

熊本地震後の益城町における解体建物の GIS データセットの作成

東京工業大学 環境・社会理工学院
串山 傳, 松岡 昌志

GIS Map Dataset of Demolished Buildings in Mashiki after the 2016 Kumamoto Earthquake

Yuzuru Kushiyama and Masashi Matsuoka
Tokyo Institute of Technology

大規模な災害の後には、被害を受けた建物の解体処理を円滑に進めるために、自治体などでは災害廃棄物発生量を推計する。熊本地震の後、益城町は災害廃棄物発生量を 2016 年 6 月に推計しているが、処理が完了した 2018 年 3 月の実績値とは大きな差があった。これは現状の災害廃棄物発生量の推計式が、全壊建物と半壊建物の棟数に係数をかけて、建物 1 棟当たりの廃棄物発生量の原単位を乗じる概略的なものであることが原因である。そこで本研究では、建物解体の状況をより明確に把握するために、Open Street Map の建物ポリゴンを基盤データとして、益城町を観測した衛星画像から解体建物を目視等で判読した時系列 GIS データセットを作成した。

After a large-scale disaster, many damaged buildings are demolished and treated as disaster waste. Though the weight of disaster waste was estimated two months after the 2016 earthquake in Kumamoto, Japan, the estimated weight was significantly different from the result when the disaster waste disposal was completed in March 2018. The amount of disaster waste generated is able to be estimated by an equation by multiplying the total number of severely damaged and partially damaged buildings by the coefficient of generated weight per building. We suppose that the amount of disaster waste would be affected by the conditions of demolished buildings, namely, the areas and typologies of building structures, but this has not yet been clarified. Therefore, in this study, we aimed to use geographic information system (GIS) map data to create a time series GIS map dataset with labels of demolished and remaining buildings in Mashiki town for the two-year period prior to the completion of the disaster waste disposal. We used OpenStreetMap (OSM) data as the base data and time series SPOT images observed in the two years following the Kumamoto earthquake to label all demolished and remaining buildings in the GIS map dataset. To effectively label the approximately 16,000 buildings in Mashiki town, we calculated an indicator that shows the possibility of the buildings to be classified as the remaining and demolished buildings from a change of brightness in SPOT images. We classified 5701 demolished buildings from 16,106 buildings, as of March 2018, by visual interpretation of the SPOT and Pleiades images with reference to this indicator. We verified that the number of demolished buildings was almost the same as the number reported by Mashiki municipality. Moreover, we assessed the accuracy of our proposed method: The F-measure was higher than 0.9 using the training dataset, which was verified by a field survey and visual interpretation, and included the labels of the 55 demolished and 55 remaining buildings. We also assessed the accuracy of the proposed method by applying it to all the labels in the OSM dataset, but the F-measure was 0.579. Our proposed method performed better for the balanced classification but not for imbalanced classification. We studied the examples of image characteristics of correct and incorrect estimation by thresholding the indicator.

1. はじめに

大規模な災害が発生した後、2 次被害の発生の事前防止や生活の再建のために、被害を受けた建物の解体が必要であり、大量の災害廃棄物が発生する。災害廃棄物の処理が停滞すると、復旧・復興事業の大幅な遅れや被災地における疫病・感染症等の発生及び有害物質の大規模拡散・流出などの問題を引き起こす恐れがあるため、大量に発生した災害廃棄物を適正かつ円滑・迅速に処理することが必要である。災害廃棄物処理の適切な実施計画をたてるために、災害発生後早い時期に災害廃棄物発生量を推計することが求められる。過去の研究では、過去の災害で発生した処理実績による災害廃棄物の全体量と全体被害建物棟数から回帰分析によって災害廃棄物発生量の推計式が研究されている¹⁾⁻⁴⁾。従来の災害廃棄物発生量の推計式は、全壊建物の全棟数と半壊建物の棟数に解体割合を意味する係数をかけて、建物 1 棟当たりの発生量を乗じて求める式となっている。

2016 年熊本地震では、図 1 に示すように益城町の近くで 2016 年 4 月 14 日に M6.5 および 4 月 16 日 M7.3 の 2 度の大きな地震が発生し、大きな被害を受けた。熊本県によると、2016 年熊本地震によって、熊本県では住家・非住家を合わせて約 21 万棟⁵⁾、益城町では約 15,300 棟⁶⁾の建物が被害を受けたと報告されている。とくに、益城町は震源に近かったことから、被害建物の内、30%近くが甚大なダメージを受け、多くの建物を解体する必要があった。解体建物は、災害廃棄物として取り扱われ、災害廃棄物処理が完了した時には、熊本県では災害廃棄物処理量は約 3 百万トン⁵⁾、益城町では約 33 万 7 千トン⁶⁾が処理されたと報告されている。円滑な災害廃棄物処理を実施するために、災害廃棄物量を推定し、実施項目やスケジュール等を立てた実施計画を作成する。熊本県では、被害建物の全棟数調査が完了する前である、2016 年 5 月 18 日に災害廃棄物の発生量が 1~1.3 百万トンになると推計し、6 月 1 日には災害廃棄物発生量は約 2 百万トンと推計した。6 月の推計値と最終的な実績値を比較すると 1.5 倍と大きな乖離があることがわかる。災害廃棄物発生量は、実際の解体された建物棟数、延床面積および建物構造、例えば、木造、コンクリート造等の内訳によって変動すると考えられるが、過去の研究では、解体された建物 1 棟ごとの識別はされておらず、被害建物全体の中から解体される建物の割合、延べ床面積や建物構造等の解体建物の内訳などが明確にされていない。したがって、1 棟ごとに解体・現存を識別した建物データを作成することが必要となる。

また、益城町においては災害廃棄物発生量の実績値を月ごとに記録していたため、より精度高い推計式を求めるために、最終的な解体・現存建物を識別することだけでなく、災害廃棄物処理が完了した時期と災害発生後早い時期に撮影した衛星画像を用いて、時系列の解体建物棟数を把握して時系列の建物データベースの作成を行う。

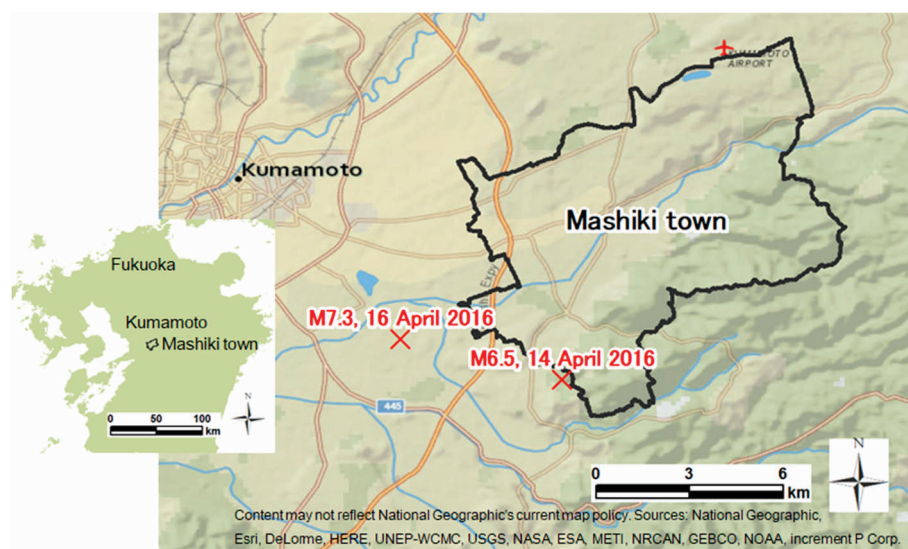


図 1 研究対象地域(益城町)

2. GIS データセットの作成方法

益城町の建物ポリゴンを含む GIS データを元にして、衛星画像を用いて地震後2年間に、解体 (demolished)か現存(remaining)を全ての建物に対して識別し、ラベル付けすることを行う。そのためには、益城町の GIS データおよび地震後2年間に複数回撮影した衛星データを適切に選定する必要がある。次に、選定した衛星画像と建物ポリゴンを有する GIS データを使って、効率的に解体か現存を識別しやすくする指標を画像演算によって求める方法を検討する。画像演算から作成される指標の作成および評価には、いくつかの建物について解体か現存が正しく識別された教師データが必要となる。そこで、現地調査と画像判読を行う。最終的なアウトプットとなる GIS データセットは上述の指標を参考にして目視判読することによって作成する。

