

Detektion von zerstörten Gebäuden in Krisengebieten aus panchromatischen Fernerkundungsdaten

SASCHA KLONUS, MANFRED EHLERS, DANIEL TOMOWSKI, Osnabrück, ULRICH MICHEL, Heidelberg & PETER REINARTZ, Oberpfaffenhofen

Keywords: Change detection, Fourier, edge detection, segmentation, texture parameters

Summary: *Detection of Damaged Buildings in Crisis Areas from Panchromatic Remote Sensing Data.* This paper focuses on change detection in areas where catastrophic events took place which resulted in rapid destruction especially of man-made structures. Standard methods for automated change detection prove not to be sufficient; therefore a new method is developed and tested. The presented method allows a fast detection and visualization of change in areas of crisis or catastrophes. This is an important requirement for planning and coordination of help. The proposed method is based on frequency analysis, segmentation and texture parameters. Ultimately, this method combines different approaches in a decision tree. This combined approach shows superior results when tested against to five standard change detection methods.

Zusammenfassung: Das Ziel dieses Artikels ist die Analyse von Veränderungen in Gebieten, in denen sich Katastrophen mit plötzlichen Änderungen an Gebäuden und der Infrastruktur ereignet haben. Standardverfahren der Veränderungsanalyse führen zu keinem zufriedenstellenden Ergebnis, daher wurde ein neues Verfahren entwickelt. Die in diesem Artikel dargestellte Methode erlaubt eine schnelle Detektion und Visualisierung von Veränderungen in Krisen- und Katastrophengebieten. Dies ist eine wichtige Voraussetzung für die Planung und Koordination von Hilfskräfteeinsätzen. Die vorgeschlagene Methode basiert auf Frequenzanalysen, Segmentierung und Texturmerkmalen. Sie kombiniert die unterschiedlichen Ansätze in einem Verfahren mittels eines Entscheidungsbaumes. Im Vergleich mit fünf Standardverfahren zeigte dieser neue Ansatz die besten Resultate.

1 Einleitung

Change Detection oder auch Veränderungsdetektion ist ein Verfahren zum Erfassen von Veränderungen an Objekten oder Phänomenen zwischen unterschiedlichen Zeitpunkten. Die Ursachen für Veränderungen können natürlicher, aber auch anthropogener Art sein. Der Zeitraum zwischen einem Zustand (T1) und einem anderen veränderten Zustand (T2), kann mehrere Jahre betragen (z. B. klimatische oder geologische Veränderungen), saisonal begrenzt (z. B. Veränderungen der Landnutzung) oder kurzfristig sein (z. B. Veränderung durch Naturkatastrophen). Speziell bei den Veränderungen, die durch Katastrophen verursacht werden, kommt es zu starken infrastrukturellen und damit auch humanitären Schäden. Die schnelle Detektion und Visuali-

sierung von Veränderungen in Krisenregionen ist eine bedeutende Voraussetzung für die Planung und Koordination von Hilfeinsätzen.

Daher wurden in der Fernerkundung bereits viele Verfahren entwickelt und angewandt. Eine Übersicht über bestehende Verfahren geben z. B. COPPIN et al. (2004), SINGH (1989), MACLEOD & CONGALTON (1998), MAS (1999) oder LU et al. (2003). Nach MAS (1999) können Verfahren zur Veränderungsdetektion in drei Kategorien eingeteilt werden: (1) Bildverbesserung (image enhancement), (2) multitemporale Analysen und (3) Postklassifikationsansätze (post classification change detection). Andere Verfahren kombinieren unterschiedliche Methoden oder schlagen neue Ansätze vor (LU et al. 2003).

Bildverbesserungen basieren auf den unklassifizierten Bilddaten und kombinieren

diese numerisch, um die Bildqualität zu verbessern (IM et al. 2008). Beispiele hierfür sind Bildsubtraktion und -division sowie Hauptkomponenten- oder Regressionsanalyse.

Multitemporale Ansätze (COPPIN et al. 2004) beinhalten eine zeitgleiche Analyse von multitemporalen Daten. N Kanäle eines Bildes zum Zeitpunkt 1 (T1) werden mit den N Kanälen eines zweiten Bildes vom Zeitpunkt 2 (T2) kombiniert, um ein multitemporales Bild mit 2N Kanälen zu erzeugen. Dieses Bild wird dann verwendet, um die gesuchten Informationen abzuleiten (KHORRAM et al. 1999).

Postklassifikationsansätze basieren auf dem Vergleich von unabhängig voneinander erzeugten Klassifikationen von Bilddaten unterschiedlicher Aufnahmezeitpunkte. Diese Methode erlaubt die Art der Veränderung von einer Klasse zu einer anderen abzuschätzen. Dieses Verfahren ist allerdings sehr stark abhängig von der Genauigkeit der klassifizierten Daten.

Die hohe Anzahl von Publikationen, die sich mit automatisierten oder semi-automatisierten Verfahren zur Analyse von Veränderungen beschäftigt, zeigt die Bedeutung dieses Themas in der Forschung. So kombinieren PRAKASH & GUPTA (1998) Bildsubtraktion mit Vegetationsindizes, während LU et al. (2003) die Subtraktion mit einer Hauptkomponentenanalyse verknüpfen. DAI & KHORRAM (1999) verwenden neuronale Netze und FOODY (2001) sowie NEMMOUR & CHIBANI (2006) Fuzzy-Ansätze. Andere Verfahren basieren auf Objektanalysen (IM et al. 2008, LOHMANN et al. 2008).

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass eine große Anzahl von unterschiedlichen Verfahren für verschiedenartige Anwendungen entwickelt wurde. Nach NIEMEYER & NUSSBAUM (2006) besitzen diese Verfahren jeweils einen unterschiedlichen Grad an Flexibilität, Robustheit, Anwendbarkeit und Signifikanz. Übereinstimmung herrscht grundsätzlich, dass kein einzelner bester Algorithmus für die Analyse aller möglichen Veränderungen existiert (JIANYA et al. 2008). Daher werden weiterhin Verfahren verbessert oder neu entwickelt und angewandt, speziell auch für die Detektion von Veränderungen an Gebäuden oder anderer Infrastruktur. Auch dieser Artikel macht keine Ausnahme, da sich die

Standardverfahren bei unseren Auswertungen als nicht zufriedenstellend erwiesen (siehe Abschnitt 3). Die Verfahren werden an hochauflösenden Satellitendaten für die Krisenregion Darfur im Sudan getestet.

