

地表物の分光反射特性を考慮した都市域津波被災地の衛星画像解析 Object-based Analysis of Post-Tsunami Satellite Imagery Incorporating Spectral Radiation

萱場真太郎¹・越村俊一²

Shintaro KAYABA and Shunichi KOSHIMURA

In the present study, the authors conduct an analysis to classify the post-tsunami satellite imagery and to detect the tsunami impact, by taking an integrated approach of supervised classification, and object detection with feature extraction. The QuickBird 4 band pan-sharpened composite imagery acquired in Banda Aceh, Indonesia is classified into five classes; vegetation, water, soil, building and debris, to understand the impact of the 2004 Sumatra-Andaman earthquake tsunami.

1. はじめに

巨大津波来襲後の被災地はライフライン・インフラが途絶し、被害情報の把握は困難を極める。この問題を抜本的に解決し得るのが人工衛星による緊急観測で得られた画像情報であり、2004年インド洋大津波災害後に被災地の状況を捉えた衛星画像が公開され、被災地の情報取得に活用されたのは記憶に新しい。衛星画像から津波被災地を規定する要因は、1) 沿岸域の浸水、2) 構造物の破壊、3) 土地被覆状況・地形・植生の変化、4) 漂流物・瓦礫の広がりなどのいずれか、またはその全てが挙げられる。萱場ら(2008)は、2007年4月に発生したソロモン諸島沖地震津波の被災地であるSolomon諸島Ghizo島を撮影したQuickBird衛星画像を用いて、2)に着目した目視判読による建造物被害の推定および1)、3)に着目した植生の活性度に関連して浸水域の抽出を行った。

しかし、特に都市化された地域の被害抽出では浸水域の評価に植生の活性度を考慮することはできない。また、津波被害の程度を広範囲にわたり目視によって判読して集計する手法にも限界がある。そこで本研究では、都市域における津波被害の特徴として浸水域および瓦礫の広がりに着目し、人工衛星の光学センサがとらえたデジタル画像の輝度値にみられる地表物毎の周波数依存性(分光反射特性)を考慮した新しい画像解析手法を開発し、津波の被災状況を自動抽出するための方法を提案する。

なお、各種地理情報の統合にはESRI社のArcGIS ver. 9.2を、衛星画像の分析には、ERDAS社のImage AnalysisおよびDefiniens社のオブジェクト指向型画像解析ソフトウェアDefiniensを使用した。

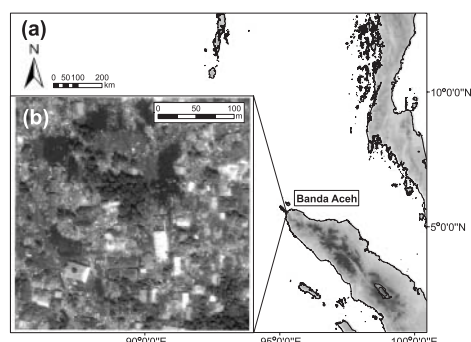


図-1 Banda Acehの位置 (a) と解析領域 (b)

2. Banda Acehの津波被害概要

本研究の対象領域であるBanda Aceh(人口26万人)はIndonesia・Sumatra島の北端に位置する(図-1(a))。Banda Acehにおける2004年インド洋大津波の遡上高は北岸で10m超、インド洋に面した西岸で20m超と報告されている(Matsutomiら, 2006; Tsujiら, 2006)。北岸からの津波により、北部海岸線から2kmまでの家屋は鉄筋コンクリート造も含めてほぼ全壊、また津波遡上域は海岸より4km地点までおよび、市街地は瓦礫で埋まった。津波による人的被害は死者・行方不明者71,475人にのぼり、人口が27%減少する甚大な被害を受けた(JICA, 2005)。

3. 津波被災地における地表物の分光反射特性の把握

(1) 分光反射特性とは

人工衛星によって撮影される全ての地表物は、構成する物質固有の電磁波反射特性を有している。人工衛星に搭載される光学センサは、可視光から赤外線までの電磁波をいくつかの波長帯(バンド)に分け、地表物に反射した太陽光の反射強度をバンド毎に測定して記録する。衛星画像はこれら各バンドの反射強度データの合成であ

