

Bachelorarbeit

Vergleich von Verfahren zur Veränderungs- analyse aus Fernerkundungsaufnahmen

Betreuer:

Prof. Dr.-Ing. Manfred Ehlers

Dipl.-Umweltwiss. Sascha Klonus

Vorgelegt von:

Robert Daniels

Matrikelnummer: xxxxxx

Osnabrück, den 30.11.2010

Studiengang Geoinformatik

Institut für Geoinformatik und Fernerkundung

Fachbereich 6: Mathematik / Informatik

Universität Osnabrück

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung	3
1.1 Vorwort	3
1.2 Der Darfur Konflikt	4
2 Grundlagen	6
2.1 Anforderung an die Bilddaten	6
2.2 Algebraische Verfahren	6
2.2.1 Image Differencing	6
2.2.2 Image Ratioing	6
2.2.3 Change Vectoranalysis	7
2.3 Transformationsbasierte Verfahren	7
2.3.1 Hauptkomponententransformation	7
2.3.2 Tasseled Cap	8
2.4 Klassifikationsbasierte Verfahren	8
2.4.1 Post-Klassifikationsvergleich	8
2.4.2 Unsupervised Changedetection	8
2.5 Changedetection in Erdas Imagine	8
2.6 DeltaCue	9
2.7 Nachbearbeitung	10
3 Anwendung	11
3.1 Untersuchungsgebiet Ungabo	12
3.1.1 Image Differencing	17
3.1.2 Image Ratioing	18
3.1.3 Haptkomponententransformation	19
3.1.4 Changedetection in Erdas Imagine	20
3.1.5 DeltaCue	21
3.1.6 Klassifikation	22
3.2 Untersuchungsgebiet Shangil	24
3.2.1 Image Differencing	26
3.2.2 Image Ratioing	27
3.2.3 Hauptkomponententransformation	28
3.2.4 Changedetection in Erdas Imagine	29
3.2.5 DeltaCue	30
3.2.6 Klassifikation	31
4 Zusammenfassung und Fazit	32
5 Literatur	34
6 Abbildungs- und Tabellenverzeichnis	35
Anhang	36
A.1 Tabellen der Genauigkeitsanalyse	36
A.2 Ergebnisbilder der einzelnen Verfahren für die Szene Ungabo	42
A.3 Model für Filter und Ergebnistest	48
A.4 CD-ROM mit Bilddaten und Models	49

1 Einleitung

1.1 Vorwort

Die Veränderungsanalyse, engl. Change Detection, ist ein Verfahren zur Erfassung von Veränderungen an einem bestimmten Ort zu verschiedenen Zeitpunkten. Hierzu müssen mindestens 2 Luftbilder oder Satellitenbilder vorliegen, die das gleiche Untersuchungsgebiet zu verschiedenen Aufnahmezeitpunkten zeigen.

Die Veränderungsanalyse wird für viele Aufgaben und Untersuchungen genutzt. Hierzu gehören die Untersuchungen von Landbedeckung und Landnutzung, Vegetationsveränderungen, von Waldabholzung, Waldbränden und Waldsterben, von Landschaftsveränderungen, Stadtentwicklung, Veränderungen an der Umwelt und von Naturkatastrophen. Auch für politische Entscheidungs- und Planungsprozesse wird die Veränderungsanalyse immer häufiger als kostengünstige Alternative gesehen.¹

Diese Arbeit stellt verschiedene Methoden vor, vergleicht einige dieser Methoden mit Testdaten von zwei Gebieten und bewertet die Ergebnisse. Hierbei ist das Hauptziel die Erfassung von Gebäuden. Da beide Untersuchungsgebiete im Kriegsgebiet Darfur (Sudan) liegen, sind im Zeitraum zwischen den Aufnahmen viele Gebäude abgebrannt oder abgerissen worden. Darüber hinaus sind auch neue Gebäude hinzugekommen.

Letztendlich muss sich zeigen, welche Methode das beste Ergebnis hervorbringt und ob eine Kombination von mehreren Methoden Vorteile mit sich bringt.

Die Testdaten wurden mit dem Satelliten Quickbird 2 aufgenommen. Dieser wurde im Oktober 2001 gestartet. Er hat eine Bodenpixelauflösung von 61 cm im panchromatischen Bereich und 2,44 m im multispektralen Bereich (RGB und NIR).²

Als Testdaten liegen jeweils zwei Aufnahmen der Untersuchungsgebiete vor.

Testregion 1 liegt in Ungabo und zeigt ein größeres Dorf. Die Aufnahmen stammen vom März 2006 und Februar 2008.

Testregion 2 liegt in Shangil und zeigt eine kleine Siedlung. Die Bilder wurden im März 2003 und Dezember 2006 aufgenommen.

¹ Lu, Mausel, Brondizio, Moran (2004), S. 2366-2367

² <http://de.wikipedia.org/wiki/QuickBird>

1.2 Der Darfur Konflikt

Darfur ist ein Bundesstaat im Westen des Sudans. Der Konflikt entstand im Jahr 2003. Dabei forderten Rebellen Gruppen, die aus schwarzafrikanischen Stämmen hervorgegangen sind, mehr Mitbestimmungsrecht im Staat. Die Regierung ging gegen diese Rebellen Gruppen vor und unterstützte dabei lokale Streitkräfte, die Dschandschawid. Sie bestehen aus arabischen Reiternomaden. Diese nahmen auch Luft- und Bodenangriffe, unterstützt von der Regierung vor. Die Dschandschawid begingen dabei starke Menschenrechtsverletzungen wie die Zerstörung von Dörfern, Massaker an der Zivilbevölkerung und Vergewaltigungen.³



Abb. 1: Brennende Siedlung in Darfur (Quelle: <http://www.ushmm.org>)

2004 unterzeichneten beide Seiten ein Waffenstillstandsabkommen. Dennoch halten die Konflikte in einigen Regionen bis heute an, trotz Versuchen zur Stationierung von Friedenstruppen, deren Einsatz immer wieder durch blockierende Maßnahmen der Regierung und durch bürokratische Hürden erschwert wird. Insgesamt forderte der Konflikt etwa 200.000 Todesopfer. 2,5 Millionen sind auf der Flucht.⁴

³ <http://de.wikipedia.org/wiki/Darfur-Konflikt>

⁴ <http://de.wikipedia.org/wiki/Darfur-Konflikt>

Die Gebäude und Grundstücke der Dörfer sind Bestandteil dieser Bachelorarbeit. Diese wurden bei den Angriffen zerstört, abgebrannt oder geplündert. Meistens blieben nur verbrannte Überreste zurück. Einige Siedlungen wurden aber an gleicher Stelle oder in der Nähe wieder aufgebaut.



Abb. 2: Überreste einer Siedlung in Darfur (Quelle: <http://www.ushmm.org>)

2 Grundlagen

2.1 Anforderungen an die Bilddaten

Um bei der Veränderungsanalyse ein möglichst gutes und aussagekräftiges Ergebnis zu erhalten, sind gewisse Anforderungen an die Bilddaten unerlässlich. So muss die geometrische Korrektur sehr präzise sein. Eine Genauigkeit von 1/5 Pixel ist nötig um den Fehlerwert der Analyse unter 10% zu halten.⁵

Weiterhin muss eine Intensitäts- und Helligkeitsanpassung der Vergleichsbilder vorgenommen werden, damit Unterschiede in der Beleuchtung durch Sonnenstand, atmosphärische Einflüsse und Streuung nicht für Veränderungen der geografischen Verhältnisse gehalten werden.⁶

Bei den für diese Arbeit vorliegenden Testdaten sind diese Anpassungen bereits mit relativ gutem Ergebnis vorgenommen worden.

2.2 Algebraische Verfahren

Diese Verfahren sind meist am einfachsten anzuwenden und basieren auf simplen mathematischen Funktionen. Bei diesen Methoden wird ein Grenzwert angegeben, der festlegt, ab wann die Veränderung signifikant ist.⁷ Das Verfahren zur Bestimmung dieses Wertes basiert oft auf mehreren Testdurchläufen, die zeigen, welcher Wert das beste Ergebnis hervorbringt.

2.2.1 Image Differencing

Beim Image Differencing wird das ältere Bild pixelweise vom neueren Bild subtrahiert. Hierbei wird entweder von beiden Bildern nur ein Kanal verwendet oder ein Mittelwert aus mehreren oder allen Kanälen verwendet. Dieses Verfahren ist leicht anzuwenden und zu interpretieren.⁸ Es ist erforderlich, einen Grenzwert anzugeben, der festlegt, wie stark die Veränderung sein muss, damit sie signifikant ist.