2.1 衛星画像データと GIS データ

熊本地震前から地震後に益城町の災害廃棄物処理が完了した 2018 年 3 月を含む時系列の GIS データセットを作成するために、益城町の既存の GIS データおよび地震後2年間に複数回撮影した衛星データを選定する。熊本地震に起因する建物の解体が完了した 2018 年 3 月までの間に益城町を雲が少ない状態で観測している衛星画像を検索した結果、SPOT 衛星画像は比較的撮影回数が多かったため、解析モデルを検討するためのデータとして使用することとした。地震発生 1 か月前の 2016 年 3 月 20 日、解体実施計画発表の2か月後の 2016 年 7 月 29 日、さらに約半年後の 2017 年 1 月 1 日、益城町全体の解体事業がほぼ完了した 2018 年 3 月 25 日の SPOT 画像を選定した。また、2016 年 7 月 29 日の画像は約 0.3km² が雲で覆われているエリアがあったため、雲の覆われているエリアを近い観測日の画像データで補間する目的で、2016 年 8 月 11 日の画像も選定した。Pleiades 画像は熊本地震発生後 1 年間に十分なデータがなかったため、解析モデルに使用する対象から外したが、目視判読や評価に使用できると考えたため、SPOT と同日に観測した画像と町全体の解体が完了した 2018 年 3 月になるべく近く観測日で良好な観測条件の画像を選定した。選定した観測日、衛星名、解像度および利用目的を表 1 に示す。

表 1 使用した衛星画像

Observation Date	Satellite Name	Resolution	Incidence Angle		Usage
			Along	Across	
20 March 2016	SPOT-7	1.5 m	-15.3	-10.4	Analysis
29 July 2016	SPOT-6	1.5 m	14.4	-0.3	Analysis
11 August 2016	SPOT-7	1.5 m	-18.2	7.0	Interpolation
1 January 2017	SPOT-6	1.5 m	2.8	0.8	Analysis
25 March 2018	SPOT-7	1.5 m	20.5	-11.4	Analysis
1 January 2017	Pleiades-1B	0.5 m	7.4	11.6	Interpretation
13 October 2018	Pleiades-1B	0.5 m	13.5	6.5	Interpretation

建物の解体状況を衛星画像により識別し、建物 1 棟ごとに解体・現存のラベル付けするために、地震発生前の益城町の 1 棟単位の建物の輪郭情報を含む GIS データを用いることが望ましい。建物検出の研究⁷⁾において使われていた Open Street Map (OSM) データ⁸⁾を確認したところ、震発生前に存在している建物を概ね網羅し、かつ建物1棟レベルでの識別も可能なことから、本研究では OSM データを基盤 GIS データとして活用することとした。

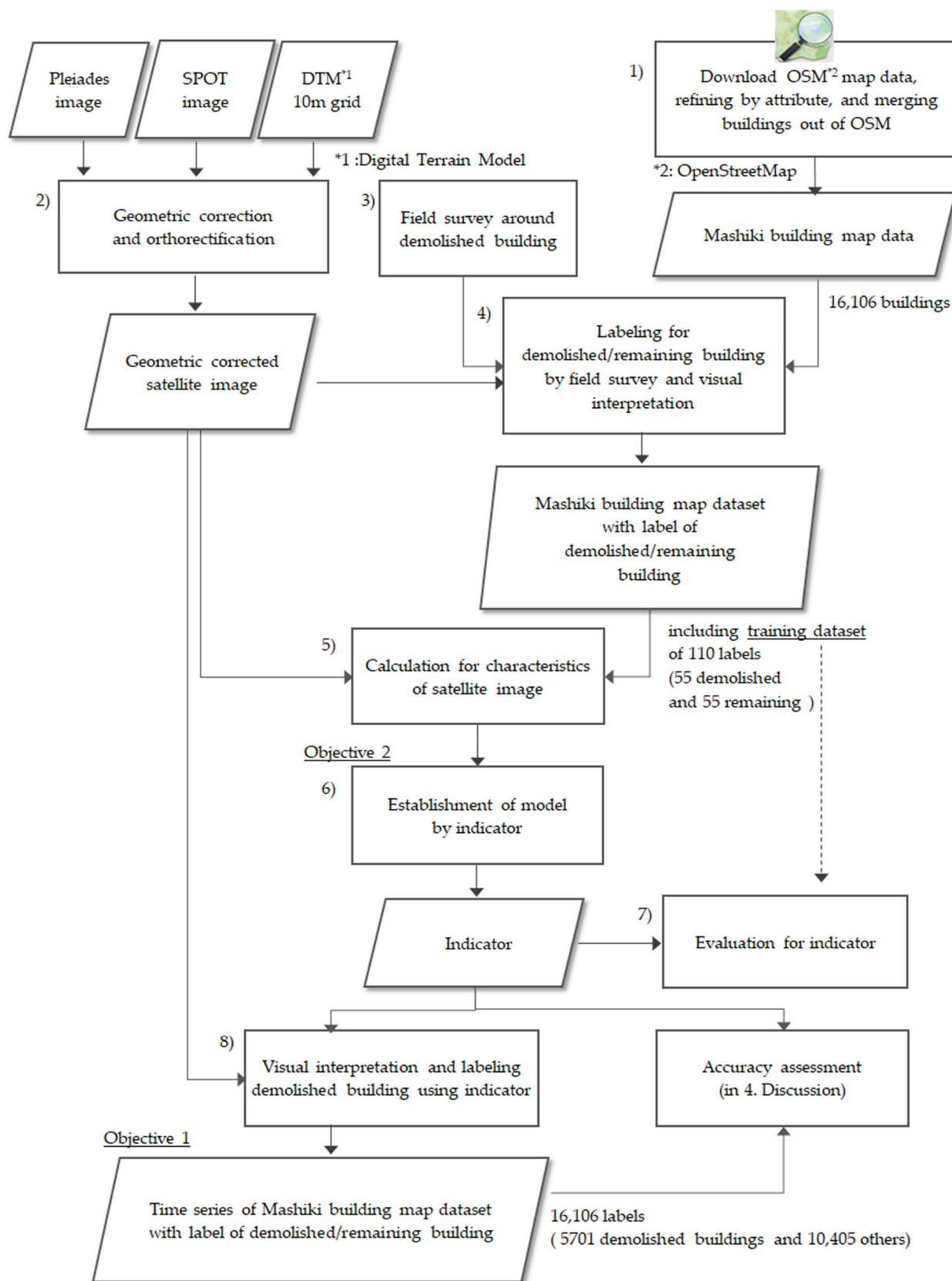


図2 研究のワークフロー

2.2 手法の流れ

表1に示した複数の撮影時期の衛星画像とOSMデータを使って、時系列の解体・現存建物GISデータセ

ットを効率的に作成する方法を検討する。確実な方法として OSM データの建物ごとに各撮影時期の衛星画像から状況を目視判読することが考えられる。しかし、益城町全体で約 16,000 棟の建物があり、衛星画像を目視判読してラベルを付けるだけでも、非常に手間と時間がかかる。時間を短縮して解体・現存建物のラベル付けを行うために GIS データと画像を組合せて解析し、解体建物を識別しやすい補助的指標を作成することを検討する。解析手法を検討するにあたって、深層学習による解析を行うことも考えられる。しかし、多くの教師データを作成する必要があり、時間がかかる。そこで、以下に示す考えで手法を提案して、解析を行うことにした。

- 教師データ作成に要する時間は少なくする。
- 最終的には、全て目視により確認し判読による識別を行うが、判読を補助する指標を画像解析により作成する。
- 判読を補助する指標は建物ごとに付与し視覚的にわかりやすいものとする。

データの前処理から建物識別するまでのワークフローを図 2 に示す。図 2 に示した番号 1)から 8)のステップの作業詳細を 2.2.1 から 2.2.8 に説明する。これらのステップを要約すると、OSM データ取得と整形、衛星画像の幾何補正、教師データ作成、指標作成、解体および現存している建物を衛星画像及び現地調査で確認したデータセットを作成し、建物ごとに解体可能性を示す指標を可視化、その指標を参考値として使いながら、衛星画像を目視判読することによって、解体および現存建物を建物 1 棟ごとに識別するという流れである。

2.2.1 OSM データの取得と整形

益城町の建物 1 棟ごとの輪郭のデータを作成するために、OSM データから益城町境界を含む範囲をダウンロードした。益城町の OSM データは、17,190 件のポリゴンを有し、その中には、建物以外の田畑等の輪郭を表すポリゴンデータがある。ポリゴンデータの中から属性が Green house, Farm であるものや属性がついていないものは削除し、Apartments, House, Residential, Other buildings の属性が付いているポリゴンデータに絞り込んだ。属性による絞り込みを行った結果、ポリゴン数は 15,794 件となった。絞り込み前後のポリゴンを図 3 に並べて示す。

絞り込みされた OSM データが益城町の建物全てのポリゴンを含んでいるか考察する。平成 25 年住宅・土地統計調査⁹⁾によると、益城町の住家総数は 10,700 棟である。益城町には住家以外の建物が存在していて、益城町の記録では、益城町内の当時の家屋等総数が 15,304 棟であると報告している。属性で絞り込み後の OSM データのポリゴン数はこれを上回っている。しかし、地震発生時には OSM データの地図に記録されていないケースも考えられるため、OSM データの建物ポリゴンと地震前の衛星画像を目視で判読し、図 4 に示す OSM データに記録されていない建物 312 棟を確認した。以上により、16,106 棟の建物輪郭データを生成することができ、これを以降の研究に用いることにした。なお、今回作成した建物輪郭データ、OSM データの建物ポリゴン、実際に解体した建物数、益城町の家屋等総数の関係を図 5 に示す。

