



2010年ハイチ地震における被害地域検出のための 高分解能衛星画像のテクスチャ解析

三浦弘之¹⁾, 翠川三郎²⁾, Soh Hui Chen³⁾

- 1) 正会員 東京工業大学 人間環境システム専攻, 助教 博士 (工学)
e-mail : hmiura@enveng.titech.ac.jp
- 2) 正会員 東京工業大学 人間環境システム専攻, 教授 工博
e-mail : smidorik@enveng.titech.ac.jp
- 3) 非会員 東京工業大学 人間環境システム専攻, 大学院生
e-mail : soh.h.aa@m.titech.ac.jp

要 約

高分解能衛星画像による建物被害の自動検出手法を検討するため、2010年ハイチ地震前後に撮影された衛星画像を利用して、被害建物における画像のテクスチャの特徴を検討した。倒壊した建物では瓦礫の発生によりテクスチャが地震後に粗く変化することを示した上で、同時生起行列に基づくテクスチャ解析を行い、被害建物とテクスチャ指標の関係を検討した。その結果、倒壊建物を評価するには、異質度 (Dissimilarity) の指標がより有効であることを示した。さらに、地震前後の画像から算出した異質度の指標を用いて倒壊建物を自動検出したところ、全体の約70%を正しく検出できることを示した。

キーワード： テクスチャ解析, 被害検出, 高分解能衛星画像, 2010年ハイチ地震

1. はじめに

大地震が発生すると広域にわたって建物やインフラ施設等の構造物に被害が生じる。地震後早期の救援活動や復旧計画を考える上で、被害の分布をできるだけ迅速に把握することが必要である。被害の詳細を知るために現地踏査による被害調査が行われるが、広域の情報を取得するには莫大な労力と時間が必要となる。人工衛星等によるリモートセンシング技術は、面的な情報を一度に取得できることから、被害の概況を把握するのに非常に有用と考えられる。最近では、地表分解能が1m以下の高分解能な衛星画像が容易に取得できるようになったことから、建物の被害マップ等の作成に利用されており^{例えば, 1)}、特に2011年3月11日の東日本大震災では、津波浸水域や建物被害分布の把握に使用され^{例えば, 2~4)}、復旧・復興計画等のための基礎的情報として役立てられた。

2010年1月12日に発生したハイチ地震 ($M_w7.0$) では、首都ポルトープランスを中心として、死者30万人以上、20万棟以上の建物に被害が生じ、そのうち約10万棟が倒壊するなど甚大な被害が生じた⁵⁾。この地震による被害は広域にわたった上に、現地の情報の取得が困難で、被害の全容を把握するのは容易でなかったことから、早期の復旧活動支援を目的として、複数の機関により衛星画像や航空写真を用いた広域の建物被害把握が行われた^{6~10)}。これらの被害把握は、地震直後に撮影された衛星画像等を利用して、建物の被害の有無や被害程度を目視により判読するものであり、国連機関や研究機関による判読結果^{7,8)}や、Google Earth上にアップロードされた画像を利用して、クラウドソーシング技術により世

界各地の研究者や技術者らが目視判読した結果を集約したもの^{9,10}がある。また、一部の地域では、低空から撮影された斜め航空写真による目視判読から、建物被害を把握する試みもなされている¹¹。しかし、これらは目視による判読に基づいており、広域の被害を把握するには多大な労力や時間を要する。より簡便に広域の建物被害を把握するには、画像処理による建物被害の自動検出技術の利用が有効と考えられる。

衛星画像による建物被害の自動・半自動的な検出技術は、現在までに複数提案されている。地表分解能1m程度以下の高解像度な光学センサ画像を対象としたものとして、オブジェクト分類手法を利用したもの^{12~15}や画像のテクスチャ情報を利用したもの^{16~18}がある。このうち、オブジェクト分類手法では建物一棟一棟をオブジェクトとして抽出するため、建物毎の被害を判別できる可能性がある。一般に、オブジェクト分類は大きく画像分割と画像分類からなる。画像分割には多くのパラメータが必要であり、画像の解像度や対象地域の建物規模や形状によってパラメータが大きく変化することから、適切なパラメータを選択することは容易ではない。また、画像分類では教師付き分類が利用されることが多く、目視により適切な教師データを選択する必要がある。

一方、画像のテクスチャを利用する方法は、基本的にピクセル毎の解析となるため、建物一棟一棟の領域を自動的に判別することは難しいものの、比較的少ないパラメータで解析可能であるため、複雑な手順を踏まずに被害検出が可能になるものと考えられる。画像のテクスチャを利用した被害検出に関する既往の研究として、100m程度のメッシュ内のテクスチャの統計量と被害率との関係を検討したもの¹⁶や画像のテクスチャ情報を基に教師付き分類を適用したもの¹⁷、画像のエッジ強度のテクスチャ解析から被害地域を推定したもの¹⁸がある。しかし、いずれの研究においても、画像のテクスチャ分布や被害検出結果を被害分布と概観的に比較するのみで、個々の被害建物におけるテクスチャの特徴を詳細に検討し、建物毎の検出精度を議論した例はみあたらない。

そこで本研究では、2010年ハイチ地震の前後で撮影された高分解能衛星画像を利用して、建物被害と画像のテクスチャの関係を検討し、テクスチャ解析に基づき倒壊建物の自動検出を試みる。さらに、建物被害データを利用して被害検出精度を評価する。

2. 2010年ハイチ地震の概要と使用したデータ

2010年1月12日（現地時間4:53AM）に発生したハイチ地震（ $M_w7.0$ ）の震央と断層位置¹⁹および対象地域の位置を図1に示す。震源深さは13kmと推定されている。この地震による死者・行方不明者は約32万人、負傷者数は約30万人、20万棟以上の家屋に被害が生じ、そのうち約10万棟が倒壊し、約130万人

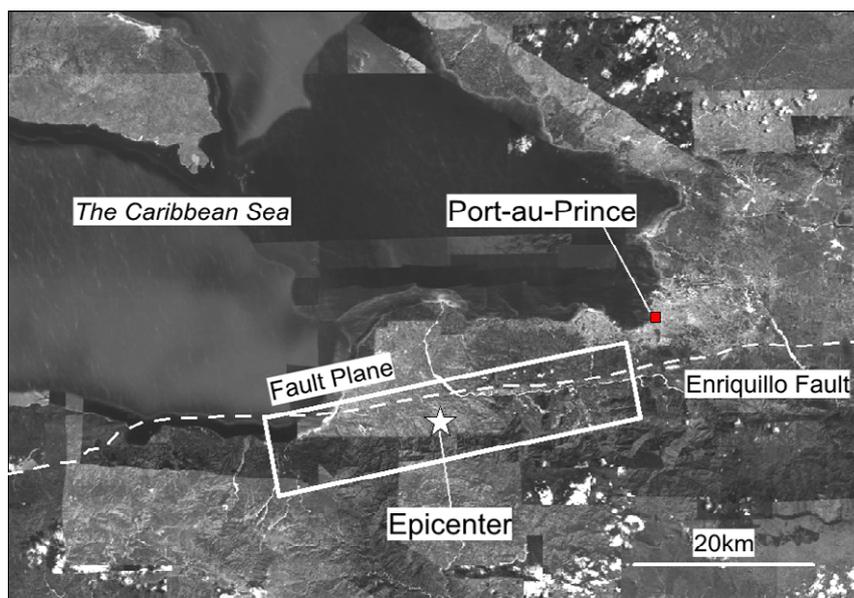


図1 2010年ハイチ地震の震央・断層位置¹⁹と対象地域

が家を失った⁵⁾。また、経済的損失は80億米ドル以上と推定されている⁵⁾。この地震の震源は浅く、断層が比較的近くに位置していたため、人口約300万人の首都ポルトープランス (Port-au-Prince) でも建物等に激甚な被害が生じた。本研究では、倒壊建物が多く分布するポルトープランスの市街地を対象とした。

解析には地震前後に撮影された高分解能衛星画像を用いた。地震前の画像として人工衛星QuickBird (以下、QB) から撮影された画像を利用し、地震後の画像として衛星WorldView-2 (以下、WV) から撮影された画像を利用した。QB画像の分解能はマルチスペクトル (カラー) 画像で2.4m, パンクロマティック (白黒) 画像で0.6mであるのに対して、WV画像の分解能はマルチスペクトル画像で2.0m, パンクロマティック画像で0.5mである。2枚の画像を画像解析するには同じ分解能のものを用いることが望ましいが、人工衛星WVは2009年10月に打ち上げられたばかりで、対象地域で地震前の画像が撮影されていなかったことから、地震前画像としてQB画像を利用した。両画像ともマルチスペクトルで4バンド (青, 緑, 赤, 近赤外) を有する。解析に先立ち、マルチスペクトル画像とパンクロマティック画像にパンシャープ処理を施し、高解像度なカラー画像を作成した。対象地域における地震前後の画像を図2に示す。対象範囲は南北約850m, 東西約750mの範囲である。画像の諸元を表1に示す。地震前後の画像で撮影月は近いので、太陽方向や太陽高度は同程度となっているが、地震前画像は衛星方向がほぼ西側であるのに対して、地震後画像は東北東側から撮影された画像となっている。