2.2.2 Image Ratioing

Das Image Ratioing Verfahren funktioniert ähnlich wie das Image Differencing. Hier wird jedoch nicht subtrahiert sondern dividiert, wodurch man das Verhältnis zwischen den beiden Bildern erhält.

⁵ Radke et al. (2005), S. 296

⁶ Carlotto (1997), S. 191-192

⁷ Lu et al. (2004), S. 2370

⁸ Lu et al. (2004), S. 2371

So wird der Einfluss von Sonnenwinkel, Schatten und Topographie reduziert.⁹ Auch hier müssen Grenzwerte angegeben werden, um die Veränderung beurteilen zu können.

2.2.3 Change Vectoranalysis

Bei der Change Vectoranalysis werden zwei Ausgaben erstellt. Die erste Ausgabe ist der spektrale Veränderungsvektor. Dieser beschreibt die Richtung und die Größe der Veränderung vom ersten Bild zum zweiten. Die zweite Ausgabe zeigt die gesamte Veränderung pro Pixel. Diese wird durch die euklidische Distanz zwischen den Endpunkten im n-dimensionalen Merkmalsraum bestimmt. Dieses Verfahren kann eine beliebige Anzahl von Bändern bearbeiten und erstellt detaillierte Informationen über die Veränderung.¹⁰

2.3 Transformationsbasierte Verfahren

Die transformationsbasierten Verfahren übertragen die Bilder zunächst in einen anderen Merkmalsraum. In diesem werden dann meist algebraische Verfahren angewandt. Durch die Transformation sollen störende Einflüsse reduziert und die Unterschiede zwischen den Bildern deutlicher werden.

2.3.1 Hauptkomponententransformation

Dieses Verfahren geht davon aus, dass die beiden Bilder untereinander stark korreliert sind, da es sich um das gleiche Gebiet handelt und viele Merkmale wahrscheinlich unverändert sind. Hier gibt es zwei Wege, um die Hauptkomponentenanalyse anzuwenden. Beim ersten Verfahren werden beide Bilder in einer einzelnen Datei kombiniert. Auf dieser wird dann die Analyse angewandt. Die Komponentenbilder (Kanäle) mit geringer Korrelation werden dann auf Veränderungsinformationen überprüft. Bei der zweiten Methode wird die Hauptkomponentenanalyse auf beide Bilder einzeln angewandt. Danach werden Komponentenbilder (Kanäle) mit der gleichen Zahl voneinander abgezogen. Dieses Verfahren reduziert die Redundanz zwischen den Bändern und hebt die Unterschiede in den Komponenten hervor.¹¹

⁹ Lu et al. (2004), S. 2371

¹⁰ Lu et al. (2004), S. 2372

¹¹ Lu et al. (2004), S. 2373

2.3.2 Tesseled Cap

Beim Tesseled Cap Verfahren wird ähnlich wie bei der Hauptkomponentenanalyse vorgegangen. Der Unterschied liegt darin, dass die HKT abhängig von den Bilddaten ist, während die Tesseled Cap Methode feste Werte verwendet, die für den jeweiligen Sensor festgelegt wurden. Die Veränderungsanalyse basiert dann auf den drei Komponenten brightness (Helligkeit), greenness (Grünheit) und wetness (Feuchtigkeit).¹² Auch dieses Verfahren reduziert die Redundanz und hebt die Unterschiede in den Komponenten hervor.

2.4 Klassifikationsbasierte Verfahren

2.4.1 Post-Klassifikationsvergleich

Beim Post-Klassifikationsvergleich werden beide Bilder zunächst klassifiziert und dadurch in thematische Karten umgewandelt. Dann werden die klassifizierten Bilder pixelweise verglichen. Dieses Verfahren minimiert den Einfluss der Atmosphäre und bietet eine komplette Matrix an Veränderungsinformationen.¹³ Außerdem erfordert es viel Zeit und Erfahrung zur Erstellung der Klassifikation. Die Genauigkeit ist abhängig von der Qualität der einzelnen Bilder.

2.4.2 Unsupervised Changedetection

Dieses Verfahren funktioniert ähnlich wie der Post-Klassifikationsvergleich. Hier wird die Klassifikation aber unüberwacht durchgeführt, wodurch, je nach Bilddaten, Zeit eingespart wird. Die Auswertung wird aber eventuell umso aufwändiger, da meist die Klassen überprüft und zusammengefasst werden müssen.

2.5 Changedetection in Erdas Imagine

Erdas Imagine hat ebenfalls eine Funktion zur Veränderungsanalyse integriert. Diese führt zunächst ein Image Differencing durch. Danach wird das globale Minimum und Maximum bestimmt. Auf diese Werte wird ein vom Benutzer bestimmter Prozentwert angewendet. Mit diesen Werten wird dann eine thematische Karte mit den fünf Klassen „Zunahme“, „leichte Zunahme“, „unverändert“, „leichte Abnahme“, „starke Abnahme“ erstellt.

¹² Lu et al. (2004), S. 2374

¹³ Lu et al. (2004), S. 2375

2.6 Delta Cue

Delta Cue ist eine Erweiterung von Erdas Imagine, die mehrere Verfahren zur Veränderungsanalyse kombiniert. Dabei unterstützt sie den Benutzer, um ein gutes Ergebnis hervorzubringen. In einzelnen Schritten werden die folgenden Operationen durchgeführt:

- Magnitude Difference

Dieser Algorithmus berechnet den Helligkeitswert für jedes Pixel über alle Bänder. Der Wert von Zeitpunkt 1 wird dann vom Wert an Zeitpunkt 2 abgezogen und so der relative Unterschied berechnet. Dieses Verfahren soll gut funktionieren, wenn sich der Helligkeitswert eines Pixels über alle Bänder stark verändert, also zum Beispiel wenn ein See austrocknet und auf dem 2. Bild nur noch Sand zu sehen ist.¹⁴

- Tasseled Cap

Wie bereits oben beschrieben werden hier sensorspezifische Koeffizienten angewandt, um die einzelnen Komponenten zu berechnen. Delta Cue nutzt entweder die brightness oder die greenness Komponente. Allerdings berechnet es zunächst alle Komponenten, egal welche verwendet werden. Dies hat den Vorteil, dass keine Neuberechnung vorgenommen werden muss, wenn man doch die andere Komponente benutzt. Falls die Koeffizienten für den Sensor nicht bekannt sind, wird diese Komponente nicht verwendet.¹⁵

- Primary Color Difference

Zunächst werden Grenzwerte für die Pixel in beiden Bildern festgelegt, basierend auf der Intensität, wie rot, grün oder blau ein Objekt erscheint. Die Pixel, die nur auf einer Farbe basieren werden dann unterschieden wie in einem normalen Image Differencing Prozess. Die Farbe eines Pixel wird hierbei über eine Spectral Angle Transformation bestimmt. Hierfür wird ein dreidimensionaler Merkmalsraum verwendet, in dem die Bänder aufsteigend nach ihrer Wellenlänge sortiert werden. Bei hochauflösenden Bildern ist dieses Verfahren gerade dann nützlich, wenn es sich um Fahrzeuge oder Gebäude handelt, da diese oft einfarbig sind und somit ein Pixel auch einen reinen Farbwert hat.¹⁶

¹⁴ DeltaCue User's Guide (2009), S. 28

¹⁵ DeltaCue User's Guide (2009), S. 29

¹⁶ DeltaCue User's Guide (2009), S. 30

- Single-Band Difference

Dieses Verfahren ist besonders dann sinnvoll, wenn ein Objekt hauptsächlich nur in einem Kanal sichtbar ist oder wenn das Bild ohnehin nur einen Kanal hat. Hier berechnet Delta Cue nur die Differenz von einem Kanal. Diese Methode ist einfach, kann aber dazu führen, dass viele unbedeutende Veränderungen erkannt werden. Daher ist diese Technik am sinnvollsten für panchromatische Bilder oder wenn zusätzlich andere Filter benutzt werden.¹⁷

- Band-Slope Difference

Unterschiede in der Steigung bei benachbarten Bändern können ebenfalls ein nützlicher Hinweis auf Veränderungen sein. Hierzu werden die Pixelwerte benachbarter Bänder voneinander abgezogen und die relative Differenz von Delta Cue berechnet.¹⁸

Auch DeltaCue verlangt die Definition eines Grenzwertes für die Veränderung.

