

I-18 垂直航空写真を用いた木造建物倒壊箇所の自動抽出

An Automated Detection Method of House Damage Areas due to Earthquakes using Vertical Aerial Photographs

成行義文¹・永井啓介²・平尾潔³・源貴志⁴

Nariyuki Yoshifumi, Nagai Keisuke, Hirao Kiyoshi, and Minamoto Takashi

抄録：兵庫県南部地震直後に撮影された垂直航空写真上の木造建物倒壊箇所を自動抽出する方法について検討した。画像の分析には、色情報とエッジ情報を用いた。色情報としてはより人間の感覚に近い CIE L*a*b*表色系のa*値とb*値を、またエッジ情報としては図形の複雑さを表すフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元をそれぞれ用いた。まずフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元各上位 10 位までの画像要素から共通の要素を選定し、次いでそれらの中から色情報に基づいて、道路部分が 70%未満かつ建物倒壊部分が 10%以上である要素を抽出した結果、目視による建物倒壊部分とほとんど一致していることがわかった。

Abstract: The method of automated detection of collapsed wooden house areas from vertical aerial photographs taken just after the 1995 Kobe earthquake was examined. Areas with house damage were defined by color indices and edge information. a* and b* values in CIE L*a*b* colorimetric system were used as color indices and fractal dimension and gray scale fractal dimension were used as edge indices. First, fractal and gray scale fractal dimensions of each image element (512×512pixels) were calculated. Then common elements of the two groups of ten elements with relatively high dimensions respectively were selected. Next, elements which satisfied the conditions that the ratio of road areas was less than 70% and the ratio of collapsed house areas was 10% or more were extracted from the common elements. The extracted areas corresponded well with the results of visual inspection.

キーワード：自動抽出、兵庫県南部地震、木造家屋倒壊箇所、垂直航空写真、CIE L*a*b*表色系、フラクタル次元、グレースケールフラクタル次元

Keywords : automated detection, the 1995 Kobe earthquake, collapsed wooden house area, vertical aerial photograph, CIE L*a*b* colorimetric system, fractal dimension, grey scale fractal dimension

1. はじめに

1995 年 1 月 17 日に発生した兵庫県南部地震により、6000 人を超す人命が奪われ、また、数多くの構造物が破壊された。約 1 万軒にもものぼる倒壊家屋の瓦礫や電柱の倒壊・傾斜等によって、比較的幅員の狭い数多くの道路が閉塞した。この道路閉塞により、車両通行止めや歩行者のみ通行可能といった状況に陥る被害が発生したため十分な道路網ネットワークの確保ができず、また緊急時の交通管制政策もうまく機能しなかったために激しい交通渋滞が引き起こされた。さらに災害時の緊急輸送車両の通行が妨げられ、迅速な救助・復旧活動に大きく支障をきたすこととなった。この経験からも、地震直後の被害状況を的確かつ迅速に把握することが防災上極めて重要であることがわかる。しかし、都市直下型地震などの大規模災害においては被害が広範囲にわたることから、被害状況の全体像の把握は容易ではなく、多大な時間と労力を要する。

近年、上空から被災地域を観測するリモートセンシングが広域被害把握手段として期待されている。三富ら¹⁾⁻³⁾は海外で発生した地震後の空撮映像の静止画像を用いてマルチレベルスライス法により建物被害地域の自動抽出を試みている¹⁾。また同方法の改良のために色彩情報とエッジ情報以外にテクスチャを指標として導入し、抽出法の改善を図っている²⁾。さらに、リアルタイム地震防災への応用を目指して最尤法を用いた手法を提案している³⁾。

本研究では、リアルタイム地震防災に適用可能な実用的で精度の良い木造建物倒壊地区の自動抽出システムを構築するための基礎的研究として、兵庫県南部地震直後に撮影された垂直航空写真を分析対象とし、より人間の感覚に近い CIE L*a*b*表色系のa*値およびb*値を色情報の指標として、また図形の複雑さを表すフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元をエッジ情報の指標としてそれぞれ用い、それらの組合せにより画像上の建物倒壊部分を抽出する手法について検討した。

- 1 : 正会員 博(工) 徳島大学 助教授 工学部建設工学科
(〒770-8506 徳島県徳島市南常三島町二丁目1番地, Tel :088-656-7326, E-mail : nariyuki@ce.tokushima-u.ac.jp)
- 2 : 非会員 工修 日産自動車株式会社 (〒104-8023 東京都中央区銀座 6-17-1)
- 3 : フェロー会員 工博 徳島大学 教授 工学部建設工学科
- 4 : 学生会員 徳島大学大学院工学研究科博士前期課程



変換前画像

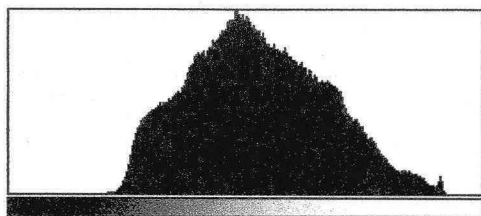


図-1 濃度変換前画像



変換後画像

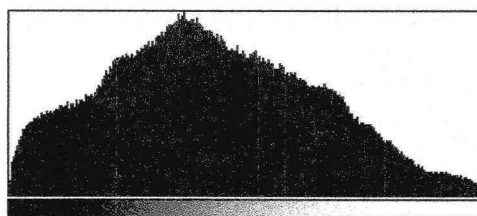


図-2 濃度変換後画像

2. 空撮画像のデジタル化と画像処理^{4), 5)}

(1) デジタル化

本研究では、空撮画像として、兵庫県南部地震発生の翌日(1995年1月18日)に、撮影尺度1/4,000で撮影された神戸市須磨区近辺の垂直写真⁶⁾を用いた。一般にこのような航空写真は、比較的空間分解能が高く、また地震発生直後のデータ取得が可能であると考えられる。航空写真を解像度2400dpiでスキャンすることにより、デジタル化し、BMP形式で保存した。BMP形式は、最も広く使われている画像形式(フォーマット)の一つであり、画素にそれぞれ24ビットカラー(True Color: 約1670万色)まで割り当てられるので大変美しい画像になり、写真やイラストの保存用に広く使われている。非圧縮のため、ファイルサイズが大きくなるという欠点があるものの、本研究においてはさほど問題にはならない。

(2) 倒壊地区抽出のための画像処理

画像処理の目的の1つは、与えられた原画像をその目的に応じたアルゴリズムに従って異なる画像に変換することである。まず最初に濃度変換による画像改善を、次に平滑化について説明する。

a) 濃度変換

図-1は本研究で解析対象とした空撮画像ならびにそ

のヒストグラムを示している。画像内には3箇所の建物崩壊箇所が見られる。最終的にこれらの崩壊箇所を抽出するための各種情報を取得・解析していくことになるが、同図は若干コントラストが悪いため、全体的にぼやけている。これは後の画像解析に悪影響を及ぼすと考えられるため、図-2のようにコントラストを改善した。これにより建物、道路等の境界がより明瞭になるとともに、色彩も鮮やかに再現されている。

b) 平滑化⁷⁾

画像の平滑化には、エッジや線などの大きな濃淡変化(高周波成分)を保持しながら微小変動のみを平滑化できるメディアンフィルタを用いた。図-3は、メディアンフィルタによる処理前後の画像を比較したものである。処理後の方が濃度値は急峻に変化していることがわかる。

