

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

三富 創¹・松岡 昌志²・山崎 文雄³

¹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

²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)

³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)

兵庫県南部地震の10日後にNHKが撮影した空撮画像を用いて最尤法による建物被害の抽出を試み、マルチレベルスライス法を用いた既往の研究との比較を行った。最尤法の適用にあたり、分類のための特徴量を4種類とし、分類クラス数は画像上特徴的な対象物から倒壊建物を含む12個または9個とした。その結果、色彩情報を用いると倒壊建物が忠実に抽出されることがわかった。エッジ情報を用いた場合は、建築環境が類似した同一災害の他の地域における画像だけでなく、設定した閾値や統計量(平均, 分散共分散)が他の地震災害画像にも一貫して適用できる可能性があることが示唆された。さらに、マルチレベルスライス法を用いた既往の研究とあわせ、リアルタイム地震防災システムへの応用に関する考察を行った。

Key Words : *automated detection, building damage, aerial television image, maximum likelihood classifier, real-time disaster management*

1. はじめに

ヘリコプターや航空機をプラットフォームとしたリモートセンシングは機動性に富み、被災地の情報を高い空間分解能で取得できる。そのため、とくに1995年に発生した兵庫県南部地震のように被害が甚大・広域にわたる場合には、迅速かつ正確な救援・復旧活動のための被害情報収集などの高度利用が期待される^{1), 2)}。近年、地震発生直後の情報空白期に、地震計ネットワークと地理情報システム(GIS)に整備したデータベースとを組み合わせ被害推定を行う、リアルタイム地震防災システムの開発・導入が盛んである^{3), 4)}。このシステムは、被災直後に早期被害推定を行い、その結果を救援・復旧などの緊急活動に生かそうとするものである。しかし被害推定の精度が悪い場合や、何らかの原因で誤った情報が発せられた場合には、誤判断のために災害の拡大・波及を助長してしまうおそれがある。能島ら^{5), 6)}は、緊急対応においては所要時間と要求精度のバランスに配慮した意思決定の必要性を指摘した上で、地震動情報やフラジリティ関数などを組み合わせた早期被害推定の結果を一次情報、リモートセンシングによって把握された被害地域の情報を二次情報、取得

画像の目視判読や巡回調査による実被害情報を三次情報として、地震直後の混乱期における被害情報の逐次更新と、リアルタイム地震防災システムの統合処理について検討している。

長谷川ら⁷⁾、小川・山崎⁸⁾は、ヘリコプターや航空機から取得された空撮画像を用いて建物被害の目視判読を行い、建物1棟レベルでの判読精度を検証した。しかし目視判読には時間を必要とするため、空撮画像取得の即時性を有効に生かしているとはいえない。そこで青木ら⁹⁾、三富ら^{10), 11)}は、色彩やエッジを指標としたマルチレベルスライス法¹²⁾による建物被害地域の抽出を試みたところ、実際の建物被害の状況を説明する結果が得られ、被害推定に関する二次情報の提供が期待できることがわかった。このような空撮画像の利用は、空撮映像の自動解析処理とGISとの併用により被害状況の定量的把握を目指す、自治省(現総務省)消防庁の緊急支援情報システム^{13), 14)}などへの応用が期待される。

本研究では、近い将来、空撮画像から建物被害地域を抽出する技術が実装されることを想定し、取得された画像から準リアルタイムに建物被害地域を推定する方法として最尤法¹²⁾の適用を試みた。この方法は既往の研究^{9), 11)}で用いたマルチレベルスライス

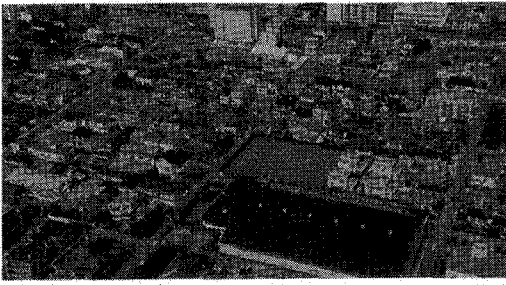


図-1 空撮ハイビジョン画像の例

法と同様にトレーニングデータを必要とする代表的な分類手法であり、分類精度が比較的高いことが知られている。マルチレベルスライス法ではトレーニングデータを設定した後、色彩やエッジなどの指標における閾値を決めるために、倒壊建物を含むトレーニングデータが示す値の範囲を調べる必要がある。一方、最尤法では閾値を設定する必要がなく、トレーニングデータから得られる統計量（平均、分散共分散）をもとに分類結果が得られる。このことから、リアルタイム地震防災での応用が期待できる一手法となることが期待できる。まずは画像中の統計的な性質から建物倒壊地域が特徴づけられるか否かを調べ、その後、この手法による抽出精度や実利用面での問題点等を既往の研究¹¹⁾とあわせて検討した。

2. 最尤法に用いる特徴量とトレーニングデータの設定

(1) 空撮画像

兵庫県南部地震の発生から10日後の1995年1月27日、NHKはヘリコプター搭載空撮ハイビジョンシステムにより、高度300m、撮影角度30度～45度を保持しつつ被災地全域を撮影した。図-1は、木造建物被害が著しかった兵庫県西宮市の一部地域200m x 230mの切り出し映像をビットマップファイルに変換したものである。地上解像度は、カメラから遠方の画像上部で約17cm、カメラの近傍である画像下部で約9cmであった。

(2) 特徴量

1995年兵庫県南部地震の空撮画像を用いた研究⁹⁾、および1999年トルコ・コジャエリ地震、1999年台湾・集集地震、2001年インド・グジャラート地震の空撮画像を用いた研究¹⁰⁾では、被害を受けた木造建物の瓦や葺土、木材などの混在状況、あるいは倒壊建物でみられる瓦礫状態を、色彩情報とエッジ情報

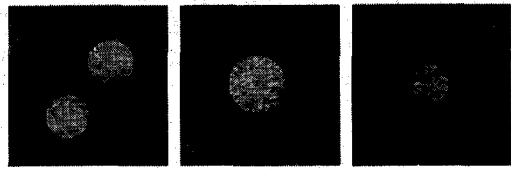


図-2 倒壊建物 c1 を代表するトレーニングデータ

表-1 トレーニングデータ一覧

トレーニングデータ 項目		クラス数	
		12	9
建物関係	倒壊建物	c1	c1
	屋根（茶系色）	c2	} c2
	屋根（灰系色）	c3	
	屋根（体育館）	c4	c3
	外壁（茶系色）	c5	} c4
	外壁（白系色）	c6	
その他	ブルーシート	c7	c5
	鉄道の軌道	c8	c6
	道路・駐車場	c9	c7
	グラウンド	c10	c8
	テニスコート	c11	c9
	庭の木などの緑被	c12	—