2.7 Nachbearbeitung

Bei der Nachbearbeitung muss zunächst zwischen interessanten und uninteressanten Veränderungen unterschieden werden. Auch müssen je nach Verfahren die gewählten Grenzwerte geprüft werden und gegebenenfalls getestet werden, ob sich das Ergebnis durch andere Grenzwerte verbessern lässt. Meist werden dann die Bilddaten in Klassen eingeteilt, um „Zunahme“, „Abnahme“ und „keine Veränderung“ deutlich zu machen. Zum Abschluss ist eine Überprüfung des Ergebnisses sinnvoll, zum Beispiel ein Accuracy Assesement oder ein anderes Verfahren, das die Qualität der Veränderungsanalyse beurteilt.

¹⁷ DeltaCue User's Guide (2009), S. 33

¹⁸ DeltaCue User's Guide (2009), S. 33

3 Anwendung

Im Folgenden werden nun verschiedene Change Detection Verfahren angewandt und die Qualität des Ergebnisses beurteilt. Hierfür wird von allen Ergebnissen der gleiche Ausschnitt der Aufnahme gezeigt, um eine gute Vergleichbarkeit zu ermöglichen. Zur besseren Übersicht erfolgt die Auflistung sortiert nach Untersuchungsgebiet, nicht nach Verfahren.

Die Vorgehensweise ist für alle Verfahren gleich. Zunächst wurde das jeweilige Verfahren angewendet. Wenn nötig, wurden Grenzwerte erhöht oder erniedrigt und die Auswirkungen davon beurteilt, um so den besten Wert und das beste Ergebnis einzugrenzen.

Für alle Ergebnisse wurden dieselben Klassen verwendet:

ID	Klasse	Farbe
0	Hintergrund	Schwarz
1	Zerstörte Gebäude	Gelb
2	Neue Gebäude	Cyan
3	Unveränderte Gebäude	Rot

Tab. 1: Klasseneinteilung

Für die Beurteilung des Ergebnisses liegen auf Shapefiles basierende Rasterdaten vor, die ebenfalls in die gleichen Klassen aufgeteilt sind. So konnten die Ergebnisse pixelweise mit der Referenz verglichen und beurteilt werden.

3.1 Untersuchungsgebiet Ungabo:

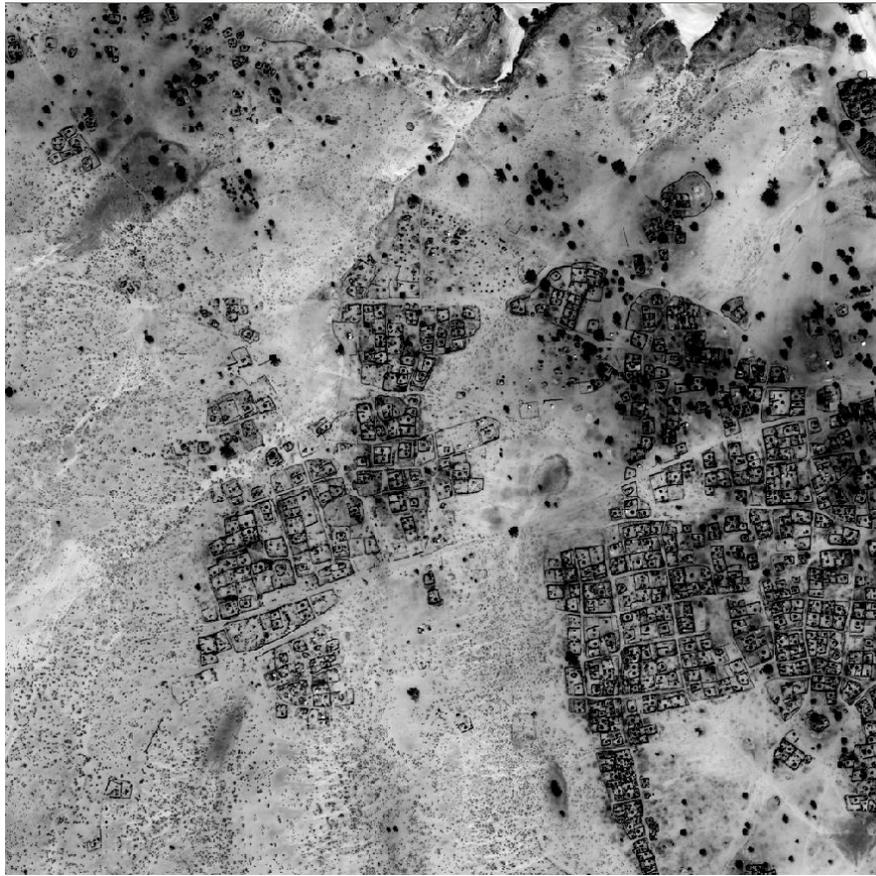


Abb. 3: Untersuchungsgebiet Ungabo am 2. März 2006 (Quelle: Eigene Darstellung)

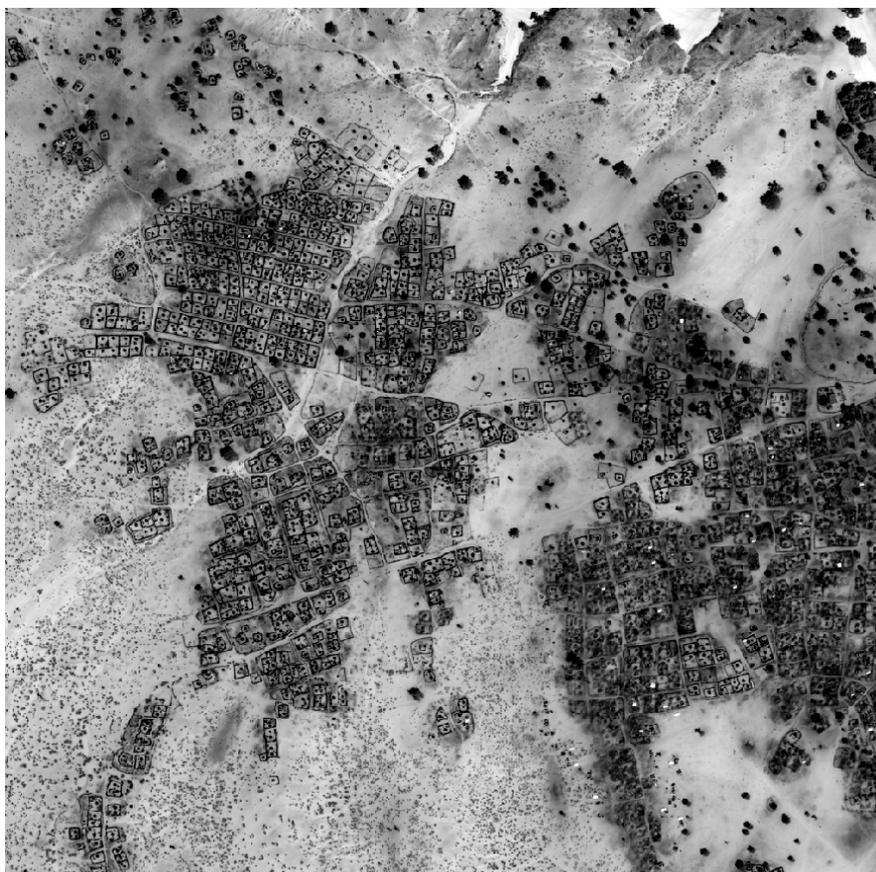


Abb. 4: Untersuchungsgebiet Ungabo am 8. Februar 2008 (Quelle: Eigene Darstellung)

Das Untersuchungsgebiet Ungabo zeigt eine relativ große Siedlung. Deutlich erkennbar sind die auf dem Bild von 2008 hinzugekommenen Gebäude im Nordwesten. Die Gebäude im Südosten sind größtenteils nicht mehr vorhanden und nur teilweise unverändert.

Zur Beurteilung wurde der folgende Ausschnitt gewählt:



Abb. 5: Ausschnitt des Untersuchungsgebiets Ungabo von 2006 (links) und 2008 (rechts) (Quelle: Eigene Darstellung)

Wie auf der Referenz (siehe Abbildung 6) zu sehen ist, beinhaltet dieses Gebiet alle drei Klassen. Viele Gebäude sind nicht mehr vorhanden. Im Norden liegen neue direkt neben zerstörten Gebäuden. Ebenfalls sind einige unveränderte Gebäude vorhanden.



Abb. 6: Ausschnitt aus der Referenz zur Bewertung der Ergebnisse (Quelle: Eigene Darstellung)

Zur Bewertung der Ergebnisse wurde die Referenz als Maske für das Ergebnis verwendet. Wie im Vergleich (siehe Abbildung 7) zu sehen ist, werden neben den Gebäuden selber und den Umzäunungen auch viele Bereiche dazwischen erkannt, in diesem Fall meist als unverändertes Gebiet. Hierdurch sind viele Strukturen nicht mehr erkennbar. Weiterhin wurden in der Referenz nur Gebäude und Umzäunungen digitalisiert, weshalb die Ergebnisbewertung dadurch stark verfälscht würde, da unveränderte Gebiete mit dem Hintergrund verglichen werden würden. Im gefilterten Bild auf der rechten Seite sind zudem die Umzäunungen deutlich besser zu erkennen.

