

# 空撮画像を用いた汎用的な建物被害 抽出方法に関する考察

三富 創<sup>1</sup>・松岡 昌志<sup>2</sup>・山崎 文雄<sup>3</sup>

<sup>1</sup>正会員 防災科学技術研究所 地震防災フロンティア研究センター (〒673-0433 三木市福井三木山2465-1)

E-mail: mitomi@edm.bosai.go.jp

<sup>2</sup>博士 (工学) 防災科学技術研究所 地震防災フロンティア研究センター (同 上)

<sup>3</sup>正会員 工博 防災科学技術研究所 地震防災フロンティア研究センター (同 上)

本研究では、倒壊建物の特徴づける指標として、従来から用いてきた色彩情報とエッジ情報に改良を加えるとともに、エッジ強度の同時生起行列から求まるエッジのテクスチャを導入した。建物被害地域の抽出にあたっては、色彩情報とエッジ情報による4指標と、エッジのテクスチャを含めたエッジ情報のみの4指標をそれぞれ組み合わせ合わせたマルチレベルスライス法を適用した。トレーニングデータを選定した画像においては、色彩情報の有無によらず実際の被害状況と概ね一致する結果を得た。しかし、他の切り出し画像に適用した結果は、エッジ情報のみによる場合の方がよいことがわかった。これにより、色彩情報をもたない高分解能画像への適用が可能となり、汎用的な被害抽出方法が提案できる可能性が示唆された。

**Key Words :** *automated detection, building damage, aerial television image, co-occurrence matrix, texture analysis*

## 1. はじめに

航空機や人工衛星をプラットフォームとしたリモートセンシングは、ほぼ同一時刻の広範囲な情報や同一地域の状況の経時変化を現地に直接立ち入ることなく取得できることから、防災分野への高度利用が期待されている<sup>1)</sup>。最近では火山活動のモニタリング<sup>2)</sup>、重油流出事故などの特殊災害<sup>3)</sup>で有効に活用されてきた。とくに2000年三宅島噴火では航空機搭載の合成開口レーダーで三宅島火口の変動が観測された<sup>4)</sup>。また、航空機をプラットフォームとしたレーザーによる3次元計測技術の地形計測<sup>5)</sup>や森林環境計測<sup>6)</sup>などへの応用が盛んであるが、この技術を用いて三宅島雄山火口付近の陥没量が推定された<sup>7)</sup>。

1995年1月17日早朝に発生した兵庫県南部地震では、阪神・淡路地域の広範にわたり甚大な被害が発生した。強い地震動に見舞われた地域では建物の倒壊や火災が発生し、5,500人以上もの人命が失われた。高速道路の落橋、港湾施設被害、河川堤防被害などの土木構造物被害は、都市部で大地震が発生した場合の都市構造物の脆弱性を示す結果となった。このような地震災害に対するリモートセンシングの貢献方法を探るため、人工衛星や航空機を用いた多段階リモートセンシングによる地震被害把握のため

の検討が行われた<sup>8)</sup>。しかしこの取り組みは速報的な意味合いが強かったために大規模な液状化地域、火災による焼失地域、顕著な建物倒壊地域を判読するにとどまった。その後、災害発生前と発生後の人工衛星画像の差分画像と、液状化による噴砂、火災による延焼、建物被害等の詳細な地上調査データとを比較し、建物被害の被害レベルに応じた人工衛星画像の特徴と被害分類に関する研究が行われた<sup>9), 10)</sup>。レーザースキャナを用いた建物抽出に関する研究も実施されており<sup>11), 12)</sup>、近い将来、災害発生前と発生後の航空機またはヘリコプター搭載のレーザー計測による建物被害地域の把握が期待される。また、同一地域において撮影された2時期の航空写真に脳型情報処理を応用した画像位置合わせ技術が提案された<sup>13)</sup>。この方法を用いることで、災害発生前と発生後の変化地域を航空写真レベルの高分解能で抽出可能になると考えられる<sup>14)</sup>。ところがこれらの方法では災害前の情報が必要である。災害現場の人工衛星画像や航空写真のデジタル画像、航空機レーザー計測データなどをあらかじめ保有しておくことは、理想的ではあるが今のところ現実的ではない。

地震災害直後の救援・復旧支援のためには迅速な情報提供が必須であることから、リモートセンシング技術や地理情報処理技術などを組み合わせた震災

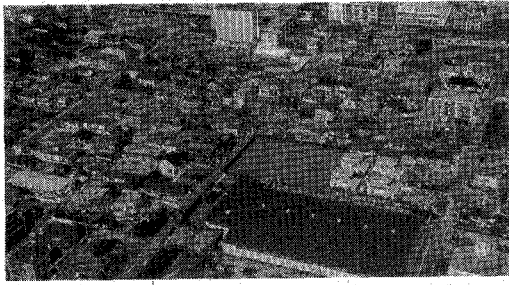


図-1 空撮ハイビジョン画像の例

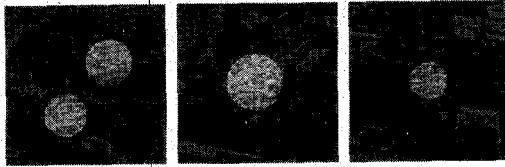


図-2 倒壊建物 c1 を代表するトレーニングデータ。明るい部分をトレーニングデータとした。

情報システムに関する体系的なマニュアル(案)の作成が試みられている<sup>15)</sup>。これは、公共土木施設の管理者がいち早く地震後の被害状況を把握し、適切な処置、正確な情報提供、復旧活動を行うことを目的としたものである。また、消防庁は、消防防災ヘリコプター等から取得される映像の自動解析処理と地理情報システム(GIS)との併用により、被害状況の定量的把握を含めた緊急支援情報システムの構築に着手している<sup>16)</sup>。このような状況を受け、我々は、災害発生前の画像を用いず、災害発生後にヘリコプターや航空機などから撮影されたテレビジョン映像やビデオ映像の静止画像を用いて画像処理による建物被害の自動抽出を試みている。今までに1995年兵庫県南部地震<sup>17)</sup>、1999年トルコ・コジャエリ地震<sup>18)</sup>、1999年台湾・集集地震<sup>18)</sup>、2001年インド・グジャラート地震<sup>18)</sup>の被災地を撮影した空撮画像への適用を試み、建物被害甚大地域の抽出が可能であることを示してきた。しかしながら、被害建物の特徴づける指標の閾値は、それぞれの地震災害画像について設定しなければならなかった<sup>18)</sup>。そこで本研究では、1995年兵庫県南部地震の空撮画像を用いて汎用的な適用が期待される指標の検討を行った。

## 2. 空撮画像とトレーニングデータの選定

本研究で使用する空撮画像は、NHKが兵庫県南部地震の発生直後から、ヘリコプター搭載ハイビジ

表-1 トレーニングデータ一覧

トレーニングデータ		エリア画素数
建物関係	c1 倒壊建物	10,391
	c2 屋根・茶系色	3,852
	c3 屋根・灰色系	3,115
	c4 屋根・体育館	41,597
	c5 外壁・茶系色	3,918
	c6 外壁・白色系	3,827
その他	c7 ブルーシート	2,130
	c8 鉄道の軌道	1,008
	c9 道路・駐車場	3,232
	c10 グラウンド	6,818
	c11 テニスコート	29,998
	c12 庭の植木など	2,528

ョンシステムを用いて高度300m、撮影角度30~45度(鉛直方向を基準)を保持しつつ、被災地全域を撮影した膨大な記録の一部である。この画像は空撮映像の1コマをビットマップ形式で保存した画像ファイルである。空撮画像の例を図-1に示す。

被害抽出は木造建物を対象とした。多くの倒壊建物は落下した瓦と葺土の茶褐色が混在することから、建物としての形状は失っているものの、瓦礫による細かい線が分布する。無被害建物は建物の輪郭線が明瞭であり形状の確認が可能なのが特徴的であった。このような地物の画像上の特徴を調べるため、表-1のように倒壊建物(c1)、建物構成要素のうち屋根(c2-c4)、外壁(c5, c6)その他(c7-c12)からトレーニングデータを選定した。具体的には、例えば瓦礫に特徴づけられる倒壊建物は、確実に瓦礫を表す画像の位置を含む内接円の内側の領域として指定した。表-1の倒壊建物c1として選定したトレーニングデータの例を図-2に示す。