Das Ziel dieser Untersuchung ist die Entwicklung eines verlässlichen Verfahrens, das im Wesentlichen automatisiert, also ohne Eingaben vom Benutzer zerstörungsbedingte Veränderungen in geometrisch hochauflösenden Satellitendaten findet. Dieser Algorithmus soll bei Katastrophen oder humanitären Krisen Verwendung finden. Die eingesetzten Methoden basieren auf einer Kombination von Analysen im Frequenzraum sowie Segmentierung und Texturmerkmalen. Entwicklung und Anwendung dieser kombinierten Methode (CEST = Combined Edge Segment Texture) sind Grundlage dieses Artikels.

2 Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet liegt im Osten des Sudans (Abb. 1). Die abgebildete Stadt Abu Suruj hat sich während des Darfur-Konfliktes stark verändert. Der Konflikt wurde zwischen unterschiedlichen ethnischen Gruppen und der sudanesischen Regierung ausgetragen. Die Rebellen von subsaharischen afrikanischen Stämmen forderten eine höhere Beteiligung in der Regierung und die Entwicklung ihrer Region. Die Regierung kämpfte gegen diese Rebellen und unterstützte lokale Kräfte, die aus arabischen Reitermilizen bestehen (Janjawid). Amnesty International dokumentiert diese Entwicklung auf seiner Webseite (www.eyesondarfur.org) und setzt zur Visualisierung der Zerstörungen multitemporale Satellitenbilder ein. Die multitemporalen Daten für diesen Artikel wurden vom Satelliten Quickbird-2 aufgenommen und zeigen beispielhaft einen Ausschnitt der Stadt Abu Suruj. Es wird geschätzt, dass bereits mehr als 300.000 Menschen in diesem Konflikt getötet und mehr als zwei Millionen vertrieben wurden (www.eyesondarfur.org). Ob dieser Konflikt durch die Unabhängigkeit des Südsudans beendet ist, wird sich allerdings noch zeigen müssen. Zumindest stimmte eine überwältigende Mehrheit der Bevölkerung für die Unabhängigkeit des Südsudans.

Aus der dargestellten Szene wurde zur besseren Visualisierung ein 280×350 Pixel großer Ausschnitt gewählt (Abb. 2). Die Bilder wurden von Quickbird-2 am 2. März 2006 (vor dem Angriff) und am 28. Februar 2008 (nach dem Angriff) aufgenommen. Diese Bilder wurden von DigitalGlobe zur Verfügung gestellt. Im linken Bild (T1) erkennt man einzelne Rundhütten und die umgebenden Zäune. Im rechten Bild wurden alle diese Hütten und Zäune zerstört. Es wurden allerdings auch neue Gebäude, Zäune und Zelte (weiße Rechtecke) errichtet.

3 Detektion von Veränderung durch Standardverfahren

Um Veränderungen in der Szene von Abu Suruj zu ermitteln, wurden zunächst Standardverfahren angewandt, die in proprietären Softwareprodukten zur Verfügung standen. Diese Methoden sind Bildsubtraktion (SINGH 1989), -division (JENSEN 2005), Hauptkomponentenanalyse (SCHOWENGERDT 2007), Postklassifikationsanalyse (JENSEN 2005) und Delta Cue (ERDAS 2009).

Für die Bildsubtraktion und -division, sowie für die Hauptkomponentenanalyse (PCA)

wurden Grenzwerte bestimmt, um zwischen den Veränderungen zu unterscheiden. Für die Postklassifikationsanalyse wurde jeder Datensatz mit dem unüberwachten ISODATA Algorithmus klassifiziert. Anschließend wurden drei Klassen identifiziert: Neue Gebäude, veränderte oder zerstörte Gebäude und Hintergrund bzw. unveränderte Gebäude.

Delta Cue ist eine Kombination aus unterschiedlichen Verfahren. Diese Verfahren werden in einem integrierten Auswerteprozess kombiniert. Auch in diesem Verfahren findet eine Bildsubtraktion statt. Allerdings wird die Subtraktion zweimal gebildet, jeweils durch T1 und T2 dividiert und anschließend aufsummiert:

$$\frac{T1-T2}{|T1|} + \frac{T1-T2}{|T2|} \quad (1)$$

Im nächsten Schritt wird auch hier ein Grenzwert gebildet, um zwischen realen und Pseudo-Veränderungen zu unterscheiden. Um die veränderten Gebäuden zu identifizieren, werden unterschiedliche geometrische Eigenschaften wie Fläche, Ausdehnung, Kompaktheitsgrad und Nachbarschaften verwendet. Die Nachbarschaften bilden ein Objekt, von dem der maximale und minimale Durchmes-

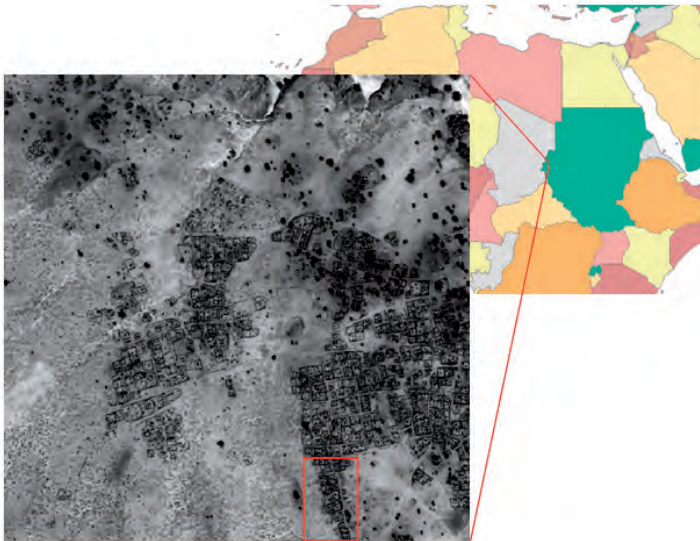


Abb. 1: Lage des Untersuchungsgebietes im Osten des Sudans und Quickbird Bild (2048 x 2048 Pixel).