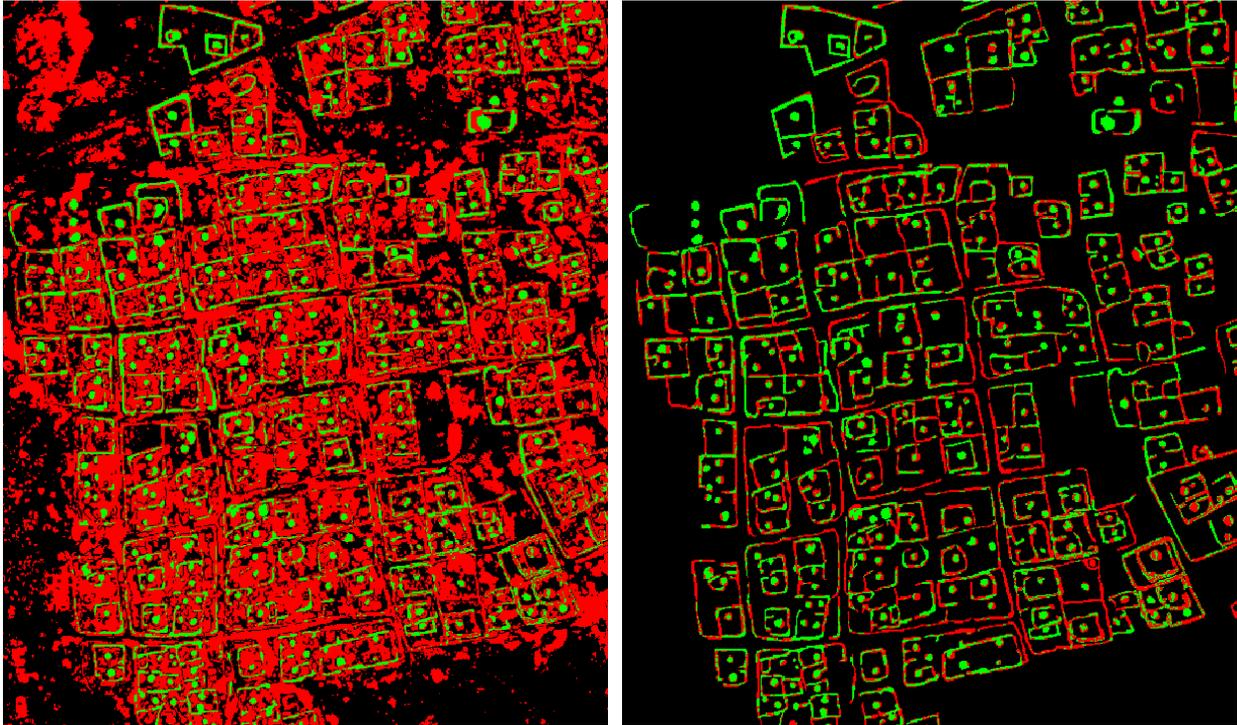


Abb. 7: Vergleich zwischen unmaskiertem (links) und maskiertem Ergebnis (rechts) (Quelle: Eigene Darstellung)

Zur besseren Veranschaulichung wurden die Bewertungen der Ergebnisse in zwei Klassen aufgeteilt. Korrekt erkannte Pixel werden grün dargestellt, falsch erkannte rot.

Durch kleine Ungenauigkeiten in den Bilddaten und die Wahl von Grenzwerten waren die Umzäunungen im Ergebnis oft minimal schmaler. Im direkten Vergleich mit der Referenz wurde dann ein Fehler erkannt, obwohl die Umzäunung in der richtigen Klasse war. Deshalb wurde basierend auf den Objekten in der Referenz auf das maskierte Bild ein Majoritätsfilter angewandt. Hierdurch wird die Stärke der Umzäunung an die Referenz angepasst. Falls die Hintergrundpixel in diesen Bereichen zu zahlreich sind, bleiben auch nach dem Filtern Hintergrundpixel übrig. Dies ist dann ein Anzeichen für ein fehlerhaftes Ergebnis und wurde deshalb so belassen. Die zusätzlichen Pixel bekommen die Klasse der Nachbarschaft. Dies wurde im Erdas Modeler mit dieser Formel umgesetzt (siehe auch Anhang):

```
EITHER 0 IF ( $n2_referenz==0 ) OR ( EITHER $n1_ergebnis IF ( $n1_ergebnis!=0 ) OR
FOCAL MAJORITY ( $n1_ergebnis , $n6_Low_Pass , IGNORE_VALUE 0 ) OTHERWISE ) OTHERWISE
```

Bei der Bewertung wird unterschieden zwischen Users Accuracy, Producers Accuracy und Kappa Koeffizient. Die Users Accuracy gibt an, wie viele Pixel in den jeweiligen Klassen des Ergebnisses auch wirklich in diese Klasse gehören. Die Producers Accuracy zeigt, wie viele Pixel in den Klassen der Referenz auch beim Ergebnis wirklich in dieser Klasse gelandet sind. Beispielsweise könnten

beim Ergebnis 90% (Users Accuracy) der Pixel in Klasse 1 auch wirklich in diese gehören, allerdings gehören laut Referenz fast doppelt so viele Pixel in Klasse 1, diese sind beim Ergebnis aber auf die Klassen 2 und 3 verteilt, wodurch die Producers Accuracy nur bei ca. 50% liegt. Der Kappa Koeffizient gibt dann Auskunft darüber, wie viele Pixel wirklich richtig erkannt wurden und wie groß der Anteil der Pixel ist, die eher zufällig in der richtigen Klasse gelandet sind.

3.1.1 Image Differencing

Für das Differencing wurde das Satellitenbild von 2006 vom 2008er Bild abgezogen. Die Wertebereiche im Ergebnis gehen daher ins Negative und Positive. Hohe negative Werte deuten auf neue Gebäude hin, kleinere negative Werte zeigen unveränderte Bereiche. Der Wertebereich um 0 zeigt den Hintergrund und positive Werte verweisen auf zerstörte Gebäude. Die genauen Grenzwerte wurden zunächst in etwa bestimmt und über ein Erdas Model wurden die Pixel dann in die oben angegebenen drei Klassen unterteilt. Durch das Anpassen dieser Grenzwerte in mehreren Testdurchläufen wurde dann das beste Ergebnis eingegrenzt.

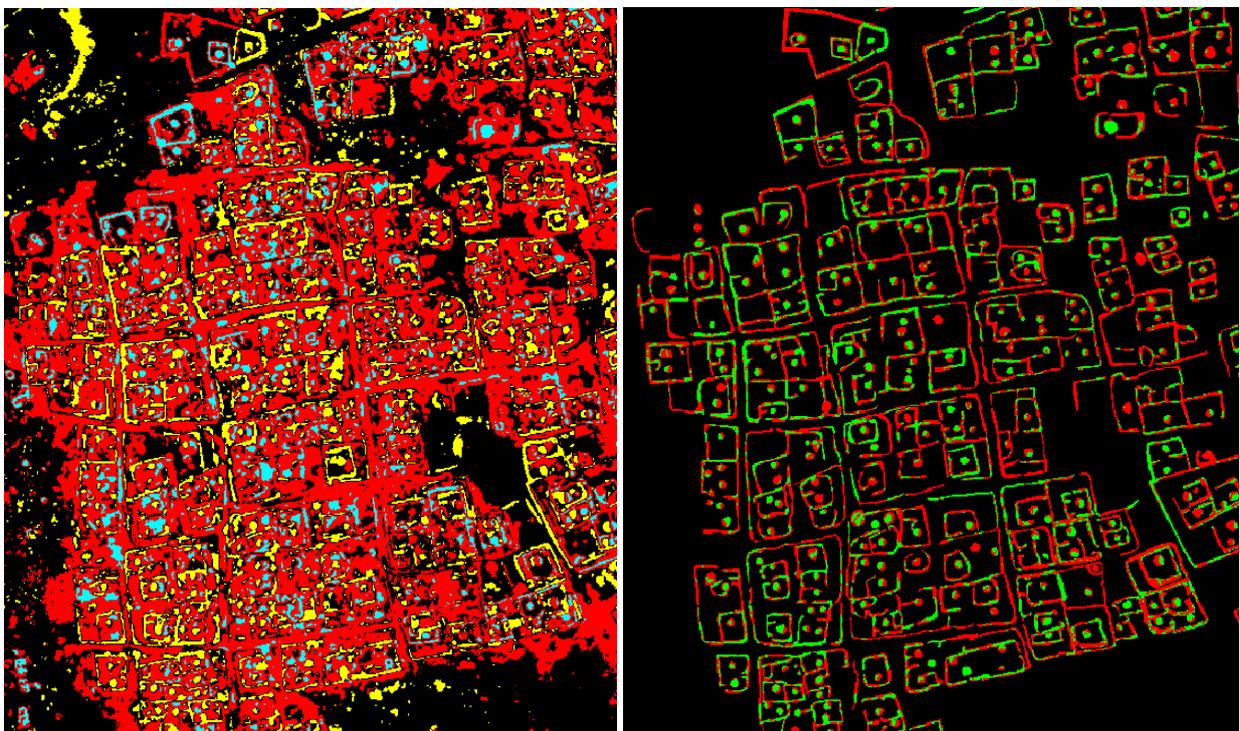


Abb. 8: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Image Differencing
(Quelle: Eigene Darstellung)