## 3. 建物被害抽出のための指標

### (1) 色彩情報

色彩情報とは撮影された地物の色に関するデジタル情報である。地物のデジタル情報は、R, G, Bの各チャンネルに0~255の整数値(8ビット)で表される。カラーテレビジョンなどのカラー画像において、R, G, Bの各チャンネルにおけるデジタル値は一般に強い相関がある<sup>19)</sup>。そこで、既往の研究<sup>17), 18)</sup>では、互いに独立な色要素として規定される顕色系HSI、つまり色の種類を表す色相H、色の濃さを表す彩度S、明るさの指標である明度Iで倒壊建物の色を特徴

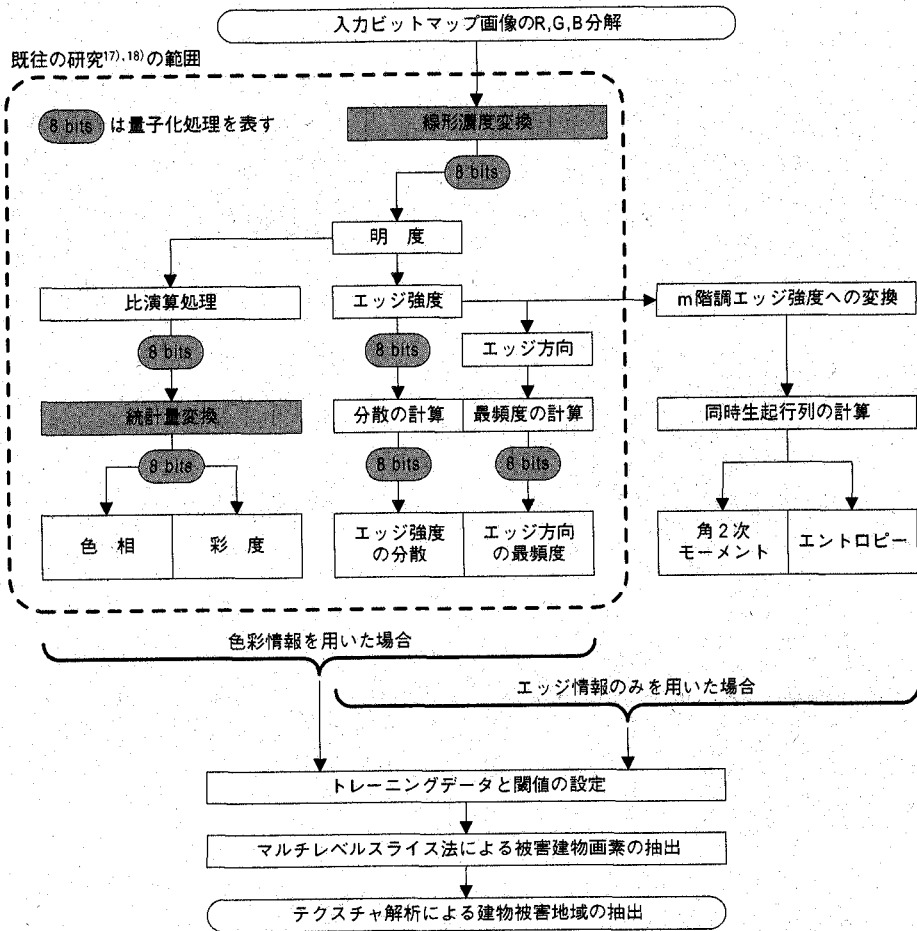


図-3 建物被害地域の抽出の流れ. 本研究においてハッチをつけた処理は行わなかった.

づけた. RGBからHSIへの変換は, NTSC方式<sup>19)</sup>のカラーテレビジョンの映像伝送における信号変換の方法<sup>18), 20)</sup>を用いた. これは式(1)から明度Iを求めた後, 式(2), (3)から求まる色差信号 $C_1, C_2$ を介して式(4), (5)から色相Hと彩度Sを得る方法である.

$$I = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

$$C_1 = R - I = 0.7R - 0.59G - 0.11B \quad (2)$$

$$C_2 = B - I = -0.3R - 0.59G + 0.89B \quad (3)$$

$$H = \tan^{-1} \left( \frac{C_1}{C_2} \right) \quad (4)$$

$$S = \sqrt{C_1^2 + C_2^2} \quad (5)$$

既報<sup>17), 18)</sup>では図-3に示す各処理段階で8ビットへの量子化を行った. これらは, 処理結果の閲覧を容易にするための画像強調の手法である. 線形濃度変

換<sup>21)</sup>や統計量変換<sup>21)</sup>も, その処理の目的は画像強調にある. また, 太陽光の影響を除去するために比演算処理<sup>21)</sup>を行った. 具体的には, 入力画像の線形濃度変換後に式(1)から求めた明度で線形濃度変換後の各R, G, Bを割り, 比演算処理後の $R', G', B'$ を求めた. これら $R', G', B'$ の統計量変換の結果を式(2), (3)に代入することで, 式(4), (5)から色相と彩度を得た.

しかしながら, 画像強調処理は原画像の情報の一部を損なうため, このような方法で求めた色彩情報HSIは原画像の情報を完全に反映しない. そこで本研究ではこれらの画像強調処理を行わず, 原画像のR, G, Bから比演算処理を行って $R', G', B'$ を求め, 比演算処理後の色相 $Hr$ と彩度 $Sr$ を求めた. なお式(1)に示すように明度はR, G, Bの線形結合で表されるから, 比演算処理前の明度Iを同じ明度Iで割ったものが比演算処理後の明度 $Ir$ となる. このことは, 比演算処理後の明度 $Ir$ がR, G, Bの値によらず一定であ

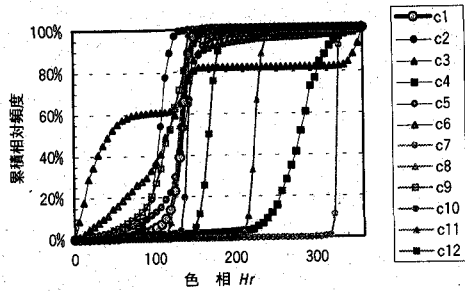


図-4 比演算処理後の色相  $Hr$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

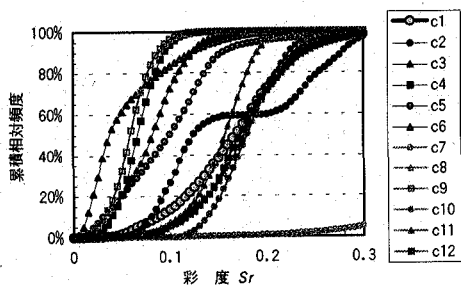


図-5 比演算処理後の彩度  $Sr$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

ることを意味している。よって本研究では明度  $I$  を一定としたときの色相  $Hr$  と彩度  $Sr$  で倒壊建物の特徴づけた。画像強調処理を一切行わなかったことにより、色相  $Hr$  と彩度  $Sr$  は、比演算処理を行わずに原画像の  $R, G, B$  から直接求めた色相  $H$ 、彩度  $S$ 、明度  $I$  との間以下の関係をもつことが明らかとなった。

$$Hr = H \quad (6)$$

$$Sr = S/I \quad (7)$$

これより、比演算処理から得られる色相  $Hr$  は明度の影響を受けず、彩度  $Sr$  は、原画像の  $R, G, B$  から求めた明度  $I$  で彩度  $S$  を割った値になることがわかった。

