

# デジタル航空画像を用いた新潟県中越沖地震の建物被害抽出

Extraction of Building Damages in the 2007 Niigata-ken Chuetsu-Oki Earthquake  
Using Digital Aerial Images

07TM0325 鈴木 大輔  
Daisuke Suzuki

指導教員 山崎 文雄

## SYNOPSIS

Remote sensing technology is effective to grasp the damage distributions from various natural disasters, such as earthquakes, tsunamis and volcanic eruptions. After the 2007 Niigata-ken Chuetsu-oki earthquake, aerial images were taken in the stricken area by several air survey companies. Airborne remote sensing is more suitable to collect detailed damage distributions because it provides higher resolution images than satellite remote sensing does. The post-event image taken by a digital aerial camera (DMC) is employed in this study to detect building damages. Although the accuracy of visual damage inspection is good enough, it takes time to perform for the whole areas that are subjected to severe ground motion. Therefore, in this study, the automated technique is proposed to extract building damages. The proposed technique is expected to contribute for the damage assessment at an early stage after the occurrence of an earthquake.

## 1. はじめに

航空機やヘリコプターなどからの空中写真は、その空間解像度の高さから写真測量や自然災害による被害把握のために用いられてきた。飛行高度 1000~2000m から撮影されるため、画像の地上解像度は 10~20cm と衛星画像をはるかに凌ぐ。近年では、従来からのフィルムを用いるアナログカメラだけでなく、高性能のデジタルカメラが撮影で使用されている。デジタルカメラは、地上解像度だけでなく輝度値の分解能も卓越しているため、同じ地上解像度でもアナログカメラで撮影したものと比べると、より鮮明な画像を入手することができる<sup>1)</sup>。また、赤 (R)・緑 (G)・青 (B) といった可視領域のバンドだけでなく、近赤外 (NIR) バンドを持っていることも大きな利点である。近赤外バンドを用いることで植生領域の抽出が容易になり、画像解析において非常に有用な機能となる。

航空画像を用いて地震による建物被害抽出を行なった既往の研究として、三富ら<sup>2)</sup>は、1995年兵庫県南部地震の10日後に撮影された空撮ビデオ画像を用いて、木造建物の瓦礫を自動的に抽出する方法を提案している。しかし、使用した画像は近赤外を有さないため、植生を誤抽出してしまうなどの問題点があった。本研究では、2007年新潟県中越沖地震の3日後に撮影されたデジタル航空画像を使用してオブジェクトベースの瓦礫抽出を行う。デジタル航空画像の高い輝度値分解能や近赤外バンドを活かして、植生の誤抽出を除去するとともに、より迅速で汎用性のある建物被害の自動抽出法の提案を目的とする。

## 2. 対象地域と研究の流れ

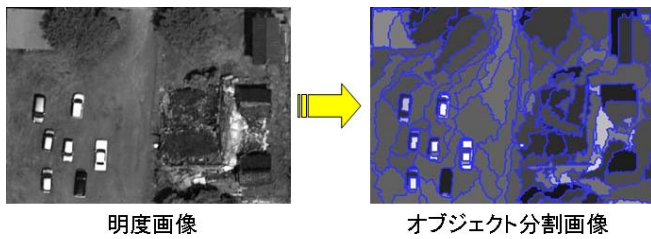
2007年7月16日10時13分に発生した新潟県中越沖地震 ( $M_{JMA}=6.8$ ) では、死者15人、全壊家屋1,319件という被害が生じた。柏崎市は最も大きな被害を受けた地域であり<sup>3)</sup>、死者14人、全壊家屋1,109件であった。本研究の対象地域としては、同市東本町の一部を選定した (図1)。

東本町には中心市街地の商店街があり、そこから外れた住宅地には古い木造住宅が多く残っている。この選定理由は、著者らが地震直後に行なった現地調査から、東本町が最も建物被害が顕著であると判断したからである。デジタル航空画像は、地震発生3日後の2007年7月19日に、アジア航測(株)により DMC (Digital Mapping Camera) を用いて撮影されたもの (地上解像度 12.2cm) と地震発生の約3ヶ月前に、柏崎市により UDC (UltraCam-D) を用いて撮影されたもの (地上解像度約 16.9cm) を用いた。