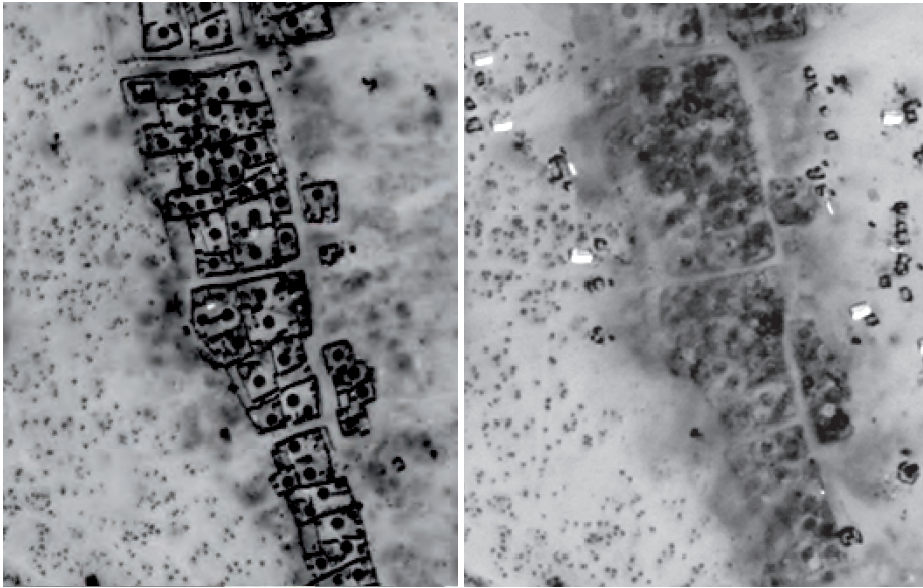


Abb. 2: Ausschnitt der panchromatischen Quickbird-2 Szene der Stadt Abu Suruj (280 x 350 Pixel), T1 aufgenommen am 2. März 2006 (links) und T2 aufgenommen am 28. Februar 2008 (rechts).

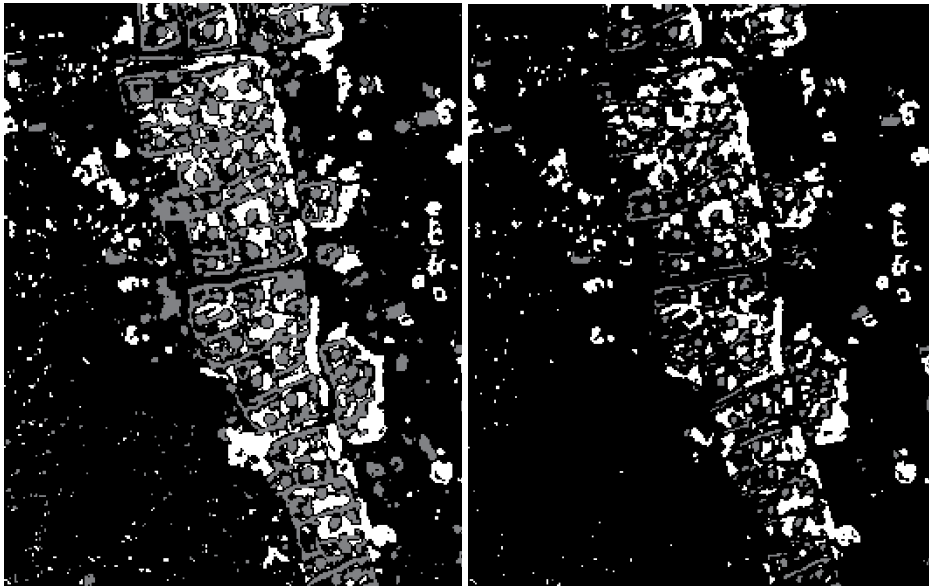


Abb. 3: Ergebnis der Veränderungsdetektion mittels Subtraktion (links) und Division (rechts). Neue Gebäude erscheinen in weiß, unveränderte Regionen in schwarz und veränderte Gebäude in grau.

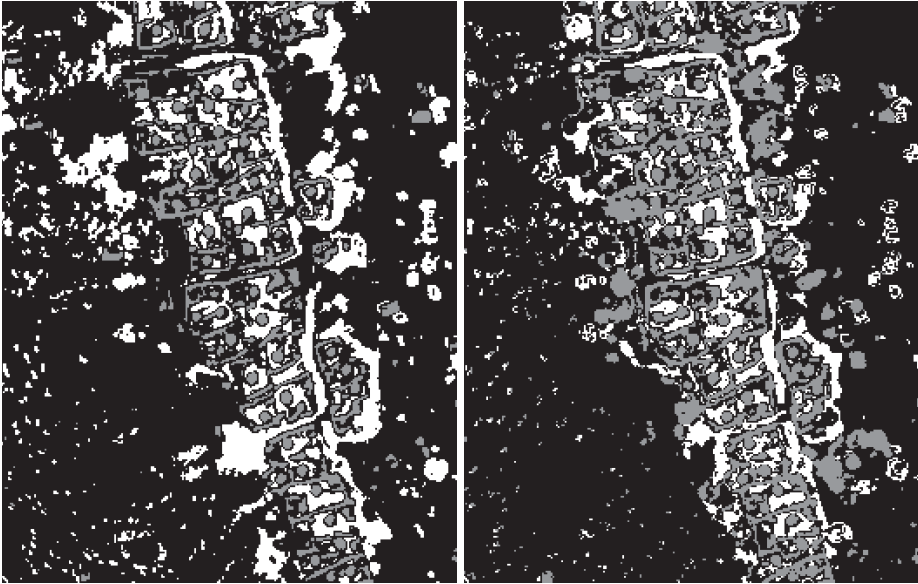


Abb. 4: Ergebnis der Veränderungsdetektion nach PCA (links) und Postklassifikation (rechts). Neue Gebäude erscheinen in weiß, unveränderte Regionen in schwarz und veränderte Gebäude in grau.