選定したトレーニングデータの、比演算処理後の色相  $Hr$  と彩度  $Sr$  における累積相対頻度分布を図-4および図-5にそれぞれ示す。これらの図から、とくに色相  $Hr$  では、各トレーニングデータが示す分布が狭い範囲に集中しており、色の種類のみで画像対象物のある程度識別できることがわかった。倒壊建物  $c1$  は、概ね120~150度(橙色)の  $Hr$  と、0.1~0.3までの  $Sr$  を有した。

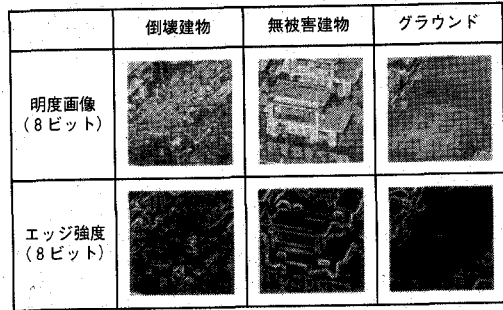


図-6 倒壊建物(瓦礫)、無被害建物、グラウンドにおけるエッジ強度の空間的特徴

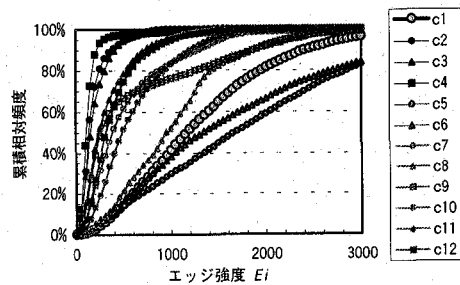


図-7 エッジ強度  $Ei$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

## (2) エッジ情報

既往の研究<sup>17), 18)</sup>で用いたエッジ情報はエッジ強度  $Ei$ 、エッジ強度の分散  $Ev$ 、エッジ方向の最頻度  $Ed$  の3つであり、それぞれ8ビットに量子化して建物被害抽出のための指標としていた。本研究では、色彩情報と同じように量子化を行わず計算結果をそのまま用いることで、建物被害抽出のための汎用的な指標になり得るかを検討した。

エッジ強度  $Ei$  は、テンプレートなどで表されるエッジ検出フィルタと画素のデジタル値の局所積和演算から求まる微分値である。地物どうしの境界は急激な色の変化で特徴づけられる場合が多いため、地物の境界線などではエッジ強度の値が大きい。本研究では、Prewitt型エッジ検出テンプレート<sup>21)</sup>を7x7画素領域に拡張したもの<sup>17)</sup>を、式(1)から求まる明度  $I$  に適用してエッジ強度を求めた。なお、このテンプレートは、注目画素から水平右方向を0度として0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 315度の8方向のエッジを考慮できる。エッジ強度は、これら8方向のエッジの最大値とした。また、このときに適用したテンプレートの方向を、水平(0または180度)、右上がり斜

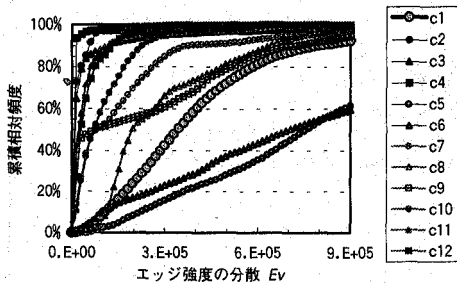


図-8 エッジ強度の分散  $E_v$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

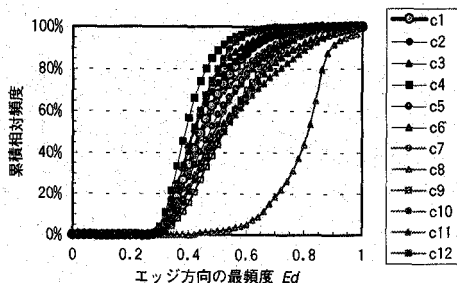


図-9 エッジ方向の最頻度  $E_d$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

め (45 または 225 度), 垂直 (90 または 270 度), 右下がり斜め (135 または 315 度) の 4 方向のうちいずれかに分類し, エッジの方向とした. 無被害建物は輪郭が明瞭なため, 屋根などの輪郭部のエッジ強度は大きい. しかしその内側にはエッジ成分がないためエッジ強度は小さい. 一方, 瓦礫のように異なる細かい地物が集中して分布するような領域では, 比較的大きいエッジ強度を有している可能性が高い. このようなエッジの空間的特徴の例を図-6 に示す. エッジ強度の分散  $E_v$  は,  $7 \times 7$  画素領域におけるエッジ強度値の局所的な分布状態を表す. 倒壊建物は瓦礫の輪郭を表すエッジが複雑に入り交じった状態である. よって, その分散値はやや大きな値を有する可能性がある. 一方, 無被害建物の屋根やグラウンドでは大きなエッジ強度値をもつ画素が少ないため, その分散値は小さいことが予想される. エッジ方向の最頻度  $E_d$  とは, エッジ強度算出時に分類した 4 種類のエッジ方向のうち,  $7 \times 7$  画素領域においてもっとも多い成分の相対頻度である. つまり, 局所領域において同一のエッジ方向の成分が卓越する地物は, 大きな最頻度値を有する.

各トレーニングデータの累積相対頻度分布をエッジ強度  $E_i$  について図-7, エッジ強度の分散  $E_v$  について図-8, エッジ方向の最頻度  $E_d$  について図-9 に示す. 建物屋根 c2-c4 は屋根の輪郭の内側でエッジ強度が非常に小さいため, きわめて小さい  $E_i, E_v$  値から構成される. 建物外壁 c5, c6 はベランダや窓枠, 建物輪郭線など, エッジ強度の大きな領域が複雑に分布するため, 他のトレーニングデータと比べて大きい  $E_i$  および  $E_v$  を有した. エッジ方向の最頻度  $E_d$  では, 鉄道の軌道 c8 が他の地物と比べて著しくエッジ成分の方向性を有した. 倒壊建物 c1 における  $E_i$  と  $E_v$  の値は広い範囲に分布した.  $E_d$  においては, 鉄道の軌道 c8 を除く他の地物とほぼ同様の分布を示した.

### (3) 同時生起行列を用いたエッジ強度のテクスチャ

IKONOS などの高分解能衛星から取得されるパンクロマティック画像 (白黒画像) は, 地上分解能が約 1m である<sup>22)</sup>. インドリモートセンシング衛星 IRS およびフランスのスポット衛星 SPOT のパンクロマティック画像における地上分解能は, それぞれ約 8m と約 10m である<sup>23)</sup>. したがって, IKONOS のパンクロマティック画像では, 従来用いられてきた IRS や SPOT では難しかった家屋, 道路などの地物の目視判読が可能である. しかし, 色彩情報に頼る被害抽出方法では, 上記の高分解能画像や白黒の航空写真には適用できない. 一方, エッジ情報は高分解能の白黒画像 (明度  $I$ ) から求められるものである. つまりエッジの特徴だけから建物被害地域とそれ以外の地物を識別できれば, 色彩情報を用いずに倒壊建物の特徴づけられる可能性がある. そこで本研究では,  $E_v$  や  $E_d$  以外のエッジ成分の空間的分布, すなわちエッジ強度  $E_i$  の同時生起行列<sup>21)</sup>にもとづいたエッジ情報のテクスチャを検討した. なお, テクスチャとは, 局所領域における画素値の空間的分布の特徴を表すものである. ここで, 濃淡画像の明るさが  $k$  の画素から一定の相対位置  $\delta = (r, \theta)$  に明るさ  $l$  の画素が出現する確率を  $P(k, l)$  とする. 一定の  $\delta$  に対して, 全ての明るさの組み合わせ  $(k, l)$  についてその生起確率  $P(k, l)$  を求め,  $k$  列  $l$  行の行列で表す. この行列は, 明るさ  $(k, l)$  の同時生起確率を表すので同時生起行列と呼ばれる. 同時生起行列を用いた土地被覆分類の研究は, 例えば Zhang ら<sup>24)</sup> によって行われている. 彼らは SPOT 衛星のパンクロマティック画像を用いて中国・北京の市街地分類を行い, 比較的良好な結果を得た. そこで本研究においても同時生起行列を用いたテクスチャから倒壊建物の特徴づけを試みた. 同時生起行列の計算を行う前に, エッジ強度における倒壊建物 c1 の累積相対頻度を  $m$  等分す