を指標として表現した。具体的にはR, G, Bの3チャンネルで取得された空撮画像から比演算処理等を実施した後、画像信号の伝送方式の一手法であるNTSC方式¹⁵⁾のHSI変換¹⁶⁾により色相、彩度、明度を求めた。また、取得画像が高い空間分解能であることを利用して、Prewitt型のエッジ検出テンプレート¹²⁾を7x7の画素領域に拡張したエッジ検出フィルタ⁹⁾からエッジ強度、エッジ強度の分散、エッジ方向の最頻度を求めた。これらの研究^{9), 10)}では、こうして求めた色彩情報とエッジ情報の計6指標から、マルチレベルスライス法¹²⁾により建物被害を構成する画素の抽出を試みた。その後、おおよそ建物1棟サイズの局所領域におけるテクスチャ解析を施すことにより、建物被害地域の抽出を行った。しかし三富ら¹⁰⁾は、この方法では建築環境の違いによって閾値を変えなければ実際の被害状況を説明できないことを明らかにした。そこで三富ら¹¹⁾は、既往の研究^{9), 10)}で用いた画像強調処理や指標の8ビット化を行わないことで、建築環境が異なっても同一の閾値で建物倒壊地域が抽出できる可能性があることを示した。具体的には色相 Hr 、彩度 Sr 、エッジ強度の分散 Ev 、エッジ方向の最頻度 Ed で表される4指標の組み合わせと、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¹²⁾から求まるテクスチャ

(角2次モーメント Ta^{12}), エントロピー Te^{12})を組み合わせたマルチレベルスライス法を提案した。なお、エッジのテクスチャを求める際には、エッジ強度における倒壊建物の累積頻度を16階調に変換し、倒壊建物の角2次モーメント Ta とエントロピー Te に非一様な性質をもたせ、それ以外の地物との識別を試みた。

以上から、本研究では、色相や彩度などの色彩情報を用いた4指標 $HrSrEvEd$ と、色彩情報を用いずエッジ強度のテクスチャを含めたエッジ情報のみの4指標 $EvEdTaTe$ を最尤法に用いる特徴量とした。

(3) トレーニングデータの設定

最尤法は、従前よりリモートセンシングの分野では土地被覆分類などに用いられる手法である。つまり、各分類クラスにおいて選定したトレーニングデータから画素データの尤度を求め、尤度最大のクラスにその画素を分類する方法である。最尤法を利用するためには、母集団の確率密度関数を知る必要がある。そこで確率密度関数として多次元正規分布を仮定し、平均、分散共分散などの統計量をトレーニングデータから最尤推定する¹²⁾。

一般に、最尤法に代表されるような土地被覆分類手法を都市域に適用するのは容易ではないと考えられている¹⁷⁾。つまり、空間分解能が粗い人工衛星画像の場合、都市域を構成する地表被覆物の分布が複雑で、互いに異なる地表被覆物が1つの画素に含まれてしまう、いわゆるミクセルが多く分布することが分類精度を低下させるからである。一方、空間分解能が高い航空写真や本研究で用いる空撮画像などでは、多様な地表被覆物を明瞭に識別できる。したがってミクセルは少なくなるが、画像上の地物をもとにトレーニングデータを選択した場合、分類クラスの分散が大きくなり分類精度が低下する可能性がある。これらのことから新井¹⁸⁾や梅干野・小松¹⁹⁾は、最尤法による土地被覆分類においては、画像の空間分解能が分類精度を決定する重要な要素とした。

本研究では、被災直後の緊急時に画像が入手できたことを想定している。このようなときに、各分類クラスの分散性を考慮したトレーニングデータの設定方法を検討するのは困難と思われる。そこで、即時的に建物倒壊地域の概要がつかめる程度の精度を期待して、比較的容易な方法で都市域の地物を指定することでトレーニングデータの設定を行った。具体的には、画像から特徴的な対象物を図-2に示す内接円領域で指定し、分類クラス数を表-1に示すように12個とした。次に、その中から各分類クラスにおいてランダムに1000画素を抽出し、これを分類のた

めのトレーニングデータとした。なお、低層住居の屋根(茶系色および灰系色)と外壁(茶系色および白系色)はそれぞれ同じ地物であることと、画像中の緑被が比較的乏しいことから、屋根、外壁をそれぞれひとまとめにして緑被を省いた9個の分類クラスについても検討することとした。

3. 倒壊建物を構成する画素の分類

(1) 最尤法の分類精度

2種類の特徴量の組み合わせと2種類の分類クラス数によって最尤法分類を行った分類精度を、抽出正答率 C と期待正答率 $K^{20)}$ により評価した。なお抽出正答率 C とは、トレーニングデータ全画素数に対して正しく分類された画素数の割合を表す。期待正答率 K とは、各分類クラスを代表するトレーニングデータが正規分布をなしていると仮定したときに期待される各分類クラスの誤抽出率の和を1から引いたものである。これらの値は以下の式より求めた。

$$C = \sum_{i=1}^n A_{ii} / (1000 \times n) \quad (1)$$

$$K = 1 - \sum_{i=1}^n G_i / n \quad (2)$$

$$G_i = \sum_{j=1}^n \left\{ 1 - NSD \left(\left(\frac{D_{ij}}{2} + \frac{D_{ji}}{2} \right) / 2 \right) \right\} - 0.5 \quad (3)$$

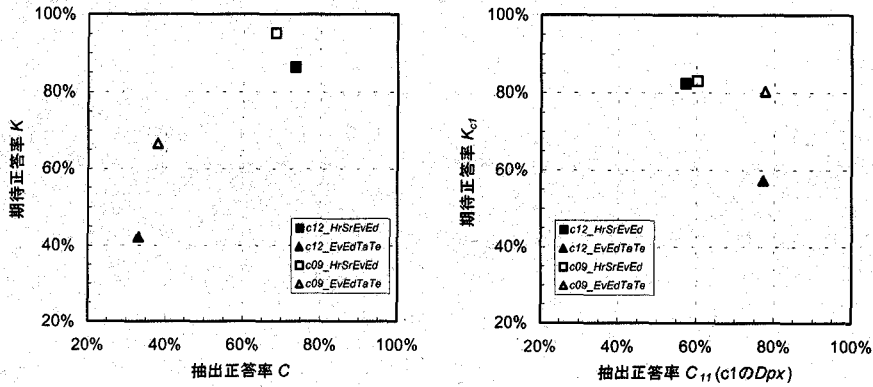
$$D_{ij} = (x_j - x_i)^T V_i^{-1} (x_j - x_i) \quad (4)$$