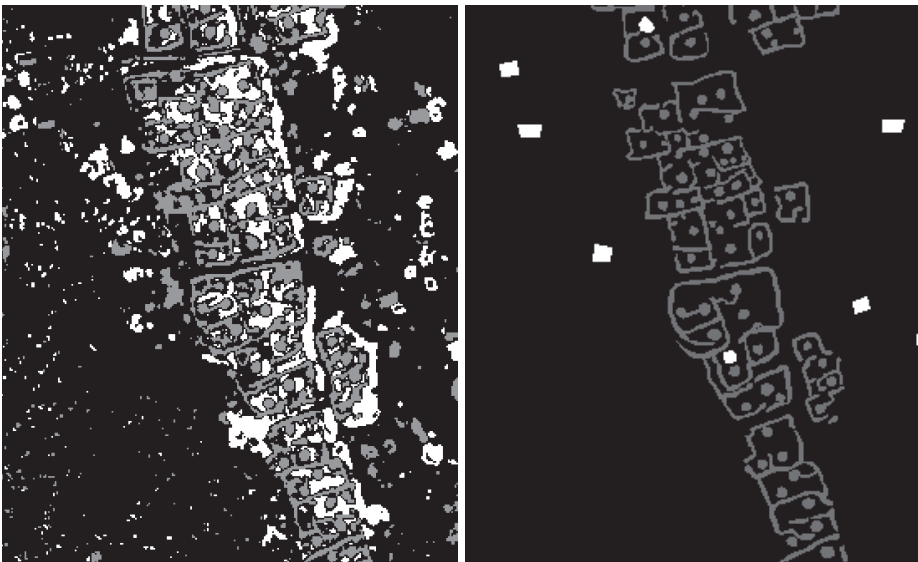


Abb. 5: Ergebnis der Veränderungsdetektion mittels Delta Cue (links), digitalisierte Referenz (rechts). Neue Gebäude erscheinen in weiß, unveränderte Regionen in schwarz und veränderte Gebäude in grau.

ser bestimmt werden kann und somit weitere Eigenschaften abgeleitet werden können.

Mittels dieser Standardverfahren wurden zunächst Veränderungsanalysen für die Szenen aus Abb. 2 durchgeführt. Die Ergebnisse werden in Abb. 3–5 dargestellt. Die manuell digitalisierte Referenz zeigt Abb. 5 rechts.

An den Bildern ist gut zu erkennen, dass bei allen Verfahren sowohl neue als auch veränderte Gebäude erkannt wurden. Vergleicht man allerdings die Ergebnisse mit dem Original (Abb. 2) und der Referenz (Abb. 5 rechts) so erkennt man, dass die Gebäude im Zentrum alle zerstört wurden, während neue Gebäude fast nur an den Aussenseiten errichtet wurden. Bei den Verfahren werden zwar auch die meisten zerstörten Gebäuden erkannt, aber insbesondere zwischen den Gebäuden kommt es zu Pseudo-Veränderungen. Dort werden neu gebaute Gebäude falsch detektiert. Zudem wird ein großer Teil der Landschaft ebenfalls als Gebäudeveränderung eingestuft.

Diese hohen Ungenauigkeiten führten dazu, ein neues Verfahren zu entwickeln, das die Veränderungen insbesondere von Gebäuden mit einer höheren Genauigkeit erfasst. Da die Standardverfahren vom Benutzer angepasst werden müssen, damit sie auf andere Gebiete übertragbar sind, soll das neu entwickelte Verfahren außerdem automatisiert auf unterschiedliche Szenarien anwendbar sein.

3 CEST (Combined Edge Segment Texture)

Die neu entwickelte CEST-Methode kombiniert drei unterschiedlichen Ansätze zur Veränderungsdetektion: Frequenzbasierte Filterung, Segmentierung und Ableitung von Texturmerkmalen. Die frequenzbasierte Filterung wird verwendet, da sie die direkte Identifizierung von relevanten Merkmalen (wie z. B. Kanten von Gebäuden) erlaubt. Um auch bei nur teilweisen Zerstörungen, bei denen Kanten (= Wände) erhalten bleiben, Veränderungen zu entdecken, werden Texturmerkmale eingesetzt. Segmentierungsverfahren werden genutzt, um Form und Größe der Objekte zu ermitteln. Diese drei Ansätze werden in einem Entscheidungsbaum kombiniert, um die höchste Genauigkeit bei der Veränderungsanalyse zu erzielen.

Für die CEST-Entwicklung wurden zunächst vier Methoden getestet, die auf Filterung im Frequenzraum basieren (BRIGHAM 1997, EHLERS 1984). Bei allen Verfahren werden zunächst die Bilder mit einer FFT (Fast Fourier Transform) in den Frequenzraum überführt. Spezielle Bandpassfilter extrahieren die Frequenzen, die den Objektkanten von Gebäuden entsprechen (KLONUS et al. 2010). Beste Ergebnisse werden mit einem anschließenden Canny Kantenfilter (CANNY 1986) im Ortsraum erzeugt. Anschließend werden die detektierten Kanten voneinander subtrahiert. Mittels Grenzwerten und morphologischen Operationen wird das Resultat optimiert. Ein Vergleich der unterschiedlichen Verfahren zeigt, dass der Kantenfilter die besten Ergebnisse erzeugt und daher auch für diese Auswertung verwendet wird.

Für das Segmentierungsverfahren wird eine Segmentierung basierend auf der euklidischen Distanz verwendet. Mit diesem Verfahren werden die Szenen T1 und T2 segmentiert. Innerhalb der Segmente von T1 werden nun die Korrelation zwischen T1 und T2 berechnet. Um auch Objekte zu berücksichtigen, die nur in T1 bzw. T2 vorkommen, wird ebenfalls unter Nutzung der Segmente von T2 die Korrelation zwischen T2 und T1 berechnet. Die beiden Korrelationsergebnisse werden dann miteinander kombiniert (KLONUS et al. 2010). Die Klassenbreite der Segmente wird dabei über den maximalen Grauwertbereich GW_{max} ermittelt. Ausgehend von einem Saatpixel werden die Nachbarelemente dem Segment des Saatpixels zugeordnet, wenn deren Grauwert um nicht mehr als $0,1 \times GW_{max}$ von diesem abweichen. Für alle Segmentwerte wird jeweils ein neuer Mittelwert berechnet, der dann die Rolle des Saatpixels einnimmt. Das Verfahren kann iterativ ein zweites Mal durchlaufen werden, liefert aber auch schon in einem Durchgang brauchbare Segmentierungsergebnisse.