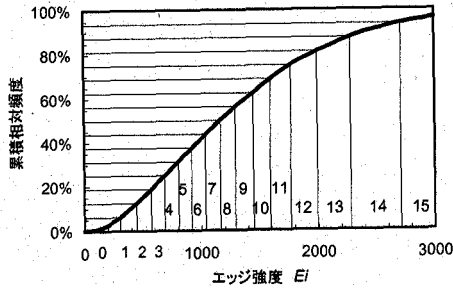


図-10 エッジ強度  $E_i$  における倒壊建物  $c_1$  の累積相対頻度分布から 16 階調エッジ強度を求める方法

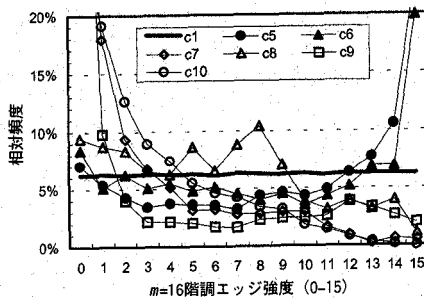


図-11 16 階調エッジ強度における代表的なトレーニングデータの累積相対頻度分布

るように  $m$  階調のエッジ強度画像を作成した。ここでは  $m=8, 16, 32, 64$  の 4 通りについて検討した。図-10 に、エッジ強度  $E_i$  から  $m=16$  階調のエッジ強度を求める方法を示す。図-11 は、図-10 の操作によって作成された 16 階調エッジ強度から、いくつかのトレーニングデータについて相対頻度分布を描いたものである。このようにして、倒壊建物  $c_1$  を構成する各画素値 (0 から 15 の整数値) の相対頻度を一定にした。それに対して、建物外壁  $c_5, c_6$  では画素値 14, 15 のような大きな値、ブルーシート  $c_7$ 、道路・駐車場  $c_9$ 、グラウンド  $c_{10}$  では画素値 0, 1 のような小さな値に多くの画素が分布することがわかる。これは図-7 に示したエッジ強度  $E_i$  に対する累積相対頻度を倒壊建物  $c_1$  に着目して 16 等分したため、倒壊建物  $c_1$  よりも小さい  $E_i$  値をもつ  $c_7, c_9, c_{10}$  ではより小さな値、倒壊建物よりも大きい  $E_i$  値をもつ  $c_5, c_6$  ではより大きな値を偏ってもつからである。次に  $m$  階調のエッジ強度画像を用いて、注目画素から見て隣接する ( $r=1$ ) 画素の  $\theta_1=0$  または  $180$  度、 $\theta_2=45$  または  $225$  度、 $\theta_3=90$  または  $270$  度、 $\theta_4=135$  または  $315$  度の 4 方向について同時生起行列を作成した後、行列の

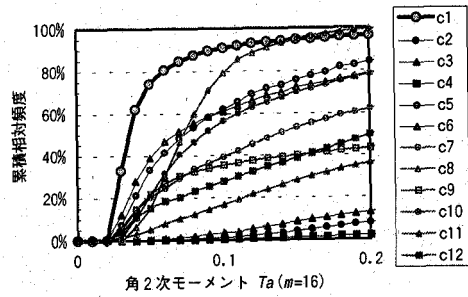


図-12  $m=16$  階調エッジ強度の同時生起行列から求めた角 2 次モーメント  $T_a$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

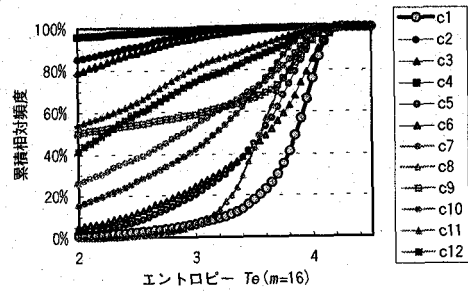


図-13  $m=16$  階調エッジ強度の同時生起行列から求めたエントロピー  $T_e$  における各トレーニングデータの累積相対頻度分布

要素から下記テクスチャを計算し、4 方向のうち最大値を呈す場合を注目画素のテクスチャ代表値とした。なお、テクスチャ算出のためのウィンドウサイズは、 $E_i, E_v, E_d$  の計算と同じ  $7 \times 7$  画素領域とした。

$$T_a = \sum_{k=0}^{m-1} \sum_{l=0}^{m-1} \{P(k, l)\}^2 \quad (8)$$

$$T_e = - \sum_{k=0}^{m-1} \sum_{l=0}^{m-1} P(k, l) \log \{P(k, l)\} \quad (9)$$

ここで  $T_a$  は角 2 次モーメント<sup>21)</sup>、 $T_e$  はエントロピー<sup>21)</sup>を示す。本研究ではこれら以外にも相関<sup>21)</sup>や対照性<sup>21)</sup>を表すテクスチャを検討したが、 $T_a$  と  $T_e$  が倒壊建物とそれ以外のトレーニングデータを識別する指標として有効だったため、これら 2 つを用いることとした。角 2 次モーメント  $T_a$  は、同時生起行列の値の分布がどの程度密集しているかを表す。したがって、 $P(k, l)$  がどこかの  $(k, l)$  で大きな値をとる (周辺画素どうしの値の変化が小さい) 場合、角 2 次モーメント  $T_a$  の値は大きくなる。エントロピー  $T_e$  は、同時生起行列の値の分布がどの程度乱雑かを表す。

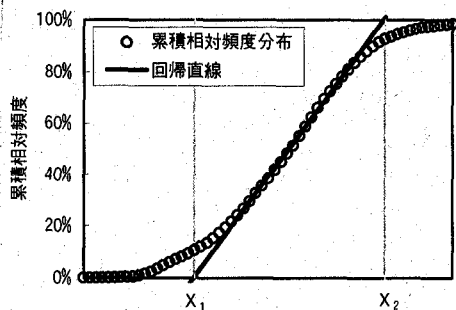


図-14 閾値の決め方の模式図。倒壊建物の累積 20% から 80% のデータで求めた回帰直線が累積 0% と 100% で交わる  $X_1$  から  $X_2$  を閾値とした。

具体的には、 $P(k, l)$  の値が行列全体にまんべんなく分布している（周辺画素における値の変化のパターンが多様な）場合、エントロピー  $Te$  の値は大きくなる。先に述べたように、倒壊建物を構成する  $m$  階調エッジ強度の各階調で、ほぼ同数の画素が配分されるようにエッジ強度の値を変換した。よって、倒壊建物における同時生起行列の要素は特定の組み合わせに集中せず、乱雑に分布することが予想される。これは、倒壊建物の角 2 次モーメント  $Ta$  が小さく、エントロピー  $Te$  が大きくなることを意味する。各トレーニングデータにおける  $m=16$  階調のときの角 2 次モーメント  $Ta$  とエントロピー  $Te$  の累積相対頻度分布を、図-12 および図-13 にそれぞれ示す。これらより、倒壊建物  $c1$  の  $Ta$  は他の画像対象物と比べて最も小さな値、 $Te$  は大きい値の範囲に分布することがわかる。つまり倒壊建物はエッジ強度のテクスチャが特定の値に集中しない非一様な特徴を有することを示している。このような見方にならうと、倒壊建物に次いでエッジ強度のテクスチャが非一様なのは建物外壁  $c5, c6$ 、鉄道の軌道  $c8$ 、グラウンド  $c10$  であり、一様な性質が強いのは建物屋根  $c2-c4$  であることがわかる。なお、 $m$  の値が大きくなるにつれて、倒壊建物  $c1$  の非一様性が顕著になった。しかし、この傾向は、建物外壁  $c5, c6$  をはじめ、エッジの非一様成分を有するいくつかのトレーニングデータにも現れた。

