

# 空中写真を用いたオブジェクト指向の建物被害手法の検討

## Building Detection by Aerial Images in Urban Areas using Object-based Approach

王文君<sup>1</sup>・○岸田忠大<sup>2</sup>・リュウ・ウェン<sup>3</sup>・山崎文雄<sup>2</sup>  
Wen-Jun Wang, Tadahiro Kishida, Wen Liu and Fumio Yamazaki

**Abstract** : Aerial images have been utilized for land-use planning because these can capture wide areas periodically with high spatial resolution. Current procedures for building detections in urban areas mainly use visual interpretation or pixel-based approaches, as well as the object-oriented analysis. This study investigates the building detections in urban areas using high resolution aerial images by combining the pixel-based and object-oriented methods. Error detections of buildings are corrected by utilizing the distances between objects and their shadows. Finally, the building information such as orientation and shape is processed to develop the characterization of urban areas.

### 1. はじめに

航空写真や衛星画像は、広範囲の地表面状況を把握することができ、緊急対応や災害復旧において効果的に利用されている。例えば、衛星画像を用いた地震による建物被害把握に関し、胡内ら<sup>1)</sup>は2時期のQuickBird衛星画像を用いて2003年アルジェリア地震に対する建物被害の目視判読を行った。また松崎ら<sup>2)</sup>は2007年ペルー・ピスコ地震に対して約1万区画の建物被害を整理・把握した。しかし高解像度画像を用いた従来の建物被害抽出法は、主に建物1棟ごとの目視判読や、ピクセル単位で事前・事後画像の比較をするため、対象地域が広範囲におよぶと時間がかかる。またピクセル単位の事前・事後画像の比較は、撮影角度が異なると位置合わせが困難になり、広範囲への適用が難しくなる。一方、航空写真などの高解像度画像は、ピクセル単位の情報処理だけでなく、形状や空間情報に関するオブジェクト指向の方法も、精度よく利用できることが知られており、建物抽出や被害検出の自動判読にも成果が上がることを期待されている<sup>3)</sup>。

本研究ではデジタル航空写真のスペクトル情報から、ピクセル分類とオブジェクト指向分類の2つの画像処理法を利用して、市街地の建物抽出を行う。また抽出結果より、日影を用いた誤抽出の除去を行い、建物の方向や形状などオブジェクト情報を整理し、市街地を特徴づける手法を検討する。

### 2. 対象地域

Fig.1に千葉県への委託で京葉測量株式会社が撮影した東京湾岸のデジタル航空写真(2011年3月17日)を示す。地上解像度は25cmである。Fig.2(a), 2(b)にそれぞれ浦安市鉄鋼通り付近、千葉市美浜区検見川浜駅付近の写真を示す。これらより限られた地域

に住宅地区、団地地区や工場地区が混在していることが分かる。これらの画像をもとに、Fig.3に住宅地区、団地地区、工場地区の画像を切り出した。図より、各地区で建物の大きさ、形、配置に異なる特徴があることが分かる。これらの画像をもとに、異なる特徴を持つ地区の建物抽出方法を検討する。

### 3. 建物抽出方法について

Fig.4に建物抽出法の流れを示す。まず画像をオブジェクト単位に分割するセグメンテーションを行う。次に分割されたオブジェクトに対して、過剰な分割を解決するためマーキングを行う。最後に生成されたオブジェクトに対し、スペクトル情報にもとづく正規化植生指数(NDVI)や平均輝度、また形状属性にもとづく面積、延長率を用い建物抽出を行う。