2.2.2 衛星画像の幾何補正

表 1 に示した衛星画像を益城町の地図に重ねたところ、地形による位置ずれがあるためオルソ補正を行った。使用ソフトウェア ENVI、衛星画像に付属している RPC と地形データに国土地理院の 10mDEM を使用した。現地で堅牢な建物の写真を撮影した地点、latitude 32.78669444, longitude 130.80778611 と撮影した建物のポリゴンを確認することによって、オルソ補正済み画像位置が 3m 以内(これは SPOT 画像であれば 2 ピクセル)の水平精度で重なっていることを確認した。その他の地域においても OSM データの建物輪郭と画像上の建物位置がおおむね重なっていることを確認した。

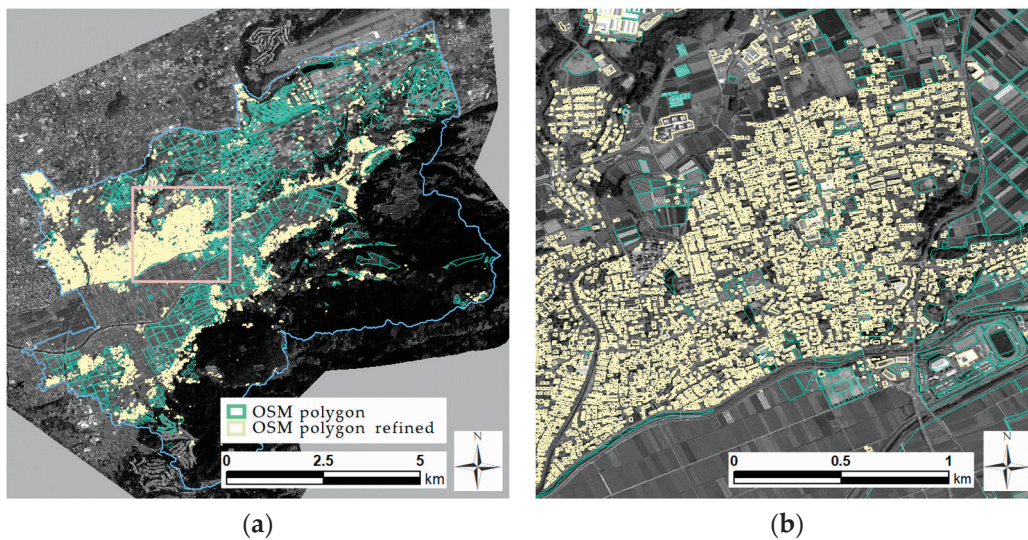


図3 OSM データ(黄色:建物ポリゴンとして抽出したもの), (a) 益城町全域, (b)中心部の拡大

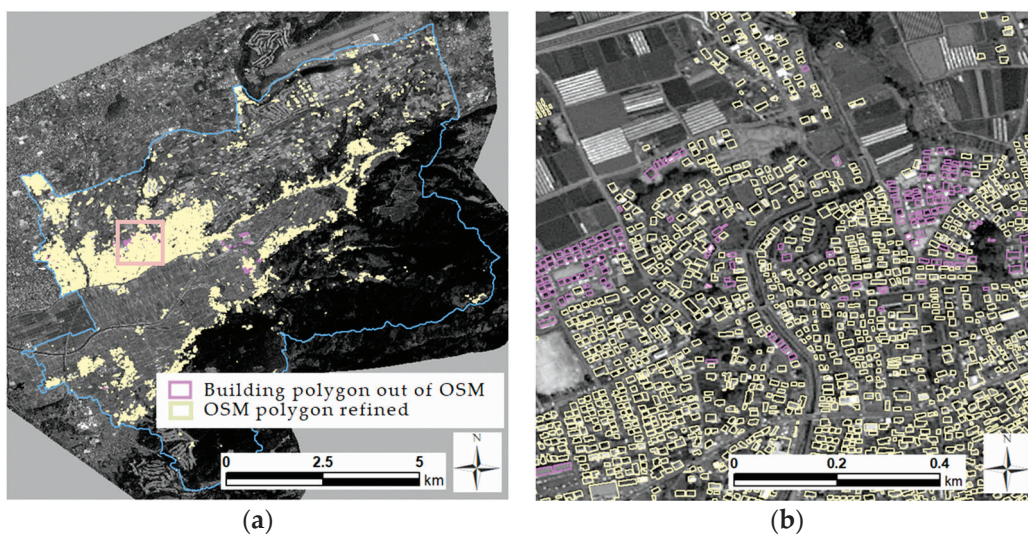


図4 OSM データ(黄色:建物ポリゴンとして抽出したもの, 紫色:新たに追加したもの), (a) 益城町全域, (b) 中心部の拡大

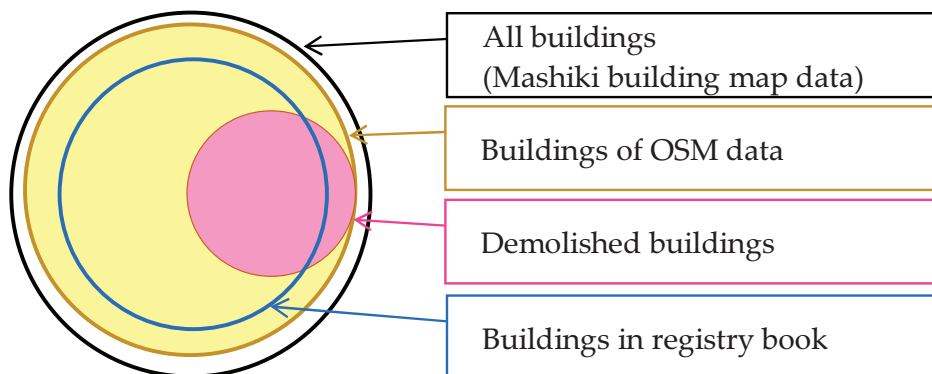


図5 本研究で作成した建物輪郭データ(黒)、OSM データの建物ポリゴン(黄色)、実際に解体した建物(赤)、益城町の台帳にある家屋等総数(青)の関係

2.2.3 現地調査

解体建物と現存建物の判別を効率的に行うには、それぞれ建物の画像での特徴を把握する必要がある。そこで、現地調査を行い、解体建物・現存建物のデータセット(教師データ)を作成した。具体的には、衛星画像をまずは目視でみて、解体された建物が多い地域を訪れ、建物が解体済みか、あるいは、現存しているかを記録した。現地調査で解体された跡と現存する建物を撮影した写真の例を図 6 に、その写真を撮影した場所を衛星画像上にプロットし、図 7 に示す。

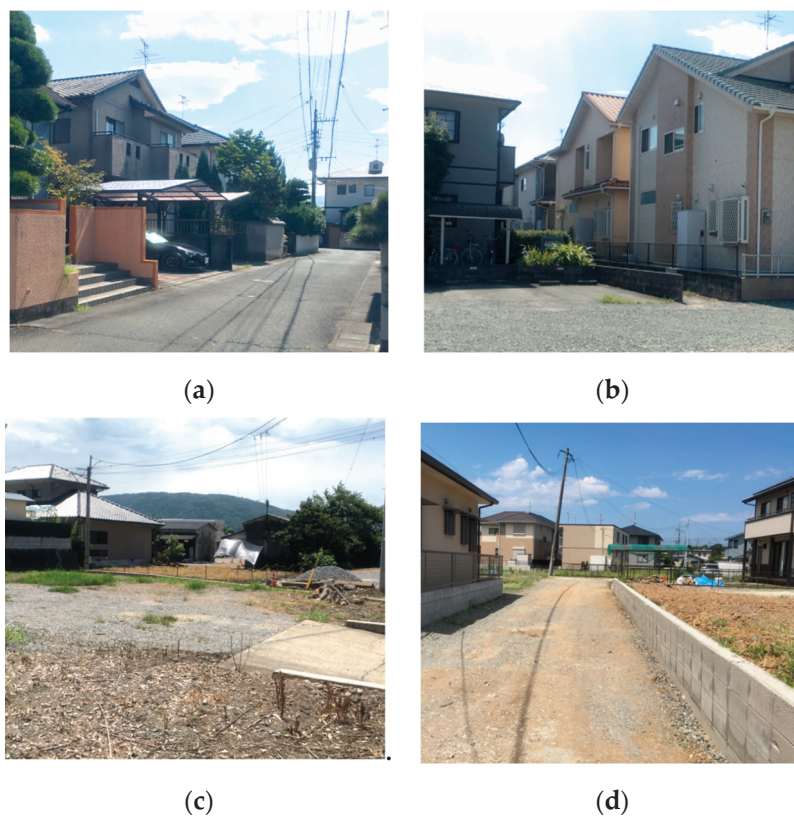


図 6 現地写真(図 7 内の矢印が撮影方向)