ここで、 n : 分類クラス数、 A_{ii} : トレーニングデータ i の1000画素の中で分類クラス i に正しく分類された画素の数、 G_i : 分類クラス i に期待される誤抽出率、 $NSD(z)$: 標準正規累積分布の値を返す関数、 D_{ij} は分類クラス i に対する分類クラス j のマハラノビスの距離¹²⁾、 x_i と x_j は分類クラス i と j の平均ベクトル、 V_i は分類クラス i の分散共分散行列を表す。

本研究で検討した抽出正答率 C と期待正答率 K との関係を図-3(a)に示す。弥田・高木²⁰⁾はこの図において、両方が高い右上に位置する条件のときに分類精度が高いと評価した。この図から、色彩情報を用いた場合は約70%の抽出正答率で被災地の土地被覆分類が可能なこと、エッジ情報のみの特徴量の組み合わせは両方の正答率が低く被災地の土地被覆分類への適用が難しいことがわかった。

(2) 倒壊建物を構成する画素の分類精度

ところで本研究の目的は、空撮画像を用いた被災



(a) 分類クラス全体

(b) 倒壊建物における分類クラス c1 のみ

図-3 最尤法分類による分類精度を抽出正答率 C と期待正答率 K により評価した結果

表-2 倒壊建物として抽出された画素の割合 (Dpx) と、それをもとにテクスチャ解析を行った結果、建物被害地域として抽出された画素の割合 (Darea) . 色彩情報を用いた場合 (HrSrEvEd) とエッジ情報のみを用いた場合 (EvEdTaTe) の Darea は、それぞれ Rpx 値 35%, 60% の場合を表す.

(a) 分類クラス数12個の場合-単位%

(b) 分類クラス数9個の場合-単位%

トレーニングデータ	HrSrEvEd		EvEdTaTe	
	Dpx	Darea	Dpx	Darea
c1 倒壊建物	57.2	99.4	77.2	90.1
c2 屋根 (茶系色)	0.6	0.0	0.2	0.0
c3 屋根 (灰系色)	0.1	0.0	1.7	0.0
c4 屋根 (体育館)	0.0	0.0	0.2	0.0
c5 外壁 (茶系色)	30.4	15.7	52.2	18.0
c6 外壁 (白系色)	9.4	0.0	38.7	0.0
c7 ブルーシート	0.0	0.0	28.4	0.0
c8 鉄道の軌道	3.5	0.0	5.0	0.0
c9 道路・駐車場	3.4	0.0	18.1	2.9
c10 グラウンド	3.4	0.0	22.6	0.0
c11 テニスコート	0.0	0.0	4.4	0.0
c12 庭の木などの緑被	0.7	0.0	15.6	16.7

トレーニングデータ	HrSrEvEd		EvEdTaTe	
	Dpx	Darea	Dpx	Darea
c1 倒壊建物	60.2	100.0	77.6	90.1
c2 屋根 (低層住居)	30.4	42.4	0.5	0.0
c3 屋根 (体育館)	0.4	0.0	1.8	0.0
c4 外壁 (低層住居)	22.1	13.3	44.7	18.3
c5 ブルーシート	0.0	0.0	28.4	0.1
c6 鉄道の軌道	3.6	0.0	5.0	0.0
c7 道路・駐車場	4.5	0.0	18.2	3.1
c8 グラウンド	4.9	0.0	22.6	0.0
c9 テニスコート	0.0	0.0	4.4	0.0
-	-	-	-	-

地の土地被覆分類ではなく建物被害地域の抽出である。そこで、最尤法によって倒壊建物という分類クラスc1に分類された画素が、各トレーニングデータにおいてどの程度であったかを調べた。各トレーニングデータ1000画素に対する倒壊建物c1に分類された画素の割合Dpxを表-2に示す。色彩情報を用いた場合、倒壊建物のDpxは分類クラス数によらず約60%であった。誤抽出の主な要因は、分類クラス数12個のときには外壁(茶系色)30.4%、分類クラス数9個のときには低層住居の屋根30.4%および外壁22.1%であった。一方、エッジ情報のみを用いた場合、倒壊建物のDpxは分類クラス数によらず約77%と、色彩情報を用いた場合よりも高い。ところが、

誤抽出の要因として低層住居の屋根や外壁だけでなく、ブルーシート、アスファルト舗装の道路・駐車場、グラウンド、庭の木などの緑被が挙げられることがわかった。図-3(b)は、式(2)~(4)から倒壊建物c1について求めた期待正答率 K_{c1} と、倒壊建物c1のトレーニングデータがc1として分類された画素の割合(抽出正答率) C_{11} との関係を示したものである。分類クラス全体をみるとエッジ情報を用いた場合の分類精度は低い。しかし倒壊建物c1に注目すると、エッジ情報を用いた場合でも抽出正答率 C_{11} が約80%となり、建物倒壊地域の抽出が期待できることがわかった。

