵・坂口 博紀⁶

¹学生会員 金沢大学大学院 自然科学研究科環境デザイン学専攻 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:yuki.sapphire.12@gmail.com

²正会員 金沢大学助教 理工研究域環境デザイン学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:fujii@se.kanazawa-u.ac.jp

³正会員 金沢大学教授 理工研究域環境デザイン学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:takayama@staff.kanazawa-u.ac.jp

⁴正会員 金沢大学教授 理工研究域環境デザイン学系 (〒920-1192 石川県金沢市角間町)
E-mail:nakayama@staff.kanazawa-u.ac.jp

⁵非会員 SkyLink Japan 代表 (〒603-8053 京都府京都市北区上賀茂岩が垣内町103 スパイラルスペース 1
階)

E-mail: fujii@se.kanazawa-u.ac.jp

⁶非会員 株式会社ミクスメディア 代表取締役 (〒601-8005 京都府京都市南区東九条西岩本町10-2 イリ
アスオフィス2階)

E-mail:info@dpca-japan.org

2016年4月14日に前震、同年同月16日に本震を観測した平成28年熊本地震が発生した。この地震の特徴は余震が多く発生した。頻発する余震により倒壊しかけていた建物が倒壊し、建物の屋根から瓦などの落下が発生した。被災地内には危険箇所が多く、被災地内の被災者や地震災害後に行われる応急危険度判定の調査員の活動に制約が生じる。被災者・調査員が被災地内で安全に活動を行うためにはあらかじめ危険箇所を把握しておくことが重要である。

そこで、本研究では、小型無人機(UAV)に搭載した赤外線カメラを用いて被災地内を撮影した映像を人工知能(AI)により機械学習させ人工知能により被災建物の屋根被害の特定・検出を行った。その結果、被害箇所と無被害箇所の判別が可能となり大量な建物被害を迅速に判断することができる可能性を示した。

Key Words: earthquake, unmanned aerial vehicle, infrared camera, visible light camera

1. はじめに

2016年4月14日に前震、同年同月16日に本震を観測した平成28年熊本地震(以下、熊本地震とする)が発生した。熊本地震の特徴は余震が多く発生し、約2週間で1000回を突破したことであり¹⁾。熊本地震における前震及び本震の震度7により、被災地では建物の倒壊や道路閉塞が数多く発生した。また、頻発する余震により、倒壊寸前であった建物が倒壊し被災者が下敷きになったことや屋根からずれていた瓦が落下してくる事例等が発生し、被災者の避難や被災地での生活に不安を与えた。さらに、余震により地震後に実施される建造物の被害の状

況を調査し余震等による二次災害発生の危険の程度を判定・表示等を行う応急危険度判定²⁾や罹災証明書を発行するために行われる建物被害認定³⁾を行う調査員の活動に制約が生じた。被災者・調査員が被災地内で安全に活動を行うためにはあらかじめ危険箇所を把握しておくことが重要である。加えて、地震災害後には多くの人ボランティアとして被災地内で活動するが、土地勘のない場所尚且つ余震が頻発する被災地では被災者よりもあらかじめ危険箇所を把握することで2次災害を防止できる可能性がある。このような状況から災害発生後の危険箇所を迅速に把握することが急務であると考えられる。

また、今後発生すると想定されている大規模地震にお

いても、今回の平成 28 年熊本地震と同様に、多くの被災者が発生するとともに莫大な数の建物被害が発生すると考えられる。平成 28 年熊本地震を教訓として、大規模地震災害発生直後の危険箇所を迅速に把握し、2 次災害の防止を行うことが重要である。

このような背景を鑑みて、本研究の最終目的は赤外線カメラの映像から災害発生直後の建物被害自動検出のシステム構築を目指している。本稿では人工知能(AI)を用いて赤外線カメラの映像から屋根被害箇所と無被害箇所の判別を行った。

2. 既往研究

これまでに赤外線カメラを用いて対象物を認識や、異常箇所を検知するような研究は数多く行われている。

例えば、高ら⁴⁾の研究では、赤外線カメラで得られた赤外面像に対してOpenNI (NITE)を用い、深度情報と形状情報を算出することにより人物が存在する部分を検出することが可能で、得られた領域に対して人物が存在する箇所に色を付して、人物以外の箇所は深度距離に従い深度情報の値が減少することで人物を判定するようにした。実験の結果として、32 回のうち21 回が正しく検出され、その精度は65.6%となった。