3. 色情報に基づく空撮画像の分析⁸⁾

代表的な表色系として、マンセル表色系、RGB表色系、XYZ表色系ならびにCIE L*a*b*表色系がある。本研究では、2色の差(色差)を定量的に表すのに適した表色系として国際照明委員会(CIE)が発表しているCIE L*a*b*表色系を用いた。L*a*b*表色系は均等色空間の代表的な表色系であり、現在日本のさまざまな工業界においても用いられている。

メディアンフィルタ処理前



メディアンフィルタ処理後

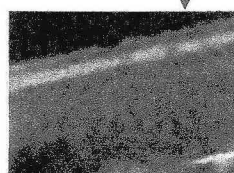
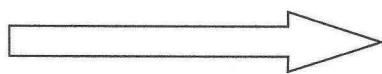


図-3 メディアンフィルタによる平滑化

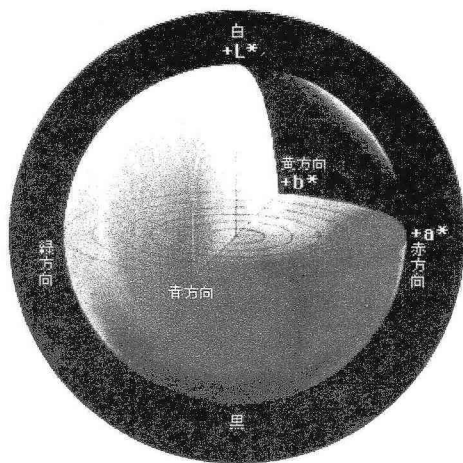


図-4 CIE L*a*b*色立体

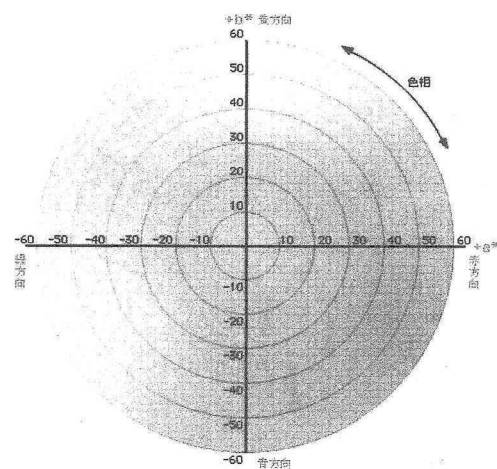
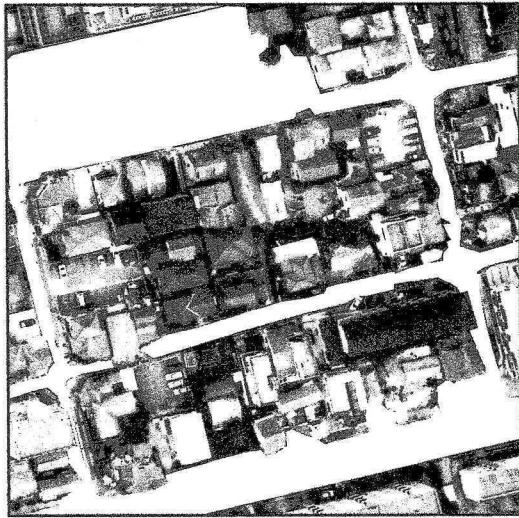


図-5 a*-b*平面

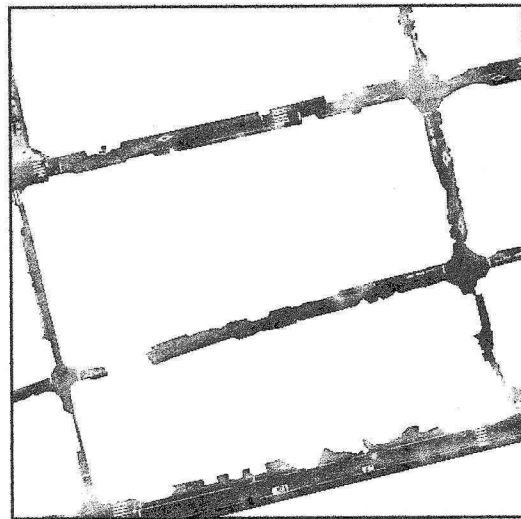
色差の研究は 1930 年代後半ごろから盛んに行なわれ、2 色の色差が座標上の幾何学的距離に等しくなるように工夫した色度図の研究が進められた。

CIE L*a*B 表色系は次式に示すような座標変換を用いて求められる。

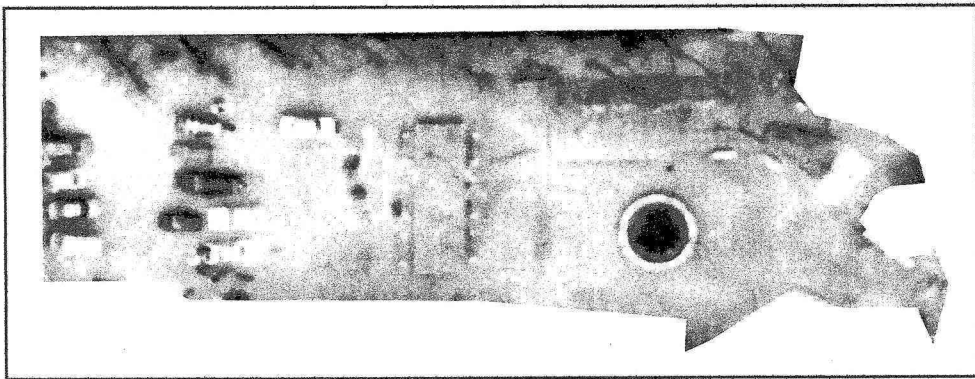
$$\left. \begin{aligned} L^* &= 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{1/3} - 16 \\ a^* &= 500 \left[\left(\frac{X}{X_0} \right)^{1/3} - \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{1/3} \right] \\ b^* &= 200 \left[\left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{1/3} - \left(\frac{Z}{Z_0} \right)^{1/3} \right] \end{aligned} \right\} \quad (1)$$



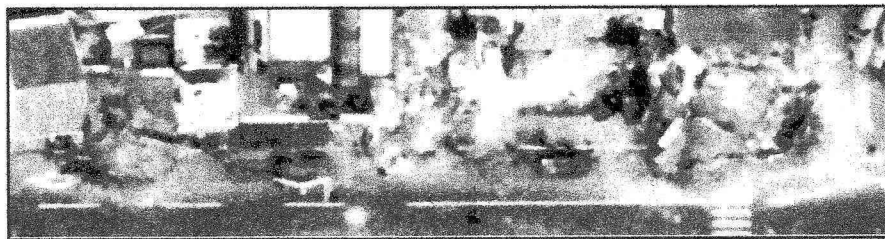
建物無被害部分



道路部分



グラウンド



建物倒壊部分

図-6 地震災害空撮画像内の各要素

ここに、 X , Y , Z は物体色の3刺激値, X_0 , Y_0 , Z_0 は光源の3刺激値であり, X/X_0 , Y/Y_0 , Z/Z_0 は、いずれも0.008856よりも大きい。 L^* はメトリック明度と呼ばれ、マンセル明度(V)をほぼ10倍した値に等しい。 a^* と b^* は色相と彩度に関する量である。図-4および図-5にCIE $L^*a^*b^*$ 表色系の色立体ならびに L^* 値が0の時の a^*-b^* 平面を示す。