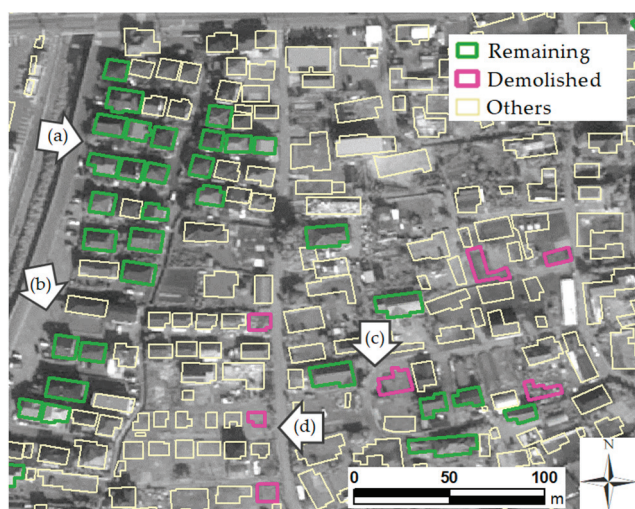


図 7 現地調査に基づく建物解体状況(紫色:解体建物, 緑色:現存建物), 背景は Pleiades 画像

2.2.4 解体・現存の教師データの作成

衛星画像は、地震前に1時期、地震後は2016年7月29日、2017年1月1日および2018年3月25日の3時期に観測を行っている。各観測日において解体建物と現存建物の画像特徴を把握するために、3時期を通じて解体された状態である建物と3時期を通じて現存している建物を選定することにした。その結果、表2に示すように、解体建物55棟と現存建物55棟の合計110件棟分の教師データを作成した。

表2 教師データ(解体建物と現存建物の棟数)

Class	Number of Buildings
Demolished	55
Remaining	55
Total	110

2.2.5 衛星画像の輝度値の特徴

画像の撮影時期が違くと、画像全体の明るさが異なることや植生の活性度合いにより画像が変化することはよく知られている。建物の解体前後の画像の特徴変化をみる前に、異なる時期で撮影した画像の特徴変化を把握する。植生の変化の影響を避けるため、OSMデータの建物輪郭内の特徴を調べる。SPOT画像の各撮影時期について、建物輪郭内の画素のDNのヒストグラム分布と平均値を図8に示す。これによると、2016年7月に撮影された画像の平均値は、災害前の2016年3月の画像の平均値よりも大きい値であり、2017年1月に撮影された画像の平均値は、2016年3月の画像の平均値よりも小さくなっており、季節に伴って画素値の平均値が変化していることを確認できた。しかし、観測時期が同じであるにも関わらず、2016年3月の画像と2018年3月の画像の平均値に差があり、各画像間の差を補正する処理が必要であることがわかる。

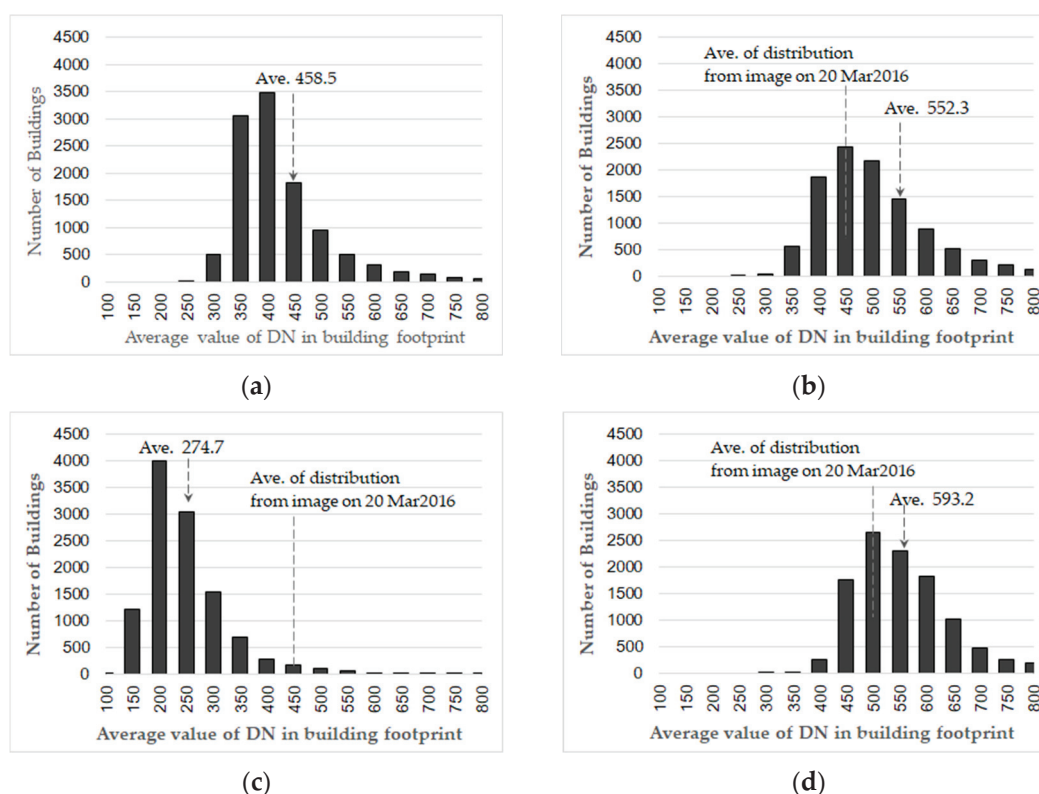


図8 OSMデータの建物領域内の衛星画像の画素の輝度値分布, (a) 2016年3月20日, (b) 2016年7月29日, (c) 2017年1月1日, (d) 2018年3月25日

2.2.6 指標の作成

解体建物に関連する衛星画像の特徴を把握して指標を作成する。2016年3月20日、2016年7月29日、2017年1月1日および2018年3月25日に撮影した SPOT 衛星画像の上に教師データを重ねたものを図9に示す。衛星画像はマルチスペクトルのバンドがあり、パンシャープン画像を作成することも可能であるが、パンクロマティック画像の方がコントラストや明るさの変化を確認しやすいため、パンクロマティック画像のみを解析に用いた。解体建物と現存建物を目視で見ると、解体建物付近が明るくなっていることがわかる。先に示したように、画像全体の明るさが撮影日により変動し、単純な差分変化だけでは解体による変化と季節による変化でキャンセルされる可能性も考えられるため、この点を考慮して解体による変化を算出する必要がある。

そこで、建物輪郭内の画素 DN の平均値より大きい場合 $Binary$ を 1 とし、平均値より小さい場合 $Binary$ を 0 とした以下の条件式を使った。

$$Average = \frac{\sum_{i=1}^N DN_i}{N} \quad (1)$$

$$Binary = \begin{cases} 1, & (DN > Average) \\ 0, & (DN \leq Average) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 N は画像全体について、建物輪郭内のピクセル総数である。

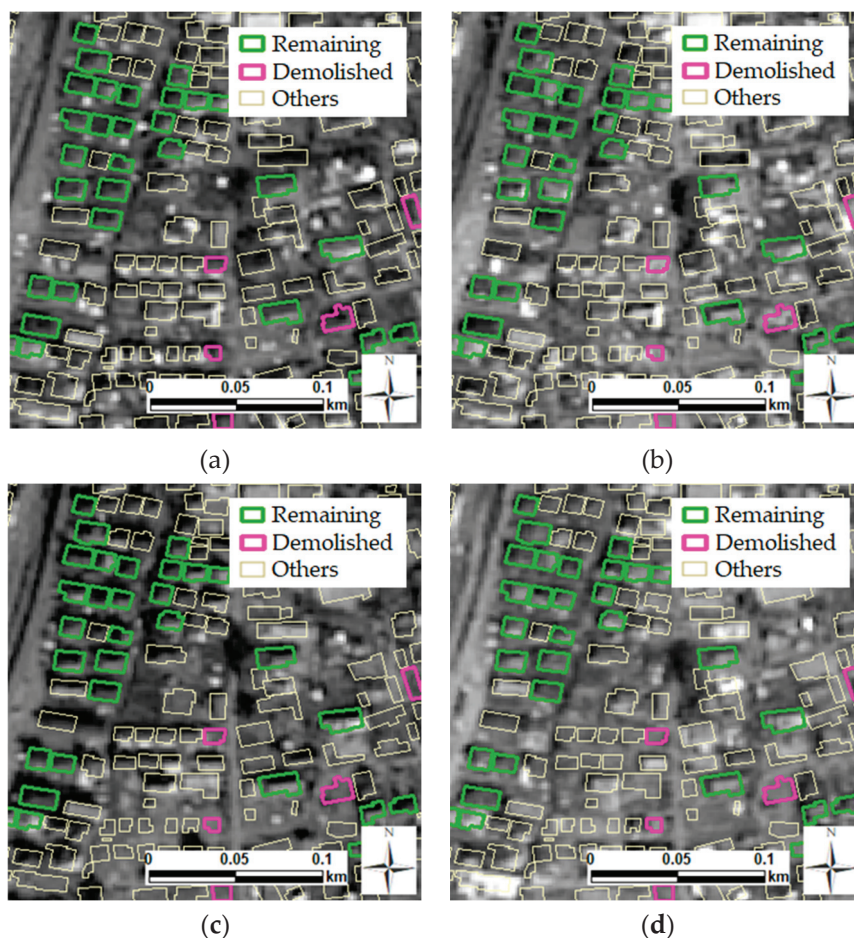


図9 教師データの一部(紫色:解体建物, 緑色:現存建物), 背景は SPOT 画像, (a) 2016年3月20日, (b) 2016年7月29日, (c) 2017年1月1日, (d) 2018年3月25日