地震後のデジタル航空画像を用いて、まず、植生の除去に有効な NDVI 画像とピクセルの明るさを表す明度画像の2バンド画像を作成した。三富らは、エッジ情報を用いたピクセルベースのテクスチャ解析を行なったが、本研究では高解像度画像における誤分類を減らすために、オブジェクトベースの解析を行なった。オブジェクトベースの画像解析とは、性質の似ているピクセルを結合し、生成されたオブジェクトを最小単位として扱うものである。これにより、スペクトル特性だけではなく、オブジェクトの大きさや形状を考慮した分類を行なうことができる。選定した教師から瓦礫オブジェクトの特徴を把握し、各パラメーターの閾値を定めて抽出を行うレベルスライス法を実行する。その後、地震前画像や抽出されたオブジェクトの面積を用いて誤抽出された箇所の除去を行う。以上の流れから、建物被害自動抽出に最適なパラメーターと閾値を決定する。



図1 地震後のデジタル航空画像 (柏崎市東本町)



Scale Parameter	40
Shape Factor	0.5
Layer Weight	1.0
Smooth Weight	1.0
Compact Weight	0

図2 セグメンテーションと使用したパラメーターの値

### 3. レベルスライスによる建物被害抽出

#### 3.1 NDVI 画像と明度画像

今回のような鉛直方向から撮影した航空画像では、倒壊して瓦礫と化した建物の抽出は容易であるが、壁面などの被害は判読することができない。そのため、本研究では倒壊した建物の瓦礫に着目して建物被害抽出を行った。既往の研究から、瓦礫には木材や塗装された壁面、屋根瓦といった様々なものが含まれているため、特有の色を持たないことがわかっていて、そのため、今回は色情報を含まない2種類の画像を使用することとした。

1枚目は、植生の活性度を表す正規化植生指標といわれる NDVI 画像である。デジタル航空画像は近赤外 (NIR) バンド情報を持っているため、赤 (R) バンドと組み合わせることで (1) 式のように容易に NDVI を算出することができる。NDVI は、-1~1 の範囲の値をとり、値が大きいほど植生が活性化していることを表す。

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

2枚目は、明度 (Intensity) 画像である。これは、ピクセルの明るさを表現した画像であり、8bit の R, G, B のデータ値から (2) 式を用いて算出される<sup>4)</sup>。

$$Intensity = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (2)$$

地震後画像の NDVI 画像と明度画像を重ね合わせ、2バンド画像を作成した。

#### 3.2 セグメンテーション

ピクセル単位からオブジェクト単位に画像を分割する作業をセグメンテーションという。このセグメンテーションを行なうには、Scale Parameter, Shape Factor, Layer Weight, Compact Weight, Smooth Weight という5つのパラメーターを設定する必要がある。その中で最も重要といえる Scale Parameter はオブジェクトの大きさを決定し、Shape Factor は、オブジェクトを生成する際にスペクトルと形状の特徴量をそれぞれどの程度考慮するかを決定する。そして、Layer Weight で各バンドのスペクトルの特徴量を重み付けし、Compact Weight と Smooth Weight でオブジェクトの形状の特徴量を細かく決定していく<sup>5)</sup>。今回使用した5つのパラメーターの値を図2に示す。

#### 3.3 教師の選定

建物被害箇所の抽出を行うために、倒壊した建物と無被



図3 倒壊建物と無被害建物の教師選定箇所

害の建物の教師を選定した。選定した教師をカラー画像で図3に示す。倒壊建物は3箇所、無被害建物は7箇所である。セグメンテーションを行なうと、様々な輝度値を持つピクセルで構成される倒壊建物 (瓦礫) は細かくオブジェクト分割されるのに対し、性質の似たピクセルから構成される無被害建物は大きく分割される。教師のデータ量を増やすために無被害建物の教師を多く選定している。

#### 3.4 オブジェクトの特徴量

セグメンテーションを行なうと、オブジェクトひとつひとつが独自の特徴量をもつ。この特徴量は、スペクトル特性に関する特徴量 (Layer Values) とオブジェクトの大きさや形状に関する特徴量 (Object Features) に分けられる。選定した教師から、倒壊建物と無被害の建物の Layer Values と Object Features の違いを見つけ、瓦礫を含むオブジェクトの特徴を把握した。