Die Gebäude selbst wurden oft gut erkannt. Die Umgrenzungen wurden aber oft der Klasse unverändert zugewiesen, was die Bewertung natürlich verschlechterte. Diese zeigt dann auch, dass 1/3 der Pixel fälschlicherweise der Klasse unverändert zugeordnet wurden. Deshalb liegt die Producers Accuracy auch jeweils nur knapp über 50 Prozent. Die Users Accuracy ist für die Klassen 1 und 2 immerhin bei 82% bzw. 95%. Der Kappa Koeffizient liegt mit -0.41 ebenfalls nur gerade noch im mittelmäßigen Bereich. Das Ergebnis ist daher nur bedingt brauchbar.

3.1.2 Image Ratioing

Beim Image Ratioing war die Vorgehensweise ähnlich dem Image Differencing. Hier wurde also das Satellitenbild von 2008 durch das von 2006 geteilt. Dadurch sind natürlich alle Werte im positiven Bereich. Werte um 1 deuten auf Hintergrund hin, kleinere auf neue Gebäude. Werte knapp über 1 zeigen unveränderte Strukturen und alles darüber hinaus zerstörte Gebäude.

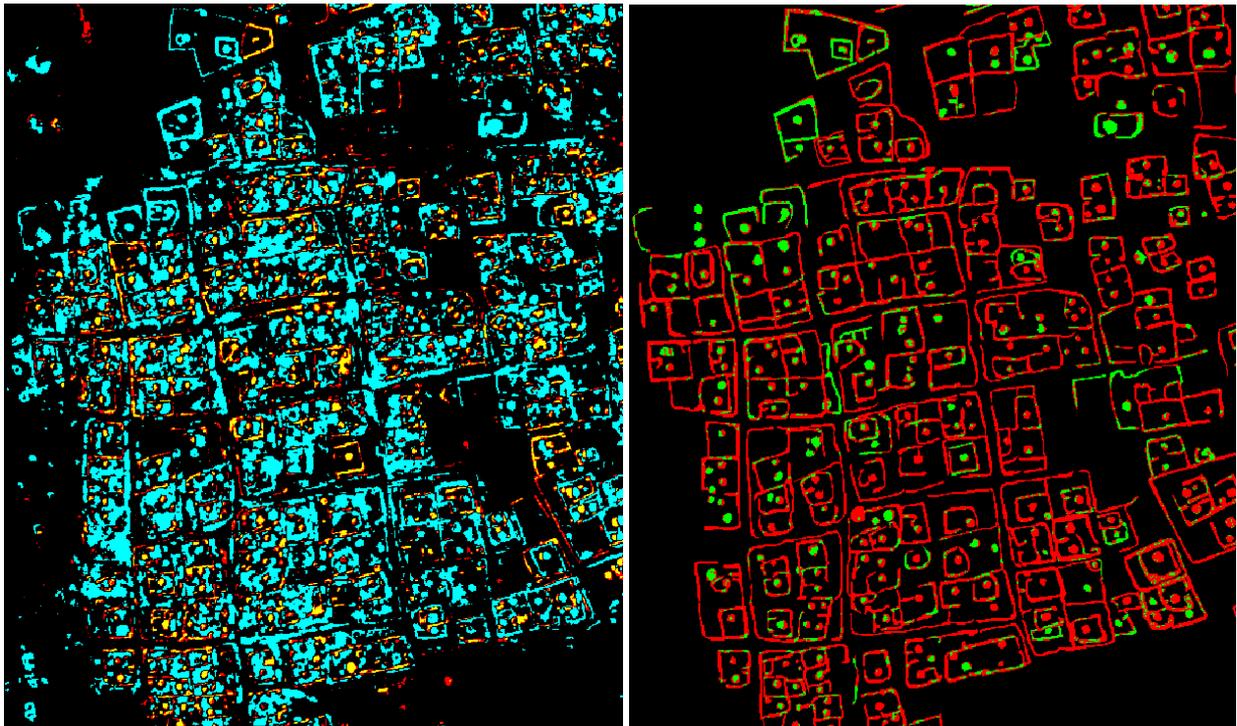


Abb. 9: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Image Ratioing
(Quelle: Eigene Darstellung)

Neue Gebäude wurden inklusive Umzäunung sehr gut erkannt. Zerstörte und unveränderte Gebäude sind nicht so leicht zu unterscheiden. Dies wird auch durch eine Producers Accuracy von 95% für Klasse 2 bestätigt. Klasse 1 und 3 liegen hier nur bei ca. 20%. Die Users Accuracy ist mit 82% für Klasse 1 noch recht gut, bei Klasse 2 mit 65% aber schon schlechter und mit 12% bei Klasse 3 sehr schlecht. Der Kappa Koeffizient liegt bei 0,556 und ist damit eher im mittelmäßigen Bereich.

3.1.3 Hauptkomponententransformation

Für die Hauptkomponententransformation wurde zunächst ein Layerstack aus den beiden panchromatischen Bildern erzeugt. Dieser wurde dann transformiert. Das Ergebnis zeigt dann im ersten Kanal die Bereiche mit wenigen Veränderungen, also hauptsächlich den Hintergrund und im zweiten Kanal die Veränderungen. Daher wurde auch nur der zweite Kanal verwendet. Auch hier wurden wieder Grenzwerte gesucht, um die einzelnen Klassen voneinander zu unterscheiden.

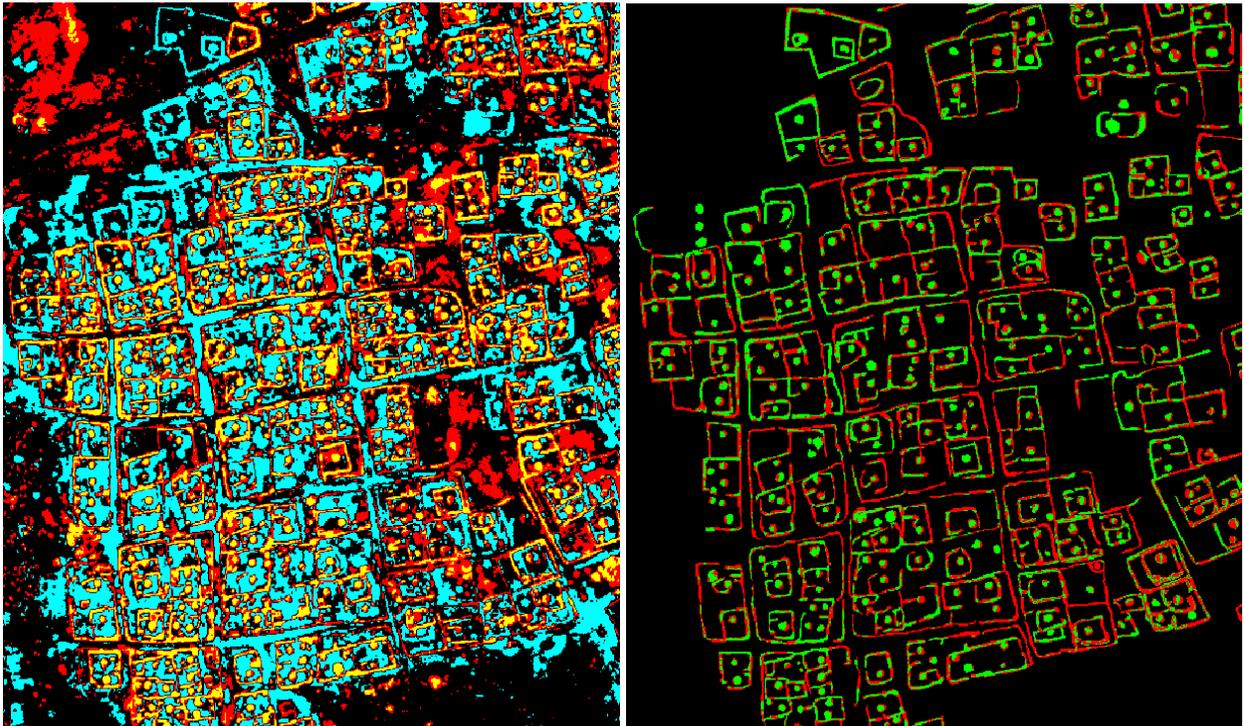


Abb. 10: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von der Hauptkomponententransformation (Quelle: Eigene Darstellung)