4. 色情報に基づく空撮画像の分析

前章で述べたように、色情報による画像分析に際してはCIE $L^*a^*b^*$ 表色系を用いた。まず最初に、対象画像(図-2)から、目視判読により、建物無被害部分、道路部分、



(a)



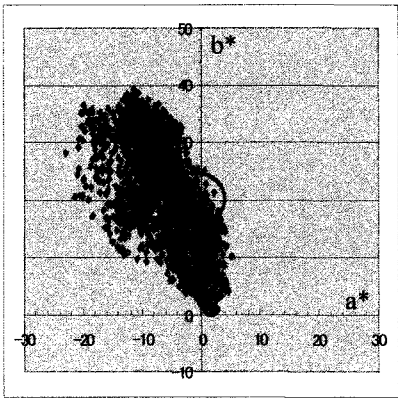
(b)

図-7 建物被害地区

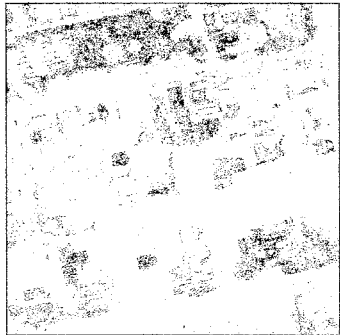
グラウンド部分ならびに建物倒壊部分をそれぞれ主として含む4種類の画像を作成した(図-6参照)。これらの要

表－1 建物倒壊地区の(a*,b*)値

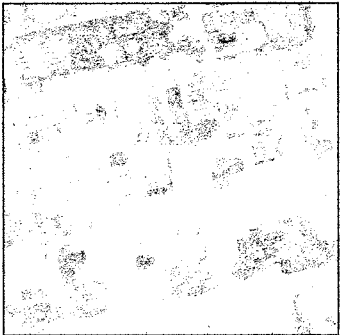
a*	b*
-3.87437	17.35832
-3.32688	17.14766
-1.84671	15.29366
-0.55815	13.80277
-0.03401	13.43499
-0.03401	13.43499
-0.38974	13.28242
-0.38974	13.28242
-0.16009	12.51669
-0.62940	12.85275
-1.49632	12.21379
⋮	⋮



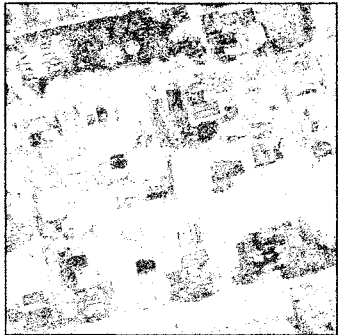
図－8 建物倒壊被害地区の(a*,b*)値



図－9 (a*,b*)の重心(-1,20)から距離 5 以内のピクセルの抽出結果



図－10 (a*,b*)の重心(-1,20)から距離 4 以内のピクセルの抽出結果



図－11 (a*,b*)の重心(-1,20)から距離 6 以内のピクセルの抽出結果

素画像は一般的な画像処理ソフトを用いて不必要と思われる部分を逐次消去することにより作成したため、図－2の厳密な分解画像とはなっていないが、それぞれの特徴的な部分は網羅している。図－6の建物無被害部分を分析すると、屋根の色・形状が様々であり、色情報で特徴付けるのは困難であることが分かる。それに対し、道路部分はアスファルトのグレー色、また建物倒壊部分については瓦礫の茶褐色がそれぞれの部分で支配的であることから、色情報による特徴づけが比較的容易であると推測される。したがって、色情報による分析は、道路部分と建物倒壊部分について詳しく行い、建物倒壊地区抽出に有用な情報を得ることを試みた。

(1) 建物倒壊部分の特徴

図－7 (a), (b)は、図－6の建物倒壊部分の画像から、抽出したい被害(木造家屋倒壊)箇所を切り出したものである。この画像より、落下した瓦や葺き土等が瓦礫化し、その部分では茶褐色が支配的な色であることがわかる。この画像から CIE L*a*b*表色系の a*値および b*値のデータを取得する。L*を省いたのは、画像の輝度が撮影時の天候や災害時に発生する煙などの影響を大きく受けると考えられるためである。表－1は、図－7における各ピクセルの(a*, b*)値の一部を示したものであり、また図－8はそれらの全データを a*-b*平面にプロットしたものである。

図－8より、対象画像の(a*, b*)値の分布域はほぼ $-20 \leq a^* \leq 5$ ならびに $0 \leq b^* \leq 40$ の範囲内に限られていることがわかる。なお、図－2全体の(a*, b*)値は $-40 \leq a^* \leq 40$ ならびに $-40 \leq b^* \leq 60$ の範囲に分布している。同図中の黒点は全データの重心($a^* = -1, b^* = 20$)を示している。すなわち重心付近の(a*, b*)値を有するピクセルを探せば、それらが建物倒壊箇所に対応している可能性が高いと考えられる。したがって、本研究では、図－8の重心から距離 5 の範囲に入る(a*, b*)値を持つピクセルのみを空撮画像から抽出することにした。図中の円は重心から距離 5 の(a*, b*)値の範囲を示している。図－9は全体画像を対象として、重心($a^* = -1, b^* = 20$)から距離 5 の範囲に入る色情報(a*, b*)を持つピクセルのみを抽出した結果を示している。図－2と図－9の比較より、建物倒壊部分はほぼ抽出できているといえるが、建物倒壊部分に似た色情報を持つグラウンド部分や、同じ色情報を持つ無被害建物の屋根の部分などが同時に抽出されているのが分かる。これらが建物倒壊部分と同じ色情報を持つ以上、色情報のみでは識別することは難しいと考えられる。比較のため、重心からの距離を4および6とした場合の抽出結果

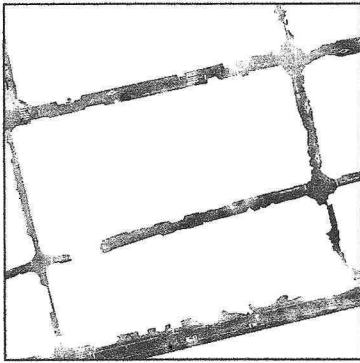


図-12 道路部分(図-6 参照)