#### i) セグメンテーション

セグメンテーションを行なうにあたり、Scale Levelというパラメータを設定する。このパラメータによりオブジェクトの大きさを決定し、値が大きいほど小さくオブジェクト単位に分割する。次にマーキングを行う。マーキングではMerge Levelというパラメータを設定し、セグメンテーションによって分割されたオブジェクトを結合する。この値が大きいほど、広い近隣の範囲で同じ特性を持つオブジェクトを結合する。建物を効率よく抽出するために、これらのパラメータの組み合わせを検討した。Fig.5にセグメンテーションとマーキングの適用例を示す。Fig.5(a)には団地、駐輪所、茂み、道路、裸地、車を含む原画像を示す。Fig.5(b)にセグメンテーションを行った後の画像を示す。適度なオブジェクト単位に分割されているが、団地は幾つかの細かなオブジェクトに分割されていることが分かる。Fig.5(c)にマーキングを行った後の画像を示す。細かなオブジェクトに分割されていた団地が、1つのオブジェクトに結合されていることが分かる。本研究ではScale Level, Merge Levelを10から100まで、10単位ごと増やすし、オブジェクトの分割程度を観察することで、それぞれの値を40と70に設定した。

<sup>1</sup>千葉大学大学院工学研究科, <sup>2</sup>正会員 千葉大学大学院工学研究科

<sup>3</sup>学生会員 千葉大学大学院工学研究科

(所在地 〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町1-33)

(連絡先 Tel:043-290-3557)

E-mail: tkishida@faculty.chiba-u.jp)

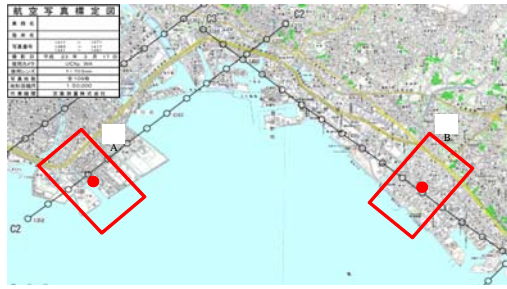


Fig.1. Locations of Digital Aerial Images



Fig.2. Study Areas in Chiba (a) Tekko Dori, Urayasu, (b) Kemigawahama Station, Mihama-ku



Fig.3. Magnified Images (a) Detached House Area, (b) Apartment Building Area, (c) Industrial Area

ii) オブジェクトの特徴量

分割されたオブジェクトは、スペクトル特性とオブジェクトの大きさや形状に関する特徴量がある。まずオブジェクトから、スペクトル特性から得られる正規化植生指数(NDVI)を用い植物を取り除いた。NDVIは植生分布状況や活性度を示す指標で、-1から1の範囲の値をとる。使用した画像の撮影条件は

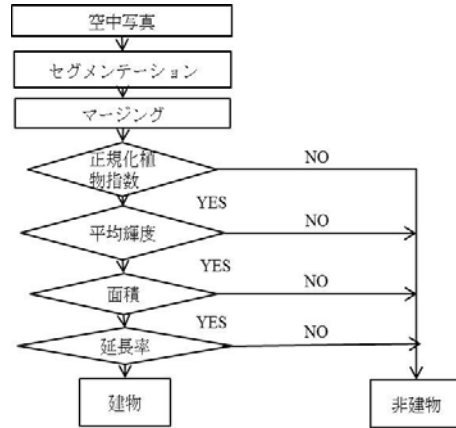


Fig.4. Analysis Flow for Building Detections

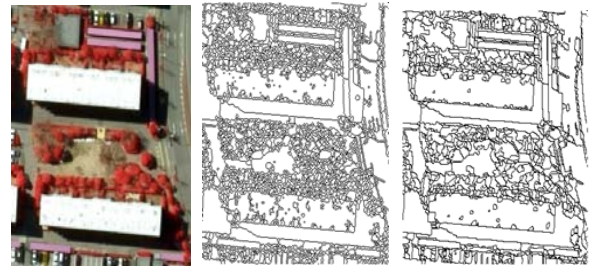


Fig.5. Segmentation and Merging (a) Original Image, (b) After Segmentation, (c) After Merging