Bei den Texturmerkmalen werden insgesamt 16 verschiedene Kombinationen getestet. Zunächst wird die gray-level co-occurrence matrix (GLCM) berechnet (HARALICK et al. 1973, HARALICK & SHAPIRO 1992). Auf Grundlage der GLCM werden dann vier weitere Texturmerkmale in einem 13×13 Pixel großen Fenster berechnet: Kontrast, Korrelation, En-

ergie und IDM (inverse distance moment). Diese Merkmale werden sowohl für die T1 als auch für die T2 Szene berechnet. Für jedes Merkmal werden die Szenen T1 und T2 mit einer Histogrammanpassung einander angeglichen. Diese Szenen dienen als Eingabe für unterschiedliche Verfahren zur Veränderungsanalyse: Subtraktion und Division sowie PCA und Regressionsanalyse. Die besten Ergebnisse werden hierbei von den Texturmerkmalen IDM und Energie erreicht (TOMOWSKI et al. 2010a, 2010b). Diese werden daher auch in die CEST Methode integriert. Die Schwellwerte für die Texturmerkmale werden über eine überwachte Klassifikation ermittelt.

Segmentierung, Kantendetektion im Ortsraum nach Filterung im Frequenzraum und die beiden Texturmerkmale werden dann mittels eines Entscheidungsbaumes kombiniert (Abb. 6). Jeder Pixel der Eingangsdaten wird dabei auf folgende Weise prozessiert: Die Basis stellt dabei das Resultat der Kantendetektion dar. Wird das Pixel dort als unverändert klassifiziert, so wird das Pixel im Ergebnis-

bild ebenfalls als unverändert deklariert. Es wird ebenfalls als unverändert klassifiziert, wenn das Pixel im Ergebnis des Texturmerkmals Energie ebenfalls als unverändert befunden wird. Gehört das klassifizierte Pixel bei der Kantendetektion zu einem neuen Gebäude, so wird es auch im Ergebnisbild als neues Gebäude deklariert, wenn eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist: Das Ergebnis der Segmentierung zeigt ebenfalls eine Veränderung oder das Resultat des Texturmerkmals Energie oder des Texturmerkmals IDM zeigen ein neues Gebäude an. Andernfalls wird das Pixel als unverändert im Ergebnisbild markiert. Wird das Pixel im Kantenbild als verändert detektiert, so wird es auch im Ergebnisbild als verändert markiert, wenn eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist: Das Ergebnis der Segmentierung, IDM oder des Texturmerkmals Energie zeigen ebenfalls eine Veränderung an. Andernfalls wird das Pixel als unverändert im Ergebnisbild markiert.

Das Ergebnisbild zeigt Abb. 7. Die CEST-Methode erkennt die Gebäude im Zentrum als

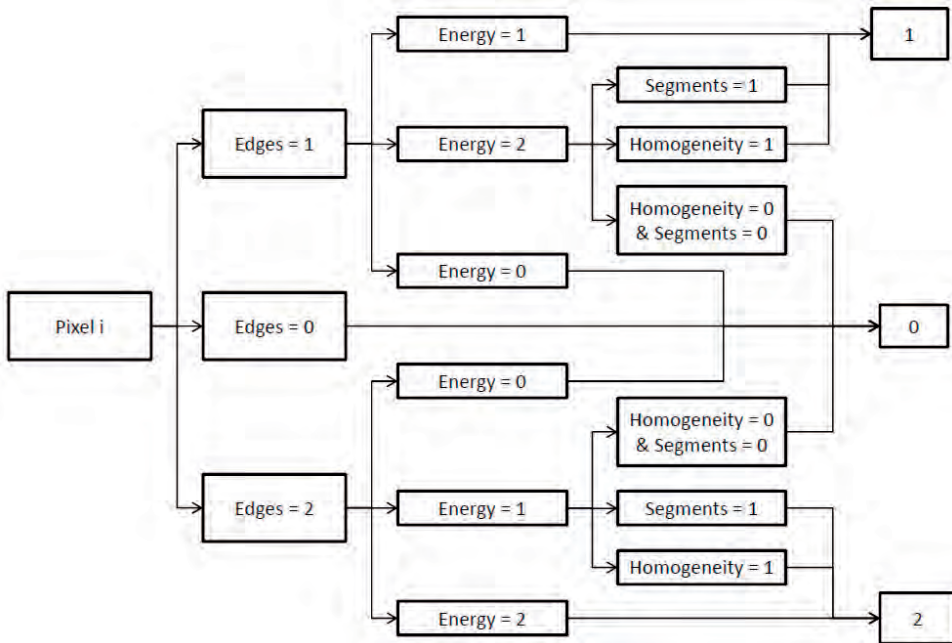


Abb. 6: Entscheidungsbaum der CEST Methode. Edges = Resultate der Kantendetektion nach Filterung im Frequenzraum. Segments = Resultate der Veränderungsdetektion mittels Segmentierung. Homogeneity und Energy = Resultate der Veränderungsdetektion mit den Texturmerkmalen. Die Nummern beziehen sich dabei auf die folgenden drei Klassen: Klasse 1 = veränderte oder zerstörte Gebäude, Klasse 2 = neue Gebäude und Klasse 0 = unveränderte Gebäude.

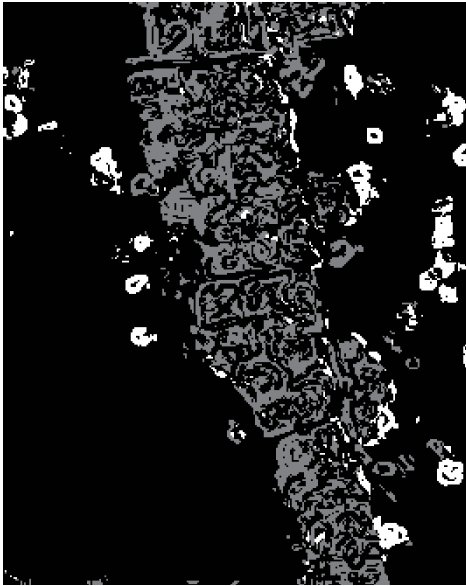


Abb. 7: Ergebnis der Veränderungsdetektion mit CEST, neue Gebäude in weiß, unveränderte Regionen in schwarz und veränderte Gebäude in grau.

verändert und findet auch die neu hinzugekommenen Gebäude. Zudem erkennt man deutlich weniger Pseudo-Veränderungen in der Umgebung.