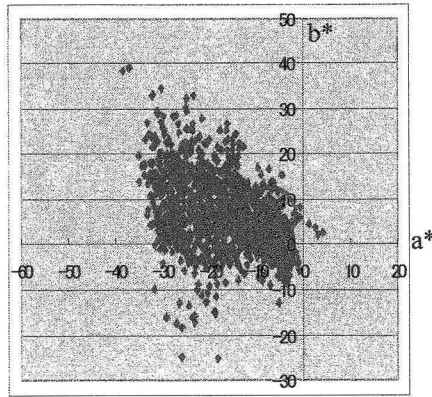


図-13 道路部分の(a*,b*)値

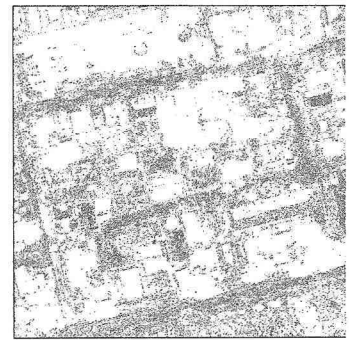


図-14 (a*,b*)の重心(-7,6)から
距離 5 以内のピクセルの
抽出結果

を図-10 および図-11 にそれぞれ示した。これらの図の比較より、距離 4 の場合は、建物倒壊部分以外の余分な抽出部分が少ないものの、肝心な建物倒壊部分で抽出できていない部分が多くなっている。一方距離 6 の場合は、建物倒壊部分は良く抽出できているものの、それ以外の余計な部分であるグラウンドや無被害建物部分などが距離 5 の画像に比べ多くなっていることが分かる。

(2) 道路部分の特徴

図-12 は、空撮画像から道路部分のみを切り出した画像である。この画像を見ると、ほぼ全てのピクセルはアスファルトの色であるグレー色を持っていることが分かる。建物倒壊部分と同様に、これらの部分の(a*, b*)値の分布を示すと図-13 の青点(濃い部分)のようである。同図より、道路部分の(a*, b*)値は比較的グラフの中心付近に分布しているのが分かる。a*-b*平面の中心部分は無彩色を表しており、道路部分が主にグレー色であることが反映されている。同図中の■点はそれらデータの重心(a*=-7, b*=6)を表わしている。データに若干の広がりが見られるのは、道路上に存在する自動車や、建物倒壊時に発生した土砂が道路部分に広がっている部分が幾つか見られ、その部分のピクセルの色情報が反応したためと考えられるが、重心に及ぼす影響は小さいと思われる。

建物倒壊部分の抽出同様、重心から距離 5 の範囲(図-13 の円)に入る色情報(a*, b*)値を持つピクセルのみを対象画像から抽出することとした。図-14 はその抽出結果を示しており、図-2 との比較より明らかなように若干濃く見える部分が道路部分である。これらの図より、道路部分はほぼ全て抽出されているが、道路部分と同じ色情報を持つ無被害建物の屋根や、建築物の陰の部分などもかなり抽出されていることがわかる。したがってこの場合、道路部分のみを抽出出来たとは言いがたいが、ここで注目すべきは建物倒壊部分は抽出されていないということである。つまり、建物倒壊部分以外のエリアを抽出することで、建物倒壊部分抽出の精度をあげることが出来るのではないかということである。道路部分の抽出結果としては必ずしも高精度ではないが、最終目的が建物倒壊部分の

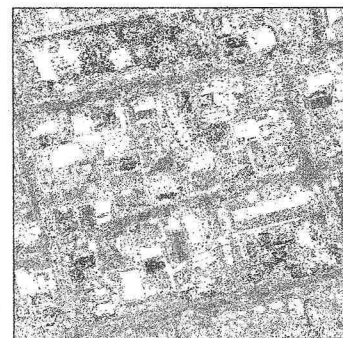


図-15 建物被害地区・道路部分として描出された領域

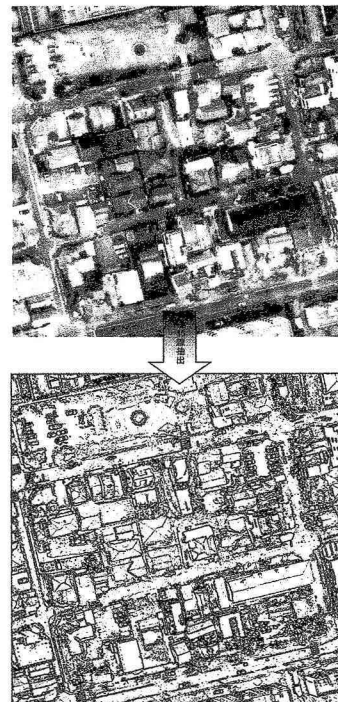


図-16 輪郭線抽出



図-17 輪郭線抽出全体画像(ノイズ除去後)

抽出であることを勘案すると、この抽出結果も有用なデータであると考えられる。

(3) 道路部分・建物倒壊部分以外の特徴

図-15 は前出の建物倒壊部分ならびに道路部分の各抽出結果(図-9 および図-14)を合成したものである。この図より、ほぼ全てのエリアが建物倒壊部分あるいは道路部分として抽出されていることが分かる。どちらにも属さない白い部分は、道路部分・建物倒壊部分とは違う色情報を持つ無被害建物の屋根の部分であると考えられる。一般にこれらの部分はそれぞれ違う色情報を持っており、特定の色情報により抽出することは困難であると思われる。さらに、仮に抽出できたとしても、そのデータは建物倒壊地区抽出に有用なデータとは言えない。したがって、本研究では、道路部分・建物倒壊部分以外のエリアの色情報による分析は省略した。

5. 各種フラクタル次元の算定法

(1) フラクタル次元の算定法

フラクタル次元⁹⁾は曲線の複雑さを定量的に表わす量であり、画像のエッジ情報の一つと位置付けられる。本研究では「ボックスカウンティング法」(付録参照)によりフラクタル次元を算定した。

フラクタル次元算出のためには、空撮画像を輪郭線画像に変換する必要がある。画像中に表示された物体の輪郭(エッジ)や線等では、一般に濃淡が急激に変化しており、これらは画像中の物体の何らかの構造を反映していることが多い。この濃度差が、輪郭検出には利用されることが多い。エッジを持つ画像に対して x 軸方向の濃度値の変化を取り出し、1 次微分を行なって濃度変化の傾きを求めるとそれは隣り合う画素の濃度の差分となっており、さらにその 2 次微分は連続する 3 つの画素の差分である。y 軸方向に対しても全く同様である。これらの差分を用いて輪郭抽出を行った。図-16 は、図-2 を白黒 2 値画像に変換した上で、輪郭抽出を行ったものである。この図より、輪郭線以外に、ごま塩的なノイズがかなり混じっているの