すべて同じであるため、一定の NDVI の値を閾値として用い、植生範囲を取り除いた。Fig.6(a)に団地エリアの NDVI のヒストグラムを示す。この図より、NDVI の閾値を 0.3 と設定した。次に影を取り除くため、オブジェクトから近赤外バンドの平均輝度ヒストグラムを取り、閾値を設定した。図 6(b)に団地地区の近赤外バンドの平均輝度ヒストグラムを示す。ヒストグラムに建物とその影の2つの分布が現れることから、2つのピークの間値(DN=80)を影の閾値として設定した。

次にオブジェクトの形状特性として、面積と延長率の2つを用い、建物抽出を行った。Fig.6(c)に GIS データをもとにした美浜区の住宅面積ヒストグラムを示す。住宅面積は主に  $10\text{m}^2$  から  $110\text{m}^2$  までに分布することが分かる。その結果、本研究で使用した画像の解像度は  $0.25\text{ m/pixel}$  であるため、住宅エリアの建物面積の閾値を 200 pixel から 2,000 pixel ( $12.5\text{m}^2 \sim 125\text{m}^2$ ) に設定した。さらに団地と工場の建物面積も住宅面積を参考にし、繰り返し建物抽出を行い、団地エリアでは 4,000 pixel から 20,000 pixel ( $250\text{m}^2$  から  $1,250\text{m}^2$ )、工場エリアでは 4,000 pixel から 80,000 pixel ( $250\text{m}^2$  から  $5,000\text{m}^2$ ) に設定した。

次にオブジェクトの形状特性として延長率を用い、建物抽出を行った。Fig.6(d)に延長率の定義を示す。延長率は地表物を囲んだボックスの最大直径と最小直径の比で決まる。そのため、生成されたオブ

ジェクトが細長いほど延長率は大きくなる。道路などの地表物は建物より、延長率が長いので、閾値を用い取り除くことができる。閾値の値は、それぞれのエリアに対し、繰り返し検討することで設定した。また Fig.7 に示すように、住宅エリアでは屋根を分割して抽出した箇所があるため、延長率を計算する前に、再セグメンテーションを行い、隣接する小さいオブジェクトを結合させた。

### iii) 誤抽出の除去と抽出精度

抽出結果を検討することで、主に3つの原因で誤抽出が起こることが分かった。1つは道路が影に囲まれることにより、建物として誤抽出される場合。もう1つは道路の延長率が団地建物や工場に近いので、道路を建物として誤抽出する場合。最後にスペクトルと形状情報が建物に近い裸地である。本研究では、抽出されたオブジェクトと周囲の影との距離から、建物の誤抽出を除去する方法を検討した。

Fig.8 に建物誤抽出除去に用いた団地地区の画像を示す。Fig.8(a)では団地以外に道路、裸地も建物として誤抽出されていることが分かる。しかし団地地区は工場地区や住宅地区より、広い敷地に高い建物が建つ特徴があることから、図からも分かるようにはっきりと影が読み取れる。また、建物間の距離が長いので、一棟ごとに隣接する影が認められる。したがって建物と影の最短距離に閾値を設定し、建物誤抽出を除去した。Fig.8(b)に誤抽出除去後の結果を示す。影を用いることより精度が上がる事が分かる。Fig.9 に異なる特性を持つ住宅地区、団地地区、工場地区の建物抽出結果を示す。特徴の異なるそれぞれの地区に対し、精度よく建物が抽出されていることが分かる。Table 1 にそれぞれの地区の建物抽出精度を示す。抽出精度の算出にはプロデューサー精度 (P.A.) とユーザー精度 (U.A.) を用いた。P.A.とは、誤抽出の有無に関わらず、実際の建物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、自動抽出した建物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。表から分かるように抽出精度はP.A., U.A.ともに、精度は団地地区、住宅地区、工場地区の順に低下することが分かる。これは団地地区では建物誤抽出の除去が比較的容易であるのに対し、工場地区では難しいことが原因である。