また、吉井⁵⁾の研究では、電氣的に活性化された故障部位から発生するジュール熱を、ロソクイン原理を利用して非常に高い感度で検知し、周期的に発生した熱を高感度赤外線カメラでサンプル表面イメージの各画素の温度情報として捕らえ、それを温度分布として可視化する。これまで半導体デバイスからプリント回路基板に至る幅広い電子機器・部品の故障箇所特定に適用され、広くその有効性が認められている。

本研究では、建物の屋根被害を赤外線カメラで撮影された建物の被害の映像を用いるが、赤外線カメラの映像から建物被害を把握しようとする既往研究はこれまでにない。なお、損傷した部分を検出しようとするのは吉井⁵⁾と同じだが、それを建物被害へ適応する研究事例はレビューの結果、確認できなかった。

3. 使用データ

本研究では、2016年4月14日及び16日に発生した平成28年熊本地震で被災した熊本県益城町宮園地区を調査対象地域とした(図-1)。益城町は、平成28年熊本地震での最大震度7を観測した地域であり、熊本県内で最も被害を受けた地域であり、建物被害が顕著に表れている地域



図-1 建物被害データを取得した熊本県益城町宮園地区 (UAVからの映像)



図-2 建物被害の撮影に用いた赤外線カメラを搭載した UAV⁶⁾

である。ゆえに、建物被害データを益城町宮園地区の建物から得ることにした。

建物被害データは、2016年4月30日午前11時頃に撮影を行った。天候は晴れであった。赤外線カメラを搭載したUAVを、電柱・電線等の障害物と干渉せず、建物の画質が荒くならない高さである約50mまで上昇させ、宮園地区の被災建物を真上から撮影した。その後、カメラを可視光カメラに替え同じ条件・場所で撮影を行った。今回の調査で用いたUAVはDJIのInspire1(図-2)、赤外線カメラはDJIとFLIR共同開発のZemuse XT(図-3)を用いた。赤外線カメラの主な仕様⁷⁾を表-1に示す。赤外線イメー

ジャーは非冷却VOxマイクロボロメータ、ピクセルピッチは17μm、フルフレーム率は30Hz(NTSC: National Television System Committee)もしくは25Hz(PAL: Phase Alternating Line)、感度は<50mK at f/1.0である。

益城町では瓦屋根の建物が多く見られた。ゆえに、赤外線カメラの映像と可視光カメラの映像とで被害状況が比較しやすく、かつ瓦屋根である建物を5棟抽出した。抽出した5棟の建物にNo.1~5までの番号を割り当てた。

本研究では、赤外線カメラの映像を用いて建物の屋根被害箇所を色によって判別する。可視光カメラの映像ではなく赤外線カメラの映像を用いる理由は、可視光カメラの映像では色の情報が多すぎるため、コンピュータによる処理で屋根被害箇所を自動で判別することは難しい。しかし、赤外線カメラの映像では、屋根被害箇所の情報を温度情報に変換しているため情報が保持されており、コンピュータによる処理で自動化は可能であると考ええる。

4. 基礎分析

赤外線画像を用いて分析を始める前に、建物の屋根の被害箇所は赤外線カメラにどの様に写るかを可視光カメラの映像と比較・検証を行った。赤外線カメラの仕様として、撮影している箇所の温度が高くなるにつれてその箇所の色は白に近づいていき、温度が低くなるにつれ黒に近づいていて表示される。

まず、伝統的な日本家屋のような屋根に瓦が使われている家は、地震動により瓦が滑り落ちている箇所があり、屋根の下地(木や土)が露出している(図-4)。屋根被害がない箇所(瓦が落ちていない部分)は瓦が熱を持つため赤外線画像には温度が高く表示され、被害箇所(屋根の下地が露出している部分)は瓦よりも熱を保持する箇所に乱れが生じ、屋根被害がない箇所よりも低い温度が示された(図-5)。