式(1)、(2)によって、各観測日の衛星画像から2値画像を作成する。2値画像を図 10 に示す。これを見ると、解体建物の輪郭内で、地震前の *Binary* 値が 0 であったものが、地震後の *Binary* 値が 1 になっている割合が多くなっていることがわかる。そのため、地震前の *Binary* 値を *Binary_before*、地震後の *Binary* 値を *Binary_after* として、地震前後の *Binary* 値の変化を示す *Binary_flag* を次の条件式により決定し、建物輪郭内の *Binary_flag* が 1 となっている割合を算出する。

$$\text{Binary_flag} = \begin{cases} 1, & (\text{Binary_after} - \text{Binary_before} > 0) \\ 0, & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{Ratio} = \frac{\sum_{i=1}^M \text{Binary_flag}_i}{M}, \quad (4)$$

ここで、 M は建物輪郭内のピクセル数である。

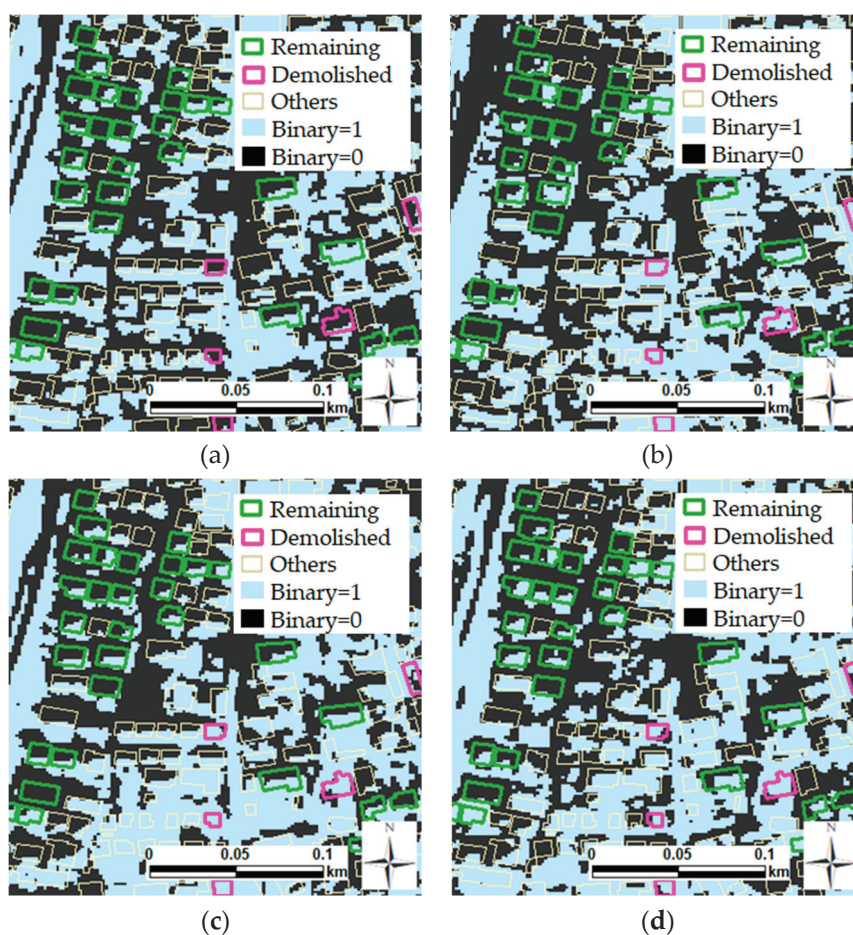


図 10 2値化した画像(紫色:解体建物, 緑色:現存建物), (a) 2016年3月20日, (b) 2016年7月29日, (c) 2017年1月1日, (d) 2018年3月25日

式(3)、(4)によって、全ての建物輪郭に対して *Ratio* を計算した。*Ratio* が大きい場合は解体建物である可能性、小さい場合は現存建物である可能性がある。そこで、*Ratio* を解体建物識別の補助的指標とみなし、2016年7月29日、2017年1月1日、2018年3月25日の画像に対して計算した。結果を図 11 に示す。

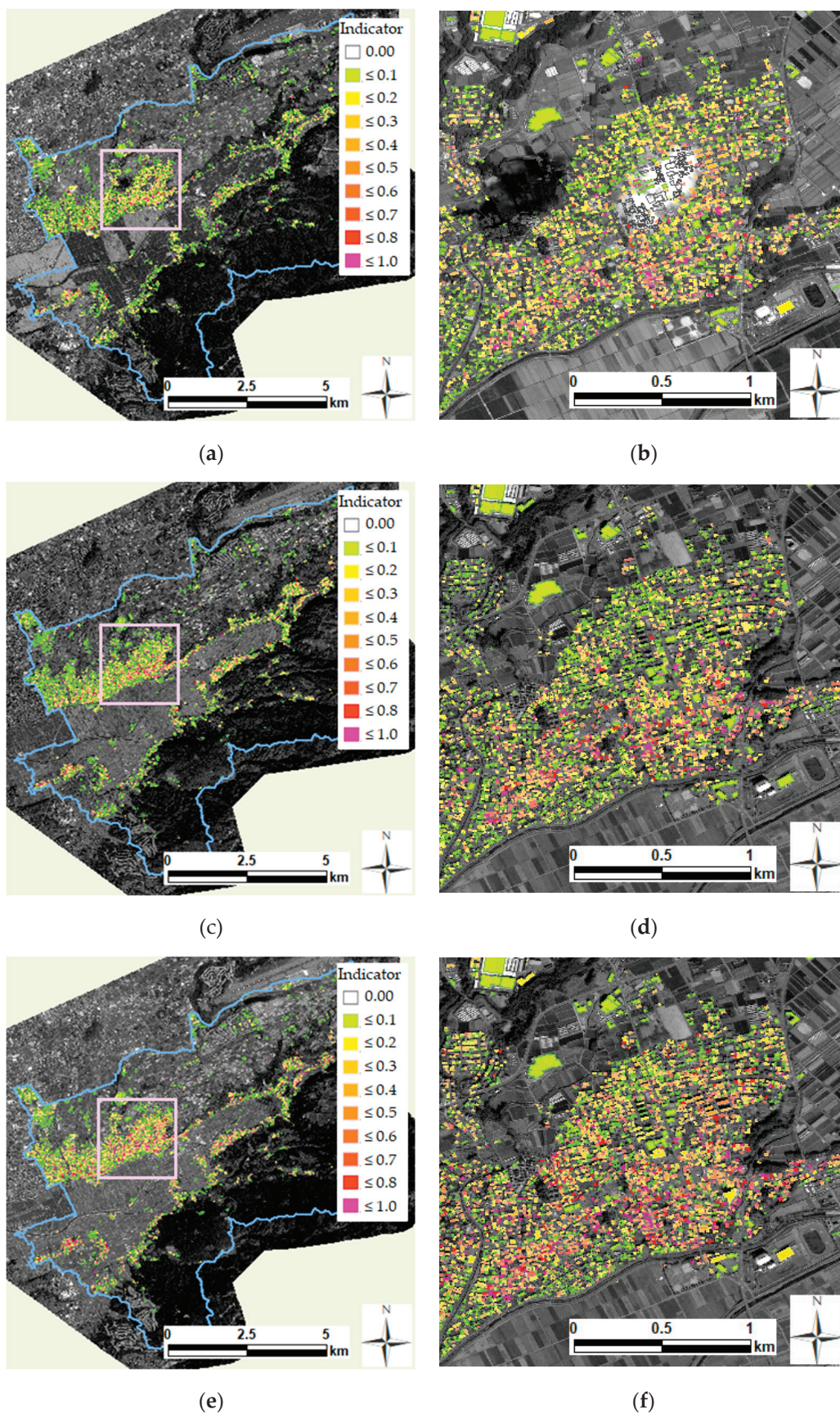


図 11 衛星画像に重畳した指標の分布, (a) 2016 年 7 月 29 日, (c) 2017 年 1 月 1 日, (e) 2018 年 3 月 25 日, (b), (d), (f) 益城町中心部の拡大