## 4. 建物情報をもとにした各地区の特徴

抽出された建物に対して、方向角度や建物形状など、オブジェクト指向から得られる建物情報の整理を行った。方向角度はオブジェクトの長軸方向と画像の X 軸方向の夾角で定義され、0度を東にとり、南、北をそれぞれ90度として定義する。Fig.10 に住宅地区、団地地区、工場地区の建物方向角度のヒ

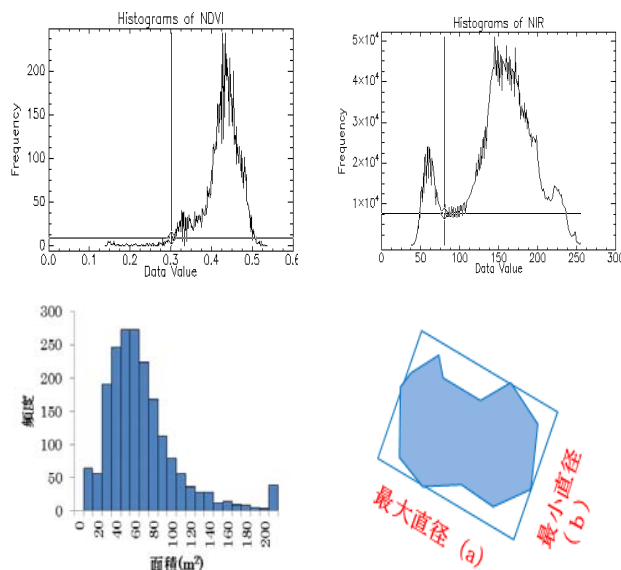


Fig.6. Threshold Parameters (a) NDVI Histogram, (b) NIR-band Value Histogram, (c) Building-Area Histogram, (d) Definition of Elongation



Fig.7. Re-Merging After Building Detection (a) Original Image, (b) Building Detection, (c) Re-Merging



Fig.8. Comparison between before and after the Building Detection Corrections using Shadows (a) Before Correction, (b) After Correction

ストグラムを示す。住宅地区と工場地区の代表的な道路の方向はそれぞれ176(±90)度で、団地地区の方向は179(±90)度である。この図より、建物は道路に対し垂直あるいは平行に立っていることが分かる。また住宅地区では建物が密集して、延長率が小さいため、建物の方向分布にバラつきがあることが分かる。一方、この団地地区では比較的大きな道路が団地内を曲がって存在するため、建物角度が10度と90度の2つの分布に分かれている。最後に工場地区では、ほとんどの建物が道路に対し並行



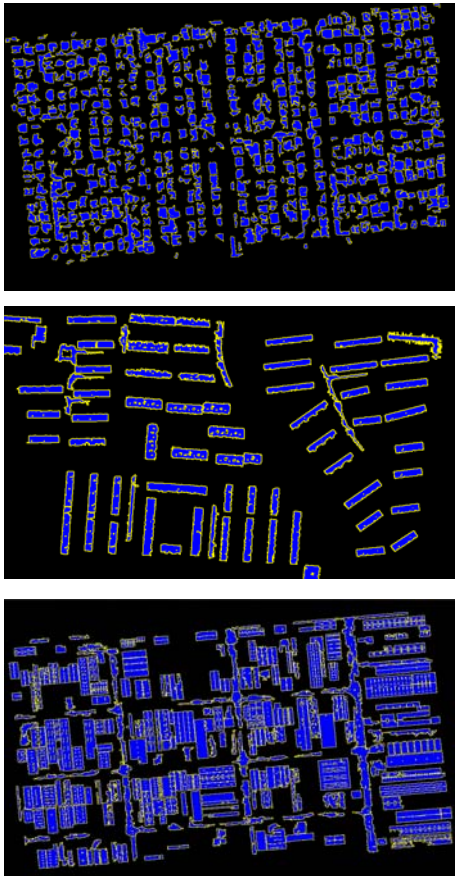


Fig.9. Results of Building Detection for (a) Detached House, (b) Apartment Building, (c) Industrial Areas