スペクトル特性の特徴量を表す Layer Values は、前述した Intensity と NDVI の輝度値に関するものである。それらのグラフとレベルスライスに用いた閾値を図4に示す。オブジェクトの輝度値は、オブジェクトを形成しているピクセルの平均値となる。図4に示すグラフの縦軸の標準偏差 (Standard Deviation) は、オブジェクトを形成しているピクセルの輝度値のばらつきを表す。明度のグラフに注目すると、無被害の建物に比べて瓦礫の方が、標準偏差が大きい傾向にある。瓦礫のオブジェクトの多くは、輝度値のばらつきが大きいピクセルから形成されているといえる。瓦礫の教師のデータを網羅するように、赤の実線で囲まれた範囲を抽出した。NDVI のグラフには、植生教師のデータが含まれている。閾値を、瓦礫教師の最大値より大きく、植生教師の最小値よりも小さい 0.17 以下とすることで、植生領域の除去ができるかと判断した。

Object Features は、明度画像の教師のデータのみを使用した。それらのグラフとレベルスライスに用いた閾値を図5に示す。左のグラフの横軸である Area/Border length は、オブジェクトの面積をその周長で割ったもので、複雑な形

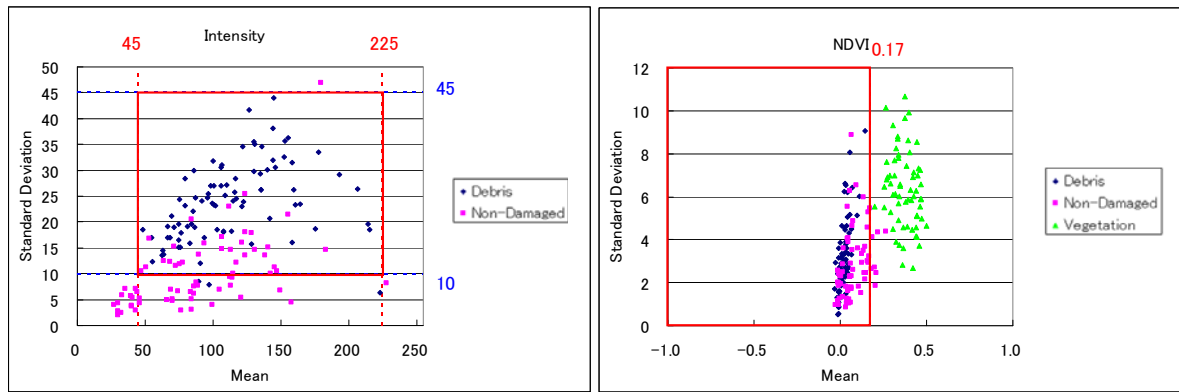


図4 オブジェクトのスペクトル特性に関する特徴量 (Layer Values) (左: 明度, 右: NDVI)

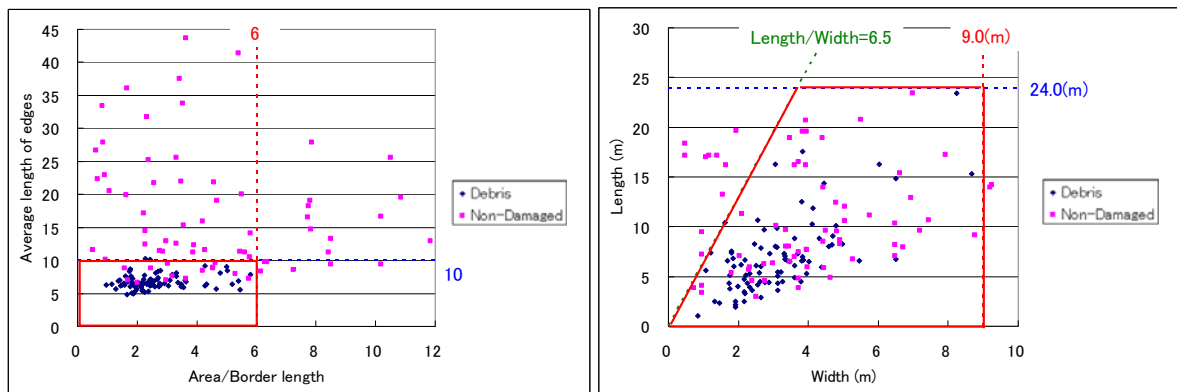


図5 オブジェクトの形状に関する特徴量 (Object Features)  
(左: Area/Border lengthと Average length of edges, 右: Widthと Length)