Das Ergebnis ist auf den ersten Blick recht unübersichtlich, da die Flächen zwischen Gebäuden und Umzäunung oft als neue Bereiche erkannt werden. Durch die Maskierung des Ergebnisses fallen diese Bereiche natürlich heraus, was eine Verbesserung und damit eine leichte Verfälschung des Ergebnisses zur Folge hat. Auch hier wurden die Gebäude selbst gut erkannt, die Umzäunungen sind aber oft auf alle drei Klassen verteilt. Die Bewertung zeigt dann auch eine gute Users Accuracy mit 82% bzw. 87% für die Klassen 1 und 2, aber lediglich 21% für Klasse 3. Die Producers Accuracy ist in Klasse 2 mit 92% sehr gut, hat aber bei den Klassen 1 und 3 nur um die 50%. Der Kappa Koeffizient ist mit $-0,528$ ebenfalls wieder nur im mittelmäßigen Bereich.

3.1.4 Changedetection in Erdas Imagine

Für die Changedetection in Erdas wurden lediglich die Quelldateien angegeben und ein Schwellwert festgelegt. Versuche, diesen Wert anzupassen brachten deutliche Unterschiede in den Ergebnissen hervor. Der Wert für die Zunahme erwies sich mit 25% am besten, für die Abnahme betrug er 8%, weil sonst zerstörte Gebäude gar nicht erkannt wurden. Auffallend ist, dass sich die Pixel der Gebäude hauptsächlich in den Klassen „Zunahme“ und „Abnahme“ befinden. „Leichte Zunahme“ und „Leichte Abnahme“ beinhalten fast ausschließlich Hintergrundpixel. Dies hängt wahrscheinlich damit zusammen, dass ein neues oder ein zerstörtes Gebäude auch eine große Zu- bzw. Abnahme ist. Diese beiden Klassen wurden deshalb zu der Klasse Hintergrund hinzugefügt, um wie in den anderen Ergebnissen die gleichen drei Klassen zu erhalten.

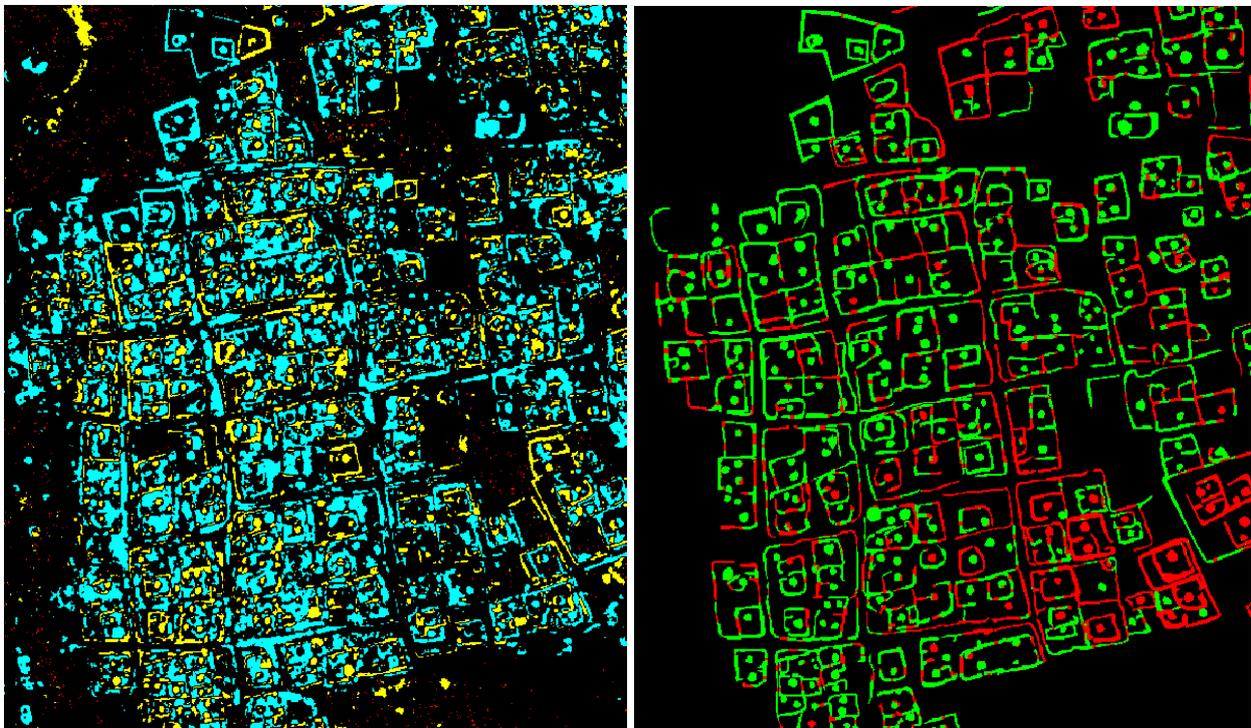


Abb. 11: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von der Change Detection in Erdas Imagine (Quelle: Eigene Darstellung)

Beim Ergebnis fällt auf, dass die Klasse „Unverändert“ kaum vorhanden ist. Diese Bereiche sind den Klassen neue und zerstörte Gebäude hinzugefügt worden. Auch mit anderen Schwellwerten war dies nicht zu ändern. Auffallend ist, dass trotz Majoritätsfilter viele Pixel der Klasse 1 dem Hintergrund zugeordnet wurden. Dies deutet darauf hin, dass diese Klasse oft nur mit sehr vereinzelt Pixeln auftritt. Ansonsten ist das Ergebnis für die Klassen 1 und 2 recht gut. Die Users Accuracy kommt auf 81% bzw. 71%. Die Producers Accuracy erreicht bei Klasse 2 fast 96%, bei Klasse 1 immerhin noch 61%. Die Werte für Klasse 3 sind sehr schlecht, was sich besonders in der Producers Accuracy von nur 1% zeigt. Der Kappa Koeffizient ist mit -0,69 ebenfalls deutlich im guten Bereich.

3.1.5 DeltaCue:

Bei DeltaCue ist für den Benutzer ebenfalls nicht viel zu tun. Neben den Quelldaten muss hier wieder ein Schwellwert angegeben werden. Darüber hinaus kann man den verwendeten Satelliten angeben für die Tasseled Cap Berechnung. Dies war hier aber nicht möglich, da nur panchromatische Daten vorliegen. Das Tasseled Cap Verfahren wurde hier also nicht angewandt (siehe Kapitel 2.6). Eine Änderung des Schwellwertes brachte kaum eine sichtbare Veränderung hervor, weshalb letztlich der vorgegebene Standardwert verwendet wurde.