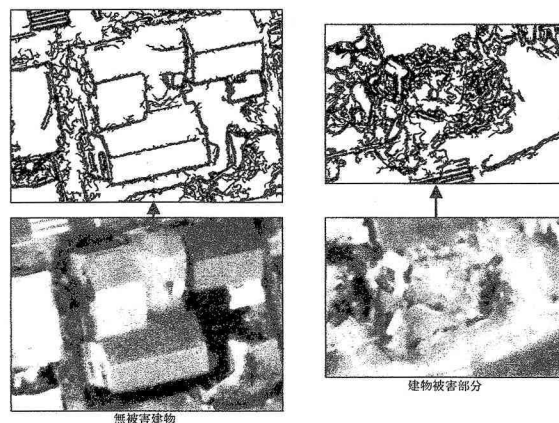


図-18 輪郭抽出

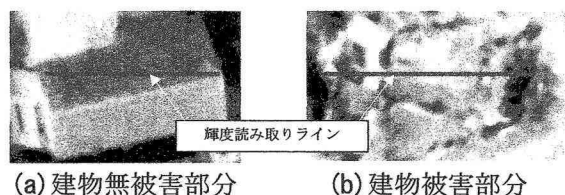


図-19 輝度情報

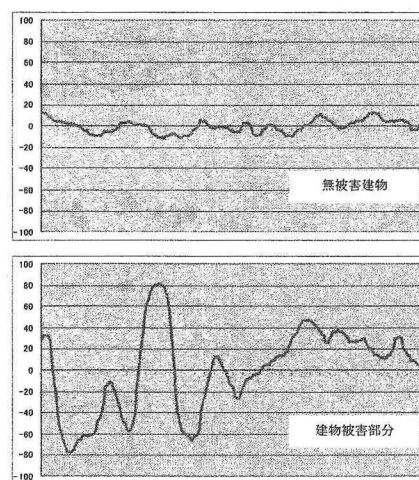


図-20 各直線上の輝度情報

表-2 無被害と被害部分のフラクタル値の違い

	無被害建物	建物倒壊部分
フラクタル次元	1.5662	1.8139
グレースケール フラクタル次元	2.1206	2.2358

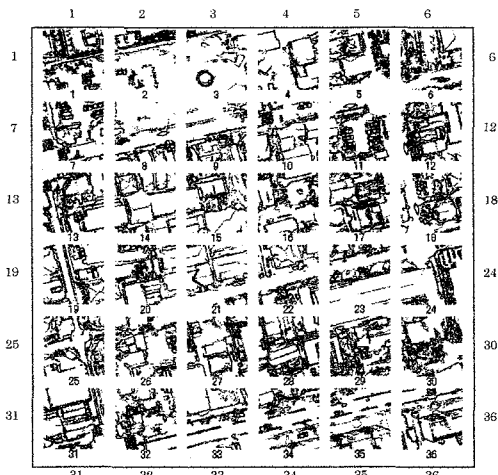


図-21 輪郭抽出画像を36分割

が分かる。これは2. (2) b)で述べたメディアンフィルタでは除去し切れなかった原画像のノイズが輪郭抽出プログラムに反応してしまったために出現したノイズである。このままでは建物倒壊地区抽出のためのエッジ情報に基づく有効な解析が出来ないため、本研究では孤立点除去法により、このようなノイズを取り除いた。図-17はノイズ除去後の輪郭線画像を示している。図-16と図-17との比較より、ノイズが大幅に減少しているのがわかる。

(2) グレースケールフラクタル次元¹⁰⁾の算定法

対象画像を白黒256階調のグレースケール画像にまで拡大した方法である。グレースケール画像からのフラクタル次元算出方法も、基本的には前出のボックスカウンティング法(付録参照)と同じであるが、対象画像が白黒2値画像でないため、ボックスカウント数(N(r))のカウント方法が異なっている。ここにrは分割正方要素の1辺のpixel数である。以下に、N(r)のカウント方法を簡単に示す。

- ① まず、カウントしようとするボックスの4隅の輝度Iを測る。(輝度とは明るさのことで、今回用いた画像は、256階調のグレースケール画像なので、白0、黒255の256段階で示される。)

最大輝度をImax、最小輝度をIminとする。

- ② 次式により輝度差Idを求める。

$$Id = I_{\max} - I_{\min} \quad (2)$$

- ③ 次に、1つのボックスのカウント数となるn(r)を次式により算出。

$$n(r) = \text{floor}(Id/r) + 1 \quad (3)$$

ここでfloorは整数(小数点以下切り捨て)とする。

- ④ 対象画像すべてのボックスで、上の計算を行い、n(r)をもとめ、その平均値がn_a(r)であるとき

$$N(r) = n_a(r) \cdot (S/r^2) \quad (4)$$

とする。ここで、Sは対象画像の面積である。

フルカラー画像を256階調のグレースケール画像に変

表-3 各分割要素のフラクタル次元
(36分割：降順)

順位	要素No	フラクタル次元	順位	要素No	フラクタル次元
1	29	1.754671	19	20	1.691039
2	28	1.749076	20	16	1.684227
3	30	1.748944	21	19	1.680972
4	1	1.739361	22	34	1.677508
5	12	1.732030	23	36	1.672537
6	17	1.728951	24	23	1.666574
7	11	1.728738	25	22	1.666045
8	13	1.724305	26	9	1.664609
9	31	1.717429	27	10	1.662870
10	5	1.713632	28	2	1.661791
11	24	1.712901	29	14	1.658628
12	7	1.705126	30	15	1.653149
13	32	1.703161	31	35	1.634839
14	27	1.702602	32	8	1.622137
15	6	1.701598	33	4	1.618402
16	18	1.701155	34	33	1.615954
17	26	1.697448	35	3	1.599099
18	25	1.696246	36	21	1.594756



図-22 輪郭抽出画像を144分割

換する方法は様々な方法が考えられているが、代表的な方法として彩度を下げる方法、RGBの平均値をとる方法、RGB各成分の重み付け平均を取る方法¹¹⁾がある。本研究では、3番目の方法を用いた。これは生理的な特性を考慮に入れた重みを用いる方法で、カラー映像を白黒テレビで映す際の処理と同じである。

6. フラクタルによる空撮画像の分析

図-18は、空撮画像(図-2)から建物倒壊部分と建物無被害部分を切り出し、輪郭線抽出を行なったものである。図-18より、建物倒壊部分と建物無被害部分がそれらの輪郭線形状により明確に識別されることが分かる。前述のように、輪郭線は、隣り合うピクセルの輝度差が大きい部分として出力される。このことより、複雑な輪郭線を有する瓦礫部は、輝度情報が無被害建物部分に比べかなり複雑になっていると考えられる。このことを確認するために図

表－4 各分割要素のフラクタル次元
(144 分割：降順)