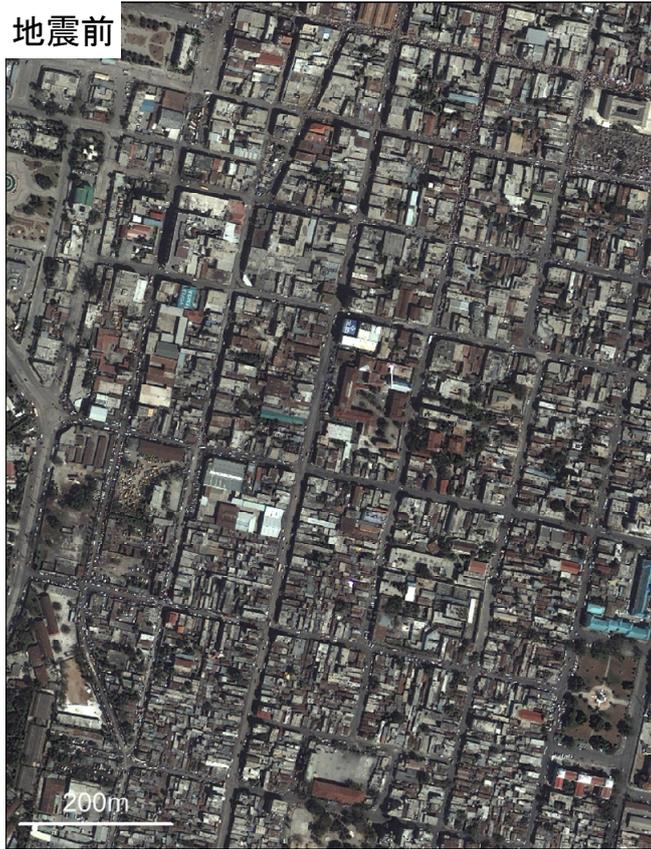
画像の特徴と各建物の被害との関係を調べるために、建物被害データを利用した。ハイチ地震による広域での建物被害データとして、文献^{9,10)}によるデータ (以下、GEO-CANデータ) と文献⁸⁾によるデータ (以下、UNOSATデータ) がある。いずれのデータにおいても、建物被害区分としてEMS-98 (European Macroseismic Scale 1998) による分類²⁰⁾ (G1(無被害)~G5(倒壊)の5段階) が用いられている。GEO-CANデータはクラウドソーシング技術により多数の研究者らが衛星画像や航空写真から各建物の被害を目視判読した結果を集約したもので、倒壊 (G5) と大破 (G4) の建物被害とその建物ポリゴンが判読されている。ポルトープランスでは約2万棟の建物ポリゴンデータが含まれている。一方、UNOSATデータは国連機関により衛星画像とより解像度の高い航空写真から対象地域の建物被害を判読したもので、ポルトープランスではほぼ全ての建物の位置を表す約15万棟のポイントデータが含まれている。また、被害区分としては、無被害 (G1), 中破 (G3), 大破 (G4), 倒壊 (G5) の4種類に分類されている。本研究では、被害建物だけでなく、無被害建物の画像の特徴についても検討を行うため、UNOSATデータを用いることとした。なお、両データでG5, G4の建物の分布にほとんど違いはみられないことを確認している。また、本研究では建物内における画像の空間的特徴について検討を行うために、対象地域の画像から建物の輪郭 (フットプリント) を読み取り、ポリゴンデータを作成し、各建物に対応する被害レベルをUNOSATデータから与えることで建物ポリゴンによる被害データを作成した。作成した建物被害データを図3に示す。被害レベルを図中のポリゴンの色分けで示している。対象地域には全2,434棟の建物が分布している。これらの建物のうち、地震前後の画像のいずれかにおいて、屋根面が影に覆われていて目視でも建物自体を判読できない建物241棟と、地震前後の画像の比較から、屋根面の色や形状が明らかに変化しており、建て替えられたと考えられる建物204棟は、以降の解析から除外した。対象建物は計1,989棟となり、そのうち約35%の685棟がG5建物であった。

3. 被害建物におけるテクスチャの特徴

3.1 地震前後の画像の特徴

まず建物被害と画像の特徴の関係について検討する。図4に各被害レベルの地震前後の画像の比較を示す。これをみると、G1建物では地震前後で違いはほとんどみられないことが確認できる。また、G3建物においては、屋根面に変化は認められず、建物周辺でも顕著な違いはみられないため、画像から被害程度を判読することは難しい。G4建物では、図中の矢印で示すように建物周辺に瓦礫らしき地物がみられる場合があり、何らかの被害があることは推定できるが、屋根面に顕著な変化がみられないことから、被害程度を判読することは容易ではない。一方、G5建物では屋根面が完全に倒壊し、瓦礫が散乱するようになることから、比較的容易に被害を判読できる。高分解能衛星画像からの目視判読に関する既往の研究においても、G5建物については比較的精度良く判読できるのに対して、G4以下の被害については、建物内部や側面の被害を判読できないことから、被害を過小評価する傾向にあるこ

地震前



地震後

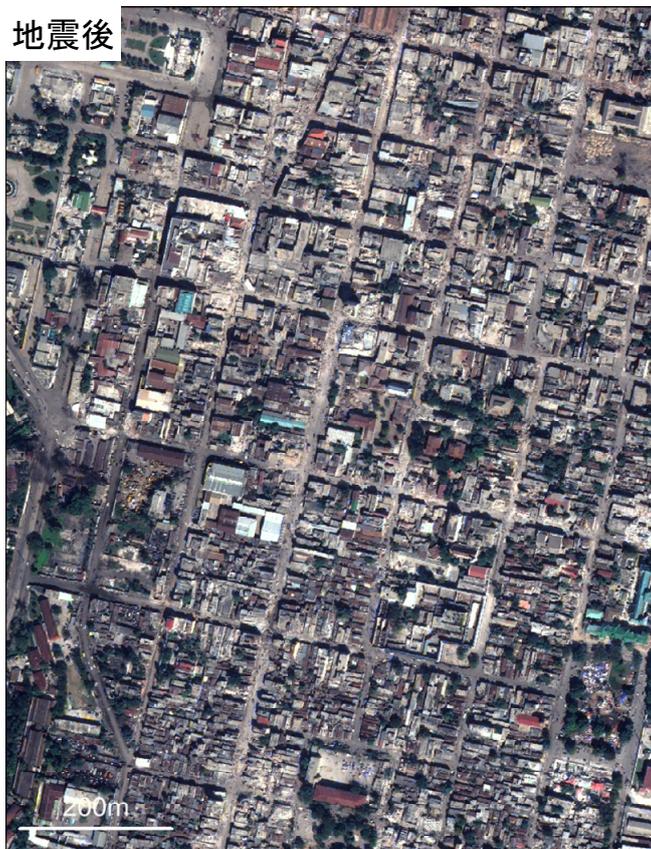


図2 対象地域の地震前QB画像と地震後VV画像

表 1 使用した画像の諸元

時期	人工衛星	撮影年月日	時間	衛星方向	衛星高度	太陽方向	太陽高度	地表分解能
地震前	QuickBird	2009/2/22	AM10:44	N293.4E度	72.2度	N144.3E度	55.7度	0.6m
地震後	WorldView-2	2010/1/15	AM10:25	N61.1E度	68.4度	N148.8E度	44.3度	0.5m

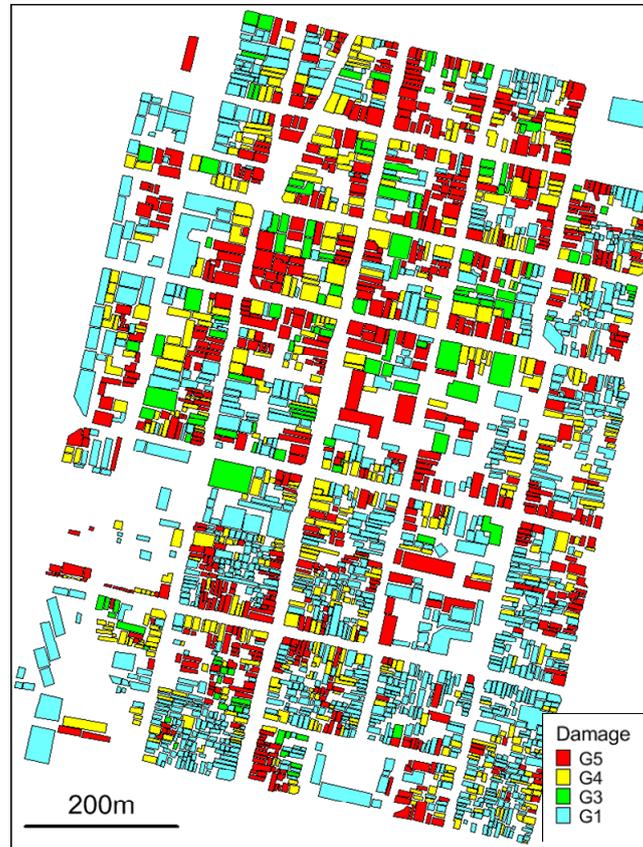


図 3 建物被害データの分布

とが指摘されている²¹⁾。このため、本研究ではG5建物を対象として、地震前後の画像からG5建物を抽出することを試みる。

地震前後のG5建物の画像を詳細にみても、地震前は建物の輪郭が画像のエッジとして明瞭に現れ、平坦な屋根面では一様な画素値をもつピクセルが分布しているのに対して、地震後には建物の輪郭が現れなくなり、倒壊した屋根や壁から生じた小規模な瓦礫が散乱するようになったことから、明るい画素と暗い画素が互いに隣接して密集していることがわかる。このような画像の違いはテクスチャの違いとして判別できる。このため、倒壊の有無を判別するには、画像のテクスチャ情報を利用することが有効な方法であると考えられる。

3.2 同時生起行列に基づくテクスチャ指標

画像によるテクスチャ指標は複数提案されており、主に一次、二次、高次の統計量に基づくものがある²²⁾。一次統計量として画素値のヒストグラムによる平均や分散等がある。これらの指標はヒストグラムに基づく統計量であるため、隣接するピクセル同士の関係の評価することはできず、前述したような明るい画素と暗い画素が隣接する領域を評価するには適さないと考えられる。一方、二次統計量としては、同時生起行列 (Gray Level Co-Occurrence Matrix: GLCM) を利用したのがあり、隣接する2つのピクセルの画素値の関係を評価できる指標である。高次統計量は、異なる3つ以上のピクセルの画素値の関係を評価する指標であるが、計算にはより多くのパラメータが必要となるため、適切な