4 Genauigkeitsanalyse

Zur Überprüfung der Genauigkeit der Standardverfahren und der CEST-Methode, wurde eine Genauigkeitsanalyse der Ergebnisse der Veränderungsanalyse durchgeführt. Für die

Veränderungsanalyse wurden vier Klassen ausgewählt:

- Klasse 0 = unveränderte Gebäude
- Klasse 1 = veränderte oder zerstörte Gebäude
- Klasse 2 = neue Gebäude
- Klasse 3 = veränderte und unveränderte Vegetation

Die Klasse 3 wurde eingeführt, um zwischen Veränderungen an Vegetation und Veränderungen an Gebäuden zu unterscheiden. Da der Fokus dieser Untersuchung auf Veränderungen an Gebäuden liegt, sollen Vegetationsveränderungen ausgeschlossen werden. Dieses wird durch eine neue Klasse ‚Veränderte und unveränderte Vegetation‘ erreicht.

Als Referenz diente eine manuell digitalisierte Karte der Gebäude (Abb. 5 rechts). Um die gleiche Anzahl an Referenzpunkten für jede Klasse zu erhalten, wurden alle Objekte aus Klasse 0 verwendet (404 Objekte), da diese Klasse die geringste Anzahl von Objekten aufwies. Aus Klasse 1 und 2 wurden dann per Zufallsgenerator die gleiche Anzahl an Objekten ausgewählt. Wenn wenigstens 50% der Pixel innerhalb eines Objektes die korrekte Klasse anzeigten, so wurde das Objekt als korrekt klassifiziert anerkannt. Da für die Klasse 4 keine digitalisierten Objekte zur Verfügung standen, wurde wiederum per Zufallsgenerator die gleiche Anzahl an Pixeln wie Objekte in Klasse 0 (404) ausgewählt. Hersteller- und Nutzergenauigkeit sowie Kappa-Koeffizient wurden für die einzelnen Methoden berechnet. Die Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse beziehen sich auf die gesamte Szene

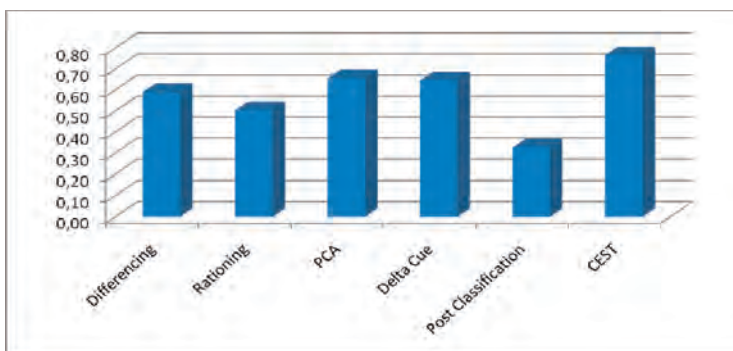


Abb. 8: Kappa-Koeffizient der Genauigkeitsanalyse von Abu Suruj.

Tab. 1: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für die Bildsubtraktion in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	152	3	91	22	56,72
Neue Gebäude	6	290	1	16	92,65
Unveränderte Gebäude	246	111	312	0	46,64
Vegetation	0	0	0	366	100,00
Herstellergenauigkeit	37,62	71,78	77,23	90,59	

Tab. 2: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für die Bilddivision in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	33	2	48	5	37,50
Neue Gebäude	70	374	90	50	64,04
Unveränderte Gebäude	301	28	258	0	43,95
Vegetation	0	0	0	349	100,00
Herstellergenauigkeit	8,17	92,57	63,86	86,39	

Tab. 3: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für die PCA in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	226	3	118	12	62,95
Neue Gebäude	10	379	7	71	81,16
Unveränderte Gebäude	168	22	273	0	58,96
Vegetation	0	0	0	321	100,00
Herstellergenauigkeit	55,94	93,81	67,57	79,46	

(Abb. 1) und werden in Tab. 1–6 (Genauigkeiten in %) und Abb. 8 (Kappakoeffizient) dargestellt.

In Tab. 1 kann man erkennen, dass die Subtraktion die neuen Gebäude überwiegend gut identifizieren kann. Gebäude, die sich allerdings nicht verändert haben, werden oft als zerstört oder verändert erkannt.

Tab. 2 zeigt das Ergebnis der Bilddivision. Die Mehrheit der Objekte wurde als neue Gebäude erkannt. Wie bei der Subtraktion werden unveränderte Gebäude oft als zerstört oder verändert detektiert. Nur 8,17% der veränderten Gebäude werden tatsächlich als solche erkannt; für eine Veränderungsanalyse ist dieses Ergebnis unbrauchbar.

Auch bei der Veränderungsanalyse mittels PCA wird die Mehrheit der Objekte als neue Gebäude erkannt, wie schon bei der Bildsubtraktion und Division. Beinahe 45% der unveränderten Gebäude werden als verändert bzw. zerstört erkannt. Andererseits werden 30% der zerstörten Gebäude als unverändert klassifiziert (Tab. 3).

Die Veränderungsanalyse mit der Postklassifikation (Tab. 4) besitzt die geringste Genauigkeit (Abb. 7). Trotzdem konnten 90% der veränderten oder zerstörten Gebäude gefunden werden, aber 50% der als verändert klassifizierten Gebäude sind in der Realität unverändert. 80% der neu errichteten Gebäude, werden als unverändert klassifiziert.

Tab. 4: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für die Postklassifikation in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	372	23	347	46	47,21
Neue Gebäude	5	63	1	47	54,31
Unveränderte Gebäude	27	318	55	0	13,75
Vegetation	0	0	0	311	100,00
Herstellergenauigkeit	92,08	15,59	13,61	76,98	

Tab. 5: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für Delta Cue in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	344	4	241	26	55,93
Neue Gebäude	11	377	11	57	82,68
Unveränderte Gebäude	49	23	144	0	66,67
Vegetation	0	0	0	321	100,00
Herstellergenauigkeit	85,15	93,32	35,64	79,46	

Tab. 6: Ergebnisse der Genauigkeitsanalyse für CEST in %.