順位	要素No	フラクタル次元	順位	要素No	フラクタル次元	順位	要素No	フラクタル次元
1	117	1.798324	49	24	1.694005	97	126	1.651226
2	96	1.776732	50	37	1.693395	98	50	1.650670
3	47	1.765697	51	13	1.692989	99	73	1.650585
4	108	1.760271	52	69	1.692950	100	140	1.650029
5	119	1.754429	53	133	1.691923	101	76	1.647979
6	35	1.750909	54	92	1.690864	102	81	1.647569
7	10	1.747969	55	26	1.689600	103	32	1.644219
8	49	1.746191	56	112	1.688754	104	109	1.641844
9	70	1.741727	57	56	1.687803	105	12	1.638130
10	135	1.741603	58	43	1.687650	106	74	1.638091
11	116	1.740248	59	93	1.687308	107	142	1.635625
12	1	1.736146	60	36	1.686795	108	141	1.635402
13	46	1.735912	61	123	1.685434	109	17	1.631963
14	45	1.735442	62	39	1.685431	110	139	1.631265
15	2	1.732610	63	132	1.683402	111	88	1.628742
16	104	1.732361	64	3	1.682572	112	65	1.627895
17	103	1.728059	65	144	1.682226	113	5	1.626834
18	102	1.726483	66	51	1.681792	114	15	1.626254
19	91	1.725573	67	98	1.680694	115	54	1.625112
20	115	1.725359	68	20	1.679938	116	48	1.624629
21	82	1.724196	69	9	1.678997	117	89	1.623251
22	114	1.722682	70	134	1.678778	118	143	1.620870
23	107	1.722461	71	124	1.678202	119	83	1.621157
24	84	1.719220	72	105	1.677595	120	38	1.606586
25	75	1.717254	73	85	1.677347	121	30	1.605912
26	61	1.716577	74	31	1.677330	122	6	1.604657
27	121	1.715386	75	63	1.677058	123	137	1.600758
28	58	1.714926	76	33	1.676743	124	67	1.600002
29	4	1.714637	77	128	1.676183	125	64	1.597726
30	99	1.714398	78	120	1.673138	126	79	1.591185
31	55	1.713640	79	59	1.672847	127	125	1.590366
32	118	1.709325	80	57	1.670535	128	52	1.590069
33	87	1.708251	81	95	1.669574	129	44	1.587214
34	23	1.708034	82	86	1.668301	130	77	1.587098
35	34	1.707279	83	111	1.667347	131	138	1.581142
36	25	1.706415	84	90	1.666894	132	80	1.580553
37	60	1.706067	85	71	1.666307	133	136	1.574776
38	122	1.703732	86	113	1.663784	134	130	1.566096
39	127	1.703358	87	8	1.662935	135	19	1.557596
40	110	1.701231	88	97	1.662640	136	28	1.555661
41	62	1.700428	89	68	1.660012	137	16	1.555179
42	106	1.698122	90	72	1.659363	138	66	1.542574
43	22	1.697602	91	21	1.659391	139	94	1.534981
44	53	1.697332	92	40	1.659348	140	29	1.529266
45	42	1.697208	93	41	1.659265	141	7	1.516998
46	11	1.695766	94	101	1.656696	142	27	1.516972
47	100	1.694279	95	131	1.653422	143	18	1.509616
48	14	1.694223	96	129	1.651328	144	78	1.461684

－18 の建物無被害・被害部分をさらにクローズアップした図－19(a), (b)の各直線上の輝度情報を読み取り、各平均値からの隔たりを示したのが図－20 である。図－20 より建物無被害部分と建物崩壊部分の輝度情報の違いが一目瞭然であり、後者では前者に比べて振幅が数倍にもなっているのが分かる。この差を何らかの形で定量化できれば、空撮画像からの建物倒壊地区の抽出精度向上につながる可能性がある。本研究では、輪郭線画像の複雑さをフラクタル次元として、また輝度差の違いをグレースケールフラクタル次元として定量化した。表－2 は、図－19 のフラクタル次元およびグレースケールフラクタル次元の算出結果を示している。この表より、建物倒壊部分の次元の方が、明らかに大きくなっているのが分かる。

以上のようなことにより、まず画像を適当な大きさの正方形要素に区切り、それぞれの要素でフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元を算出し、それらの値が大きい要素を建物倒壊地区を含む可能性の高い要素として抽出することとした。なお、要素サイズは、解析対象画像の観察より、各家屋倒壊部分を囲むのに必要十分と考えられる512 pixel×512 pixel(約40m 四方)を基本とした。ちなみに平均的な家屋は約 250 pixel 四方に納まるのに対し、倒壊部分は瓦礫の散乱等によりその約2 倍の大きさになっていた。なお要素サイズは、フラクタル次元算出のために2の階乗 pixel とする必要がある。

表－5 各分割要素のグレースケール
フラクタル次元 (36 分割：降順)

順位	要素No	グレースケールフラクタル次元	順位	要素No	グレースケールフラクタル次元
1	30	2.286273	19	11	2.234408
2	13	2.277964	20	7	2.234382
3	29	2.273358	21	5	2.232147
4	22	2.271150	22	9	2.230885
5	34	2.270996	23	27	2.228980
6	20	2.266395	24	26	2.222379
7	12	2.265758	25	8	2.220838
8	18	2.264836	26	36	2.218553
9	31	2.264411	27	17	2.217866
10	32	2.264128	28	10	2.217754
11	25	2.261741	29	14	2.214826
12	23	2.260250	30	19	2.214327
13	24	2.252319	31	21	2.213255
14	2	2.250074	32	16	2.212010
15	35	2.246030	33	33	2.211640
16	15	2.243584	34	3	2.208993
17	1	2.237852	35	4	2.200088
18	6	2.234496	36	28	2.200040

表－6 各分割要素のグレースケール
フラクタル次元 (144 分割：降順)

順位	要素No	グレースケールフラクタル次元	順位	要素No	グレースケールフラクタル次元	順位	要素No	グレースケールフラクタル次元
1	49	2.355515	49	98	2.266283	97	88	2.218879
2	35	2.354941	50	93	2.262747	98	20	2.218055
3	117	2.334624	51	62	2.262366	99	130	2.216921
4	2	2.330859	52	10	2.261647	100	37	2.215541
5	119	2.321358	53	132	2.260549	101	12	2.214608
6	96	2.320947	54	26	2.260079	102	104	2.213136
7	129	2.320396	55	65	2.259579	103	124	2.212552
8	135	2.319668	56	102	2.258342	104	17	2.212190
9	108	2.307240	57	42	2.258331	105	74	2.211595
10	137	2.305304	58	61	2.257479	106	106	2.209474
11	91	2.305054	59	70	2.255336	107	24	2.206331
12	101	2.300048	60	144	2.255320	108	68	2.204712
13	110	2.299148	61	105	2.254414	109	94	2.202532
14	41	2.293726	62	30	2.253308	110	114	2.201929
15	31	2.293518	63	95	2.253029	111	45	2.200483
16	59	2.291391	64	79	2.252955	112	34	2.199203
17	86	2.290607	65	138	2.252486	113	131	2.198612
18	100	2.289121	66	36	2.249874	114	142	2.196951
19	118	2.288915	67	140	2.248216	115	66	2.192594
20	33	2.288404	68	72	2.247285	116	126	2.192461
21	56	2.287378	69	4	2.246085	117	109	2.192357
22	1	2.287017	70	64	2.245984	118	19	2.190122
23	11	2.285265	71	107	2.242167	119	8	2.189979
24	122	2.285118	72	84	2.240940	120	27	2.189178
25	15	2.283305	73	9	2.240563	121	69	2.188781
26	128	2.282907	74	77	2.240352	122	7	2.187252
27	92	2.282460	75	123	2.239042	123	21	2.186134
28	97	2.282012	76	73	2.238051	124	48	2.185553
29	75	2.281870	77	141	2.237425	125	115	2.185103
30	58	2.281808	78	90	2.237322	126	43	2.184134
31	53	2.279967	79	63	2.235823	127	83	2.173068
32	133	2.277637	80	3	2.234650	128	13	2.171838
33	47	2.276653	81	38	2.234545	129	28	2.170780
34	60	2.276497	82	78	2.233358	130	116	2.169184
35	5	2.274892	83	22	2.230479	131	18	2.165529
36	82	2.274258	84	103	2.230049	132	6	2.164033
37	121	2.273313	85	71	2.229672	133	143	2.161050
38	87	2.273216	86	112	2.228904	134	51	2.157014
39	32	2.272956	87	23	2.227598	135	14	2.154891
40	76	2.271614	88	39	2.225973	136	113	2.151343
41	40	2.271479	89	80	2.225043	137	57	2.145845
42	127	2.270939	90	54	2.223255	138	89	2.143080
43	139	2.270839	91	52	2.222729	139	44	2.138493
44	55	2.270131	92	25	2.222523	140	85	2.130469
45	99	2.269524	93	16	2.222387	141	125	2.107816
46	81	2.268872	94	46	2.222198	142	111	2.102866
47	136	2.267714	95	50	2.219512	143	29	2.098380
48	120	2.267206	96	134	2.218975	144	67	2.096619