1 学生員 東北大学大学院 工学研究科
2 正会員 博(工) 東北大学准教授 大学院工学研究科

表-1 解析領域内の地表物

地表物	基準
植生域	植生が密生している
浸水域	津波による浸水が確認できる
瓦礫域	破壊された建造物の建材など、瓦礫が広がっている
土壌域	津波によって土壌が剥き出しとなっている
建造物	屋根が破壊を免れ残っている

り、その強度はデジタルナンバ (DN) としてデータの最小単位である画素 (ピクセル) ごとに記録されている。たとえば、Google Earth などで見える衛星画像は、可視の3バンド (Red/Green/Blue) を合成したトゥルーカラーの画像である。このDNの集合である衛星画像から様々な地表物が識別できるのは、太陽光の入射光束に対する反射光束の比率 (反射率) が地表物毎に異なるためであり、この特性を分光反射特性という。例として、図-2に生きた芝生と枯死した芝生、および透明度の高い水に入射した太陽光の波長に対する分光反射率を示す。生きた芝では、葉に含まれるクロロフィルaの吸収によって可視域の青 (B) および赤 (R) で反射率が低くなり、葉の細胞構造によって近赤外域 (NIR) で急激に反射が強くなる。一方、枯死した芝ではRでの吸収及びNIRでの強い反射が見られない。また透明度の高い水では、可視域から一部の近赤外域にかけては弱いながらも一部反射が見られるが、波長が800nmよりも長い電磁波はほぼ全て吸収される。

(2) 衛星画像の概要

QuickBird衛星は米Digital Globe社によって2001年10月に打ち上げられた高分解能の商用観測衛星である。最大解像度はパンクロマティックモードで0.61m、マルチスペクトルモードは2.44mの分解能である。マルチスペクトル画像は、可視域 (B, G, R) および近赤外域 (NIR) を捉える4バンドのセンサで観測し、それぞれに11bit (0-2047) の範囲のDNが画像のピクセル値として記録されている。本研究で使用したデータは、2004年インド洋大津波から2日後の2004年12月28日に取得されたパンクロモードとマルチスペクトルモードのパンシャープン合成画像 (解像度0.61m) である。分解能が非常に高いため、津波の浸水、瓦礫、破壊を免れた家屋、漂流した船舶、植生等が混在していることが目視により判断できる。この画像中、表-1に示す地表物を含む300m×300mの領域を解析領域 (海岸線から約2.4km) として設定した (図-1 (b))。

(3) DNヒストグラムの作成

本研究ではまず、解析領域中において現地調査資料および目視による観察に基づき、地表物毎のトレーニングエリアを設定した (図-3)。各地表物のトレーニングエリア内でバンド毎にDNを抽出し、その分布をヒストグラ

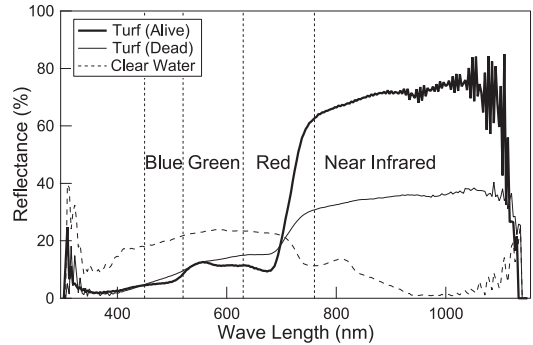


図-2 可視域から近赤外域における植生と水の分光反射特性

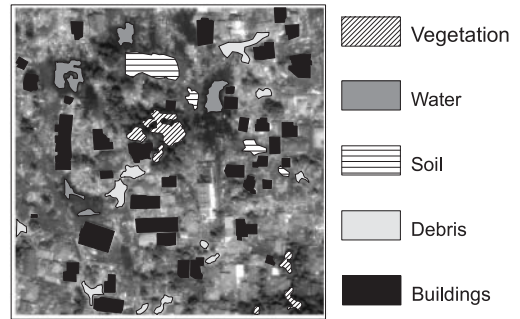


図-3 地表物毎のトレーニングエリアの設定

ムとして表示した結果を図-4に示す。横軸はDN、縦軸は総画素数で正規化した対応画素数の頻度である。

建造物を除く全体的なDN頻度分布は、正規分布に近い特徴が見られる。ここで建造物の分布型が他の地表物と異なる (正規分布型から外れる) のは、屋根の色を差別せずにサンプル領域を設定したことに起因する。また表-2に、各ヒストグラムの統計量としてDN分布の95%値 (上下2.5%ずつを除外)、平均値 (Avg.), 標準偏差 (σ) を示す。ここでも建造物の統計値は異なる屋根の色を含むため、単色の屋根それぞれに対応した値ではないため、参考として示すに留める。