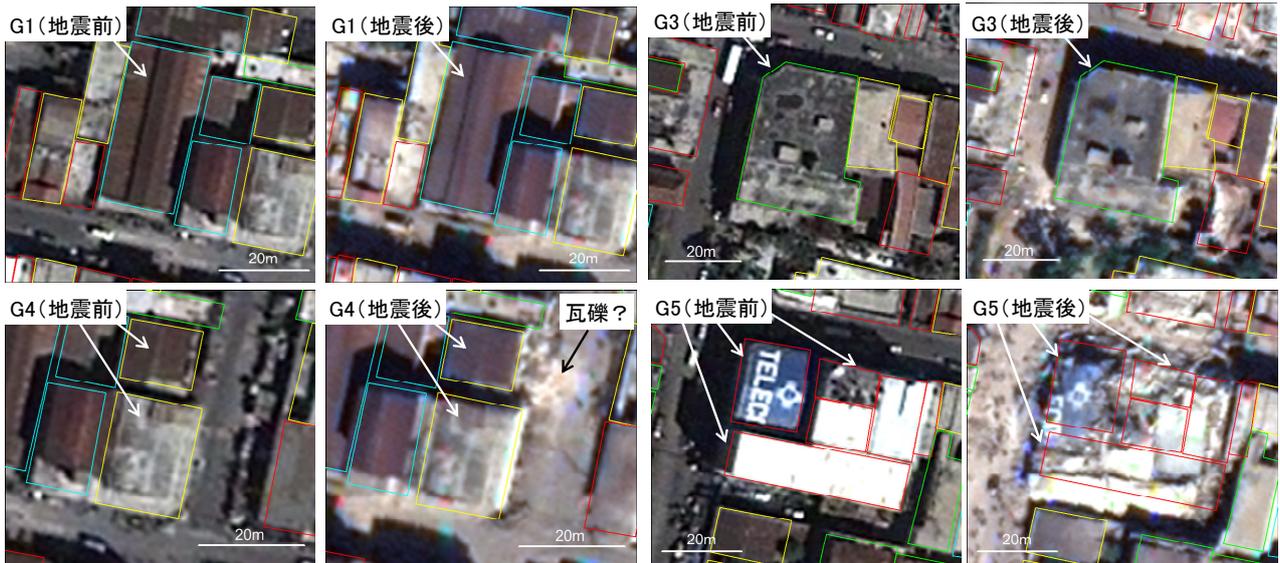


図4 各被害レベルの建物における地震前後の画像の比較
 (□ : G1 建物, □ : G3 建物, □ : G4 建物, □ : G5 建物)

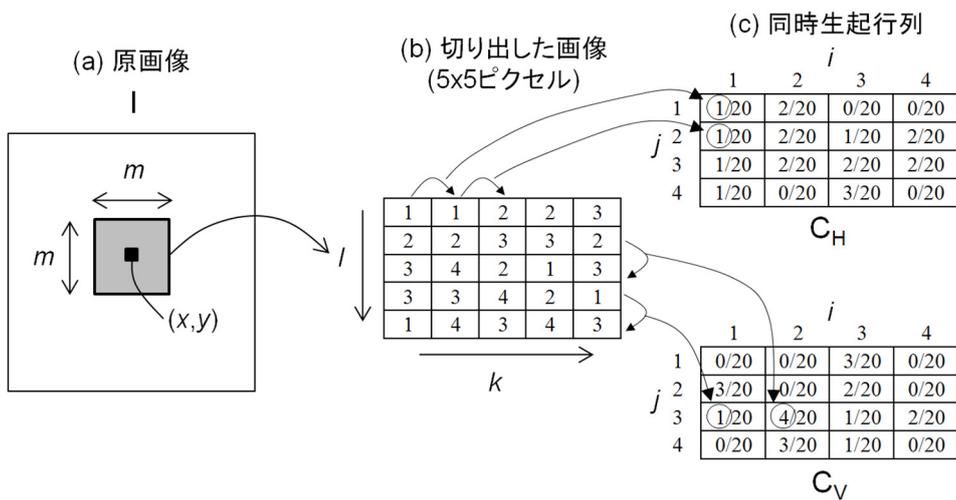


図5 同時生起行列算出の模式図

パラメータを選択することは容易ではない。さらに、画像のテクスチャを評価するには高次統計量よりも二次統計量である同時生起行列による指標の方が有効な場合が多いとの指摘もある²²⁾。このため、本研究では同時生起行列によるテクスチャ指標を用いて、被害建物の特徴を評価することとした。

画像からの同時生起行列の計算方法の模式図を図5に示す。まず全体の画像から、あるサイズのウィンドウにより画像を切り出す(図5中の(a))。次に、切り出した画像に対して、水平方向、鉛直方向に対して隣接するピクセルの画素値のペアの出現回数を、横方向を対象とするピクセルの画素値、縦方向を隣接するピクセルの画素値としてマトリクス表示する(図5中の(b)と(c))。これを全ての隣接するピクセルに対して行い、総ペア数で正規化し、出現確率行列として表したものが同時生起行列である。これを式で表すと以下ようになる。

$$\begin{aligned}
C_H(i, j) &= \frac{1}{m(m-1)} \cdot \sum_{l=ls}^{le} \sum_{k=ks}^{ke} \begin{cases} 1, & \text{if } I(k, l) = i \text{ and } I(k+1, l) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\
C_V(i, j) &= \frac{1}{m(m-1)} \cdot \sum_{l=ls}^{le} \sum_{k=ks}^{ke} \begin{cases} 1, & \text{if } I(k, l) = i \text{ and } I(k, l+1) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}
\end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned}
ks &= x + (m-1) / 2, \quad ke = x + (m-1) / 2 \\
ls &= y - (m-1) / 2, \quad le = y + (m-1) / 2
\end{aligned}$$

ここで、 C_H と C_V はそれぞれ水平方向、鉛直方向に対する同時生起行列を表し、 I は切り出した画像、 k と l はそれぞれピクセルの位置を表し、 i と j は隣接する2つの画素値、 m は切り出す画像のウィンドウサイズ（ピクセル数）を表す。

同時生起行列を用いたテクスチャ指標としてはいくつか提案されているが²³⁾、ここではそのうちの代表的な以下の4つを計算し、その特徴を調べた。

$$UNI = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} C_H(i, j)^2 + \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} C_V(i, j)^2 \right) \tag{2}$$

$$ENT = -\frac{1}{2} \left(\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} C_H(i, j) \cdot \log(C_H(i, j)) + \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} C_V(i, j) \cdot \log(C_V(i, j)) \right) \tag{3}$$

$$CON = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (i-j)^2 C_H(i, j) + \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (i-j)^2 C_V(i, j) \right) \tag{4}$$

$$DIS = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} |i-j| C_H(i, j) + \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} |i-j| C_V(i, j) \right) \tag{5}$$

ここで、式(2)~(5)は8bit画像（256階調：0-255）のときの指標の計算式を表している。UNIは画像の均質度（Uniformity）を表し、互いに同程度の画素値をもつピクセルが隣接している場合に値が大きくなる。ENTは画像のエントロピー（Entropy）を表し、様々な画素値をもつピクセルが分布している場合に値が大きくなる。CONは画像のコントラスト（Contrast）、DISは画像の異質度（Dissimilarity）をそれぞれ表し、互いに画素値が大きく異なるピクセルが隣接している場合に値が大きくなる、という特徴をもつ。

3.3 被害建物における各テクスチャ指標の比較

本研究で使用する画像からテクスチャ指標を算出するにあたって、以下の処理を行った。まず、地震前後の画像で解像度が異なると画像処理による比較が困難になることから、WV画像の解像度をQB画像と同じく0.6mになるようリサンプリングした。また、原データはQB画像、WV画像ともに11bitデータであるが、その画素値の頻度分布は大きく異なるため、原データのままテクスチャ指標を算出すると、両画像で指標自体や指標の取り得る範囲が大幅に異なってしまう。そこで、両データを8bit画像に変換して画素値の頻度分布が同程度になるようにした。ここでは、原データの画素値の累積相対頻度分布から、累積頻度が2%と98%のときの画素値をそれぞれ8bit画像の最小値と最大値（0と255）となるよう線形変換することにより8bit画像データを作成した。