一方、新耐震基準が適用されている近年の建物の屋根には瓦より軽量で丈夫な屋根材が使用されている。今回調査を行った益城町では、瓦以外の屋根材が使用されている近年建てられたと見られる建物が一部確認できた。近年建てられたと見られる建物は倒壊や半壊しているが、屋根材のずれや落下は見られなかった。

また、瓦がずれたり落下した建物の中には屋根にブルーシートを被せているところが多く見られた。ブルーシートは熱を保持しにくく、赤外線カメラの映像には温度が低いことを表す紫色で表示された。

今回の人工知能を用いた分析では、屋根被害が分かりやすい抽出した5棟の建物 No.1~5 を対象として行う。

表-1 赤外線カメラの仕様⁷⁾

赤外線イメージャー	非冷却 VOx マイクロボロメータ	
FPA/デジタルビデオディスプレイ・フォーマット	640 × 512	336 × 256
ピクセル・ピッチ	17 μm	
フルフレーム率	30 Hz (NTSC)	
	25 Hz (PAL)	
感度 (NEΔT)	<50 mK at f/1.0	



図-3 建物被害の撮影に用いた赤外線カメラ⁸⁾

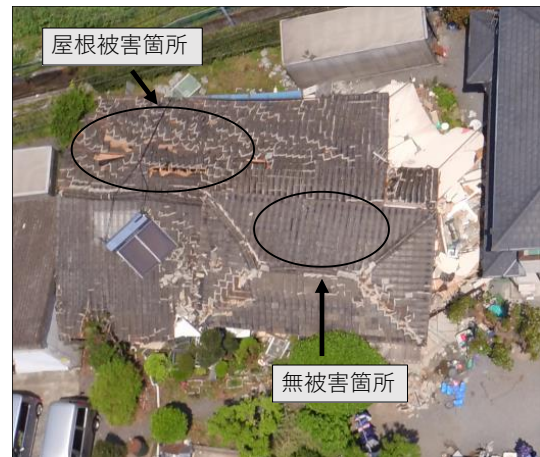


図-4 被災建物の可視光画像

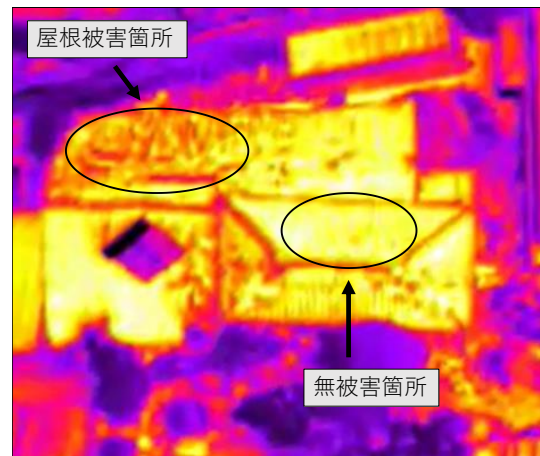


図-5 被災建物の赤外線画像

5. RGB 値を用いた被災建物の屋根被害箇所と無被害箇所の判別

前章において、赤外線画像における屋根被害箇所の色の特徴を把握した。そこで本章では、AI を用いて入力された色の RGB 値が建物の屋根被害箇所の RGB 値か無被害箇所の RGB 値か判別するモデルを作成し、判別モデルの精度を検証する。また、被災建物の赤外線画像から屋根被害箇所を色の特徴により検出が可能であることは、松岡らの研究⁸⁾からわかる。

本研究で用いる AI は、Microsoft 社が開発している Microsoft Azure の Machine Learning である(以下、Azure ML)。Azure ML を用いて入力された被災建物の赤外線画像の 1 ピクセルの RGB 値が屋根被害箇所の RGB 値か無被害箇所の RGB 値か判別するモデルを作成する。

まず、モデル作成の学習用データとして被災建物の屋根被害箇所の RGB データと無被害箇所の RGB 値データそれぞれ 2500 ピクセルずつ、合計 5000 ピクセルの RGB データを用意した(図-6)。学習用データには解答が必要であるため、B のデータの隣に answer として屋根被害箇所の RGB データであれば 1 を、無被害箇所の RGB データであれば 0 を入力した。次に、判別用データとして屋根被害箇所の RGB 値データ、無被害箇所の RGB 値データそれぞれ 40 ピクセルずつ、計 80 ピクセルの RGB データを用意した(図-7)。