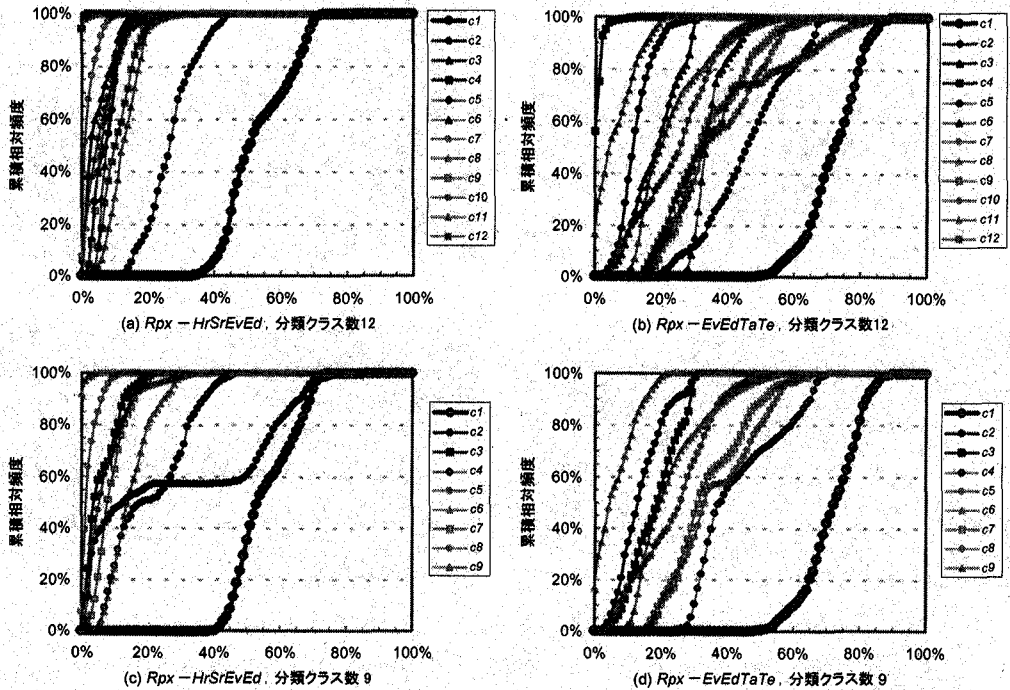


図-4 倒壊建物の分類結果をもとに、建物1棟を近似したウィンドウによるテクスチャ解析を行った結果。

4. 建物被害地域の推定

倒壊建物に分類された画素の密集度から、建物被害地域とそれ以外を識別するためのテクスチャ解析を行った。つまり、建物1棟の大きさを画像上部（カメラから遠方）で31x31画素、画像下部（カメラの近傍）で63x63画素に近似するとともに、その間はこれらのウィンドウサイズを線形的に変化させながら、ウィンドウに含まれる抽出画素の割合（ Rpx ）を計算した。分類クラス数12個および9個について計算した Rpx 値の累積相対頻度分布を図-4に示す。この図から、分類クラス数12個で色彩情報を用いた場合に倒壊建物とそれ以外の分類クラスが明瞭に区別できる傾向にあることがわかった。分類クラス数9個で色彩情報を用いた場合、低層住居の屋根c2や外壁c4には2種類の色が含まれるため、色彩情報におけるこれらのトレーニングデータの分布が正規分布をしていない可能性がある。その結果、本来ならば統計的に近くない2つのクラスが正規分布の仮定によって統計的に近づき、低層住居の屋根c2においては画素分類レベル（ Dpx ）で30.4%もの誤抽出が発生したと思われる。また、本来はc2なのにc1として誤抽出された画素が、テクスチャ解析

の際、同一のウィンドウでフィルタリング処理されるため、単純に図-4(a)のc2とc3を足した傾向を示さなくなる。よって、 Rpx 値40%以上の領域で倒壊建物c1と低層住居の屋根c2の傾向が酷似するため、低層住居の屋根は誤抽出の主要な要因となる。エッジ情報のみからの分類を試みた場合は、分類クラス数によらず外壁（茶系色および白系色）、ブルーシート、アスファルト舗装の道路、グラウンド、庭の木などの緑被における誤抽出がやや目立つものの、抽出画素の空間フィルタリングの効果により、 Rpx 値の分布において倒壊建物とそれ以外のトレーニングデータとの間にいくらかの差ができた。これは、本研究で用いたエッジ情報のみからは画素分類レベルでのc5やc6、および建物構成物以外のトレーニングデータの厳密な除去は難しいが、空間フィルタを施すことにより倒壊建物のある程度際立たせて抽出できる可能性があることを示している。

以上を踏まえ、既往の研究¹¹⁾と同じ方法で建物倒壊地域の抽出を行った。すなわち、色彩情報を用いた場合は、倒壊建物の累積相対頻度が立ち上がる Rpx 値35%以上、エッジ情報のみを用いた場合は、倒壊建物の累積相対頻度分布を累積20%から80%のデータで直線近似したときに累積0%と交わる Rpx 値



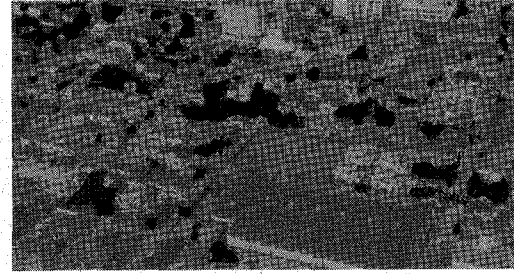
(a) 分類クラス数 12 (*HrSrEvEd*), $Rpx35\%$ 以上



(b) 分類クラス数 12 (*EvEdTaTe*), $Rpx60\%$ 以上



(c) 分類クラス数 9 (*HrSrEvEd*), $Rpx35\%$ 以上



(d) 分類クラス数 9 (*EvEdTaTe*), $Rpx60\%$ 以上

図-5 建物被害地域の抽出結果。閉曲線はマルチレベルスライス法を適用した結果¹¹⁾を表す。



図-6 図-5の目視判読⁷⁾と地上調査^{21), 22)}の結果。黒：倒壊建物，白：全壊建物，点線：ブルーシートを表す。

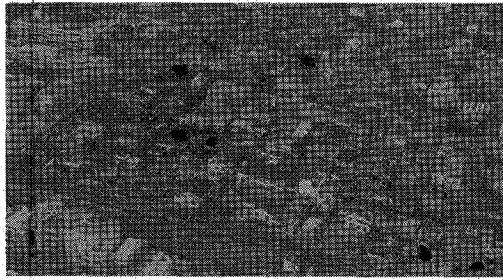
60%以上を、建物倒壊地域を推定するための閾値とした。抽出結果を図-5、目視判読⁷⁾と地上調査の結果^{21), 22)}を図-6に示す。また、図-5の抽出結果が各トレーニングデータ1000画素に対して占める割合 *Darea*を表-2に示す。テクスチャ解析のフィルタリング効果により、いずれの場合でも倒壊建物とそれ以外の分類クラスが一部を除き明瞭に分離した。倒壊建物c1の *Darea*はいずれの場合でも90%以上となった。外壁(とくに茶系色)は全ての場合で誤抽出の要因となった。また、色彩情報を用いて分類クラス9個の最尤法分類を行った場合、屋根(低層住居)が42.4%も誤って抽出された。しかしながら図-5をみると、最尤法を用いた結果は、マルチレベルスライス法を適用した場合¹¹⁾と同程度に、色彩情報