2.2.7 指標の評価

教師データの建物に対して指標を計算し、解体建物と現存建物に識別された建物の指標値を比較する。解体建物を True、現存建物を False とする true class と、指標により解体建物と推定される場合は Positive、現存建物と推定される場合は Negative とする estimation class を用いて、表 3 のように正解と不正解のスコアを計算する。

表 3 混同行列

		Estimation	
		Demolished	Remaining
Actual building situation	Demolished	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Remaining	False Positive (FP)	True Negative (TN)

評価には ROC カーブ¹⁰⁾を用いる。ROC カーブとは、次に示す式による、False Positive Rate を X 軸および True Positive Rate を Y 軸にプロットしたグラフである。

$$\text{False Positive rate (FP rate)} = FP / (FP + TN) \quad (5)$$

$$\text{True Positive rate (TP rate)} = TP / (TP + FN) \quad (6)$$

図 12 に閾値を 0.0～1.0 まで 0.1 刻みで変化させることによって得られた ROC カーブを示す。Area under curve (AUC) が大きいほど、解析モデルによる精度がよく、AUC の理論的最大値は 1.0 であり、0.9 以上であれば良い精度の解析モデルであるといわれている。図 12 の AUC は3つの時期いずれの解析結果も 0.98 以上であり、良好な解析モデルであるといえる。

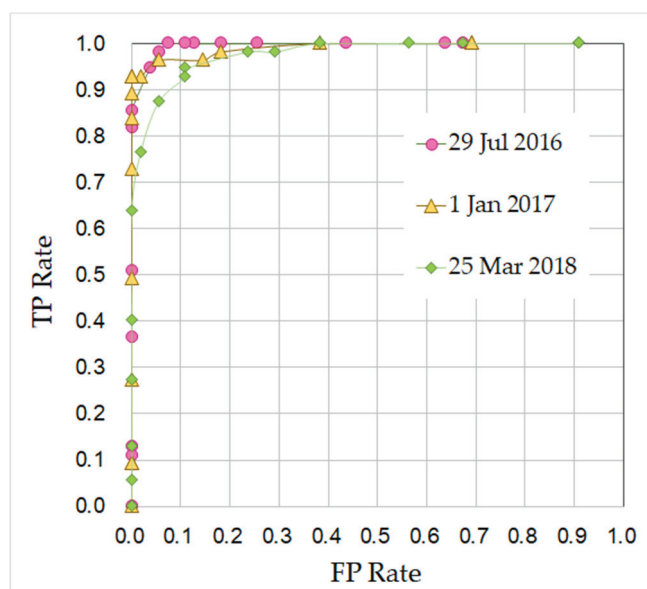


図 12 教師データに基づく ROC カーブ

2.2.8 指標による解体建物の目視判読

SPOT および Pleiades 衛星画像に指標を図 13 のように重ね合わせ、目視判読を行い、解体された建物を識別した。Pleiades と SPOT 共に 2017 年 1 月 1 日に撮影した画像があるため、両者の画像の違いを確認しながら、Pleiades 画像に基づき目視で解体建物を判読した。

2016 年 7 月 9 日と 2018 年 3 月 25 日に撮影した衛星画像は SPOT 画像しかないため、2017 年 1 月 1 日

と 2018 年 10 月 13 日の Pleiades 画像でも解体されていることを補助的な確認として使用し、SPOT 画像で解体されているかの判読を行った。解体建物および現存建物における画像には、次のような特徴がみられた。

- 益城町では、瓦屋根の構造の建物が多く、その建物の屋根が周辺より暗いことが多い。
- 現存建物には、南側の壁や屋根が明るく写る。
- 現存建物には、建物の北側に影が写る。
- 現存建物には、建物や屋根の境界部分で明るさの違いやエッジがみられる。
- 建物が解体されている場合は、建物周辺の明るさと均質になっている。
- とくに、益城町は、瓦屋根の家が多く、瓦屋根がある場合は暗く、解体されている場合は、明るくみえることが多い。

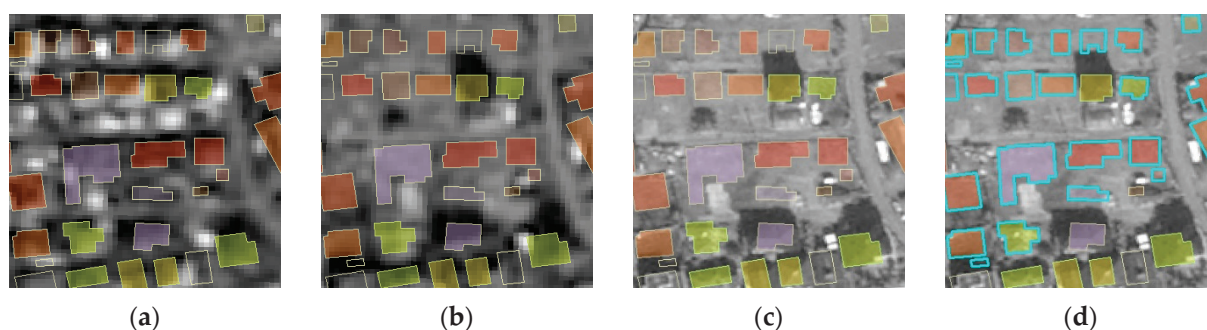


図 13 指標に基づく解体建物の目視判読, (a) 2016 年 3 月 20 日の SPOT 画像, (b) 2017 年 1 月 1 日の SPOT 画像, (c) 2017 年 1 月 1 日の Pleiades 画像, (d) 目視判読した解体建物(水色)

3. 結果

2章に述べた手法によって作成した解体建物の分布を図 14 に示す。これにより各衛星画像の観測時期の解体建物の棟数がわかる。益城町では解体申請に基づき、毎月の解体建物の棟数が記録されている。本研究で目視判読した解体建物棟数と画像撮影日に近い月末の益城町の報告による解体建物棟数を表 4 に示す。

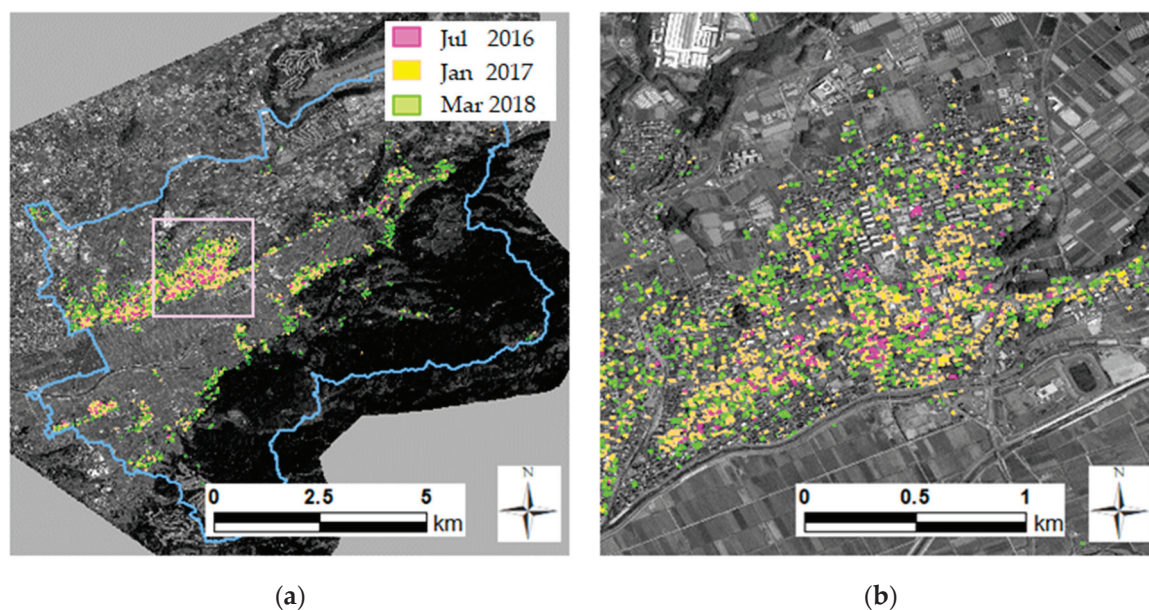


図 14 3時期の解体建物の分布, (a) 益城町全域, (b) 中心部の拡大

表 4 本研究にて目視判読した解体建物数と益城町の報告との比較

	29 July 2016	1 January 2017	25 March 2018
Our proposed method	234	2837	5701
	31 July 2016	31 December 2016	31 March 2018
Report of Mashiki administration	219	2395	5702