状のオブジェクトほど周長が長くなるので小さな値となる。縦軸の Average length of edges は、オブジェクトの周長を角の数で割ったもので、角が多く直線のエッジが少ないオブジェクトほど小さな値となる。無被害建物のデータはばらついているが、瓦礫のデータはどちらのパラメーターとも低い値に集中している。瓦礫のオブジェクトは直線性のエッジをもたない複雑な形をしていると考えられる。レベルスライスでは、グラフの赤の実線で囲まれた範囲を抽出した。Length はオブジェクトの長手方向の長さを表し、Width は短辺長さを表す。これらから両者に大きな違いは見られないが、瓦礫のオブジェクトの大きさある程度限定するために用いた。細長比を表す Length/Width は、細長いライン状のオブジェクトを除去するのに有効である。同様に、グラフの赤の実線で囲まれた範囲を抽出した。

#### 4. 誤抽出箇所の除去

##### 4.1 地震前画像による除去

レベルスライスによる抽出結果と目視判読結果をもとに抽出精度を算出した結果を図7に示す。抽出精度の算出には Producer Accuracy (以下, P.A.) と User Accuracy (以下, U.A.) を用いた。P.A.とは、誤抽出の有無に関わらず、実際の瓦礫をどれだけ抽出することができたかという抽出率を表す。U.A.は、自動抽出した瓦礫のうち正しく抽出できた割合はどの程度かという正解率を表す。算出の方法を図7に示す。双方は、ともに割合が高く、差がないことが望ましい。しかし、レベルスライス後のピクセル単位で算出した結果は、P.A.は 81.6%と高い割合を示しているが、U.A.

は 38.0%と低い割合を示している。これは、瓦礫を抽出できているが、その分、誤抽出箇所も多いことを意味している。正しく抽出された領域を残しつつ、誤抽出箇所を除去していく必要がある。

まず、地震前画像に同様のレベルスライス法を実行し、抽出された箇所を地震後画像から差し引くということを行なった。地震前画像の解像度は 16.9cm であり、地震後画像より解像度が低いため、セグメンテーションの際の Scale Parameter は 24 と小さめに設定した。その他のセグメンテーション・パラメーターは同様の値を用いた。オブジェクトの特徴量の Layer Values と Object Features も地震後画像に適用したときと同様に設定し、Length や Width は地震前画像の解像度に合わせて、閾値を換算して使用した。そして、レベルスライスにより抽出された箇所を地震後画像から差し引いた結果を図8に示す。未だ多くの誤抽出箇所が残り、地震前画像の結果を差し引いただけでは誤抽出箇所の除去は十分ではなかった。

##### 4.2 オブジェクトの面積による除去

さらに誤抽出箇所を除去するために、抽出されたオブジェクトの面積による除去を行った。誤抽出箇所は、建物被害箇所と比べて抽出されたオブジェクトの固まりの面積が小さい。そこに着目し、抽出された領域を再びオブジェクトに変換して隣り合うオブジェクト同士を結合させ、ある一定以上の面積をもつオブジェクトは被害箇所として抽出し、その面積に満たない場合は誤抽出箇所として除去するという方法を実行した。抽出面積は 14.45m<sup>2</sup> ごとに増やしていき、その度に抽出精度を算出した。ピクセル単位の算