を用いてもエッジ情報のみでも建物倒壊地域の多くを抽出できることがわかった。

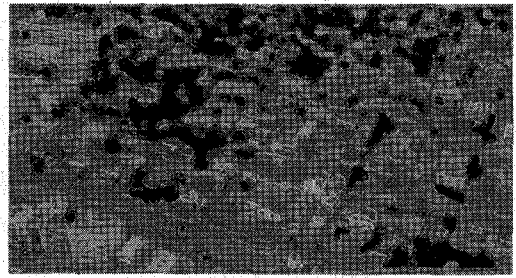
5. 地震による建物被害の抽出技術の実利用に関する検討

(1) 他の地域の画像への適用

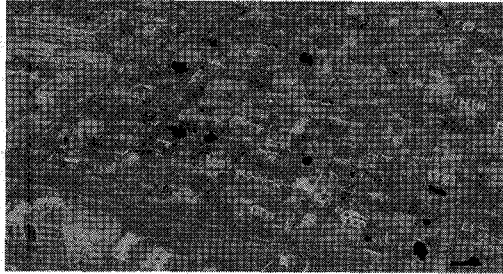
表-1の分類クラスから得た統計量(平均, 分散共分散)と図-4から設定した Rpx 値を図-1に隣接した地域の空撮画像に適用し、最尤法分類の適用性を検証した。なお、画像の地上解像度は図-1とほぼ同じであった。適用結果を図-7、目視判読⁷⁾および地上調査の結果^{21), 22)}を図-8に示す。色彩情報を用いた場合、建物倒壊地域の抽出の具合が不十分であった。一方、エッジ情報のみを用いた場合は、図-5と同じく建物外壁や緑被等が一部誤抽出されるものの、分類クラス数によらず、倒壊・全壊建物を含む建物被害地域の分布を概ね表現した結果となった。これは、画像取得時の太陽光の影響や大気の状態などがわずかに異なるだけで、同じ倒壊建物でも色彩情報がトレーニングデータを選択した図-1と異なったことによると考えられる¹¹⁾。これを解決するためには、この画像からトレーニングデータを選択して新たに閾値や統計量を設定するか、統計量変換¹²⁾などの処理を施さなければならない。よって、色彩情報を用い



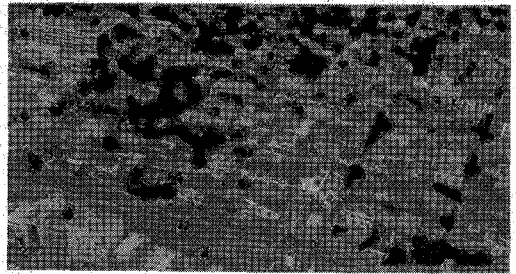
(a) 分類クラス数 12 (HrSrEvEd), Rpx35%以上



(b) 分類クラス数 12 (EvEdTaTe), Rpx60%以上



(c) 分類クラス数 9 (HrSrEvEd), Rpx35%以上



(d) 分類クラス数 9 (EvEdTaTe), Rpx60%以上

図-7 建築環境が類似した他の地域の画像への適用結果。閉曲線は、図-5 で求めた閾値からマルチレベルスライス法を適用した結果¹¹⁾を表す。

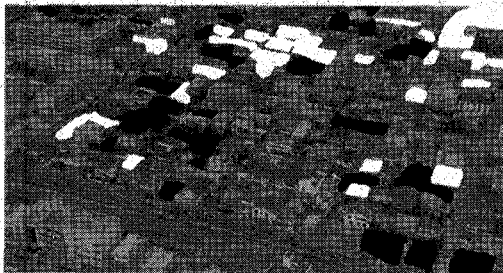


図-8 図-7 の目視判読⁷⁾と地上調査^{21), 22)}の結果。黒：倒壊建物，白：全壊建物を表す。

た4指標の組み合わせHrSrEvEdは倒壊建物分布を得るのに要する処理時間よりも抽出精度を優先させる場合、エッジ情報のみの組み合わせEvEdTaTeは、即時に建物被害分布の概要を知りたい場合にそれぞれ適していると考えられる。

(2) マルチレベルスライス法との比較

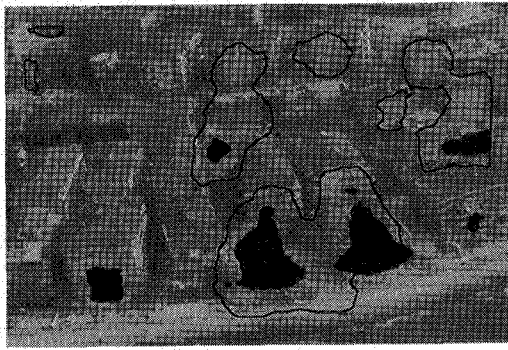
図-5および図-7には、マルチレベルスライス法による抽出結果¹¹⁾をあわせて示している。なお図-7は、図-5で用いた各4指標の閾値とRpx値(色彩情報を用いた場合は15%以上¹¹⁾、エッジ情報のみの場合には30%以上¹¹⁾)をそのまま適用した結果を表している。これらの図から、得られる結果は最尤法でもマルチレベルスライス法でもほとんど同じであることがわ

かった。最尤法の結果とマルチレベルスライス法の結果¹¹⁾とが類似するのは、統計量や閾値で倒壊建物

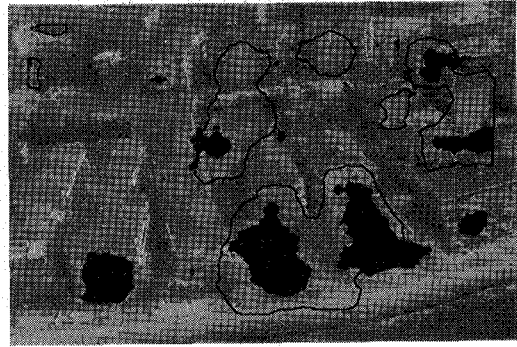
を特徴づけた結果が類似することと同義である。また既報¹¹⁾においても、エッジ情報のみを用いたマルチレベルスライス法では、同一災害の他の地域を撮影した画像でも、同じ閾値を使って建物倒壊地域の抽出が可能であることを示している。このことは、エッジ情報のみを用いれば、どちらの方法でも、画像ごとにトレーニングデータを設定せずに建物倒壊地域の抽出が期待できることを示している。