このヒストグラムおよび表から読み取れる各地表物の特徴として、例えば植生域での統計量には前述した植生の反射特性が顕著に反映されている。また浸水域では全てのバンドでDN、標準偏差ともに小さく、特にバンド4 (NIR) の平均値がバンド1 (B) の平均値よりも小さい。この特徴は他の地表物では見られず、浸水域を抽出する上で有効であるといえる。さらに、瓦礫域では全体的に標準偏差が比較的大きな値をとっており、特にバンド2 (G) において他の地表物と区別することが可能である。この特徴は、瓦礫を表すピクセル群には建材をはじめとして不均質な物質が含まれていることに起因すると考えられる。

表-2 地表物毎の主な特徴量

	Band1 (Blue)			Band2 (Green)			Band3 (Red)			Band4 (Near Infrared)		
	95% 値	Avg.	σ	95% 値	Avg.	σ	95% 値	Avg.	σ	95% 値	Avg.	σ
Vegetation	267-324	298.61	14.19	354-455	408.52	25.00	178-269	227.86	22.43	426-823	643.09	99.21
Water	279-299	285.49	5.01	244-388	359.81	10.40	188-227	205.37	9.69	182-230	204.21	12.39
Soil	310-370	330.00	19.00	408-517	443.06	32.27	243-357	278.57	31.83	265-556	352.74	80.92
Debris	358-430	374.82	25.10	451-622	528.89	67.08	303-478	382.31	44.00	362-785	541.44	104.79
(Buildings)	304-511	377.25	55.05	401-742	523.36	89.40	256-522	366.08	68.70	227-718	447.86	125.53

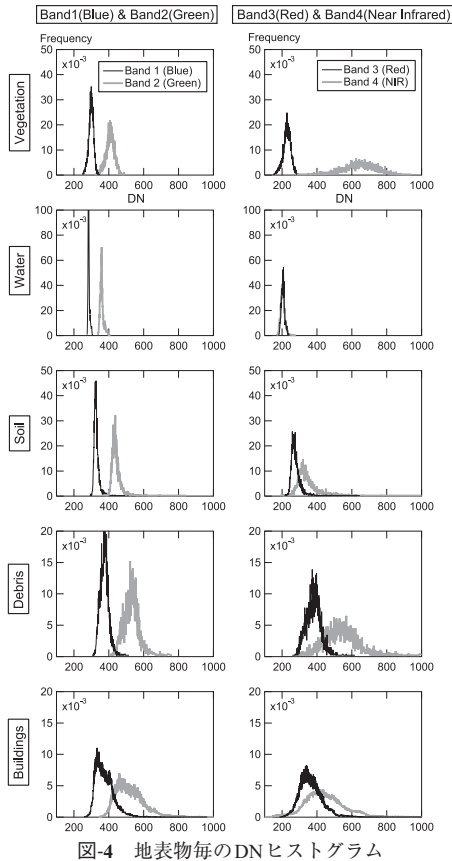


図-4 地表物毎のDNヒストグラム

4. オブジェクト解析による土地被覆分類図の作成

前章で得られた地表物毎の分光反射特性を利用した画像解析を行う。本研究では、似通ったDN特性を持つ隣接した複数画素を結合し新たに一つの解析要素（オブジェクト）とするオブジェクトベースの解析手法を採用した。これにより、高解像度画像におけるピクセルベースの解析で見られる誤分類を減らすとともに、オブジェクト内のピクセル値から演算される平均値、標準偏差などの統計量、さらにはオブジェクトの大きさや形状などのパラメータを解析に導入することが可能となる（Songら，2005）。