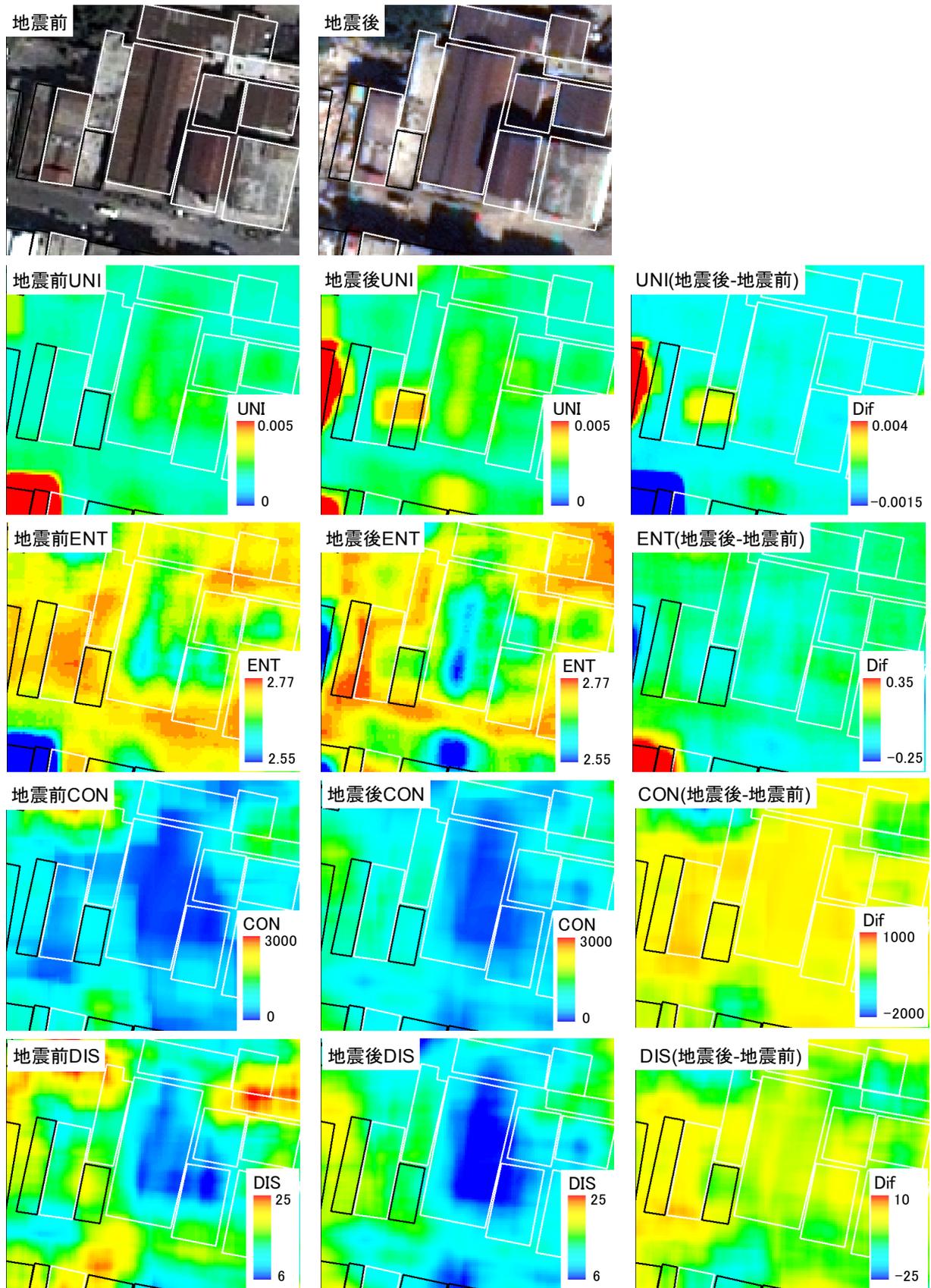


図 6 (a) G1 建物における各テクスチャ指標の比較

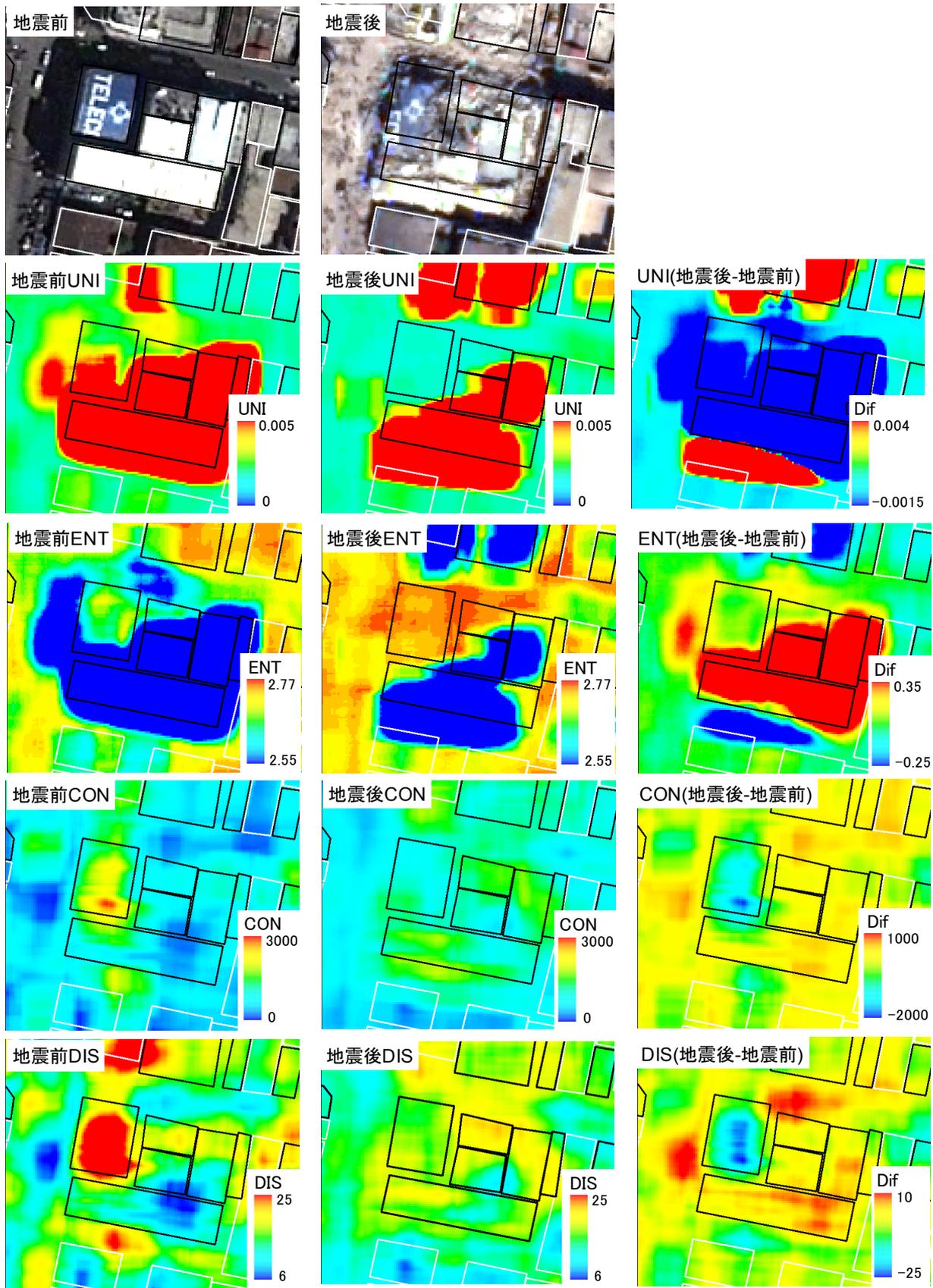


図 6 (b) G5 建物における各テクスチャ指標の比較

両画像とも青、緑、赤、近赤外の4バンドのデータがある。各バンドでテクスチャ指標を試算したところ、近赤外バンド画像では、植生の影響が大きく、倒壊建物箇所以外の箇所においても指標が大きくなる場合が多かったことから、建物倒壊箇所の把握にはやや不向きであることがわかった。青、緑、赤色バンド画像における算出結果をみると、赤色バンド画像が地震前後で指標の変化が最も大きく、変化が大きい箇所が建物倒壊箇所と最も良く対応しているようにみえた。これは、対象地域に多く存在するレンガ造建物の瓦礫は、青色や緑色に比べて赤色バンドで強い反射がみられるために、建物倒壊箇所での変化が大きくなったものと考えられる。このため、本研究では赤色バンド画像を用いて検討することとした。また、同時生起行列を算出する際のウィンドウサイズは、対象地域の平均的な建物規模は10~20m程度であることから、25×25ピクセル(25×0.6m=15m)として各指標を算出した。

図4に示したG1、G5建物における地震前後の画像での各テクスチャ指標の算出結果を図6(a)、(b)に示す。図には地震前後の各指標の変化をみるために、指標の差分(地震後-地震前)の分布も示している。図6(a)に示すG1建物をみると、屋根面が平坦で様な画素値をもつピクセルが分布していることから、UNIの値は大きく、ENT、CON、DISの値はいずれも低い傾向がみられる。また、地震前後の各指標に顕著な変化はみられない。

図6(b)に示すG5建物では、建物全体が瓦礫と化しておりテクスチャは粗くなっていることから、地震後のUNIの値は低く、ENTの値は高くなることが期待されるが、実際には地震後のUNIの値は建物の多くの範囲で高く、ENTの値は低い傾向がみられる。元の画像と比較すると、UNIやENTの値は画像上の明るいピクセルに敏感で、これらを含む範囲では周囲に比べてUNIは顕著に大きい値を、ENTは顕著に小さい値をとることがわかる。倒壊建物の瓦礫が散乱する箇所は画素値が高いピクセルと低いピクセルが混在している場合が多いが、UNIやENTではこのような地域で特に大きい値や小さい値を示す傾向はみられない。また、目視では地震前後で明らかに画像のテクスチャは変化しているものの、UNIとENTの分布は地震前後で顕著な違いはみられない。このため、倒壊建物を評価するのにUNIやENTは適当ではないと考えられる。

一方で、G5建物におけるCONとDISの分布をみると、地震前の画像では屋根面に文字が書かれた建物で値が大きくなっているものの、その他の建物では各指標の値は小さい。また、いずれの指標でも地震後画像ではG5建物の瓦礫が分布する箇所では値が大きくなっており、倒壊建物の評価に有効であることがわかる。ただし、地震前後の指標の変化はCONに比べるとDISの方がより明瞭である。以上の各テクスチャ指標の特徴をまとめると表2のようになり、倒壊建物を検出するにはDISを利用することがより適当と考えられる。

表2 各テクスチャ指標の特徴

テクスチャ指標	略語	特徴
均質度	Uniformity	UNI 明るい画素が密集する箇所に敏感で高い値となる 明るい画素と暗い画素が隣接する瓦礫散乱箇所では低い値となる傾向はみられない
エントロピー	Entropy	ENT 明るい画素が密集する箇所に敏感で低い値となる 明るい画素と暗い画素が隣接する瓦礫散乱箇所では高い値となる傾向はみられない
コントラスト	Contrast	CON 明るい画素と暗い画素が隣接する瓦礫散乱箇所では高い値となる 瓦礫散乱箇所における地震前後の値の変化はDISと比べるとやや小さい
異質度	Dissimilarity	DIS 明るい画素と暗い画素が隣接する瓦礫散乱箇所では高い値となる 瓦礫散乱箇所における地震前後の値の変化はCONと比べると明瞭である