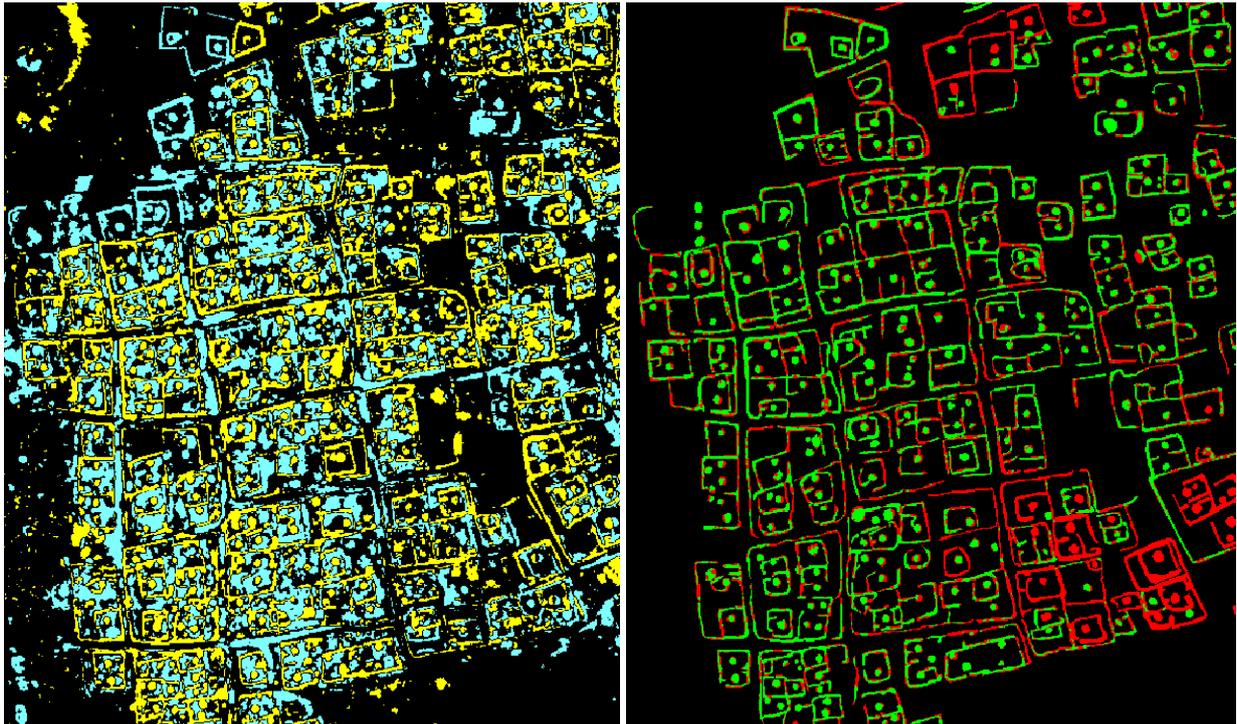


Abb. 12: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von DeltaCue
(Quelle: Eigene Darstellung)

Auch hier fällt sofort auf, dass die Klasse 3 gar nicht vorhanden ist. Dies hängt wahrscheinlich mit der Qualität der Bilddaten zusammen. Unveränderte Bereiche wurden den anderen beiden Klassen zugeordnet. Die Erkennung von neuen und zerstörten Gebäuden hat sehr gut funktioniert. Die Producers Accuracy für die Klassen 1 und 2 liegt bei 85% und 93%, die Users Accuracy in beiden Fällen um die 80%. Auch der Kappa Koeffizient liegt mit $-0,77$ in einem guten bis sehr guten Bereich. Die Accuracy für Klasse 3 liegt natürlich in beiden Fällen bei 0, da sie ja nicht vorhanden ist.

3.1.6 Klassifikation

Die Anzahl der Klassen für die Klassifikation ist sehr gering. Im Prinzip sind nur die Klassen „Gebäude“, „verbranntes Gebäude“ und „Hintergrund“ nötig. Da die eigentlich Veränderungsanalyse auf den klassifizierten Bildern erfolgt, ist eine Unterscheidung der Gebäude nicht nötig. Zur Findung der Klassen wurde zunächst eine unüberwachte Klassifikation durchgeführt. Um eventuell geringe Unterschiede zu erkennen, wurden hierfür 20 Klassen gewählt. Die Klassen des Ergebnisses wurden dann betrachtet mit dem Ergebnis, dass jeweils zwei Klassen für Gebäude und verbrannte Gebäude gefunden wurden, der Rest konnte als Hintergrund zusammengefasst werden. Auch die anderen beiden Klassen wurden jeweils zusammengefasst. Dieses Vorgehen musste für das zweite Bild wiederholt werden, da nicht die gleiche Signaturdatei verwendet werden konnte, weil die Bilder dafür zu unterschiedlich sind. Auf den beiden Ergebnissen wurde das Ratioing Verfahren angewandt, da dies bessere Ergebnisse hervorgebracht hatte, als das Differencing.

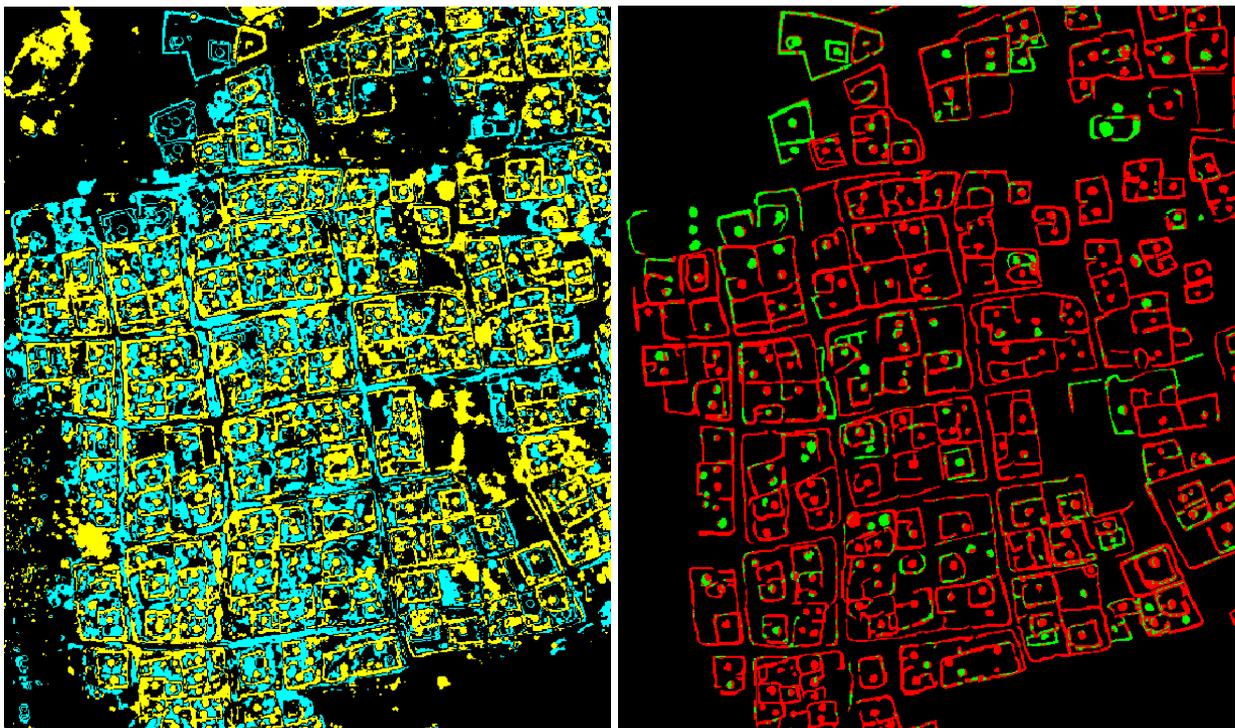


Abb. 13: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Klassifikationsverfahren
(Quelle: Eigene Darstellung)

Das Ergebnis zeigt, dass lediglich die neuen Gebäude gut erkannt wurden. Zerstörte Gebäude wurden oft als unverändert erkannt. Die Users Accuracy ist für Klasse 1 und 2 bei ca. 77%, während Klasse 3 gerade mal 13% erreicht. Die Producers Accuracy ist dann wie erwartet für Klasse 2 mit 95% sehr gut, Klasse 1 kommt lediglich auf 14% und Klasse 3 immerhin auf 49%. Der Kappa Koeffizient ist mit -0,45 auch sehr mittelmäßig. Verglichen mit dem reinen Ratioing Verfahren wurde das

Ergebnis in den meisten Bereichen sogar schlechter, lediglich Klasse 3 wurde besser erkannt, was sich aber durch den schlechten Kappa Wert relativiert.