衛星画像の撮影日と益城町の報告の月末の差は2～5日と比較的近いが、2016年12月末の益城町の報告より2017年1月1日の画像判読の解体建物数が多い。益城町で、建物の解体にかかる日数はおおよそ2～3週間程度かかっている。また、2017年1月の1か月間に解体された棟数は約800棟あり、約2年間で最も解体建物棟数が多い月であったことから、多くの解体途中の建物が解体建物として識別した可能性がある。解体処理が完了した2018年3月末時点の解体建物が5,702棟と衛星画像で識別できた解体建物数が5,701棟とほぼ同じ数であることから、災害廃棄物の発生量の推計式を求めるにあたっては十分利用可能なデータセットを作成することができたと考える。

4. 考察

本研究で提案した手法が時系列に解体建物を効率的にモニタリングできるものかどうか、指標によって推定された解体・現存建物と目視判読による解体・現存建物の結果を比較することによって検証する。

4.1 手法の精度検証

以下に精度検証のための評価値を示す。

$$F - measure = 2 (Recall \times Precision) / (Recall + Precision) \quad (7)$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (8)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (same \ as \ TP \ rate) \quad (9)$$

$$Specificity = TN / (FP + TN) \quad (10)$$

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (11)$$

3つの時期、2016年7月29日、2017年1月1日、2018年3月25日の衛星画像について、閾値を0.1刻みで変えていった時のF値を表5に示す。閾値が0.3の時にF値が0.920～0.965であり、精度が最も高い。そこで、益城町のOSMデータの中から、指標の閾値を0.3にして解体建物と現存建物に推定した時の混同行列を表6～表8に示す。また、評価値を表9に示す。F値をみると、0.220、0.594、0.579と、あまり高い値ではない。2016年7月29日の画像の評価結果では、precisionが0.125と低い値である。目視判読による現存建物にもかかわらず、指標を用いた場合には解体建物と推定してしまい、FPの棟数が多くなっていることに起因する。2017年1月1日と2018年3月25日の画像の評価結果では、recallの値が低くなり、目視判読による解体建物を、指標を用いた場合には現存建物と推定し、FNの棟数が増えていることに起因する。Specificityはいずれの時期でも0.9以上、つまり、現存建物は指標を用いた場合でも高い精度で正解していることを示している。今回の提案した手法で作成した指標では、現存建物を解体建物と誤って推定する割合は少ないが、解体建物を抽出する割合が少ない傾向にある。

表 5 指標の閾値と F 値の関係(教師データ)

Threshold	29 July 2016	1 January 2017	29 July 2016
0.0	0.748	0.743	0.688
0.1	0.887	0.908	0.780
0.2	0.940	0.955	0.864
0.3	0.965	0.962	0.920
0.4	0.954	0.942	0.906
0.5	0.922	0.911	0.857
0.6	0.900	0.842	0.778
0.7	0.675	0.659	0.571
0.8	0.533	0.429	0.429
0.9	0.226	0.167	0.226

表 6 指標の閾値を 0.3 にした場合の混同行列(2016 年 7 月 29 日:益城町全域)

		Estimation		
		Demolished	Remaining	
Interpretation	Demolished	218	16	234
	Remaining	1532	14,125	15,657
		1750	14,141	15,891 ¹

¹ Does not include 215 buildings that were not classified due to shade and unclear images.

表 7 指標の閾値を 0.3 にした場合の混同行列(2017 年 1 月 1 日:益城町全域)

		Estimation		
		Demolished	Remaining	
Interpretation	Demolished	1476	1361	2837
	Remaining	653	12,429	13,082
		2129	13,790	15,919 ¹

¹ Does not include 187 buildings that were not classified due to shade and unclear images.

表 8 指標の閾値を 0.3 にした場合の混同行列(2018 年 3 月 25 日:益城町全域)

		Estimation		
		Demolished	Remaining	
Interpretation	Demolished	2682	3019	5701
	Remaining	882	9268	10,150
		3564	12,287	15,851 ¹

¹ Does not include 255 buildings that were not classified due to shade and unclear images.

表 9 混同行列(表 6~8)から求めた評価値

Date	Precision	Recall	Specificity	Accuracy	F-measure
29 July 2016	0.125	0.932	0.902	0.903	0.220
1 January 2017	0.693	0.520	0.950	0.873	0.594
25 March 2018	0.753	0.470	0.913	0.754	0.579

2.2.7 において、教師データに基づき ROC カーブを作成し、AUC が 0.9 以上であることを確認し、F 値が

0.9 以上となることを確認しているが、益城町の全域に適用すると F 値が極端に低下した。教師データは 2016 年 7 月から 2018 年 3 月までのいずれの時期の画像でも解体されていることが確認されている建物であり、地震後3か月で解体されたところである。解体後の地面がやや平坦で輝度値が安定しているため、このような特徴にオーバーフィッティングしている可能性がある。

解体建物判読の効率性の視点で考えた場合、2018 年 3 月 25 日の画像処理と閾値設定で得た指標から推定した結果に対して、その後を目視判読による訂正編集した建物数は全体 16,106 棟のうち 3,901 棟である。つまり、全域の建物に対して約 4 棟に 1 棟の頻度で訂正したことになる。建物輪郭データと衛星画像を用意し、約 100 棟の教師データを作成した上で指標を求めることが必要であるが、約 16,000 棟の建物全てを一から目視判読すること比べると解体建物と現存建物のデータセットを効率的に作成できる手法と考える。

4.2 誤推定建物の特徴と考察

正しく推定した事例および誤推定した事例について、画像を拡大して要因を考察する。まずは、指標により正しく解体建物を推定している TP の例を図 15 に、正しく現存建物として推定している TN の例を図 16 に、誤って解体建物として推定している FP の例を図 17, 18 に示す。誤推定については、どちらも画像の輝度値が著しく明るくなっていることが誤推定の原因である。図 17 については、建物の屋根にソーラーパネルなどの設備が設置されている場合である。図 18 については建物の壁面や屋根からの強い反射を受ける場合である。どちらも、太陽光の入射角と衛星センサの撮影角との関係で発生しうるもので、撮影条件が異なる衛星画像を用いざるを得ない場合には不可避な結果である。マルチスペクトルのバンド間で比演算をしてこれらの影響の軽減を試みるなど、今後の課題といえる。

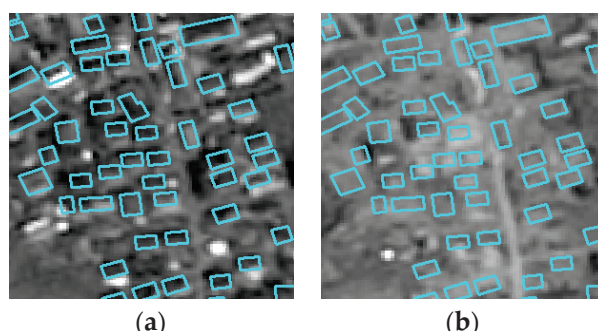


図 15 正しく解体建物として推定できた例, (a) 2016 年 3 月 20 日, (b) 2018 年 3 月 25 日

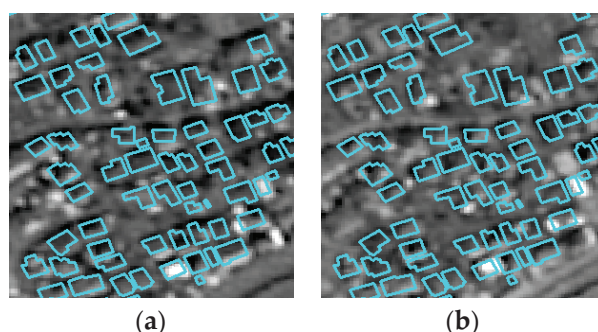


図 16 正しく現存建物として推定できた例, (a) 2016 年 3 月 20 日, (b) 2018 年 3 月 25 日

解体建物であるにもかかわらず、誤って現存建物として推定されている原因として建物輪郭内の面積が小さいことによって変化をとらえにくい可能性があると考えられる。その傾向を把握するため、OSM データの建物輪郭の面積と指標による推定結果の関係を検討した。統計局のデータ⁹⁾によると、2013 年の益城町の住宅 1 件の延床面積の平均が 118.64m² である。そこで、2018 年 3 月 25 日の SPOT 画像の結果について、平均延

床面積の約半分である 60m^2 を閾値として、OSM データの建物輪郭の面積が 60m^2 以下である場合の混同行列を表 10 に、 60m^2 より大きい場合の混同行列を表 11 に示す。表 12 には各種評価値を示す。recall, accuracy, F 値について、面積 60m^2 より大きい建物は推定精度が高い。面積が 60m^2 以下である場合には、recall が 0.372 と低く、解体・現存の推定が難しいことを示している。図 19 には建物輪郭の大きさが小さく、解体建物による明るさ変化をとらえられずに FN となることっている例を示す。