4. テクスチャ解析に基づく倒壊建物の自動検出

4.1 検出手法と精度評価

以上の検討から、倒壊建物では瓦礫が散乱し画像のテクスチャが粗くなることから、地震後画像でDISが高い地域が倒壊建物を表している可能性が高いことがわかった。しかし、対象地域には屋根面が平坦な建物だけではなく、屋根面に凹凸があったり、小規模な地物が存在する建物も多く存在する。このような建物でも画像上でテクスチャが粗くなることから、DISは比較的高い値をとる。このため、このような建物と倒壊建物を、地震後画像のDISのみから判別することは困難となることが予想される。

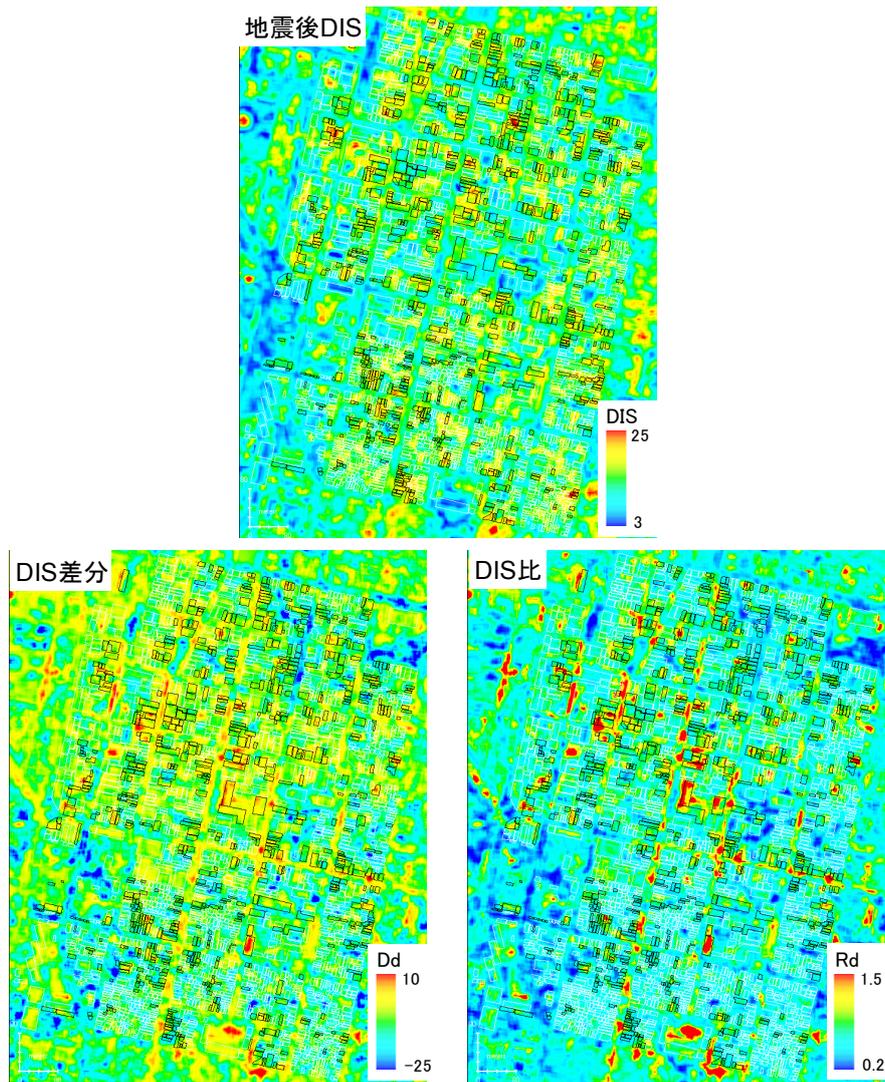


図7 対象地域における地震後DIS, DIS差分, DIS比の分布
(黒枠：G5建物, 白枠：G1-G4建物)

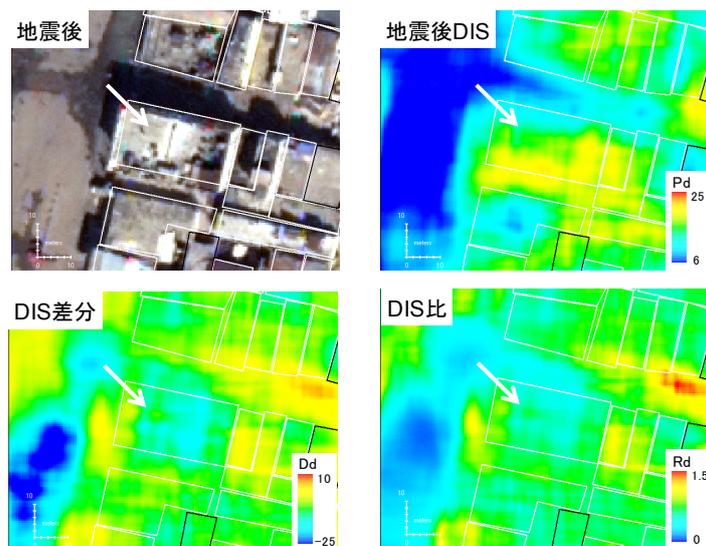


図8 テクスチャの粗いG1建物における地震後DIS, DIS比, DIS差分の分布

テクスチャの粗い屋根面をもつ建物の影響を考慮するために、地震前後画像のDISの比や差分を算出した。対象地域全域における地震後画像のDIS（以下、地震後DIS）、DISの差分（地震後-地震前、以下、DIS差分）、地震前後のDISの比（地震後/地震前、以下、DIS比）の分布を図7に示す。また、図8にテクスチャの粗い屋根面をもつ建物の拡大図を示す。図中の矢印で示す建物の被害はG1であるが、屋根面に小規模な地物が多く存在するため、屋根面全体で地震後DISは高くなっている。一方、DIS差分やDIS比をみると、これらの値は小さくなっていることがわかる。地震後DISが高い建物であっても、DIS差分や比が小さい建物は被害が小さいと判別できる可能性があることから、テクスチャの粗い屋根面の建物による誤検出を軽減するには、DIS差分やDIS比を用いることが有効と考えられる。本研究では、これらの3つの指標を用いて、各指標と建物の被害レベルとの関係を検討した。

建物ごとの各指標の関係を検討するために、図3の建物ポリゴン内に含まれるピクセルにおける地震後DIS、DIS差分、DIS比の中央値を算出した。図9(a)、(b)にG1-G4建物およびG5建物における地震後DISとDIS差分の関係、地震後DISとDIS比の関係をプロットしたものをそれぞれ示す。図中の○印がG5建物を、×印がG1-G4建物をそれぞれ表している。これを見ると、各指標のパラツキは大きくG1-G4建物とG5建物で重なる範囲も大きいですが、全体としてはG1-G4建物では各指標は比較的小さな値をとるのに対して、G5建物では各指標は大きくなる傾向がみられる。

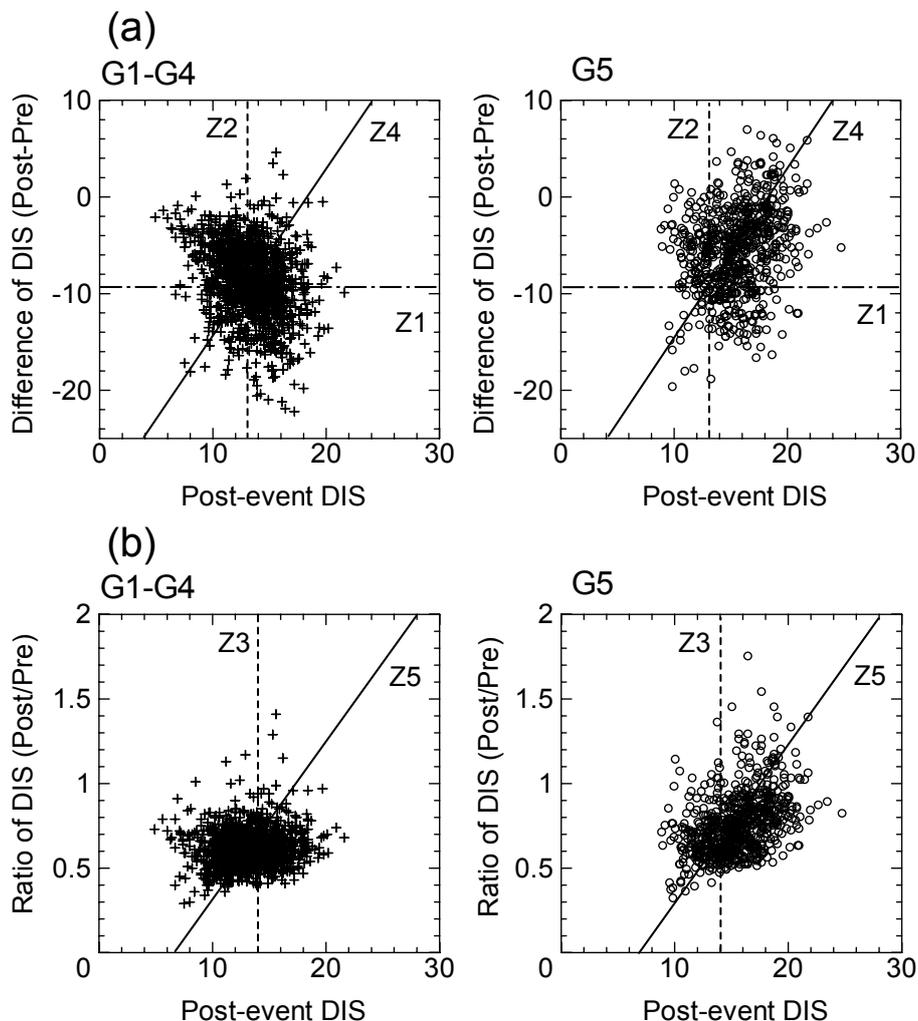


図9 G1-G4建物とG5建物における(a)地震後DISとDIS差分の関係
(b)地震後DISとDIS比の関係

これらのうち、どの指標ないしどの指標の組み合わせが倒壊建物を精度良く抽出できるかを検討した。ここでは、図9中の実線や破線で示すとおりZ1～Z5の軸を設け、各軸上での指標の値を算出した。Z1は地震後DISのみを利用する場合、Z2はDIS差分のみを利用する場合、Z3はDIS比のみを利用する場合、Z4は地震後DISとDIS差分を利用する場合、Z5は地震後DISとDIS比を利用する場合の指標を表している。いずれの指標が最も精度良く倒壊建物を検出できるかを検討するために、各指標に対してROC (Receiver Operating Characteristics) 解析²⁴⁾を行った。ROC解析とは、ある閾値において、真の事実に