	Veränderte Gebäude	Neue Gebäude	Unveränderte Gebäude	Vegetation	Nutzer-genauigkeit
Veränderte Gebäude	254	3	11	4	93,38
Neue Gebäude	13	327	0	42	85,60
Unveränderte Gebäude	137	74	393	0	65,07
Vegetation	0	0	0	358	100,00
Herstellergenauigkeit	62,87	80,94	97,28	88,61	

Das Ergebnis der Veränderungsanalyse mit Delta Cue ist das beste der gestesten Standardverfahren (Tab. 5). Dennoch werden mehr als 60% der unveränderten Gebäude falschen Klassen zugeordnet.

Das beste Ergebnis erzeugt die Veränderungsanalyse mit der CEST-Methode (Tab. 6). 97% der unveränderten Gebäude werden korrekt identifiziert. Zwar werden noch 35% der veränderten und zerstörten Gebäude als unverändert detektiert, dennoch ist dies ein sehr guter Wert. Falsch detektiert werden vor allem zerstörte Gebäude, auf deren Fläche nach der Zerstörung neue Gebäude errichtet wurden. Diese neuen Gebäude können zwar eine andere Form als die ursprünglichen Gebäude besit-

zen, allerdings werden an diesen Stellen trotzdem Kanten detektiert und Texturen gefunden, so dass der Algorithmus diese Gebäude als unzerstört klassifiziert. Im Vergleich zu den anderen Verfahren besitzt CEST allerdings die höchste mittlere Nutzer- und Herstellergenauigkeit und den höchsten Kappa-Koeffizienten (Abb. 8).

5 Automatisch erstellte Karten

Die Ergebnisse der Veränderungsanalyse sind oft schwer zu interpretieren. Dies trifft vor allem dann zu, wenn die Interpreten nur geringen Bezug zur Fernerkundung haben, was

z. B. oft für offizielle Organisationen oder Hilfskräfte zutrifft. Zur Planung von Hilfseinsätzen nach einer Krise oder Katastrophe sollte die Interpretation der Veränderungen aber so einfach wie möglich sein. Daher wurde ein Algorithmus entwickelt, der automatisch eine auch für Laien leicht zu interpretierende Karte erstellt. In einem ersten Schritt wird dazu das Veränderungsbild generalisiert. Innerhalb eines Fensters mit einer Größe von 20×20 Pixeln wird die Stärke der Veränderung aus der Information des Veränderungsbildes bestimmt. Die prozentuale Veränderung wird in diesem Fenster berechnet. Ist diese kleiner als 15%, werden alle Pixel als unverändert in dieser Region markiert. Veränderungen über 80% markieren starke Veränderungen. Die Werte zwischen 15% und 80% deuten auf leichte bis mittlere Veränderungen hin. Gebiete mit neuen Gebäuden, die mindestens 15% der Fläche bedecken, werden als „Neue Gebiete“ markiert. Das Originalbild nach der Katastrophe dient als Hintergrund für die Visualisierung (Abb. 9).

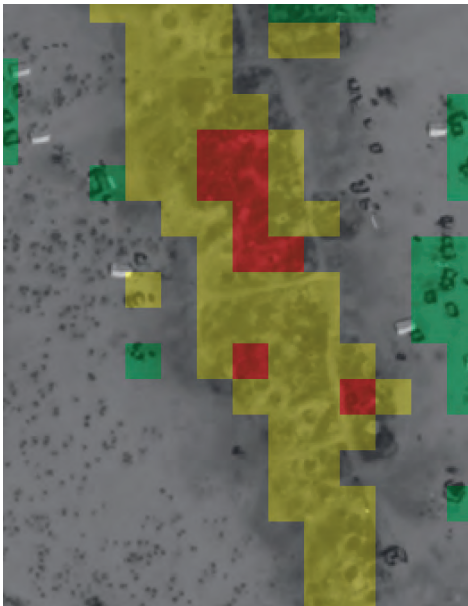


Abb. 9: Karte der Veränderungen in Abu Suruj: Veränderungen werden als transparente Farbmasken über das Satellitenbild gelegt. Neue Gebäude werden grün, leichte bis moderate Veränderungen gelb und starke Veränderungen rot dargestellt.

Unveränderte Regionen werden transparent dargestellt, leicht bis mittel veränderte gelb und Gebiete mit starken Veränderungen in rot. Gebiete mit neuen Gebäuden werden grün markiert. Wird diese Technik auf Gebiete mit katastrophalen Veränderungen angewandt, können leicht die Flächen identifiziert werden, die besonders betroffen sind und dringend Hilfe benötigen. Für die Region um Abu Suruj wird deutlich sichtbar, dass sich einerseits die Stadt vergrößert hat, aber andererseits auch sehr viele Gebäude zerstört wurden.

6 Zusammenfassung und zukünftige Arbeiten

In diesem Artikel wird ein neues Verfahren zur Veränderungsanalyse vorgestellt. Dieses Verfahren kombiniert Kantendetektion nach adaptiver Filterung im Frequenzraum, Hauptkomponentenanalyse der Texturmerkmale IDM und Energie und eine segmentbasierte Korrelation. Diese kombinierte Methode (CEST – Combined Edge Segmentation Texture) wird mit fünf unterschiedlichen Standardverfahren zur Identifizierung von Veränderungen in Fernerkundungsdaten (Bildsubtraktion und -division, PCA, Postklassifikation und Delta Cue) verglichen. Die Ergebnisse werden visuell und quantitativ ausgewertet. Die Auswertung zeigt, dass die CEST-Methode deutlich bessere Ergebnisse zeigt als die Standardverfahren. CEST erreicht einen Kapkoeffizienten von 0,77; mehr als 90% der unveränderten Gebäude werden korrekt identifiziert. Das Verfahren kann auch bei multispektralen Fernerkundungsdaten eingesetzt werden, wobei zunächst aus den einzelnen multispektralen Kanälen ein künstliches panchromatisches Bild durch Mittelwertbildung berechnet wird. Es wird zur Zeit untersucht, ob die Anwendung auf mehrere Farbkanäle parallel die Genauigkeit des Verfahrens verbessern kann. Dieser Ansatz wurde bereits auf einem anderem Testgebiet angewandt und zeigte überzeugende Ergebnisse (KLONUS et al. 2010).

Da die Herstellergenauigkeit auch der CEST Methode noch nicht befriedigend ist, sollen einerseits neue Segmentierungsverfahren zur eindeutigeren Objektidentifizierung getestet

werden und die spektrale Information (z. B. über den NDVI) in das Verfahren integriert werden. Zusätzlich soll die FLST (fast level set transform) in unseren Entscheidungsbaum integriert werden (MONASSE & GUICHARD 2000). Das CEST-Verfahren soll ebenfalls auf weitere Datensätze wie z. B. des Erdbebens in Haiti angewendet werden.