#### 4. 倒壊建物を構成する画素の抽出

指標を量子化した既報<sup>17), 18)</sup>では、色彩情報から色相、彩度、明度、エッジ情報からエッジ強度、エッジ強度の分散、エッジ方向の最頻度で表される 6 つの指標で倒壊建物の特徴づけた。本研究では、これらの指標から明度を除いた  $Hr, Sr, Ei, Ev, Ed$  (色彩情

表-2 被害建物抽出のために最終的に用いた閾値一覧

特徴	閾値
$Hr$ 色相	121 - 147
$Sr$ 彩度	$9.0 \times 10^{-2} - 25. \times 10^{-2}$
$Ev'$ エッジ強度の分散	$2.0 \times 10^5 - 6.8 \times 10^5$
$Ed$ エッジ方向の最頻度	0.30 - 0.60
$Ta$ 角 2 次モーメント	
8階調	$0.87 \times 10^{-2} - 16. \times 10^{-2}$
16階調	$0.74 \times 10^{-2} - 6.6 \times 10^{-2}$
32階調	$0.85 \times 10^{-2} - 3.5 \times 10^{-2}$
64階調	$1.1 \times 10^{-2} - 2.2 \times 10^{-2}$
$Te$ エントロピー	
8階調	2.6 - 3.7
16階調	3.4 - 4.2
32階調	4.0 - 4.4
64階調	4.2 - 4.5

報を用いた場合) と、エッジ情報のみを用いた  $Ei, Ev, Ed, Ta, Te$  の 2 種類の組み合わせで倒壊建物の特徴づけた。具体的には、倒壊建物  $c1$  の累積相対頻度分布において、累積 20% から 80% までのデータを用いて回帰直線を求め、この直線が累積 0% と 100% を横切る値を閾値とした。閾値を決める操作の模式図を図-14 に示す。

回帰直線から決めた  $Hr, Sr, Ei, Ev, Ed$  の各閾値をこの順に組み合わせたときに、各トレーニングデータにおける抽出画素の割合（抽出率）がどのように変化するかを図-15(a) に示す。色相  $Hr$  で多くの地物が倒壊建物  $c1$  と分離するが、鉄道の軌道  $c8$  とグラウンド  $c10$  は倒壊建物よりも高い抽出率を保持した。彩度  $Sr$  では道路・駐車場  $c9$ 、白系色の建物外壁  $c6$  が倒壊建物  $c1$  と分離した。しかし鉄道の軌道  $c8$  とグラウンド  $c10$  は、いぜん高い抽出率を保持したままであった。エッジ情報においては、エッジ方向の最頻度  $Ed$  で鉄道の軌道  $c8$  の抽出率が 73.6% から 3.0% に大きく低下するものの、それ以外の多くのトレーニングデータの抽出率は、色彩情報で抽出率が低下しなかったグラウンド  $c10$  も含めて緩やかに低下した。結局グラウンド  $c10$  の最終的な抽出率は約 40% であり、倒壊建物  $c1$  は約 50% となることから、これらの指標では  $c1$  と  $c10$  を効果的に分離できないということがわかった。

ところで、各トレーニングデータの抽出率の変化は  $Ei$  で小さいが、 $Ev$  ではグラウンド  $c10$  の抽出率が 20% 以上低下した。そこで、建物被害地域の抽出のための指標としてエッジ強度  $Ei$  の使用を差し控え、グラウンド  $c10$  の累積相対頻度が 80% となるエッジ

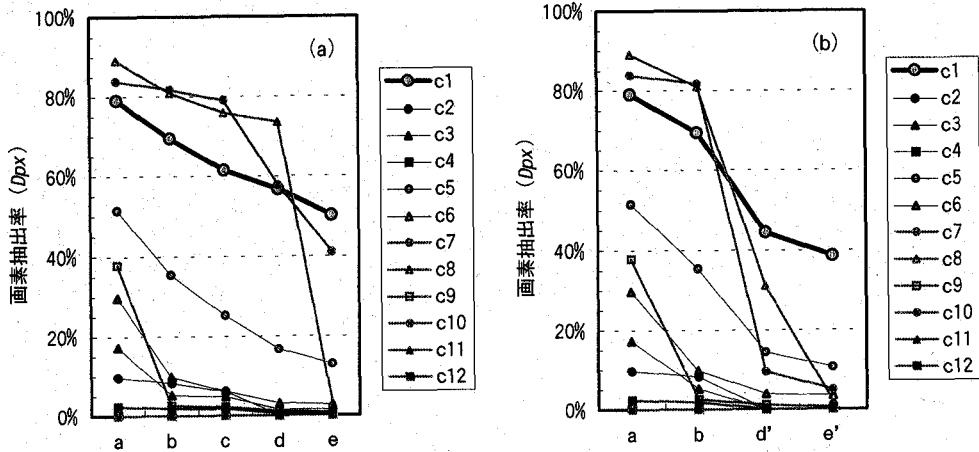


図-15 閾値を順に組み合わせたときの画素抽出率の変化。横軸は重ねる閾値の種類を表す。

- (a) 倒壊建物 c1 の累積相対頻度分布から決めた閾値で被害建物画素の抽出を試みた場合。a=色相 Hr, b=a+彩度 Sr, c=b+エッジ強度 Ei, d=c+エッジ強度の分散 Ev, e=d+エッジ方向の最頻度 Ed。  
 (b) グラウンド c10 の累積 80% を Ev の閾値の下限値として Hr, Sr, Ev', Ed の閾値を組み合わせた場合。a=色相 Hr, b=a+彩度 Sr, d'=b+エッジ強度の分散 Ev', e'=d'+エッジ方向の最頻度 Ed。

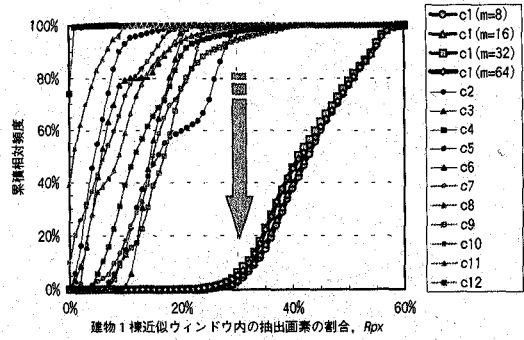
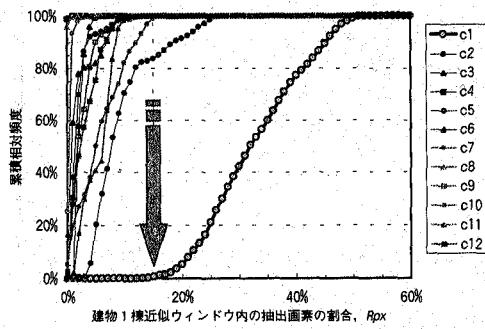
表-3 各トレーニングデータにおける抽出画素の数と割合 (Dpx, %)

トレーニングデータ	エリア画素数	色彩情報 Hr Sr Ev' Ed	エッジ強度のテクスチャ Ev' Ed Ta Te			
			m=8	m=16	m=32	m=64
c1 倒壊建物	10,391	4,014 ( 38.6 )	5,203 ( 50.1 )	5,131 ( 49.4 )	4,999 ( 48.1 )	5,063 ( 48.7 )
c2 屋根・茶系色	3,852	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	1 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c3 屋根・灰色色	3,115	4 ( 0.1 )	6 ( 0.2 )	7 ( 0.2 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c4 屋根・体育館	41,597	0 ( 0.0 )	13 ( 0.0 )	6 ( 0.0 )	6 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c5 外壁・茶系色	3,918	417 ( 10.6 )	692 ( 17.7 )	715 ( 18.2 )	660 ( 16.8 )	662 ( 16.9 )
c6 外壁・白系色	3,827	135 ( 3.5 )	774 ( 20.2 )	754 ( 19.7 )	761 ( 19.9 )	759 ( 19.8 )
c7 ブルーシート	2,130	0 ( 0.0 )	217 ( 10.2 )	203 ( 9.5 )	179 ( 8.4 )	153 ( 7.2 )
c8 鉄道の軌道	1,008	20 ( 2.0 )	26 ( 2.6 )	22 ( 2.2 )	25 ( 2.5 )	23 ( 2.3 )
c9 道路・駐車場	3,232	17 ( 0.5 )	262 ( 8.1 )	251 ( 7.8 )	232 ( 7.2 )	208 ( 6.4 )
c10 グラウンド	6,818	340 ( 5.0 )	386 ( 5.7 )	365 ( 5.4 )	319 ( 4.7 )	278 ( 4.1 )
c11 テニスコート	29,998	0 ( 0.0 )	518 ( 1.7 )	503 ( 1.7 )	469 ( 1.6 )	431 ( 1.4 )
c12 庭の植木など	2,528	1 ( 0.0 )	19 ( 0.8 )	17 ( 0.7 )	16 ( 0.6 )	12 ( 0.5 )