(3) 他の地震災害画像への適用

倒壊建物の瓦礫状態のエッジによる表現は、太陽光の影響や大気の状態などといった撮影条件に左右されず、地物固有の特徴を表している可能性がある。そこで、特徴量のエッジ情報のみを用いた場合の汎用性を検証するため、建築環境が異なる他の地震災害画像に、マルチレベルスライス法の閾値¹¹⁾、最尤法で用いた分類クラスの統計量、テキスト解析のRpx値を適用した。なお、最尤法を用いた図-5、図-7の結果から、分類クラス数が12個でも9個でも結果がほとんど変わらないことから、分類クラス数の少ない方が実用上有利と考えて、ここで適用する分類クラス数は9個とした。なお、最尤法の適用にあたり、表-1で設定したトレーニングデータに類する地物が適用画像に存在しない場合には、表-2(b)で主

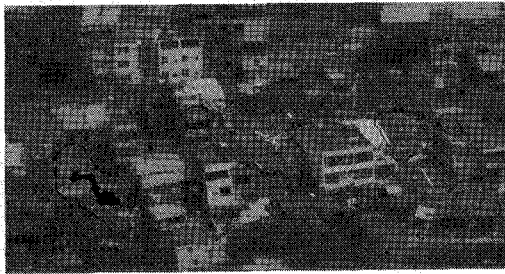


(a) 最尤法, $R_{px}60\%$ 以上

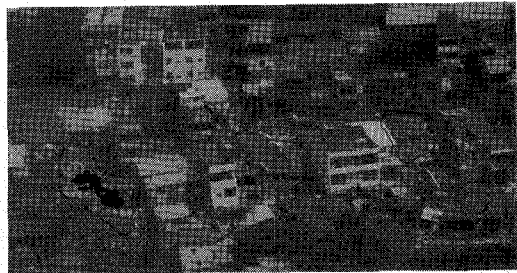


(b) マルチレベルスライス法, $R_{px}30\%$ 以上

図-9 1999年トルコ・コジャエリ地震(ギョルジュク)の空撮画像に、兵庫県南部地震の空撮画像から設定したエッジ情報のみ (EvEdTaTe) の統計量、閾値¹¹⁾、 R_{px} 値を適用した結果。閉曲線は色彩情報を含めて8ビット化した指標から閾値を設定した建物被害の抽出結果¹⁰⁾。テクスチャ解析のウィンドウサイズは画像上部の57x57画素から画像下部の83x83画素まで線形的に変化させた¹⁰⁾。

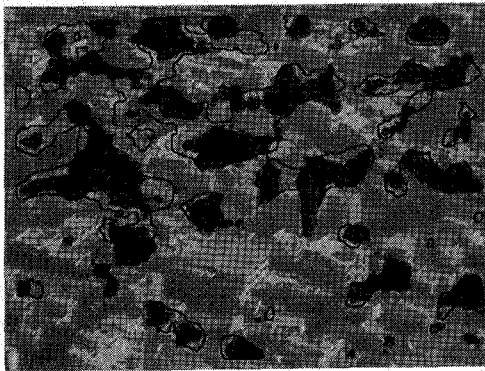


(a) 最尤法, $R_{px}60\%$ 以上

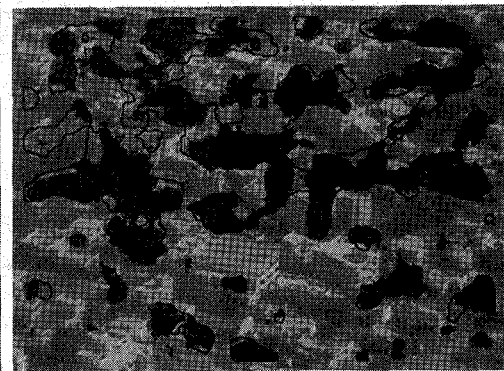


(b) マルチレベルスライス法, $R_{px}30\%$ 以上

図-10 1999年台湾・集集地震(中寮)の空撮画像に、兵庫県南部地震の空撮画像から設定したエッジ情報のみ (EvEdTaTe) の統計量、閾値¹¹⁾、 R_{px} 値を適用した結果。閉曲線は色彩情報を含めて8ビット化した指標から閾値を設定した建物被害の抽出結果¹⁰⁾。テクスチャ解析のウィンドウサイズは83x83画素¹⁰⁾。



(a) 最尤法, $R_{px}60\%$ 以上



(b) マルチレベルスライス法, $R_{px}30\%$ 以上

図-11 2001年インド・グジャラート地震(パチャウ)の空撮画像に、兵庫県南部地震の空撮画像から設定したエッジ情報のみ (EvEdTaTe) の統計量、閾値¹¹⁾、 R_{px} 値を適用した結果。閉曲線は色彩情報を含めて8ビット化した指標から閾値を設定した建物被害の抽出結果¹⁰⁾。テクスチャ解析のウィンドウサイズは31x31画素¹⁰⁾。



(a) 最尤法, $Rpx > 60\%$ 以上



(b) マルチレベルスライス法, $Rpx > 30\%$ 以上

図-12 1999年台湾・集集地震(中寮)の空撮画像の解像度を約37%落として、兵庫県南部地震の空撮画像から設定したエッジ情報のみ(EvEdTaTe)の統計量、閾値¹¹⁾、 Rpx 値を適用した結果。閉曲線は色彩情報を含めて8ビット化した指標から閾値を設定した建物被害の抽出結果¹⁰⁾。