次に、入力された RGB 値が屋根被害箇所の RGB 値か無被害箇所の RGB 値か判別するモデルを作成する。モデルを作成するワークフローを図-8 に示す。図-8 の [RGB 学習用データ(2500 点ず...)] がモデル作成に用いる学習用データ(図-6)、[Linear Regression] がモデル作成に用いる分析方法、[Train Model] が学習用データと分析方法から作成された入力された RGB 値を屋根被害箇所か無被害箇所かを判別するモデル、[判別用データ 2.csv] がモデルに入力し判別させる RGB 値データ(図-7)、[Score Model] が作成されたモデルを用いて判別用データを屋根被害箇所か無被害箇所かを判別した結果を出力するモデルを表す。

図-8 に示したワークフローにより作成された判別モデルを図-9 に示す。図-9 [Batch Linear Regressor] がモデル作成に用いた分析方法、Feature Weights の [Bias 0.75444] が定数項を、[G -0.0035137] が G 値の重み、[B -0.00270903] が B 値の重み、[R 0.00226551] が R 値の重みを表す。

[Score Model] が作成されたモデルを用いて判別用データを屋根被害箇所か無被害箇所かを判別した結果を出力するモデルを表す(図-10)。図-10 の [rows 80] が判別した RGB 値データの個数、[columns 4] が R, G, B, Score Labels の 4 つ、R, G, B, Score Labels の下に続く数字が屋根被害箇所

rows	columns	R	G	B	answer
241		119	0	1	
237		117	0	1	
240		122	0	1	
241		111	0	1	
234		108	0	1	
236		113	0	1	
242		125	0	1	
248		109	0	1	
239		104	0	1	
237		107	0	1	
240		117	0	1	
248		132	0	1	
253		146	4	1	
253		107	0	1	
244		103	0	1	
242		105	0	1	
242		113	0	1	
245		122	2	1	
246		133	3	1	
246		141	3	1	

図-6 学習用 RGB 値データ

rows	columns	R	G	B
249		18	96	
244		13	93	
242		10	95	
243		10	99	
246		11	102	
246		11	103	
247		11	103	
248		11	103	
251		14	101	
252		16	95	
255		255	53	
255		255	53	
255		255	53	
255		255	65	
255		255	65	
255		255	65	
255		255	65	
255		255	65	
255		255	77	
255		255	77	
255		255	77	

図-7 判別用 RGB 値データ

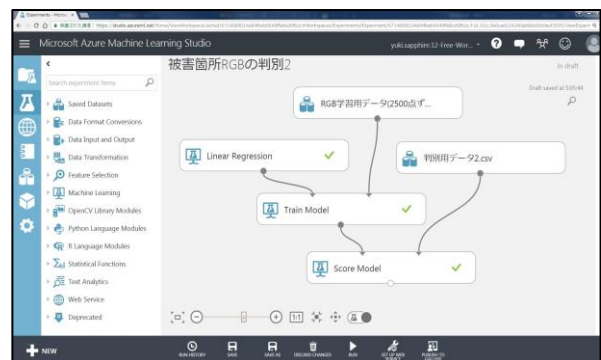


図-8 モデル作成のワークフロー

の R 値, G 値, B 値, RGB 値を判別した結果を表す。ScoreLabels が 0.5 未満のとき無被害箇所の RGB 値, 0.5 以上のとき屋根被害箇所の RGB 値として判別されたということを表す。

表-1 に判別結果の一部を示す。屋根被害箇所・無被害箇所の RGB 値を屋根被害箇所は 0.5 以上, 無被害箇所は 0.5 未満と正確に判別されている。今回の分析では, 判別精度は 100%であった。

6. まとめと今後の課題

平成 28 年熊本地震で被害を受けた熊本県益城町において, UAV に赤外線カメラを搭載し被災建物の撮影を行った。得られた被災建物の赤外線画像から色の特徴により屋根被害箇所と無被害箇所の判別を行うためにそれぞれの箇所の RGB 値を判別するモデルを Azure ML を用いて作成し, 実際に判別を行った結果判別精度は 100%であった。今後, 多くの被災建物に対して, 作成したモデルに対して屋根の RGB 値を入力すれば, 速やかに屋根被害箇所もしくは無被害箇所の RGB 値と判別されることが可能である。