強度の分散値をEvの閾値の下限とすることによって、グラウンドc10の抽出率の低下をはかった。このようにして設定したエッジ強度の分散の閾値をEv'とし、Hr, Sr, Ev', Edの4指標で倒壊建物の特徴づけた。これら4指標の閾値を表-2に、Hr, Sr, Ev', Edの順で閾値を組み合わせた場合の画素抽出率の変化を図-15(b)に、各トレーニングデータの最終的な画素抽出率 (Dpx) を表-3にそれぞれ示す。グラウンドc10はEv'で倒壊建物c1と明瞭に分離し、倒壊建物c1のDpxは38.6%となった。それ以外のトレーニングデータにおけるDpxは、茶系色の建物外壁c5が10.6%となることを除き5.0%以下となった。

エッジ情報のみを用いた場合においてもエッジ強度Eiは使用せず、エッジ強度の分散の閾値はグラウンドc10の累積相対頻度が80%となることを閾値の下限としたEv'を用いて、Ev', Ed, Ta, Teの組み合わせで被害建物の抽出を試みた。これらの閾値を表-2、これらの閾値を同時に満たす画素が各トレーニングデータにどの程度含まれているか (Dpx) を表-3に示す。テクスチャ計算に用いたエッジ強度の階調mによらず、倒壊建物c1はおよそ50%のDpxをもつ。誤抽出が最も多いのは建物外壁c5, c6の17%から20%であり、次いでブルーシートc7, 道路・駐車場c9, グラウンドc10であった。またエッジ強度のテクス





(a) 色彩情報ありの場合 ( $Hr\ Sr\ Ev'\ Ed$ )

(b) エッジ情報のみの場合 ( $Ev'\ Ed\ Ta\ Te$ )

図-16 各トレーニングデータにおける  $Rpx$  の累積相対頻度分布. 矢印は  $Rpx$  の閾値を表す.

表-4 各トレーニングデータにおける抽出画素の数と割合 ( $Darea$ , %)

トレーニングデータ	エリア画素数	色彩情報 $Hr\ Sr\ Ev'\ Ed$	エッジ強度のテクスチャ $Ev'\ Ed\ Ta\ Te$			
			$m=8$	$m=16$	$m=32$	$m=64$
c1 倒壊建物	10,391	10,321 ( 99.3 )	10,092 ( 97.1 )	10,021 ( 96.4 )	9,721 ( 93.6 )	9,824 ( 94.5 )
c2 屋根・茶系色	3,852	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c3 屋根・灰系色	3,115	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c4 屋根・体育館	41,597	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c5 外壁・茶系色	3,918	640 ( 16.3 )	80 ( 2.0 )	93 ( 2.4 )	86 ( 2.2 )	78 ( 2.0 )
c6 外壁・白色色	3,827	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c7 ブルーシート	2,130	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c8 鉄道の軌道	1,008	0 ( 0.0 )	4 ( 0.4 )	4 ( 0.4 )	2 ( 0.2 )	2 ( 0.2 )
c9 道路・駐車場	3,232	0 ( 0.0 )	188 ( 5.8 )	176 ( 5.4 )	131 ( 4.1 )	86 ( 2.7 )
c10 グラウンド	6,818	70 ( 1.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c11 テニスコート	29,998	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )	0 ( 0.0 )
c12 庭の植木など	2,528	0 ( 0.0 )	62 ( 2.5 )	58 ( 2.3 )	31 ( 1.2 )	32 ( 1.3 )

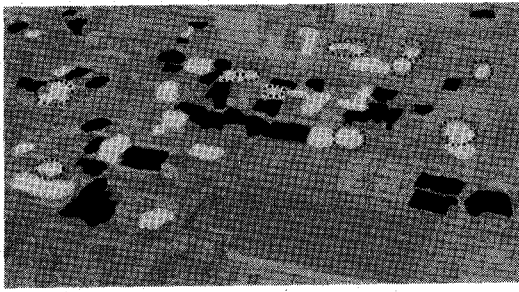
チャ計算から求めた角2次モーメント  $Ta$  とエントロピー  $Te$  の閾値は、エッジ強度の階調  $m$  が大きいほど  $Ta$  はより小さい値、 $Te$  はより大きい値に集中することがわかった。これは、倒壊建物が示す同時生起行列の要素が特定の組み合わせに集中しないことから、階調  $m$  が大きくなるほど倒壊建物  $c1$  が有するテクスチャの非一様性が強まることを反映したものである。

## 5. 建物被害地域の推定

### (1) 建物被害地域の抽出

表-3に散見される誤抽出を低減し、建物被害地域とそれ以外の地域を明瞭に区別するため、色彩情報を用いた  $Hr, Sr, Ev', Ed$  およびエッジ情報のみを用いた  $Ev', Ed, Ta, Te$  の画素抽出結果をもとに、おおよそ建物1棟の領域に含まれる抽出画素の割合 ( $Rpx$ ) で建物被害地域を特徴づけた。具体的には画像上部の

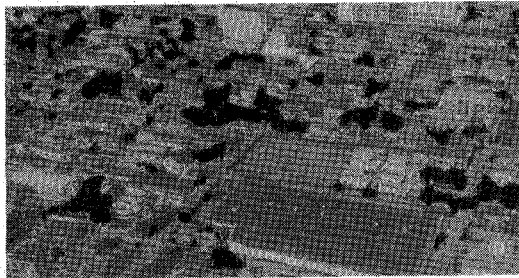
31x31画素領域から画像下部の63x63画素領域まで建物1棟近似ウィンドウの大きさを線形的に変化させて  $Rpx$  を計算した<sup>17)</sup>。各トレーニングデータにおける  $Rpx$  の累積相対頻度分布を図-16に示す。このような空間フィルタリング操作により、色彩情報の有無によらず、倒壊建物  $c1$  とそれ以外の  $c2$ - $c12$  の分布が明瞭に異なることがわかる。また、エッジ情報のみを組み合わせた図-16(b)によると、倒壊建物  $c1$  の分布は、階調  $m$  によらずほとんど同じ分布となった。色彩情報を用いた図-16(a)の場合には、倒壊建物  $c1$  の分布が立ち上がる  $Rpx$  値15%以上を建物被害地域とみなした。一方、エッジ情報のみによる図-16(b)から、これと同じ方法で  $Rpx$  の閾値を決めると、建物外壁  $c5$ 、道路・駐車場  $c9$ 、植生 (庭の植木等)  $c12$  の誤抽出が目立った。そこで、倒壊建物  $c1$  の累積20%から80%のデータで直線近似し、この直線が累積0%と交わるときの  $Rpx$  値30%以上を閾値とした。この方法で抽出した建物被害地域の抽出率  $Darea$  をト