(1) フラクタル次元による分析

図－21 は、前述のように解析画像を基本要素サイズ(512pixel)に分割したものである。図－2 からも分かるように、建物倒壊部分として抽出されるべき分割要素番号は29 および 30 である。各要素のフラクタル次元を算出した

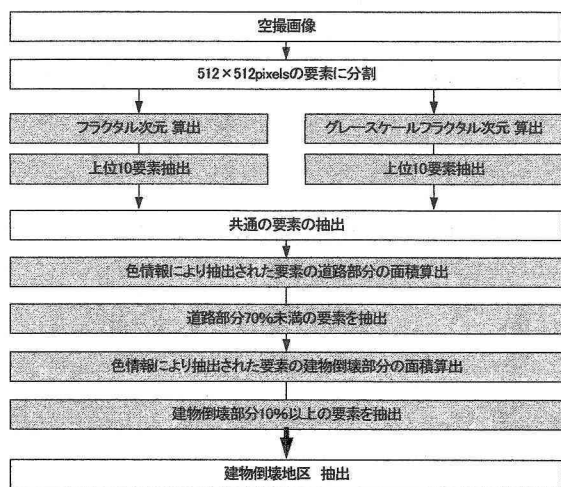


図-23 建物倒壊地区抽出手順



図-24 建物倒壊地区抽出結果(教師画像)

結果、表-3のようになった。ここに、フラクタル次元は倍精度計算(Basic 使用)により求めたためその有効桁数は約16桁であるが、表-3ならびに後出の表-4～7では表記統一のため、各表において順序を確定するのに必要な最小桁数の最大値を有効桁数(7桁)としてフラクタル次元等を示している。表-3より、要素No.29のフラクタル次元が最も大きく、また要素No.30も3位であり、予想通り被害地区のフラクタル次元が相対的に高くなっていることがわかる。また要素No.28が2位となっているが、これは改めて図-2と図-21を観察すると、要素No.28では瓦礫は見当たらないものの建物が原形を留めながら若干回転移動しており、この影響が反映されたものであると考えられる。このことは、輪郭線が周囲の規則性に反するような建物の変状も、フラクタル次元により抽出し得ることを示唆している。また、要素No.34にも比較的小さい瓦礫部分とわずかに傾いた家屋の一部が見られるが、ランクは22位であり、被害地区として抽出されるには低位である。この要素のランクが低いのは、瓦礫部分が狭くまた傾いた家屋が周囲の要素(No.27, No.28 および No.33)にも跨っているためであると思われる。このような不都合を克服するためには、画像を複数のパターンに分割し、各分割要素のフラクタル次元から被害地区を総合的に判定する必要がある。

図-22は解析対象画像をサイズ256pixel四方の要素に分割したものである。実際には1つの要素が約20m四方のエリアに対応している。各要素のフラクタル次元を表-4に示す。これらの図表より、建物倒壊部分を含むNo.117および119は144要素中1位および5位という高順位であるが、建物倒壊部分を含まないNo.96, 47ならびに108が、それぞれ2～4位となっているのがわかる。細かく分割すれば、建物倒壊部分をよりきめ細かく特定し得る可能性が高くなるが、その反面表-4のように瓦礫以外で比較的複雑な輪郭線を有する要素が上位にランクされるケースが多くなると考えられる。

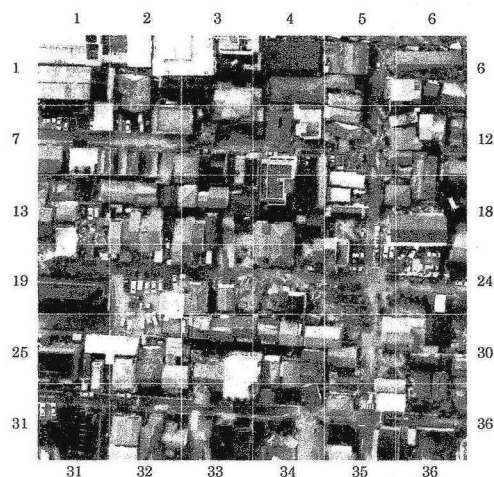


図-25 空撮画像⁶⁾(手法の照査用)

表-7 各フラクタル次元のベスト10(図-25)

順位	要素No	フラクタル次元	順位	要素No	グレースケールフラクタル次元
1	11	1.748405	1	23	2.276204
2	17	1.741823	2	34	2.260224
3	13	1.733772	3	31	2.259787
4	22	1.721752	4	22	2.258836
5	27	1.719582	5	20	2.249256
6	23	1.711658	6	11	2.247911
7	36	1.711110	7	29	2.240361
8	20	1.709366	8	21	2.240167
9	6	1.708666	9	17	2.239965
10	30	1.706799	10	24	2.237354

(2) グレースケールフラクタル次元による分析

前節で示した図-21 同様に、対応するグレースケール画像を要素サイズ512pixel×512pixelに分割した場合の各要素のグレースケールフラクタル次元を示せば表-5ようである。建物倒壊部分として抽出されなければならない



図-26 建物倒壊地区抽出結果(適用例)

い要素は前述のように No. 29 および 30 であるが、これらはそれぞれ 3 位および 1 位となっている。しかし被害部分とは考えられない要素 No.13 および No.22 などそれぞれ 2 位および 4 位と高順位となっている。これはアスファルト部分の低輝度と無被害建物の白壁部分の高輝度との差がグレースケールフラクタル次元に反映したものと考えられる。また、前節と同様に解析対象画像をサイズ 256pixel 四方の要素に分割した場合の各要素のグレースケールフラクタル次元を示すと表-6 のようである。この表より、建物倒壊部分を示す要素 No. 117 および 119 が 144 要素中 3 位および 5 位と高順位となっているものの、元々輝度差が大きい要素 No. 49, 35, 2 および 119 等も極めて上位にランクされているのがわかる。

(3) 分割要素サイズと各種フラクタル次元の適用に関する考察

フラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元を求める際の分割要素サイズは、前出の表-3～6を参考に、精度・実用性の両面から判断して 512pixel × 512pixel が適当であると考えられる。また、表-3 および表-5 よりわかるように、明確な瓦礫部分を含む要素 No.29 および No.30 がともに 3 位以内に入っており、また 10 位くらいまでならば、その他要素の重複はほとんど見られない。このことは、フラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元がともに高い要素が建物倒壊部分を含んでいる可能性が高いことを示唆していると考えられる。

7. 建物被害箇所抽出手順

前述の色情報、フラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元等を用いて、空撮画像から建物倒壊地区を抽出する手順を図-23 に示す。同図よりわかるように、まずフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元各上位 10 位までの要素から共通の要素を選定し、次い

でそれらの中から色情報(4章参照)に基づいて 70%以上が道路であると判定される要素を除き、最後に建物倒壊と判定される部分を 10%以上有する要素を「建物倒壊地区」として抽出する。