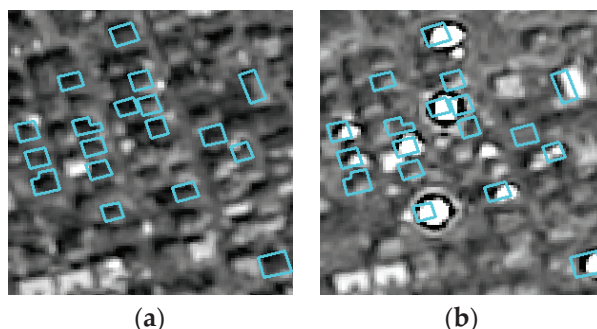


図 17 屋根のソーラーパネル等の反射により誤って解体建物として推定してしまった例, (a) 2016 年 3 月 20 日, (b) 2018 年 3 月 25 日

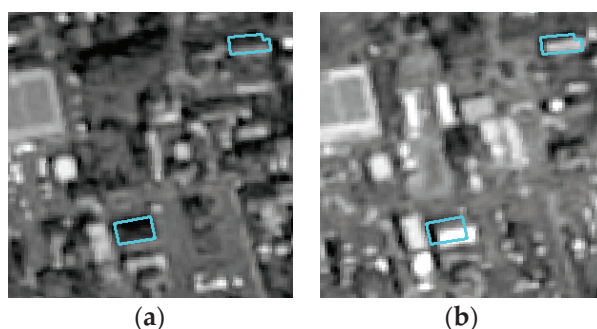


図 18 建物の壁や屋根からの反射により誤って解体建物として推定してしまった例, (a) 2016 年 3 月 20 日, (b) 2018 年 3 月 25 日

表 10 建物輪郭内の面積が 60m^2 以下の建物に対して指標の閾値を 0.3 にした場合の混同行列 (2018 年 3 月 25 日:益城町全域)

		Estimation		
		Demolished	Remaining	
Interpretation	Demolished	566	957	1523
	Remaining	184	2067	2251
		750	3024	3774

表 11 建物輪郭内の面積が 60m^2 より大きい建物に対して指標の閾値を 0.3 にした場合の混同行列 (2018 年 3 月 25 日:益城町全域)

		Estimation		
		Demolished	Remaining	
Interpretation	Demolished	2064	2059	4123
	Remaining	692	7152	7844
		2756	9211	11,967

画像処理で得られる指標に基づき解体建物と現存建物を推定する手法の特徴を要約すると、本研究で提案した指標は、現存建物を解体建物と誤り推定する割合は少ないが、解体建物を抽出するのは少ない傾向にある。FP となった要因のとして、南側に面する壁や屋根が明るい画素等になって指標が大きい値になることがわかった。一方、FN となった要因は、建物輪郭の面積が小さいために明るさ変化をとらえられないことが確認できた。

表 12 混同行列(表 10, 12)から求めた評価値

	Precision	Recall	Specificity	Accuracy	F-measure
Area ≤60 m ²	0.755	0.372	0.918	0.698	0.498
Area >60 m ²	0.749	0.501	0.912	0.770	0.600

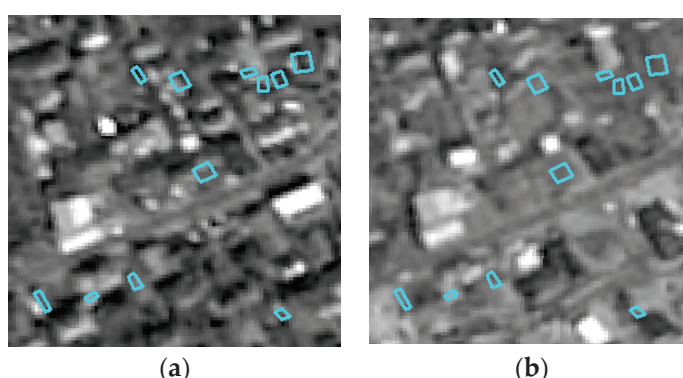


図 19 建物輪郭内の面積が小さいために誤って現存建物として推定してしまった例, (a) 2016 年 3 月 20 日, (b) 2018 年 3 月 25 日

5. まとめ

大規模な災害の後、被害を受けた建物の解体処理を円滑に進めるために、災害廃棄物発生量を推計することが行われる。2016 年の熊本地震では、益城町において発生した災害廃棄物発生量は地震直後に推計したものと大きな差があった。災害廃棄物発生量の推計式は、全壊建物の全棟数と半壊建物の棟数に係数をかけて、建物 1 棟当たりの発生量を乗じて求める式であり、建物の延床面積や構造など考慮されていない。解体建物の延床面積や構造などの内訳を明確にするためには 1 棟単位の解体建物が識別されたデータが必要である。そこで、本研究では、益城町において災害廃棄物処理が完了するまでの2年間、益城町全体の 15,794 棟の建物の Open Street Map (OSM) データに解体あるいは現存の情報を付与する手法を提案した。まず、OSM データと地震前と地震後 3 時期に観測した SPOT 衛星画像の明るさの変化から 2 値画像を作成し、解体された可能性の高い建物を示す指標を作成した。指標を参照しながら、SPOT と Pleiades の衛星画像を目視判読して、OSM データの 16,106 棟全ての建物にラベル付けして、5,701 棟の解体建物と 10,405 棟の現存建物を確認した。指標の推定精度の検証は F 値と ROC カーブを用いて評価を行った。現地調査に基づく教師データに対しては、F 値は 0.9 以上であった。しかし、益城町全域の 16,106 棟の建物に対しては F 値が 0.579 となった。指標により推定した結果を目視により見直す割合は、全域について約 4 棟に 1 棟であり、約 16,000 棟全てを一から目視判読することに比べると解体建物と現存建物を効率的に作成できる手法と考えられる。本研究で提案した指標によると、現存建物を解体建物と誤り推定する可能性は少ないが、解体建物の抽出は過小評価の傾向にある。南側に面する壁や屋根が著しく明るくなって FP と推定される場合や、建物の大きさが小さいために明るさ変化をとらえることができずに FN となることが確認された。

以上、本研究によって 2016 年熊本地震での益城町の解体建物の全てを含む時系列 GIS データセットを作成できた。災害廃棄物発生量の推計式の改善を行うために、建物の被害程度と解体建物の延床面積や建物

構造の関連性を明確にする必要がある。今後、このデータセットを用いた研究を進める予定にしている。

参考文献:

- 1) 高月紘, 酒井伸一, 水谷聡: 災害と廃棄物性状 -災害廃棄物の発生原単位と一般廃棄物組成の変化-, 廃棄物学会研究発表会後援論文集, 6, pp.351-359, 1995.
- 2) Hirayama, N., Kawata, Y.: Estimation procedure for quantity of disaster waste from the viewpoint of emergency responses of public authorities at flood disaster. JSCE Environ. Syst. Res. 33, pp.29-36, 2005.
- 3) Hirayama, N., Kawata, Y., Okumura, Y.: Quantitative estimation of disaster debris for operational management after the Great East Japan Earthquake. J. Mater. Cycles Waste Manag. 23, pp.3-9, 2012.
- 4) 環境省: 災害廃棄物等の発生量の推計, 災害廃棄物(避難所ごみ、し尿を除く)の推計方法, 技 1-11-1-1, <http://www.env.go.jp/recycle/waste/disaster/dwasteguideline/pdf/parts/gi1-11-1-1.pdf> (2019年7月1日閲覧).
- 5) 熊本県: 平成 28 年熊本地震における災害廃棄物処理の記録, 2019, https://www.pref.kumamoto.jp/common/UploadFileOutput.ashx?c_id=3&id=26798&sub_id=1&flid=185570 (2019年7月1日閲覧).
- 6) 益城町: 平成 28 年熊本地震による益城町災害廃棄物処理事業記録, 2018 https://www.town.mashiki.lg.jp/kiji0032321/3_2321_1_up_sovgk1nt.pdf (2019年7月1日閲覧).
- 7) Li, W., He, C., Fang, J., Zheng, J., Fu, H., Yu, L.: Semantic segmentation-based building footprint extraction using very high-resolution satellite images and multi-source GIS data. Remote Sens. 11, 403, 2019.
- 8) OpenStreetMap Static Map: <http://staticmap.openstreetmap.de/> (2018年7月22日閲覧).
- 9) Statistics Bureau of Ministry of Internal Affairs and Communications: 2013 Housing and Land Survey, <http://www.stat.go.jp/english/data/jyutaku/index.htm> (2019年7月1日閲覧).
- 10) Fawcett, T.: An introduction to ROC analysis, Pattern Recognition Letters, Elsevier Science Inc., 27, pp.861-874, 2006.

本原稿は以下の論文をもとに一部変更して和訳している

Kushiyama, Y., Matsuoka, M.: Time series GIS map dataset of demolished buildings in Mashiki town after the 2016 Kumamoto, Japan earthquake, Remote Sensing, 11(19), 2190, 2019.