(a) 目視判読および地上調査の結果  
黒：倒壊建物，白：全壊建物，点線：ブルーシート

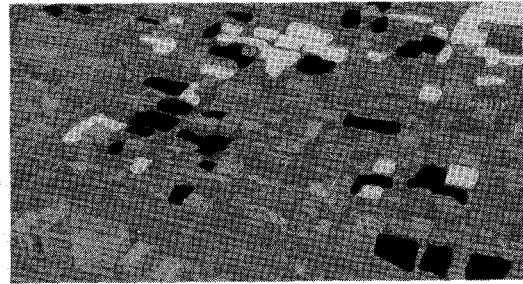


(b) 色彩情報ありの場合,  $R_{px}15\%$ 以上

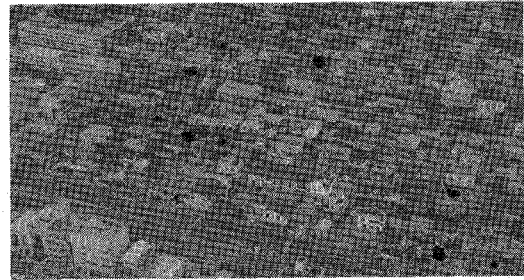


(c) エッジ情報のみの場合,  $m=16$ ,  $R_{px}30\%$ 以上

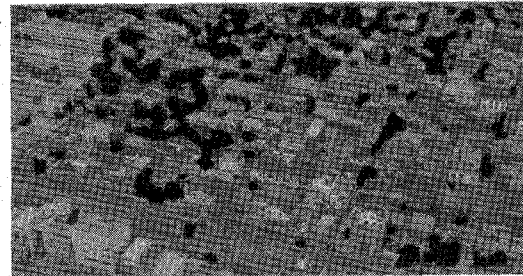
図-17 被害建物地域の抽出結果



(a) 目視判読および地上調査の結果  
黒：倒壊建物，白：全壊建物



(b) 色彩情報ありの場合,  $R_{px}15\%$ 以上



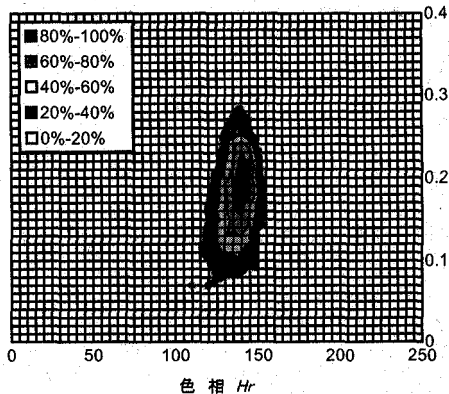
(c) エッジ情報のみの場合,  $m=16$ ,  $R_{px}30\%$ 以上

図-18 隣接画像への適用結果

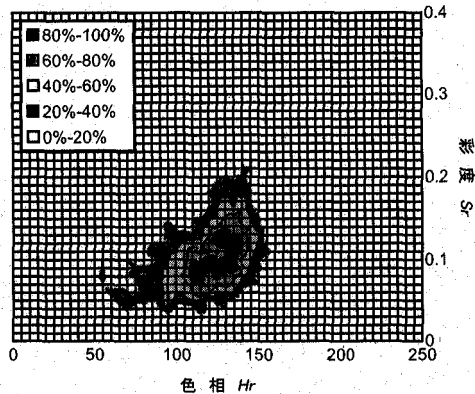
レーニングデータごとに表-4に示す。倒壊建物c1のDareaは、色彩情報を用いた場合99.3%、エッジ情報を用いた場合は階調の大きさ $m$ によらず93%から97%程度であり、画素抽出レベルのDpxと比べ、倒壊建物c1とそれ以外のトレーニングデータc2-c12との分離が明瞭になった。以上をもとに、倒壊建物c1として抽出された建物被害地域の推定結果を、目視判読<sup>25)</sup>および地上調査<sup>26), 27)</sup>の結果とあわせて図-17に示す。図-17(a)の倒壊建物は瓦礫に特徴づけられるものであり、全壊建物とは、瓦礫化せずに建物の形状は残っているが人が住めない程度に被害を受けたものを指す。なお、図-16(b)より、 $R_{px}$ に対する倒壊建物c1の累積相対頻度分布は階調 $m$ によらず類似した傾向を示すことから、ここでは $m=16$ の場合

の結果を図-17(c)に示した。色彩情報の使用の有無やエッジ強度の階調 $m$ の大きさにかかわらず、図-17に示した結果は、建物倒壊地域を忠実に抽出しているように見える。エッジ情報のみによる図-17(c)では、建物被害とはとくに関係がない一部の道路や横断歩道、外壁等に誤抽出が現れた。これは、表-4のDareaにもあるように、若干の建物外壁c5、道路・駐車場c9、植生（庭の植木など）c12が倒壊建物c1と完全には分離できないことが反映されたものと考えられる。

ここで、倒壊建物が分布する図-17(a)の黒のエリアについて、ある1つのエリアで半分以上の画素が抽出された場合を1点、エリアの一部が抽出された場合を0.5点、抽出されなかった場合を0点として、



(a) 閾値設定に用いた画像における倒壊建物



(b) 他の地域の画像における倒壊建物

図-19 2つの画像の倒壊建物における色相  $Hr$  と彩度  $Sr$  の2次元累積相対頻度分布

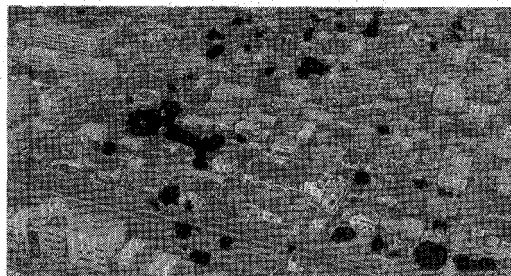


図-20 閾値設定に用いた画像の倒壊建物が有する  $Hr$  と  $Sr$  を基準とした統計量変換<sup>21)</sup>を施し、色彩情報を用いた場合と同様の方法で建物被害地域の抽出を試みた結果。

得点の合計から図-17(b)および(c)における抽出の程度を比較した。すると、色彩情報を用いた(b)の場合は11点、エッジ情報のみを用いた(c)の場合は14点となった。これは、エッジ情報を用いた場合でも、色彩情報を用いた場合と同程度かそれ以上に倒壊建物を抽出できていることを意味する。

## (2) 他の地域の画像への適用

表-2の閾値を、他の地域を撮影した空撮画像に適用した。結果を目視判読<sup>25)</sup>および地上調査<sup>26), 27)</sup>の結果とあわせて図-18に示す。エッジ強度のテクスチャをもとにした図-18(c)の結果は、図-17(c)と同様、エッジ強度の階調 $m=16$ の場合についてのみ示した。この場合、階調 $m$ によらず一部の建物外壁に誤抽出が認められるものの、倒壊建物と全壊建物が分布する地域をほぼ抽出した。また、倒壊建物が分布するエリアにおける抽出の程度は17.5点であった。

ところが色彩情報を用いた図-18(b)では瓦礫域の抽出が不十分であった。この原因を調べるため、この画像から倒壊建物のトレーニングデータを選定し、色相 $Hr$ 、彩度 $Sr$ の2次元累積相対頻度分布を図-19のように作成した。閾値設定に用いた(a)と適用画像(b)における倒壊建物の色彩的特徴を比較すると、適用画像(b)は閾値設定で考慮した(a)と比べて $Hr$ の範囲がやや低角度域(橙から赤色)に広がり、 $Sr$ もやや小さい値にシフトすることがわかった。これは、ごくわずかに色調が異なるだけで、色彩情報を用いた倒壊建物の特徴づけが難しくなるということを示している。なお、 $Hr$ と $Sr$ のそれぞれについて、図-19(a)を基準とした図-19(b)の統計量変換<sup>21)</sup>を行い、表-2の閾値を隣接の切り出し画像に再度適用した。結果を図-20に示す。この結果は図-18よりも建物被害地域、とくに倒壊建物地域を忠実に抽出した。倒壊建物が分布するエリアにおける抽出の程度は図-18(c)の17.5点に対して15点であり、この結果は図-18(c)よりも誤抽出が少なく、倒壊建物が分布する地域を精度よく抽出しているように見える。しかしながら、色彩情報を用いる場合は画像ごとに倒壊建物のトレーニングデータを設定しなければならない<sup>18)</sup>という問題が生じることも意味している。発災直後の情報空白期に大雑把な被害情報を知る上では、画像によって閾値を変える必要がないエッジ情報のみを用いた方法の適用が適切と思われる。しかし、画像ごとにトレーニングデータを選択して高い推定精度を期待したい場合には、誤抽出が低減できる色彩情報を用いた方法の適用が望まれる。