今後の課題として, 1ピクセルごとの RGB 値で判別するのではなく, 被災建物の画像で判別を行うことを目指す。

参考文献

- 1) 気象庁 HP : http://www.jma.go.jp/quake/quake_local_index.html
2016 年 10 月 13 日
- 2) 被災建築物応急危険度判定必携, 第 1 編 被災建築物応急危険度判定 要綱
- 3) 建物被害認定調査 HP:
<http://ddm.fj.tokoha-u.ac.jp/higainintei/about.htm>
2016 年 10 月 13 日
- 4) 高敏, 高橋大介, 岡本教佳: Xtion による重なりを考慮した人物検出, 映像情報メディア学会技術報告 39(8), pp35-36, 2015
- 5) 吉井一郎: 赤外線ロックインサーモグラフィを用いた電子機器・部品の故障箇所特定手法(熱を検知することで故障箇所を特定する技術), 日本信頼性学会誌: 信頼性 37(6), pp322-330, 2015
- 6) FLIR HP:
<http://flir.com/suas/content/?id=73063>
2016 年 1 月 31 日
- 7) FLIR HP (Zemuse XT):
<http://www.dji.com/jp/zenmuse-xt/info>
2016 年 2 月 22 日
- 8) 松岡ら: 赤外線カメラを用いた地震発生直後の建物被害自動検出に関する基礎的研究, 第 36 回地震工学研究発表会論文概要集(CD-ROM)

被害箇所RGBの判別2 > Train Model > Trained model

Batch Linear Regressor

Settings

Setting	Value
Bias	True
Regularization	0.001
Allow Unknown Levels	True
Random Number Seed	

Feature Weights

Feature	Weight
Bias	0.75444
G	-0.00335137
B	-0.00270908
R	0.00226551

図-9 作成された判別モデル

被害箇所RGBの判別2 > Score Model > Scored dataset

rows	columns	R	G	B	Scored Labels
80	4				
249	18	96	0.99816		
244	13	93	1.011717		
242	10	95	1.011822		
243	10	99	1.003251		
246	11	102	0.998569		
246	11	103	0.99586		
247	11	103	0.998126		
248	11	103	1.000391		
251	14	101	1.002552		
252	16	95	1.014369		
255	255	53	0.333967		
255	255	53	0.333967		
255	255	53	0.333967		
255	255	65	0.301458		
255	255	65	0.301458		
255	255	65	0.301458		
255	255	65	0.301458		
255	255	77	0.26895		
255	255	77	0.26895		
255	255	77	0.26895		

図-10 作成されたモデルを用いて入力した RGB 値を屋根被害箇所か無被害箇所かを判別した結果

表-2 判別結果(左:屋根被害箇所 RGB データ, 右:無被害箇所 RGB データ)

R	G	B	Score Labels	R	G	B	Score Labels
249	18	96	0.998	255	255	53	0.334
244	13	93	1.012	255	255	53	0.334
242	10	95	1.012	255	255	53	0.334
243	10	99	1.003	255	255	65	0.301
246	11	102	0.999	255	255	65	0.301
246	11	103	0.996	255	255	65	0.301
247	11	103	0.998	255	255	65	0.301
248	11	103	1.000	255	255	65	0.301
251	14	101	1.003	255	255	77	0.269
252	16	95	1.014	255	255	77	0.269
255	26	77	1.036	255	255	77	0.269
255	29	74	1.034	255	255	147	0.079
255	30	74	1.031	255	255	148	0.077
255	30	74	1.031	255	255	148	0.077
255	31	73	1.030	255	255	148	0.077
255	35	64	1.041	255	255	148	0.077
255	41	49	1.062	255	255	147	0.079
255	46	32	1.091	255	255	147	0.079
254	48	19	1.118	255	255	147	0.079
250	47	18	1.115	255	255	148	0.077

GRASP BUILDING DAMAGE AFTER THE EARTHQUAKE USING THE IMAGE
OF THE DISASTER AREA TAKEN WITH INFRARED CAMERA

Yuki MATSUOKA, Makoto FUJIU, Junichi TAKAYAMA
Shoichiro NAKAYAMA, Shinya SUDA, Hiroki SAKAGUTI