な誤抽出の要因に挙げた外壁(低層住居)、道路・駐車場などに類する地物の統計量が倒壊建物のものと近くならなければ、建物倒壊地域の大まかな抽出が可能になると考えた。

本研究では1999年トルコ・コジャエリ地震のギョルジュク(地上解像度:約50cm)の空撮画像²³⁾、および1999年台湾・集集地震の中寮(地上解像度:約5~10cm)と、2001年インド・グジャラート地震のバチャウ(地上解像度:約50cm)の空撮画像¹⁰⁾を用いた。テクスチャ解析のウィンドウサイズは既報¹⁰⁾と同じとした。つまり、1999年トルコ・コジャエリ地震におけるギョルジュクの空撮画像では画像の遠景と近景で建物1棟の大きさが異なるため、57x57画素から83x83画素まで線形的に変化させた。1999年台湾・集集地震における中寮と2001年インド・グジャラート地震におけるバチャウの空撮画像では、画像の遠方と近傍で建物1棟の大きさがほとんど変わらないことから、画像全体をそれぞれ83x83画素、31x31画素のウィンドウサイズでテクスチャ解析を行った。結果を順に図-9、図-10、図-11にそれぞれ示す。あわせて、マルチレベルスライス法の6指標(色相、彩度、明度、エッジ強度、エッジ強度の分散、エッジ方向の最頻度)を導出の過程を含めて8ビット化し、それぞれの地震災害画像から閾値を設定した場合の結果¹⁰⁾を示す。トルコ・コジャエリ地震の空撮画像において、既報¹⁰⁾では色相の閾値を2種類設定した。ところが、エッジ情報のみを用いると、兵庫県南部地震の閾値または統計量をそのまま適用することによって、実際の被害状況に近い結果を得ることができた。インド・グジャラート地震の空撮画像においても同様に、対象地域の建物被害が著しかったという実際の被害状況を説明する結果を得ることができた。

一方、台湾・集集地震の中寮では、エッジ情報の

みの閾値や統計量、 Rpx 値からは、瓦礫が発生した地域の一部しか抽出できなかった。以上のような抽出の程度は、マルチレベルスライス法でも最尤法でも結果に大きな違いはみられなかった。台湾・集集地震の空撮画像で被害地域の抽出結果が不足するのは、取得画像の地上解像度の問題、テクスチャ解析時のウィンドウサイズの問題に起因すると考えられる。なぜなら、テクスチャ解析前の画素抽出レベルでは、建物倒壊地域を概ね抽出できているようにみえるからである。試みに図-1の空撮画像と地上解像度を合わせるために解像度を落とした画像を作成し、建物被害地域の抽出を行った。具体的には、台湾・集集地震の空撮画像ではテクスチャ解析を83x83画素のウィンドウで行っているため、これを、兵庫県南部地震の空撮画像で用いたウィンドウの中で最も小さい31x31画素の大きさになるよう、原画像から $31/83=約37\%$ 解像度を落とした。これにより、建物1棟の大きさも83x83画素から31x31画素になる。図-12に示す建物被害地域の抽出結果をみると、図-10よりも多くの瓦礫発生域を抽出した。このことは、台湾・集集地震の空撮画像のように、閾値や統計量を定めた兵庫県南部地震の空撮画像よりも地上解像度が高い場合は、兵庫県南部地震の空撮画像と同程度に画像の解像度を落とせば(航空機やヘリコプターからどのような高度や角度で撮影しても)、一貫した閾値や統計量を用いて建物倒壊地域の抽出が可能になることを示唆している。

(4) リアルタイム地震防災システムへの応用

航空写真のような高空間分解能の画像を用いて、災害発生前と発生後の画像の位置合わせから変化地域を抽出する研究が行われている^{24), 25)}。しかし、災害直後の緊急時に都合よく災害前の情報を準備しておくことは難しい。そこで著者らは災害発生後の画

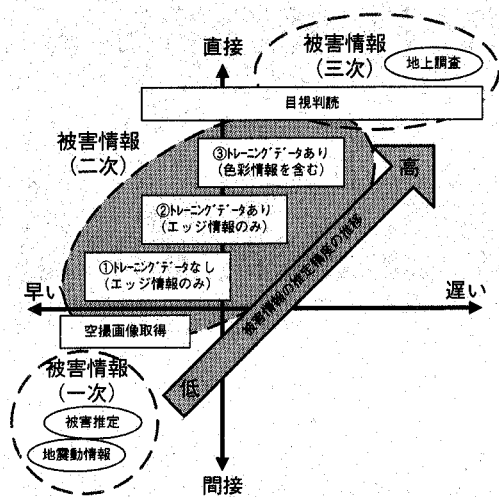


図-13 空撮画像を用いた建物被害の抽出技術をリアルタイム地震防災システムに組み込んだ統合処理の流れ(文献6)に加筆)

像のみからの建物被害抽出を試みている。最尤法ではトレーニングデータの選択方法によって結果が異なる可能性があるものの、分類クラス数12個または9個で、マルチレベルスライス法を適用した場合と同程度に建物被害地域を抽出できることがわかった。さらに、エッジ情報のみを用いた場合には、既往の研究で設定した閾値¹¹⁾や本研究で用いた統計量を、同一災害の他の地域を撮影した画像や他の地震災害画像にも適用が可能であることがわかった。

ここでは、本研究のように、対象画像から倒壊建物を含む特徴的な12個または9個のトレーニングデータが選択できた場合を考え、能島・杉戸⁶⁾を参考に空撮画像を用いた準リアルタイムでの建物被害地域の推定を行う場合を図-13のように想定した。地震動情報とGISを組み合わせたリアルタイム地震防災システムの推定結果は、被害状況を観測した空撮画像から得られる面的な早期被害把握によって、より精度の高い情報に逐次更新される。このような位置づけの中で実利用の方法を検討した。空撮画像取得後、まず①トレーニングデータを設定せず、エッジ情報のみの特徴量で、閾値や統計量から建物被害地域の推定を行う。この段階で建物被害地域の概略が抽出できる可能性がある。1999年台湾・集集地震の空撮画像のような場合は、画像の解像度を調整することで比較的良好な結果を得ることが期待できる。次に②目視判読や現地調査などによる限られた情報をもとにトレーニングデータを設定し、同一災害における他の地域の画像への適用が可能なエッジ情報

のみから建物被害地域の推定を行う。さらに建物被害抽出の精度を向上させるため、③切り出し画像ごと、もしくは建築環境が異なる地域ごとにトレーニングデータを設定して、色彩情報を含めた特徴量から建物被害地域の推定を行う。①の段階では最尤法でもマルチレベルスライス法でも、どちらを適用してもよい。②と③の各段階においては、トレーニングデータを設定した時点で最尤法を適用し、その後、閾値が設定できたらマルチレベルスライス法を適用する。このようにしてリアルタイム地震防災システムにおける所要時間と要求精度との関係が満たされ、迅速かつ正確な救援・復旧活動のための重要な情報が提供できるものと思われる。