解析フローを図-5に示し、以下に具体的に説明する。

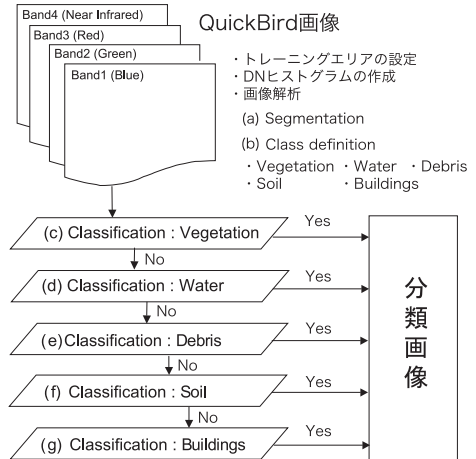


図-5 画像分類の流れ

表-3 セグメンテーションのパラメータ設定

パラメータ	値
Scale Parameter	30
Shape Factor	0.5
Layer Weight (B,G,R,IR)	(1.0, 1.0, 1.0, 1.0)
Smooth Weight	1.0
Compact Weight	0.0

a) 画像のセグメンテーション

解析領域の画像を、ピクセル単位からオブジェクト単位に分割する。この作業をセグメンテーションと呼ぶ。分割に際して、Scale Parameter, Shape Factor, Layer Weight, Smooth Weight, Compact Weightの各パラメータを設定する必要がある。これらのパラメータは利用する画像の分解能やセンサの観測波長帯、解析対象となる物体などに応じて適切に設定することが求められる（パラメータスタディに関して、例えばGusellaら，2005）が、本研究では2007年新潟県中越沖地震による家屋被害を抽出したYamazakiら（2008）を参考に、表-3に示すパラメータを使用した。セグメンテーションの結果を図-6に示す。標準偏差の大きい（＝DNのばらつきが大きい）瓦礫、植生などの領域は細かく分割されるのに対し、浸水域や建造物の屋根など、類似した性質の画素が隣接している領域は比較的大きいオブジェクトに分割されている。

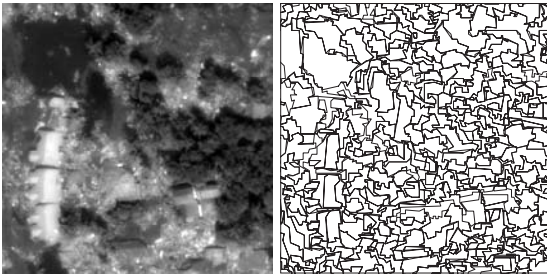
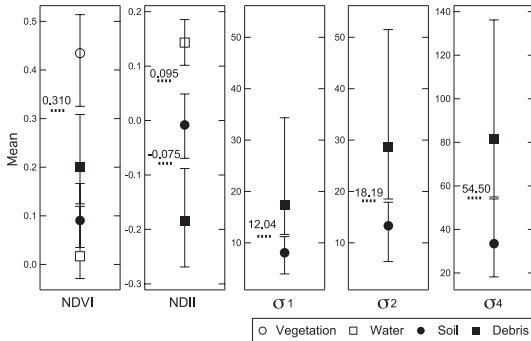


図-6 拡大した画像のセグメンテーション結果 (右)

図-7 サンプルデータから決定された地表物毎の閾値 (σ_3 は地表物毎の差異が見られなかったため利用せず)

b) 分類クラスの設定

衛星画像から土地被覆の分類クラスを設定する。土地被覆のクラスは表-1および表-2に先に示した5クラスとした。先に作成されたオブジェクト画像に対して画像分類を実行する。本研究では分類に使用する特徴量としてヒストグラムの95%値、バンド*i* ($i=1\sim4$)のDNの標準偏差 σ_i およびNDVIとNDII (それぞれ後述)を採用し、閾値を決定して分類のパラメータとした。閾値の決定に際しては、画像中から目視で各地表物に対応するオブジェクトをそれぞれ30個選定してサンプルデータを抽出した。サンプルデータの分布と決定した閾値を図-7に示す。図中のバーは値の範囲、マーカーは平均値を表す。

c) 植生域の抽出

画像中から、植生の活性度に反応する特徴量としてNDVI (Normalized Difference Vegetation Index)を算出し、ある閾値を満たすオブジェクトを植生として分類する。

ここで、NDVIは以下の式 (1) により算出される。

$$NDVI = \frac{DN_{NIR} - DN_R}{DN_{NIR} + DN_R} \quad (-1 \leq NDVI \leq 1) \cdots (1)$$