## 6. 結論

本研究では、1995年兵庫県南部地震の10日後に撮影された空撮画像からの建物被害地域の抽出を試みた。そのため、瓦礫化した倒壊建物を、色彩情報とエッジ情報の4指標、またはエッジ情報のみの4指標によって特徴づけた。色彩情報は、濃度変換や8ビット画像化等によって原画像の情報を失わないよう、原画像の情報から求めた色相 $Hr$ と彩度 $Sr$ とした。エッジ情報は、エッジ強度の分散 $Ev$ 、エッジ方向の最頻度 $Ed$ 、エッジ強度の同時生起行列から求めた角2次モーメント $Ta$ およびエントロピー $Te$ とした。色彩情報を用いた4指標は $Hr, Sr, Ev, Ed$ 、エッジ情報のみの4指標は $Ev, Ed, Ta, Te$ の組み合わせとした。

倒壊建物について設定した閾値を組み合わせたマルチレベルスライス法によって建物被害地域の抽出を試みたところ、色彩情報を用いた場合でもエッジ情報のみの場合でも、比較的精度のよい抽出を行うことができた。また、エッジ情報のみの組み合わせでは、他の地域を撮影した画像にも同一の閾値が適用できる可能性があることがわかった。エッジ情報のみによる方法は、IKONOS等の高分解能パナクロマティック画像への適用も期待できる。なお、エッジ強度のテクスチャ解析における同時生起行列の階調に8, 16, 32, 64の4通りを検討したが、いずれの場合でも最終的な被害建物の抽出結果に大きな違いは認められなかった。しかしながら、色彩情報を用いた場合は、互いに画像の色調が異なると、同じ閾値で倒壊建物を特徴づけることが難しいということがわかった。エッジ情報を用いた建物被害地域の推定方法の、他の地震災害画像への適用の妥当性、および本研究とリアルタイム地震防災との関連づけについては次報で報告する。

謝辞：兵庫県南部地震の空撮画像は、NHK衛星放送局より提供頂いた。記して謝意を表する。

### 参考文献

- 1) 建設省：災害等に対応した人工衛星利用技術に関する研究、建設省総合技術開発プロジェクト、1999。
- 2) 衛星リモートセンシング推進委員会、宇宙開発事業団、(財)リモートセンシング技術センター：有珠山噴火、2000。
- 3) 宇宙開発事業団、地球観測データ解析研究センター、ナホトカ号流出油観測緊急対策チーム：人工衛星・航空機による漂流重油の観測・ナホトカ号重油流出事故衛星観測調査報告書、1997。
- 4) 梅原俊彦、前野英生、浦塚清峰、佐竹誠、藤井章嗣、小林達治：CRL/NASDA航空機搭載合成開口レーダー(Pi-SAR)による三宅島の火口変動観測、SAR Workshop

2001 報告書、2001。

- 5) 高橋佳昭：航空機レーザープロファイラーの地形測量への利用、写真測量とリモートセンシング、Vol.39, No.2, pp.14-18, 2000。
- 6) 林真智、沼田洋一、小熊宏之、山形与志樹：リモートセンシングデータを利用した林分構造の計測、写真測量とリモートセンシング、Vol.40, No.3, pp.41-46, 2001。
- 7) 大坪和幸、政春尋志、長谷川裕之、橘菊生：レーザーキャナーデータによる三宅島雄山の火口陥没量の算出、日本写真測量学会秋季学術講演会、pp.147-150, 2000。
- 8) 地球環境観測委員会、宇宙開発事業団、(財)リモートセンシング技術センター：兵庫県南部地震災害調査報告、1995。
- 9) 松岡昌志、山崎文雄、翠川三郎：1995年兵庫県南部地震での被害地域における人工衛星光学センサ画像の特徴、土木学会論文集、No.668/I-54, pp.177-185, 2001。
- 10) 松岡昌志、山崎文雄：1995年兵庫県南部地震での建物被害地域における人工衛星SAR強度画像の特徴、日本建築学会構造系論文集、No.546, pp.55-61, 2001。
- 11) 長谷川裕之：3次元GISのためのデータ作成—航空機搭載スキャナシステムによる形状データ取得—、国土地理院時報、No.92, pp.21-26, 1999。
- 12) 政春尋志：ヘリコプター搭載レーザーキャナーによる都市三次元情報の取得、写真測量とリモートセンシング、Vol.39, No.2, pp.19-24, 2000。
- 13) 高石秀樹、森谷直哉、亀山啓輔、小杉幸夫：幾何学的特徴量に基づいた地理画像の非線型写像とそのネットワーク表現、電子情報通信学会技術報告、NC.98-94, pp.125-132, 1999。
- 14) 福西宗憲、小杉幸夫、Tchimev, P., 葛城大介、土居原健：地理画像変化域抽出における特徴量の選択、第11回機能図形情報システムシンポジウム講演論文集、pp.19-23, 2000。
- 15) 建設省土木研究所耐震技術研究センター防災技術課：震災情報システム整備マニュアル(案)、1999。
- 16) 自治省消防庁防災情報室：緊急支援情報システムの構築について、近代消防、Vol.474, pp.52-57, 2000。
- 17) 青木久、松岡昌志、山崎文雄：空撮画像を用いた地震による被害建物の抽出、写真測量とリモートセンシング、Vol.40, No.4, pp.27-36, 2001。
- 18) 三富創、松岡昌志、山崎文雄：最近の地震災害の空撮画像を用いた建物被害地域の自動抽出の試み、土木学会論文集、No.703/I-59, pp.267-278, 2002。
- 19) 白井良明、谷内田正彦：パターン情報処理、(株)オーム社、1998。
- 20) 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、(株)オーム社、1999。
- 21) 高木幹雄、下田陽久：画像解析ハンドブック、東京大学出版会、1991。
- 22) 高橋宏直：高分解能衛星情報の現状と今後の課題、土木学会誌、Vol.86, pp.14-16, 2001。
- 23) 日本リモートセンシング研究会、図解リモートセンシング、(社)日本測量協会、1992。
- 24) Zhang, Q., Wang, J., Gong, P., and Shi, P.: Texture analysis for urban spatial pattern study using SPOT imagery, *IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2001)*, CD-ROM, 2001。
- 25) 長谷川弘忠、山崎文雄、松岡昌志：空撮ハイビジョン映

- 像を用いた兵庫県南部地震による建物被害の目視判  
読, 土木学会論文集, No.682/1-56, pp.257-265, 2001.
- 26) 震災復興都市づくり特別委員会: 阪神・淡路大震災被  
害実態緊急調査 被災度別建物分布状況図集(説明書),  
1995.
- 27) 建設省建築研究所: 「阪神・淡路大震災復興計画策定  
支援システム」に係る数値化データ, 1996.
- (2001.11.29 受付)

## A STUDY ON A GENERAL AUTOMATED DETECTION METHOD OF BUILDING DAMAGE AREAS USING AERIAL TELEVISION IMAGES

Hajime MITOMI, Masashi MATSUOKA and Fumio YAMAZAKI

The characteristics of collapsed buildings were examined by image processing of aerial television images taken after the 1995 Hyogoken-Nanbu earthquake. Areas with building damage were defined by color indices and edge elements of an original image, and by edge information and statistical textures derived from the co-occurrence matrix of edge intensity. In the latter case not using color indices, the estimated results were in good agreement with the actual distribution of collapsed buildings, and it was relatively easy to apply the threshold values to an adjacent image. As the edge information can be derived from a gray scale image as well as brightness, the proposed method is applicable to the high-resolution panchromatic satellite imagery with one-meter spatial resolution.