6. 結論

1995年兵庫県南部地震の10日後にNHKが撮影した空撮画像を用いて、最尤法による建物被害地域の抽出を行った。最尤法に用いた特徴量は、比演算処理を施した色相 Hr および彩度 Sr 、エッジ強度の分散 Ev 、エッジ方向の最頻度 Ed 、エッジ強度のテクスチャ(角2次モーメント Ta およびエントロピー Te)の計6種類の特徴量から、色彩情報を用いた4種類の組み合わせ($HrSrEvEd$)とエッジ情報のみの4種類の組み合わせ($EvEdTaTe$)の2通りを検討した。分類クラス数は画像上特徴的な対象物を中心に、倒壊建物を含む12個ないし9個とした。

最尤法による被災地の土地被覆分類は、分類クラス数によらず色彩情報を含めた4つの特徴量を用いた場合に70%程度の精度で行うことができた。この結果をもとに建物被害の抽出を試みた結果、色彩情報を用いた場合には倒壊建物分布を忠実に抽出したが、同一災害における他の地域の画像への適用は難しいことがわかった。エッジ情報のみを用いた場合は、建築環境が類似した隣接画像を含め、一部の建物外壁や緑被に誤抽出が認められるものの、倒壊・全壊を含む被害建物の多くを抽出することができた。さらに、建築環境が異なる他の地震災害を撮影した空撮画像でも大局的な被害把握が可能であることがわかった。これは、トレーニングデータを必要とせずに建物被害地域の推定が可能であることを示している。

最後に、リアルタイム地震防災システムにおける所要時間と要求精度との関係を踏まえ、空撮画像を用いた地震による建物被害の早期把握に関する考え方を整理した。つまり、画像が取得された直後は、緊急対応に資する情報の提供を目的として、トレーニングデータを設定せずにエッジ情報のみから建物

被害が甚大な地域を概略推定する。その後、目視判読や具体的な被害情報などの限られた情報をトレーニングデータとして、同一災害における他の地域の画像への適用が可能なエッジ情報のみから建物被害地域の抽出を行う。それと平行して、切り出し画像ごと、もしくは建築環境が異なる地域ごとにトレーニングデータを設定して、色彩情報を含めた比較的精度の高い建物被害地域の抽出を行う。初期段階ではトレーニングデータが不要なので最尤法とマルチレベルスライス法のどちらを適用してもよいが、トレーニングデータが必要になる処理においては、まず最尤法を適用し、その後閾値が決定できた時点でマルチレベルスライス法を適用することになる。

謝辞：岐阜大学の能島暢呂助教授には、リアルタイム地震防災システムにおける統合処理に関してご教示いただいた。兵庫県南部地震と台湾・集集地震の空撮ハイビジョン映像と切り出し画像は、NHK衛星放送局より提供頂いた。トルコ・コジャエリ地震の空撮画像は応用地質（株）の吉田望博士より提供いただいた。インド・グジャラート地震の空撮画像および被災地の状況については、地震防災フロンティア研究センターの新井洋、齋田淳の両研究員からの助言が参考になった。記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 建設省：先端技術を活用した国土管理技術の開発、建設省総合技術開発プロジェクト、1999。
- 2) 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。
- 3) 山崎文雄：リアルタイム地震防災システムの現状と展望、土木学会論文集、No.577/I-41, pp.1-16, 1997。
- 4) 翠川三郎：リアルタイム地震防災システム、地震ジャーナル、No.28, pp.52-65, (財)地震予知総合研究振興会、1999。
- 5) 能島暢呂、杉戸真太、金澤伸治：被害情報の逐次処理による地震時緊急対応の意思決定支援モデル、土木学会論文集、No.682/I-56, pp.129-142, 2001。
- 6) 能島暢呂、杉戸真太：リアルタイム地震防災システムにおける被害情報の統合処理について、第一回日本地震工学研究発表・討論会梗概集、pp.259, 2001。
- 7) 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/I-56, pp.257-265, 2001。
- 8) 小川直樹、山崎文雄：航空写真を用いた兵庫県南部地震における建物被害の目視判読、地域安全学会論文集、Vol.2, pp.119-128, 2000。
- 9) 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。
- 10) 三富創、山崎文雄、松岡昌志：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。
- 11) 三富創、松岡昌志、山崎文雄：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、土木学会論文集、No.710/I-60, pp.413-425, 2002。
- 12) 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。
- 13) 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。
- 14) 総務省消防庁防災課防災情報室、通信放送機構：平成12年度災害情報収集電気通信システムに関する研究開発報告書、2001。
- 15) 白井良明、谷内田正彦：パターン情報処理、(株)オーム社、1998。
- 16) 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。
- 17) 梅干野晃：日本建築学会・環境工学分野におけるリモートセンシング研究の動向、日本リモートセンシング学会誌、Vol.8, No.2, pp.71-74, 1988。
- 18) 新井康平：マルチスペクトラル分類における最適空間分解能、日本リモートセンシング学会誌、Vol.5, No.3, pp.15-21, 1985。
- 19) 梅干野晃、小松義典：住宅地の土地被覆分類におけるMSS画像の最適空間分解能、日本建築学会計画系論文報告集、No.426, pp.57-65, 1991。
- 20) 弥田健太郎、高木直樹：リモートセンシングデータを利用した土地被覆分類における使用するバンドの適切な数とその選択指標、日本建築学会計画系論文集、No.498, pp.73-79, 1997。
- 21) 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 被災地別建物分布状況図集（説明書）、1995。
- 22) 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。
- 23) 地盤工学会：1999年トルコ・コジャエリ地震第1次調査団速報、1999。
- 24) 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。
- 25) 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。

(2002. 3. 4 受付)

BUILDING DAMAGE DETECTION FROM AERIAL TELEVISION IMAGES BY MAXIMUM LIKELIHOOD CLASSIFIER AND ITS APPLICATION TO EARLY DAMAGE ASSESSMENT

Hajime MITOMI, Masashi MATSUOKA and Fumio YAMAZAKI

Using aerial television images taken after the 1995 Hyogoken-Nanbu earthquake, automated detection of building damage based on the maximum likelihood classifier was attempted. Each class for the classification was defined by four attributes of either including color information or only edge texture. In both cases, the estimated results were in good agreement with the actual distribution of severely damaged buildings and the results of previous studies based on the multi-level slice method. In particular, the method based on edge information can be applied not only to adjacent images but also to other images taken after other recent earthquakes without selecting training data. Finally, application of the automated damage detection methods to early damage assessment was discussed.