DN_{NIR} の反射強度が DN_R に対して大きいほどNDVIは大きな値をとるため、前述した分光反射特性より植生の領域では概ね0.3を超え、逆に水域では0からマイナスの値をとることが一般的に知られている。本画像では、トレーニングデータより植生域の閾値 $NDVI > 0.31$ を求め、該当

するオブジェクトを植生に分類した。

d) 浸水域の抽出

前章で判明した浸水域の分光反射特性より、本研究では画像中の浸水域に反応する特徴量としてNDII (Normalized Difference Inundation Index)を以下の式 (2)によって独自に定義する。

$$NDII = \frac{DN_B - DN_{NIR}}{DN_B + DN_{NIR}} \quad (-1 \leq NDII \leq 1) \cdots (2)$$

浸水域では DN_B が DN_{NIR} より大きいという特徴から、NDIIは概ね0.10を超える大きな値を取り、他の領域との区別が可能であると考えた。サンプルデータから求められた閾値 $NDII \geq 0.095$ を満たすオブジェクトを抽出したところ、一部の影の領域が誤検出されたため、表-2における浸水域のDN分布95%値範囲を全てのバンドで満たすオブジェクトを絞り込み、浸水域として分類した。この各バンドにおけるDN分布95%値の範囲による絞り込みを、河邑ら (2005)に従って以下マルチレベルスライス (MLS) と呼ぶ。

e) 瓦礫域の抽出

未分類のオブジェクトのうち、瓦礫域のオブジェクトでは近赤外域の標準偏差が他の地表物と比較して極めて大きい (表-2)。そこでサンプルデータからバンド4の標準偏差の閾値 $\sigma_4 > 54.50$ を設定した。またNDIIの値において、閾値-0.075によって土壌との分離が可能であることも判明した。これら2つの統計量に加え、建造物との差別のためMLSによって瓦礫域の抽出を行った。

f) 土壌域の抽出

未分類のオブジェクトのうち、土壌域とそれ以外を注意深く比較すると、土壌域では可視域Blueおよび可視域Greenの標準偏差が極めて小さいことが分かった。この特徴に基づき、 $\sigma_1 < 12.04$ かつ $\sigma_2 < 18.19$ を満たし、またNDIIの閾値 $-0.075 < NDII < 0.095$ を満たすオブジェクトを土壌域に分類した。

g) 建造物の抽出

最後に未分類オブジェクトとして残った領域は、個別に異なる屋根の色を持った建造物となる。これらのオブジェクトを建造物に分類した。しかし、現段階においては建物の抽出処理を最後に行うため、その抽出精度はさほど良いとはいえない。人工的な建造物にはその幾何学的な形状に特徴が表れるはずであるから、オブジェクトの特性に関する閾値をあらかじめ設定して別途抽出しておけば精度を上げられる可能性が高い。これについては今後の課題である。

以上の流れにより、段階的に画像分類を行い土地被覆分類図を作成した。結果を図-8に示す。左からオブジェクト解析による分類結果 (本研究)、現地調査と目視に

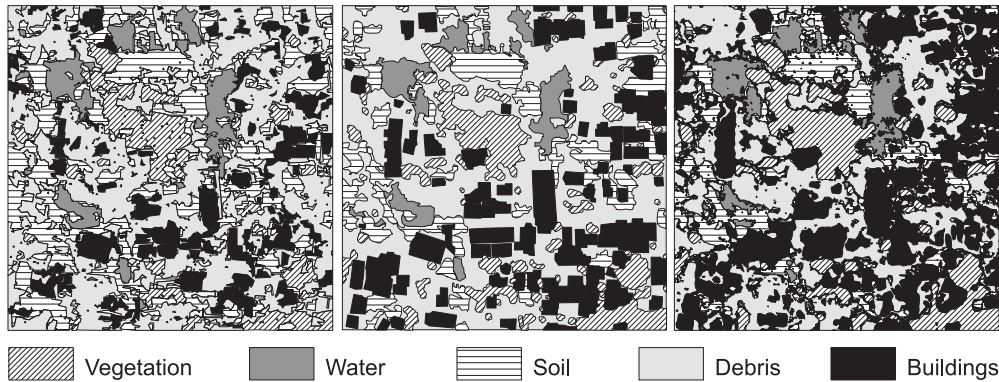


図-8 本研究で作成した分類結果（左）、現地調査と目視判読から得られた分類結果（中）、DNの教師つき分類結果（右）

よって作成した分類結果，最尤法による教師付きピクセル分類の結果である．ただし教師データは図-3で設定したトレーニングエリアのデータである．本研究による分析手法で得られた結果は目視判読の結果に近く，本分析手法を自動化することにより，広大な範囲を対象とした高い精度での画像処理を迅速に行うことができる．ただし画像分類に使用した地表物の特徴量は，地域による違いに加え衛星観測の時期によっても異なってくることが予想できる．画像処理手法の開発と併せて様々な条件下における地表物の分光反射特性データの取得は重要な課題である．