Acknowledgements

Wir bedanken uns bei DigitalGlobe für die Nutzungsrechte an den verwendeten Bilddaten.

Literatur

- BRIGHAM, E.O., 1997: FFT Anwendungen. – Oldenbourg Verlag, München.
- CANNY, J., 1986: A computational approach to edge detection. – *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **8** (6): 679–698.
- COPPIN, P., JONCKHEERE, I., NACKAERTS, K., MUYS, B. & LAMBIN, E., 2004: Digital change detection methods in ecosystem monitoring a review. – *International Journal of Remote Sensing* **25** (9): 1565–1596.
- DAI, X. & KHORRAM, S., 1999: Remotely sensed change detection based on artificial neural networks. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **65** (10): 1187–1194.
- EHLERS, M., 1984: Digitale Bildverarbeitung. – Hannover: Schriftenreihe des Institutes für Photogrammetrie und Ingenieurvermessungen, Universität Hannover **9**: 1–146.
- ERDAS INC., 2009: Imagine DeltaCue. – Norcross.
- FOODY, G.M., 2001: Monitoring the magnitude of land-cover change around the southern limits of the Sahara. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **67** (7): 841–847.
- HARALICK, R.M., SHANMUGAM, K. & DINSTEN, I., 1973: Textural features for image Classification. – *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* **3**: 610–621.
- HARALICK, R.M. & SHAPIRO, L.G., 1992: Computer and Robot Vision – Volume 1. – Addison-Wesley, Reading.
- IM, J., JENSEN, J.R. & TULLIS, J.A., 2008: Object-based change detection using correlation image analysis and image segmentation. – *International Journal of Remote Sensing* **29** (1–2): 399–423.
- JENSEN, J.R., 2005: Introductory digital image processing: A remote sensing perspective. – Prentice-Hall, New Jersey, Englewood Cliffs, USA.
- JIANYA, G., HAIGANG S., GUORUI, M. & QIMING, Z., 2008: A Review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms. – *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, and Spatial Information Sciences* **27**: 757–762.
- KHORRAM, S., BIGING, G.S., CHRISMAN, N.R., COLBY, D.R., CONGALTON, R.G. & DOBSON, J.E., 1999: Accuracy assessment of remote sensing derived change detection. – *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Bethesda, USA*.
- KLONUS, S., TOMOWSKI, D., EHLERS, M., MICHEL, U. & REINARTZ, P., 2010: Veränderungsanalyse in Krisenregionen. – *Publikationen der DGPF* **19**: 109–118.
- LOHMANN, P., HOFFMANN, P. & MÜLLER, S., 2008: Updating GIS by object-based change detection. *gi-reports@igf – Geoinformatics paves the Highway to Digital Earth: On the occasion of the 60th birthday of Professor Manfred Ehlers* **8**: 81–86.
- LU, D., MAUSEL, P., BRONDIZIO, E. & MORAN, E., 2003: Change detection techniques. – *International Journal of Remote Sensing* **25** (12): 2365–2407.
- MACLEOD, R.D. & CONGALTON, R.G., 1998: A quantitative comparison of change-detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. – *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **64** (3): 207–216.
- MAS, J.-F., 1999: Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. – *International Journal of Remote Sensing* **20** (1): 139–152.
- MONASSE, P. & GUICHARD, F., 2000: Fast Computation of a Contrast Invariant Image Representation. – *IEEE Transactions on Image Processing* **9** (5): 860–872.
- NEMMOUR, H. & CHIBANI, Y., 2006: Fuzzy neural network architecture for change detection in remotely sensed imagery. – *International Journal of Remote Sensing* **27** (3–4): 705–717.
- NIEMEYER, I. & NUSSBAUM, S., 2006: Automatisierte Detektion, Klassifizierung und Visualisierung von Veränderungen auf der Grundlage von Fernerkundungsdaten. – *7. Geokinematische Tage, Glückauf, Essen*: 248–257.
- PRAKASH, A. & GUPTA, R.P., 1998: Land-use mapping and change detection in a coal mining area - a case study in the Jharia coalfield. – *International Journal of Remote Sensing* **19** (3): 391–410.

- Schowengerdt, R.A., 2007: Remote Sensing: Models and methods for image processing. – (3. ed.). Elsevier Academic Press, Amsterdam.
- SINGH, A., 1989: Digital change detection techniques using remote-sensed data. – *International Journal of Remote Sensing* **10** (10): 989–1003.
- TOMOWSKI, D., KLONUS, S., EHLERS, M., MICHEL, U. & REINARTZ, P., 2010: Visualisierung von Veränderungen in Katastrophengebieten mittels texturbasierter Auswerteverfahren. – *Geoinformatik 2010 „Die Welt im Netz“*: 164–171.
- TOMOWSKI, D., KLONUS, S., EHLERS, M., MICHEL, U. & REINARTZ, P., 2010: Change Visualization through a Texture-Based Analysis Approach for Disaster Applications. – *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, and Spatial Information Sciences* **38** (7A): 263–268.

Adressen der Autoren:

SASCHA KLONUS, DANIEL TOMOWSKI, MANFRED EHLERS, Universität Osnabrück, Institut für Geoinformatik und Fernerkundung, Barbarastr. 22b, D-49076 Osnabrück, Tel.: +49-541-969-3921, -3934, -3910, Fax: -3939, e-mail: sklonus@igf.uni-osnabrueck.de, dtomowski@igf.uni-osnabrueck.de, mehlers@igf.uni-osnabrueck.de.

ULRICH MICHEL, Pädagogische Hochschule Heidelberg, Abteilung Geographie, Czernyring 22/11-12, D-69115 Heidelberg, Tel.: +49-6221-477-772, Fax: -769, e-mail: michel@ph-heidelberg.de.

PETER REINARTZ, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR), Institut für Methodik der Fernerkundung, Münchner Straße 20, 82234 Oberpfaffenhofen-Wessling, Tel.: +49-8153-28-2757, Fax: -1444, e-mail: peter.reinartz@dlr.de.

Manuskript eingereicht: Februar 2011

Angenommen: Mai 2011