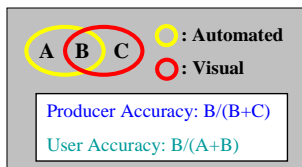
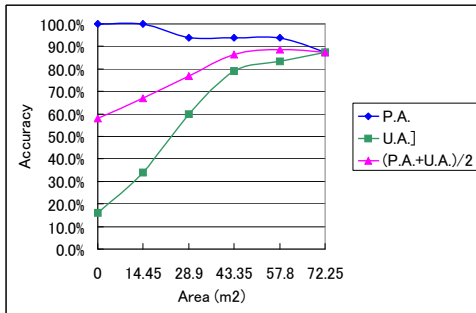
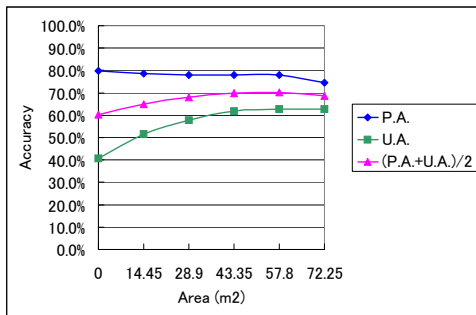
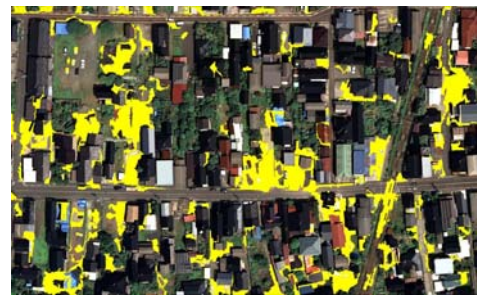


図7 小オブジェクト除去による抽出精度の推移  
(上：ピクセル単位，中：オブジェクト単位，下：算出方法)

出だけではなく、オブジェクト単位での算出も行なった(図7)。オブジェクト単位では、完全に目視判読結果と重ならなくても、面積で半分以上の部分が捉えられていれば正しく抽出されているとした。抽出面積 43.35 m<sup>2</sup> を超えるあたりで、ピクセル単位、オブジェクト単位ともに安定した精度が得られるようになってきた。抽出面積の最適値は、ピクセル単位とオブジェクト単位それぞれの P.A. と U.A. の合計値が最も大きい面積とすることとし、その結果、57.8 m<sup>2</sup> が最適値と決まった。その結果を図8に示す。抽出面積 57.8 m<sup>2</sup> のときの抽出精度は、ピクセル単位による算出で P.A.=77.9%，U.A.=62.7%，オブジェクト単位による算出で P.A.=93.8%，U.A.=83.3% という P.A. と U.A. がともに割合の高い結果を得ることができた。

## 5. まとめ

本研究では、2007年新潟県中越沖地震前後に撮影されたデジタル航空画像を使用し、建物被害の自動抽出法の検討を行なった。オブジェクトベースのレベルスライスでは、被害箇所を概ね抽出することができたが、誤抽出の多い結果であった。そこで、地震前画像に同様のレベルスライスを適用した結果を差し引くことによる誤抽出箇所の除去、また、抽出されたオブジェクトの面積による除去を行ったところ、ピクセル単位による算出で P.A.=77.9%，U.A.=62.7%，オブジェクト単位による算出では P.A.=93.8%，U.A.=83.3% という結果を得ることができた。今後の課題としては、地震前画像から建物領域を抽出するないし GIS 建物データを併用することにより、精度を向上させることが挙げられる。また、この他の多数の被害画像を用いた、都市環境に応じたパラメーターの閾値設定が考えられる。



レベルスライスによる抽出結果



地震前画像による除去後



オブジェクトの面積による除去後



目視判読結果

図8 抽出結果と目視判読結果の比較

## 参考文献

- 津留宏介：小特集 デジタル航空カメラの最前線 第1章デジタル航空カメラ，写真測量とリモートセンシング，Vol. 44, No. 5, 37-14, 2005.
- 三富創，松岡昌志，山崎文雄：最尤法を用いた空撮画像からの建物被害抽出とその早期被害把握への応用，土木学会論文集，No.717/I-61, pp.137-148, 2002.
- 消防庁：平成19年新潟中越沖地震（第49報），<http://www.fdma.go.jp/detail/751.html>
- 井上誠喜，八木伸行，林正樹，中須英輔，三谷公二，奥井誠人：C言語で学ぶ実践画像処理，オーム社，2006.
- Martin Baatz, Ursula Benz, Seyed Dehghani, Markus Heynen, Astrid Holtje, Peter Hofmann, Iris Lingenfelder: e-Cognition Professional Users Guide 4, 2004.