表 3 ROC 解析における判別マトリクス

		事実 (被害データ)	
		真 (G5)	偽 (G1-G4)
推定 (画像解析)	陽 (G5)	真陽性 True Positive (TP)	偽陽性 False Positive (FP)
	陰 (G1-G4)	偽陰性 False Negative (FN)	真陰性 True Negative (TN)
計		真の総数P	偽の総数N
		真陽性率 TP/P	偽陽性率 FP/N

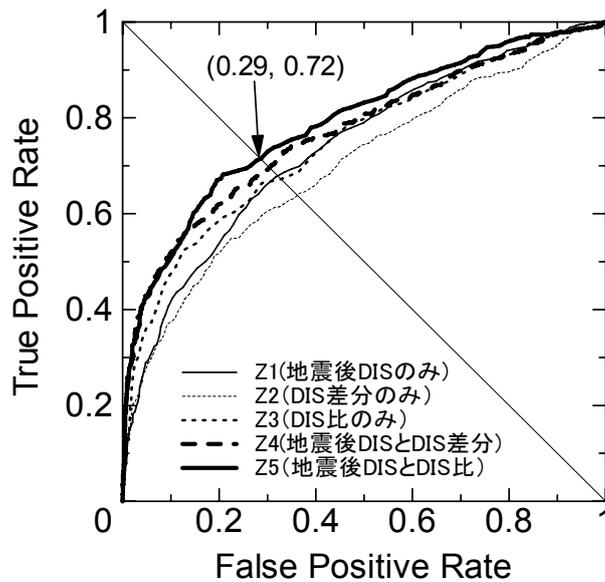


図 10 指標 Z1-Z5 に対する ROC 曲線の比較

表 4 指標 Z1-Z5 の精度比較

使用するテクスチャ	指標	式	真陽性率	偽陽性率	(0,1)までの距離
地震後DISのみ	Z1	Pd	0.677	0.317	0.453
DIS比のみ	Z2	Rd	0.638	0.363	0.513
DIS差分のみ	Z3	Dd	0.673	0.329	0.464
地震後DISとDIS差分	Z4	Pd+1.25Dd	0.699	0.304	0.428
地震後DISとDIS比	Z5	Pd+23.0Rd	0.715	0.287	0.404

Pd: 地震後DIS, Dd: DIS差分, Rd: DIS比

対して陽と推定する割合を真陽性率 (True Positive Rate) , 偽の事実に対して陽と推定する割合を偽陽性率 (False Positive Rate) として計算し, 両者の関係を様々な閾値に対して求めた曲線から検出精度を評価するものである. ROC解析における判別マトリクスを表3に示す. また, 解析から得られた5種類のROC曲線を図10に示す. 図中の (0,1) の点が過不足のない理想的な検出結果を表す点であり, これに近づくほど検出精度が高いことを表している.

いずれの指標が最も精度高く検出できるかを検討するために, 図10中で (0,1) と (1,0) の点を結び, この線との交点を各指標における検出精度として求めた. 各指標の検出精度の比較を表4に示す. 表中では各指標における (0,1) 点までの距離も示しており, この値が小さいほど精度が高いことを表している. これをみると, Z2やZ3の精度は低く, DIS差分やDIS比のみから倒壊建物を検出することは難しいことがわかる. 一方, Z1の精度はやや高く, 地震後DISのみの方が倒壊建物の検出には比較的優位となっている. また, Z4やZ5の精度はさらに高く, 2つの指標を組み合わせた方が有効であることがわか

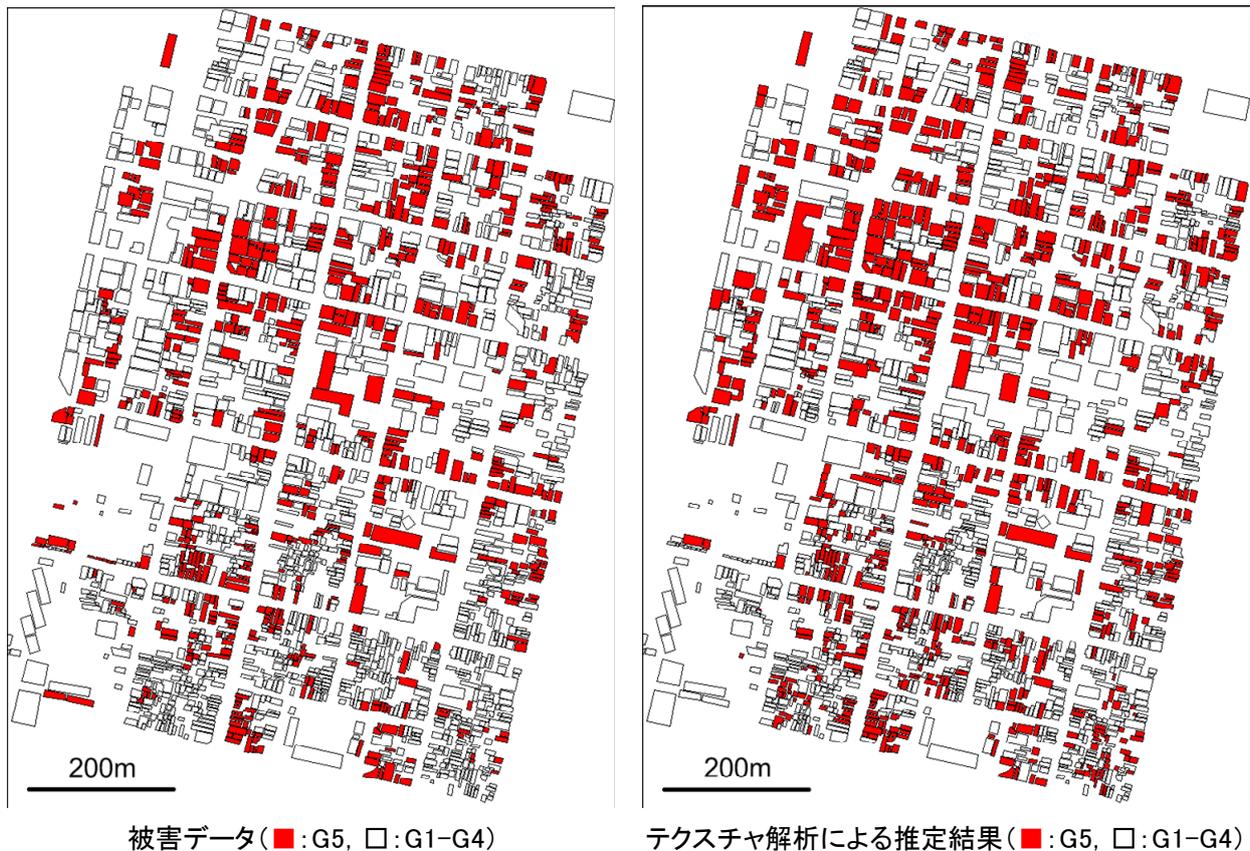


図 11 被害データによる G5 建物分布とテクスチャ解析による G5 建物の検出結果の比較

表 5 採用した指標による検出精度

		建物被害データ	
		G5	G1-G4
テクスチャ解析 による推定	Z5 ≥ 29.3	490	374
	Z5 < 29.3	195	930
計		685	1304
		真陽性率(%)	偽陽性率(%)
		71.5	28.7

る。本検討ではZ5による精度が最も高かったことから、倒壊建物の検出には地震後DISとDIS比を用いることが有効であることがわかった。そのときのZ5の値は29.3であり、ROC曲線での値は(0.29, 0.72)となった。そこで、指標Z5が29.3以上の値を示す建物をG5建物として分類し、29.3未満の値を示す建物をG1-G4建物として分類することで、G5建物の分布を推定した。本手法による検出結果と建物被害データによるG5建物の分布の比較を図11に示す。これを見ると、本手法により多くのG5建物を正しく検出できていることがわかる。G5建物とG1-G4建物に対するそれぞれの検出成功数、未検出数、真陽性率、偽陽性率をまとめたものを表5に示す。本手法によりG5建物とG1-G4建物の約70%を正しく分類できた。

4.2 建物の倒壊形式による検出精度の比較

被害がG5であった建物について、提案手法で検出成功した建物や未検出だった建物の特徴について検討する。本研究で利用した建物被害データにおいて同じG5に分類された建物の中でも、屋根面まで完全に崩壊し建物全体が瓦礫と化したものから、低層階のみが崩壊し屋根面にほとんど被害がみられないものまで存在する。衛星画像による解析では、前者は検出しやすいのに対して、後者は検出しにくいことが予想される。そこで、対象地域における計685棟のG5建物を、全体崩壊、部分崩壊、その他