図-24 は、上記の手順を、前出の図-2 に改めて適用した場合の建物倒壊地区抽出結果を示している。図中の太枠で囲まれた部分が抽出された要素(No.29,30:図-21 参照)である。これらは、図-2 から明らかなように瓦礫部分が支配的な要素であり、本法により建物倒壊部分が的確に抽出されていることがわかる。

8. 建物倒壊地区抽出法の適用例

前章において、図-2 の分析結果に基づいて導かれた建物倒壊地区抽出法を示した。ここでは、本法を異なる空撮画像に適用し、その精度に関する検討を行った。

図-25 は、図-2 と同時期に撮影された近辺の航空写真である。図中、要素 No.11 と No.22 に大規模な瓦礫部分が見られる。各分割要素のフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元を求め、それぞれ 10 位までを示すと表-7 のようである。同表からわかるように、両方で重複する要素は No.11, 17, 20, 22 ならびに 23 の計 5 個である。これらの要素中、色情報から、道路部分が 70%未満かつ建物倒壊部分が 10%以上と判定された要素が、図-26 中太枠で囲まれた No.11,17 ならびに 22 の 3 要素である。No.17 が当初の目視では、被害箇所とは判別されなかったが、抽出結果を踏まえて再確認した結果、要素上端付近に建物が若干回転移動していると見られる部分があるとともに、下端近傍に木造家屋崩壊の形跡が見られることがわかった。このことは、本法が一瞥では特定できないような被害地区の識別にも効果的であることを示唆している。

なお、本法は 1 種類の固定メッシュを用いているが、建物倒壊部分の面積が比較的小さく、かつそれが複数の分割要素に跨るような場合には、抽出精度が悪くなる可能性がある。これに関しては、複数の固定メッシュに対する結果を組合わせる等の改善策が考えられるが、詳細な検討は今後の課題としたい。

9. おわりに

本研究は、震後の初動体制を決定するのに不可欠である被害状況の把握をより迅速に行うための基礎的研究として、航空写真等の空撮画像上の建物倒壊部分を比較的精度よく抽出し得る手法について検討したものである。解析の対象とした画像は、兵庫県南部地震直後に撮影された垂直航空写真⁶⁾であり、画像の分析には、色情報とエッジ情報を用いた。色情報としては CIE L*a*b*表色系の a*値と b*値に、またエッジ情報としてはフラクタル次元ならび

にグレースケールフラクタル次元にそれぞれ着目した。

以下に本研究で得られた主な知見を列挙する。

1. 建物倒壊部分ならびに道路部分の a^*-b^* 平面上での重心はそれぞれ $(-1,20)$ ならびに $(-7,6)$ であった。色彩情報に基づく各部分の判別時には、 (a^*,b^*) 値がそれらの重心から距離 5pixels 以内にあるピクセルに着目した。
2. 建物被害地区を含む画像要素では、フラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元が相対的に高くなることが分かった。
3. 画像分割要素サイズは、各要素のフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元等と被害状況との対応を考慮して 512pixel×512pixel に設定した。
4. 最初にフラクタル次元ならびにグレースケールフラクタル次元各上位 10 位までの分割画像要素から共通の要素を選定し、次いでそれらの中から色情報に基づいて、道路部分が 70%未満かつ建物倒壊部分が 10%以上である要素を「建物倒壊地区」として抽出するシステムを構築した。
5. 限られた適用例からではあるが、本法により空撮画像上の建物倒壊部分を比較的精度よく抽出し得ることがわかった。

今後、各種空撮画像に適用して本法の妥当性を検証するとともに、各種パラメータ値のより適切な設定等に関しても検討を行う必要がある。また実用化のためには、「①デジタル航空写真撮影→②画像分析→③分析結果のGIS表示」の一連の作業を迅速に行うためのさらなる自動化に関する検討も重要である。

謝辞：徳島大学工学部建設工学科 4 年安部真理子氏には、データ処理ならびに図・表の作成等で多大のご協力を頂いた。ここに記して謝意を表します。

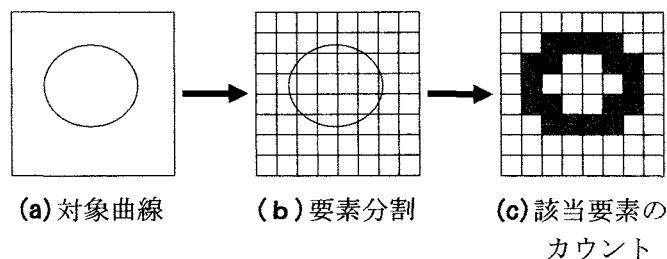
付録：ボックスカウンティング法

ボックスカウンティング法によるフラクタル次元の算出手順を、以下に示す。

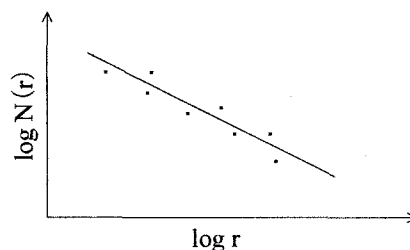
- ①対象画像(付図-1 (a))を一辺が r の正方形に分割する(付図-1 (b))。デジタル画像の場合、 r の単位は一般に pixel である。
- ②対象物を含むボックスの数 $N(r)$ をカウントする(付図-1 (c))。
- ③ r の大きさを様々に変化させ、それぞれの $N(r)$ をカウントする。
- ④縦軸に $\log N(r)$ 、横軸に $\log r$ をとって、各 $(r, N(r))$ をプロットし、それらの回帰直線(式(a-1))を求める(付図-2 参照)。この直線の傾き D が与えられた曲線のフラクタル次元である。

$$\log N(r) = -D \cdot \log r + \log C \quad (a-1)$$

ここに C は定数である。



付図-1 ボックスカウンティング法の概要



付図-2 $\log r - \log N(r)$ 平面

参考文献

- 1) 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 年 4 月。
- 2) 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法に関する考察, 土木学会論文集, No.710/I-60, pp.413-425, 2002 年 7 月。
- 3) 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 年 10 月。
- 4) 安居院猛・中嶋正之: 画像工学の基礎, 昭晃堂, 1986 年 6 月。
- 5) 酒井幸市: デジタル画像処理入門(opendesign 増刊), CQ 出版株式会社, 2002 年。
- 6) アジア航測(株): 阪神・淡路大震災 航空写真集, 1995 年 6 月。
- 7) 齋藤正男: デジタル画像処理, 東海大学出版会, 1995 年。
- 8) 日本色彩学会: 新編色彩科学ハンドブック(第 2 版), pp.90-128, 東京大学出版会, 1998 年 6 月。
- 9) 高安英樹: フラクタル, 朝倉書店, 1986 年 4 月。
- 10) 吉沢達也・曾根光男・高木幹雄: フラクタル次元と低次統計量とを用いたテクスチャの自動分類, 情報処理学会論文誌, vol.31, No.7, pp.1027-1037, 1990 年 1 月。
- 11) 八木伸行・井上誠喜・林正樹・中須英輔・三谷公二・奥井誠人・鈴木正一, 金次保明: C 言語で学ぶ実践画像処理, オーム社, 1992 年 5 月。

(2005.5.20 受付)