5. 結論

本研究で得られた結論を以下に列挙する．

津波被災後に得られた高分解能衛星画像を解析し，その被災状況を浸水域，瓦礫域，土壤域，植生域（被害を免れたもの），建造物（被害を免れたもの）の5つの地表物（クラス）に分類する画像解析アルゴリズムを開発し，2004年インド大洋津波で壊滅的な被害が報告されたSumatra島Banda Acehで実証した．

各クラスのトレーニングエリアにおける地表物の分光反射特性を詳細に検証した結果，その種類に応じて，人工衛星のセンサに捉えられた電磁波の輝度（DN）が特徴的に表れることが分かった．

各クラスの分光反射特性から画像分類のパラメータを設定し，オブジェクト指向型の画像解析手法を適用することにより，従来の最尤法による教師付き分類（ピクセル解析）よりも目視に近い精度での画像分類が可能であることが分かった．

本手法の適用により，広域にわたる津波被災地の状況を衛星画像から効率よく抽出することが可能であり，津波災害直後の被災状況の把握に有効活用できることが明らかとなった．今後は，画像分類精度の評価を行うと共に，異なる分解能・観測波長帯を持つ衛星画像のセンサ

による解析結果の検証や他の被災地における適用を通じて，本手法の汎用性を高めていくことが課題である．

謝辞：本研究の一部は平成20年度産業技術研究助成事業（プロジェクトID：08E52010a），科学研究費補助金（19101007）および独立行政法人原子力安全基盤機構（JNES）の補助を受けて実施された．ここに記して謝意を表する．

参考文献

- 萱場真太郎・越村俊一・村嶋陽一（2008）：高解像度衛星画像を利用した津波被害の把握手法に関する研究，海工論文集，第55巻，pp.1456-1460.
- 河邑 眞，辻野和彦，辻子裕二（2005）：森林の樹種に関する高分解能衛星画像特性の分析，写真測量とリモートセンシング，Vol.44，No.5，pp.82-90.
- 鈴木大輔（2009）：デジタル航空画像を用いた新潟県中越沖地震の建物被害抽出，千葉大学大学院工学研究科修士論文集
- Gusella, L., B. J. Adams, G. Bitelli, C. K. Huyck(2005): Object-Oriented Image Understanding and Post-Earthquake Damage Assessment for the 2003 Bam, Iran Earthquake, Earthquake Spectra, Vol. 21, No.s1, pp. S225-S238.
- Japan International cooperation Agency (JICA) (2005) , The study on the urgent rehabilitation and reconstruction support program for Aceh province and affected areas in north Sumatra, Final Report (1), Vol.II : Main Report.
- Matsutomi, H., T. Sakakiyama, S. Nugroho, and M. Matsuyama (2006), Aspects of inundated flow due to the 2004 Indian Ocean tsunami, Coastal Engineering Journal, Vol.48, No. 2, pp.167-195.
- Tsuji, Y., Y. Tanioka, H. Matsutomi, Y. Nishimura, T. Kamataki, Y. Murakami, T. Sakakiyama, A. Moore, G. Gelfenbaum, S. Nugroho, B. Waluyo, I. Sukanta, R. Triyono and Y. Namegaya (2006), Damage and height distribution of Sumatra earthquake-Tsunami of December 26, 2004, in Banda Aceh city and its environs, Journal of Disaster Research, Vol. 1, No. 1, pp.103-115.
- Song, M., D. L. Civco and J. D. Hurd(2005): A Competitive Pixel-Object Approach for Land Cover Classification, International Journal of Remote Sensing, 26:22, pp.4981-4997.
- Yamazaki, F., D. Suzuki and Y. Maruyama (2008): Detection of Damages due to Earthquakes using Digital Aerial Image, Proceedings of 6th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Applications, CD-ROM.