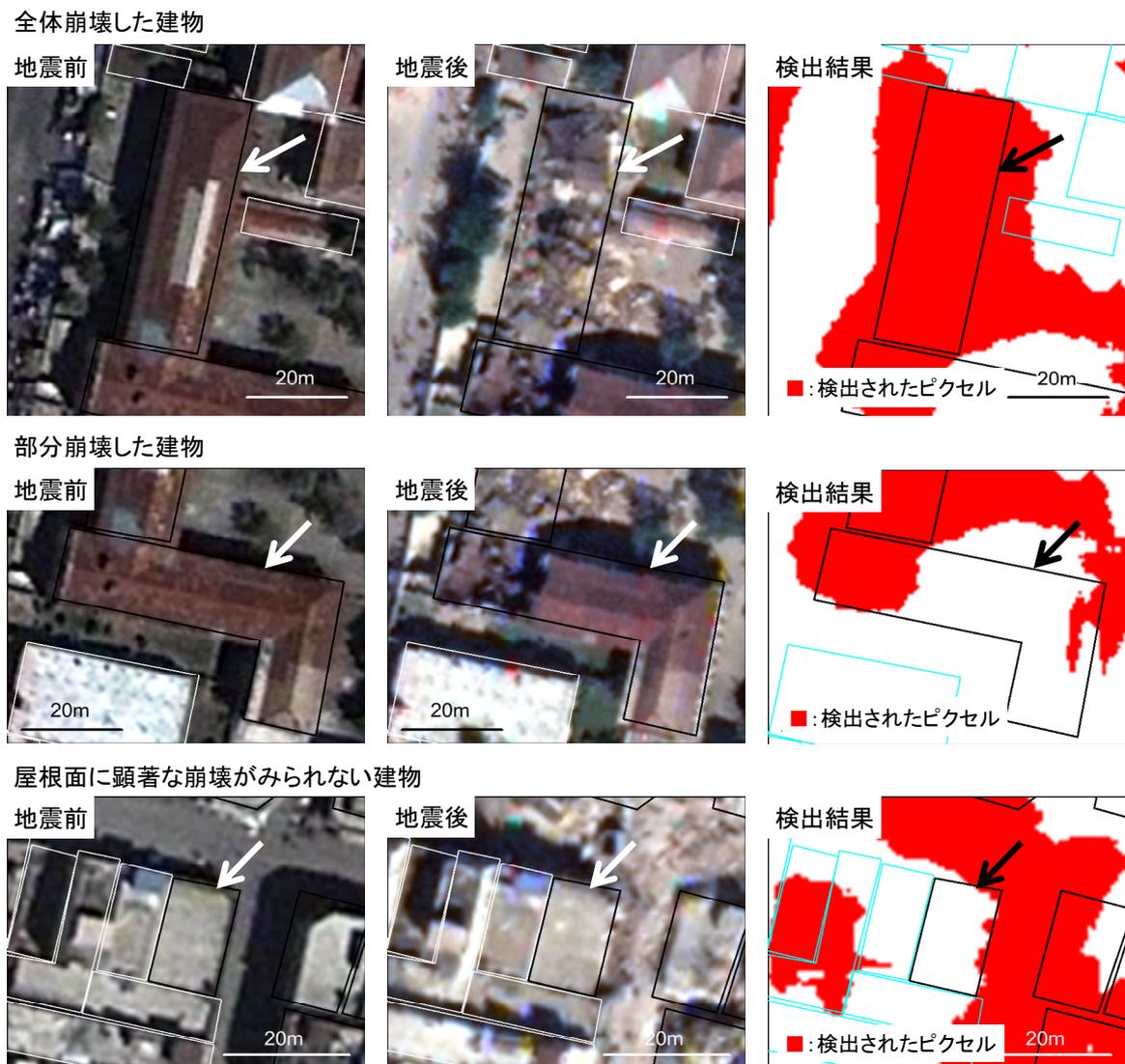


図12 倒壊形式の違いによる地震前後の画像および検出結果の比較
(黒枠：G5建物，白枠ないし薄青枠：G1-G4建物)

の3種類に分類し、それぞれの検出率を調べた。ここで、全体崩壊は使用した衛星画像の判読から建物の屋根面の50%以上が崩壊していた建物を表す。部分崩壊は建物の屋根面の一部が崩壊しており、その崩壊面積が50%未満である建物を表す。その他の建物は屋根面に顕著な被害がみられず、低層階が崩壊したと考えられる建物や建物の規模が小さく崩壊の有無を判別できない建物を表す。

図12にそれぞれの代表的な建物における地震前後の画像と指標Z5による検出結果の拡大図を示す。検出結果の図において赤色で示すピクセルがテクスチャ解析により倒壊と判別されたピクセル（以下、倒壊ピクセル）を表している。全体崩壊した建物は、屋根面全体が瓦礫と化していることから建物全体が倒壊ピクセルに分類されており、テクスチャ解析によりうまく検出することができた。部分崩壊した建物では、西側の崩壊した箇所のみが倒壊ピクセルに分類され、それ以外の箇所では倒壊ピクセルは検出されなかった。屋根面に顕著な崩壊がみられない建物では、建物の東側および北側の道路に瓦礫が散乱していることから低層部が崩壊したものと推察される。瓦礫が散乱する建物周辺ではテクスチャ解析により倒壊ピクセルが検出されたものの、屋根面のテクスチャはほとんど変化せず平坦であることから建物ポリゴン内で倒壊ピクセルはほとんどみられなかった。このような建物はテクスチャ解析による検出は困難であった。

倒壊形式ごとの検出成功数、未検出数、検出率をまとめたものを表6に示す。全体崩壊した建物については全体の約90%を正しく検出することができた。また、部分崩壊した建物については約60%、その他の建物については約30%が検出できた。全体崩壊した建物であっても本手法では検出できない建物もいくつかみられた。このような建物では、目視では瓦礫に変化していることが判読できるものの、瓦礫散乱箇所において明るい画素と暗い画素のコントラストが明瞭ではないためにDISの値がそれほど高くなく、地震前後の変化も大きくなかったことから検出できなかった。

以上より、本提案手法は、屋根面に崩壊がみられない建物については検出が困難になる場合が多くなるものの、屋根面全体が崩壊した倒壊建物についてはより精度良く検出できることを確認した。

表 6 倒壊形式の違いによる検出率の比較

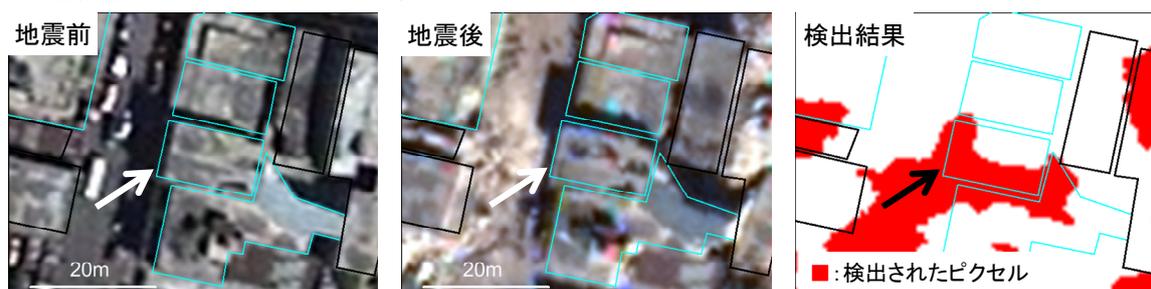
倒壊形式	定義	検出成功	未検出	計	検出率(%)
全体崩壊	屋根面の崩壊割合が50%以上の建物	388	27	415	93.5
部分崩壊	屋根面の崩壊割合が50%未満の建物	40	30	70	57.1
その他	屋根面に顕著な崩壊がみられない建物	62	138	200	31.0
計		490	195	685	71.5

4.3 誤検出に関する考察

次に、被害がG1-G4であるにも関わらず、提案手法でG5と誤検出された建物について考察する。誤検出された建物の多くは、図13(a)に示すように、顕著な被害はみられないものの、地震後画像において屋根面の明度がまだらで小規模な地物が存在するために画像上のテクスチャが粗く、地震後DISが高い建物であった。本研究では、地震前後のDIS比を併用することにより、このような建物の影響を軽減することを試みたが、撮影条件の違いにより地震前DISに比べて地震後DISが顕著に大きくなった建物では、DIS比も大きくなったために誤検出された。

また、表1に示したように、対象地域では地震前後で撮影方向の異なる画像しか利用できなかったため、画像上での建物の投影（倒れ込み）方向が互いに異なる。ここで、建物底部の輪郭と画像上で斜投影された屋根面の輪郭との距離を倒れ込み距離とする。倒れ込み距離は撮影時の衛星高度と建物高さから決まる。本研究で使用した画像の衛星高度は約70度であり、高さ6mの2階建て建物における倒れ込み距離は約2mと小さいことから、低層建物に対する画像解析での倒れ込みの影響は比較的小さい。しかし、中高層建物では画像上への倒れ込みが大きくなる。例えば、図13(b)の矢印で示す建物は影長さから約30mの高さの建物と推定され、この建物の画像上の倒れ込み距離は図中の赤線で示すように約10mとやや大きく、倒れ込む方向も互いに異なる。このような建物では、地震前後の画像で建物同士が重なり合わない箇所が多くなるため、みかけ上変化が大きいと判別されてしまう。さらに、図13(b)の