Table 1. Detection accuracy of buildings for different areas

	Producer's Accuracy	User's Accuracy
Detached House Area	95.5%	75.8%
Apartment Building Area	100%	78.4%
Industrial Area	73.6%	70.9%

もしくは垂直に存在することが分かる。これらの特徴は都市を特徴づける指標として用いることが可能である。また地震などの災害時には、事前・事後の建物方向角度の変化量から、被害量を簡易に推定する方法を今後検討していく予定である。また面積や延長率を組み合わせることで、1棟の建物に対する被災程度の検出も検討したいと考えている。

## 5. まとめ

本研究では、千葉県浦安市、美浜区の空中写真をもとに、特徴の異なる住宅地区、団地地区、工場地区での建物抽出を行なった。オブジェクト指向による画像解析から得られる形状情報とスペクトル情報を組み合わせ、それぞれの異なる地区に対し統一的な建物抽出を試みた。また建物誤抽出を取り除

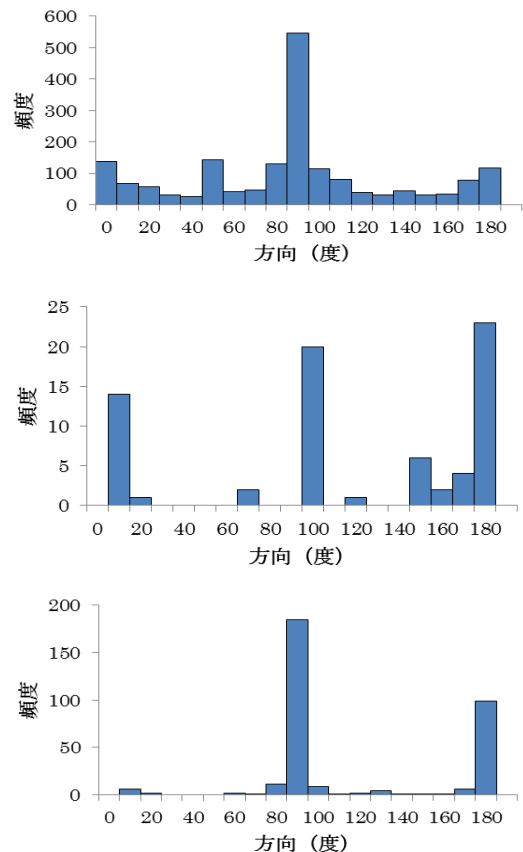


Fig.10. Histograms for Longitudinal Direction of Buildings for (a) Detached House Area, (b) Apartment Building Area, (c) Industrial Area

く方法として、建物と影との距離に閾値を用い抽出精度を改善した。抽出精度は比較的高く、とくに建物の密集度が低い団地地区では高い精度が得られた。また抽出結果から建物方向を整理することで、それぞれの地区を特徴づける方法を示した。今後、これらの結果を自然災害後の地域被害特性や建物被害状況の把握に利用することを検討することを考えている。また建物抽出に最適な形状パラメータを決定し、精度を向上させることを検討する。また、航空写真だけではなく、高分解能衛星画像にも適用し検討したいと考えている。

## 参考文献

- 1) K. Kouchi, F. Yamazaki, M. Kohiyama, M. Matsuoka, N. Muraoka, Damage Detection from QuickBird High-resolution Satellite Images for the 2003 Boumerdes, Algeria Earthquake, Proc. of the Asia Conf. on Earthquake Engineering, 215-226, 2004.
- 2) 松崎志津子, 山崎文雄, M. Estrada, C. Zavala: QuickBird 衛星画像を用いた 2007 年ペルー・ピスコ地震の建物被害把握, 地域安全学会論文集, No.13, 407-413, 2010.
- 3) 鈴木大輔, 丸山喜久, 山崎文雄, 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, 日本地震工学会論文集, Vol. 10, No. 3, 33-45, 2010.