(a) 屋根面のテクスチャが粗いG3建物



(b) 中高層のG3建物

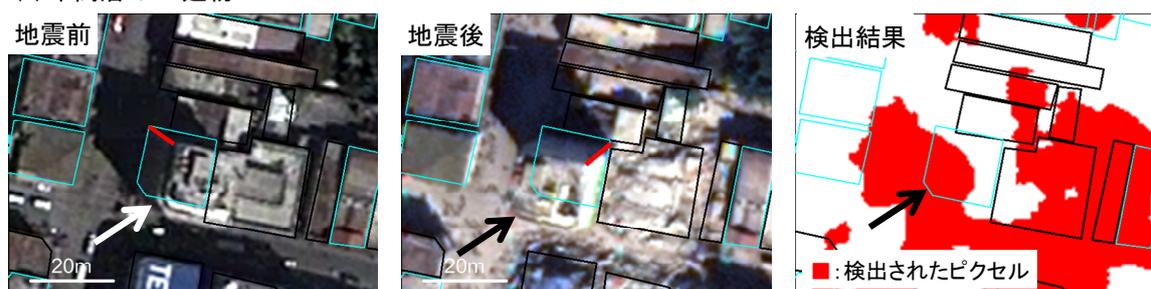


図 13 誤検出された建物の拡大図
(黒枠：G5 建物，薄青枠：G1-G4 建物)

建物では屋根面に小規模な地物が存在するため、地震後DISも大きい。このような建物での誤検出もやや多かった。撮影方向が同程度の画像を用いることができれば、このような誤検出は軽減できるものと考えられる。

5. 結論

本研究では、高分解能衛星画像による建物被害の自動検出手法を検討するために、2010年ハイチ地震の前後で撮影された衛星画像を利用して、被害建物における画像のテクスチャの特徴を調べた。倒壊した建物では瓦礫の発生により地震後にテクスチャが粗く変化することを利用して、同時生起行列に基づくテクスチャ解析を行い、各テクスチャの指標と被害建物の関係を検討した。その結果、倒壊建物を検出するにはテクスチャ指標のうち異質度 (Dissimilarity) がより有効であることを示した。また、地震前後の画像から算出した異質度の組み合わせにより倒壊建物の検出を行い、検出精度をROC解析によって評価したところ、地震後画像の異質度と地震前後の異質度の比を併用することで比較的精度良く倒壊建物を検出できること、提案手法により倒壊建物の約70%を正しく検出できることを示した。さらに倒壊建物の倒壊形式ごとに検出率を分類したところ、屋根面に顕著な被害がみられない建物や屋根面が部分崩壊した建物については、それぞれ全体の約30%と60%を検出することができたのに対して、屋根面全体が崩壊し瓦礫化した建物については約90%を正しく検出できることを示した。また、誤検出された建物の特徴についても考察し、屋根面のテクスチャが粗い建物や中高層建物の誤検出が多いことを示した。

参考文献

- 1) Rathje, E. M. and Adams, B. J.: The Role of Remote Sensing in Earthquake Science and Engineering: Opportunities and Challenges, *Earthquake Spectra*, Vol.24, No.2, pp.471-492, 2008.
- 2) 向山栄, 村嶋陽一, 鎌形哲稔, 赤松幸生, 今井靖晃: 津波シミュレーションとマルチプラットフォーム衛星画像による東日本大震災発生直後の状況把握, 写真測量とリモートセンシング, Vol.50, No.4, pp.192-197, 2011.
- 3) 高橋陪夫, 島田政信, 宮城洋介, 大木真人, 河野宣幸, 白石知弘, 本岡毅: 東日本大震災における

- 宇宙航空研究開発機構の取組み, 写真測量とリモートセンシング, Vol.50, No.4, pp.198-205, 2011.
- 4) 東北大学大学院工学研究科・災害制御研究センター：2011年東北地方太平洋沖地震津波による建物被害地図, http://www.tsunami.civil.tohoku.ac.jp/tohoku2011/mapping_damage.html, 2011.
 - 5) Government of the Republic of Haiti: *Action Plan for National Recovery and Development of Haiti –Immediate Key Initiatives for the Future-*, [http:// http://www.haiticonference.org/Haiti_Action_Plan_ENG.pdf](http://www.haiticonference.org/Haiti_Action_Plan_ENG.pdf), 2010.
 - 6) Duda, K. A. and Jones, B. K.: USGS Remote Sensing Coordination for the 2010 Haiti Earthquake, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.77, No.9, pp.899-907, 2011.
 - 7) Volgt, S., Schnelderhan, T., Twele, A., Gahler, M., Stein, E. and Mehl, H.: Rapid Damage Assessment and Situation Mapping: Learning from the 2010 Haiti Earthquake, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.77, No.9, pp.923-931, 2011.
 - 8) UNISTAR/UNOSAT, World Bank and EC Joint Research Centre: *Joint Remote Sensing Damage Assessment Database, Haiti Earthquake 12 January 2010, In Support to Post Disaster Needs Assessment and Recovery Framework (PDNA)*, <http://www.unitar.org/unosat/haiti-earthquake-2010-remote-sensing-based-building-damage-assessment-data>, 2010.
 - 9) World Bank and Global Earth Observation – Catastrophe Assessment Network (GEO-CAN): *Haiti Earthquake: Building Damage Assessment Report in Support of Post Disaster Needs Assessment (PDNA) and Recovery Framework Released*, 2010.
 - 10) Ghosh, S., Huyck, C. K., Greene, M., Gill, S. P., Bevington, J., Svekla, W., DesRoches, R. and Eguchi, R. T.: Crowdsourcing for Rapid Damage Assessment: The Global Earth Observation Catastrophe Assessment Network (GEO-CAN), *Earthquake Spectra*, Vol.27, No.S1, pp.S179-S198, 2011.
 - 11) Booth, E., Saito, K., Spence, R., Madabhushi, G. and Eguchi, R. T.: Validating Assessments of Seismic Damage Made from Remote Sensing, *Earthquake Spectra*, Vol.27, No.S1, pp.S157-S177, 2011.
 - 12) Gusella, L., Adams, B. J., Bitelli, G., Huyck, C. K. and Mognol, A.: Object-Oriented Understanding and Post-Earthquake Damage Assessment for the 2003 Bam, Iran Earthquake, *Earthquake Spectra*, Vol.21, No.S1, pp.S225-S238, 2005.
 - 13) Al-Khudhairy, D. H. A., Caravaggi, I. and Giada, S.: Structural Damage Assessments from IKONOS Data Using Change Detection, Object-Oriented Segmentation, and Classification Techniques, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.71, No.7, pp.825-837, 2005.
 - 14) Vu, T. T. and Ban, Y.: Context-Based Mapping of Damaged Buildings from High-Resolution Optical Satellite Images, *International Journal of Remote Sensing*, Vol.31, No.13, pp.3411-3425, 2010.
 - 15) Tiede, D., Lang, S., Fureder, P., Holbling, Hoffmann, C. and Zell, P.: Automated Damage Indication for Rapid Geospatial Reporting, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol.77, No.9, pp.933-942, 2011.
 - 16) Huyck, C. K., Adams, B. J., Cho, S., Chung, H.-C. and Eguchi, R. T.: Towards Rapid Citywide Damage Mapping Using Neighborhood Edge Dissimilarities in Very High-Resolution Optical Satellite Imagery –Application to the 2003 Bam, Iran, Earthquake–, *Earthquake Spectra*, Vol.21, No.S1, pp.S255-S266, 2005.
 - 17) Rathje, E. M., Crawford, M., Woo, K. and Neuenschwander, A.: Damage Patterns from Satellite Images of the 2003 Bam, Iran, Earthquake, *Earthquake Spectra*, Vol.21, No.S1, pp.S295-S307, 2005
 - 18) Vu, T. T., Matsuoka, M. and Yamazaki, F.: Detection and Animation of Damage Using Very High-Resolution Satellite Data Following the 2003 Bam, Iran, Earthquake, *Earthquake Spectra*, Vol.21, No.S1, pp.S319-S327, 2005.
 - 19) Lin, J., Stein, R. S., Sevilgen, V. and Toda, S.: USGS-WHOI-DPRI Coulomb Stress-Transfer Model for the January 12, 2010, Mw=7.0 Haiti Earthquake, *U.S. Geological Survey Open-File Report 2010-1019*, 7p, 2010.
 - 20) European Seismological Commission: European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98), 101p, 1998
 - 21) Yamazaki, F., Yano, Y. and Matsuoka, M.: Visual Damage Interpretation of Buildings in Bam City Using QuickBird Images Following the 2003 Bam, Iran, Earthquake, *Earthquake Spectra*, Vol.21, No.S1,

pp.S329-S336, 2005.

- 22) 高木幹雄, 下田陽久(編): 新編 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 1991p, 2004
- 23) Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Dinstein, I.: Textural Features for Image Classification, *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, Vol.SMC-3, No.6, pp.610-621, 1973.
- 24) Fawcett, T.: An Introduction of ROC Analysis, *Pattern Recognition Letters*, Vol.27, pp.861-874, 2006.

(受理 : 2012年3月1日)
(掲載決定 : 2012年7月25日)

Texture Analysis of High-Resolution Satellite Images for Damage Detection in the 2010 Haiti Earthquake

MIURA Hiroyuki ¹⁾, MIDORIKAWA Saburoh ²⁾ and SOH Hui Chen ³⁾

1) Member, Assistant Professor, Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.

2) Member, Professor, Tokyo Institute of Technology, Dr. Eng.

3) Graduate Student, Tokyo Institute of Technology.

ABSTRACT

In order to develop an automatic damage detection technique, the characteristics of texture in high-resolution satellite images observed before and after the 2010 Haiti earthquake are examined. From the texture analysis based on gray-level co-occurrence matrix, the dissimilarity of the images is identified as better classifier than other texture indices in detecting collapsed buildings. By using the dissimilarity calculated from the pre- and post-event images, damage detection is performed to identify the distribution of the collapsed buildings and the accuracy of the detection is assessed by the ROC analysis. The result shows that about 70% of the collapsed buildings are correctly detected by the proposed method.

Key Words: Texture Analysis, Damage Detection, High-Resolution Satellite Images, the 2010 Haiti Earthquake