3.2 Untersuchungsgebiet Shangil

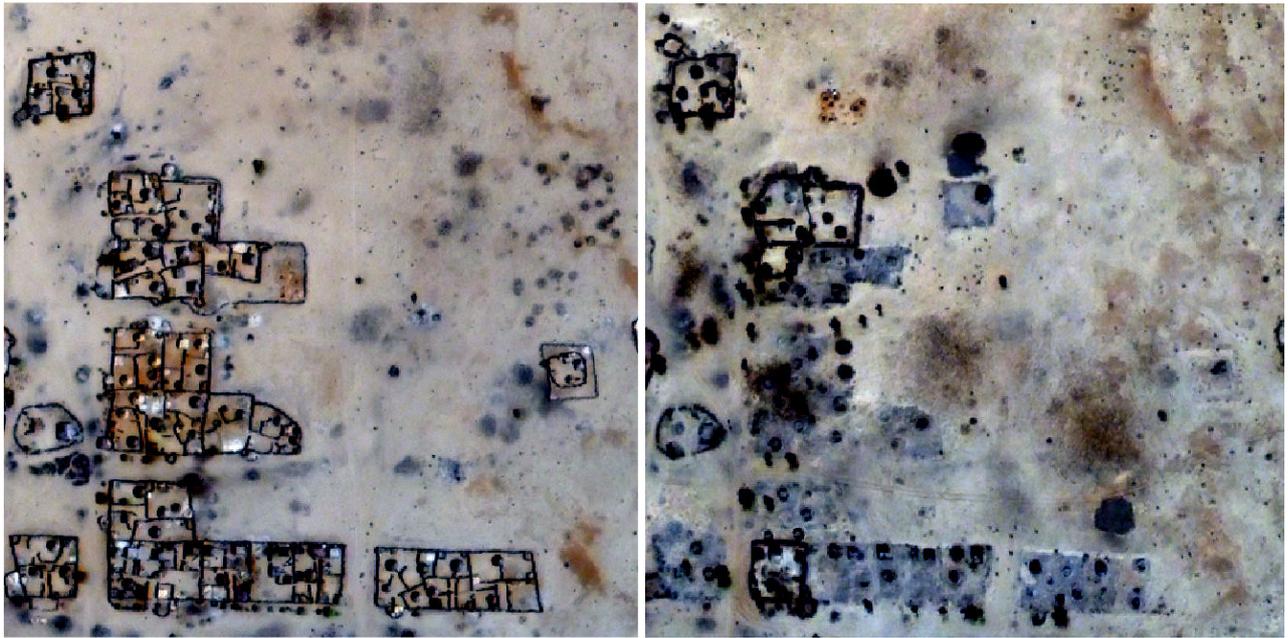


Abb. 14: Untersuchungsgebiet Shangil am 10. März 2003 (links) und am 18. Dezember 2006 (rechts)
(Quelle: Eigene Darstellung)

Die Bilddaten beinhalten 3 Kanäle (RGB). Das Untersuchungsgebiet Shangil zeigt einen relativ kleinen Bereich. Deutlich sichtbar ist auch, dass in den drei Jahren zwischen den beiden Bildern fast alle Gebäude zerstört wurden. Lediglich im Norden ist ein neues Gebäude hinzugekommen. Unveränderte Bereiche gibt es eigentlich gar nicht. Sie sind nur minimal in Bereichen vorhanden, in denen sich zerstörte und neue Bereiche berühren. Für die Referenz lagen auf Shapefiles basierende Rasterdaten vor, im Gegensatz zu Ungabo in diesem Fall aber nur die digitalisierten Gebäude für jedes Bild. Im Erdas Modeler wurde mit der Formel

```
EITHER 0 IF ( $n1_shangill1_before_sub1_shape==0&&$n2_shangill1_after_sub1_shape==0 ) OR  
( EITHER 1 IF ( $n1_shangill1_before_sub1_shape==1&&$n2_shangill1_after_sub1_shape==0 ) OR  
( EITHER 2 IF ( $n1_shangill1_before_sub1_shape==0&&$n2_shangill1_after_sub1_shape==1 ) OR  
3 OTHERWISE ) OTHERWISE ) OTHERWISE
```

eine Referenz mit den drei Klassen erstellt. Auf dieser wird die Zerstörung im Untersuchungsgebiet besonders deutlich:

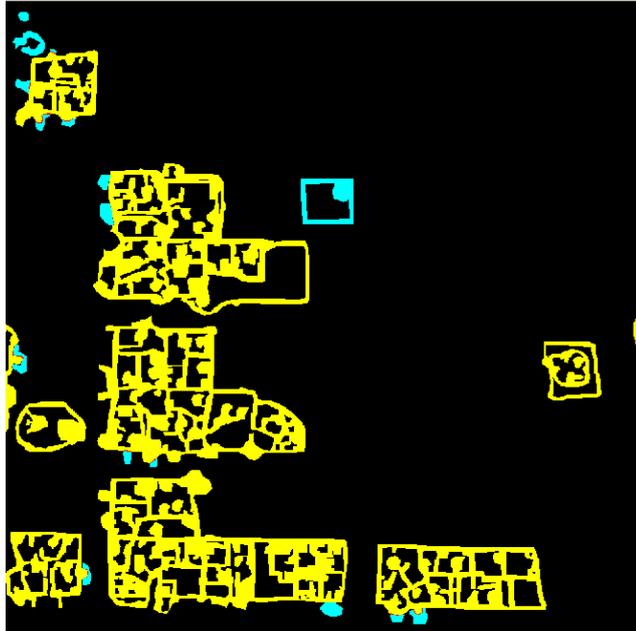


Abb. 15: Referenz zur Bewertung der Ergebnisse (Quelle: Eigene Darstellung)

Da das Gebiet ohnehin sehr klein ist, wurde für den Vergleich auf einen Ausschnitt verzichtet. Die generelle Vorgehensweise ist identisch mit der in Kapitel 3.1 und wird deshalb an dieser Stelle nicht noch einmal erläutert.

Der Kappa Koeffizient liefert bei diesen Bilddaten keine korrekten Ergebnisse, da durchgehend Werte über 1 herauskommen. Dies hängt wahrscheinlich mit den starken Abweichungen der dritten Klasse zusammen, die in der Referenz so gut wie nicht vorhanden ist, in den Ergebnissen aber durchaus mehr oder weniger stark. Dennoch bietet der Kappa Koeffizient eine gewisse Vergleichbarkeit zwischen den einzelnen Ergebnissen, da gleiche Voraussetzungen gegeben sind. Ein höherer Wert bedeutet auch hier ein besseres Ergebnis.

3.2.1 Image Differencing:

Für das Image Differencing wurde von beiden Satellitenbildern jeweils der dritte Kanal verwendet, da sich zeigte, dass dieser die besten Ergebnisse hervorbringt. Analog zu Kapitel 3.1.1 wurden auch hier wieder Schwellwerte eingegrenzt, um sich dem bestmöglichen Ergebnis anzunähern.

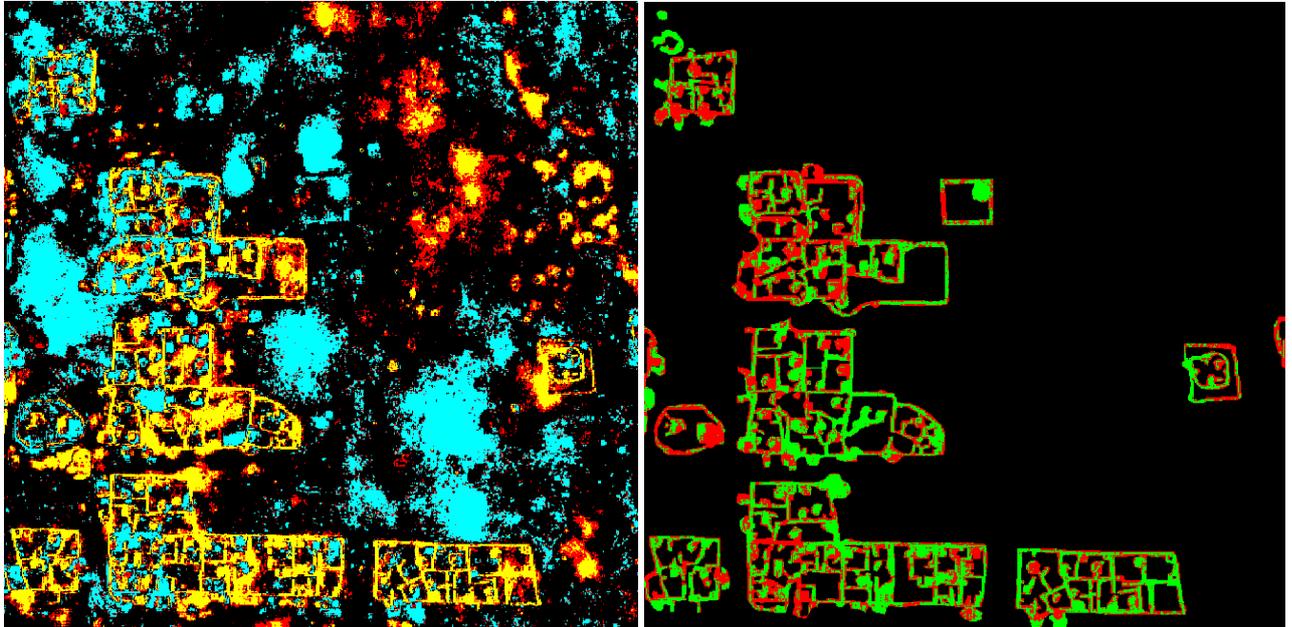


Abb. 16: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Image Differencing (Quelle: Eigene Darstellung)

Viele Bereiche mit Verbrennungsüberresten wurden als neue Strukturen erkannt, was insofern gar nicht so falsch ist, als diese Überreste vorher auch nicht vorhanden waren. Der Einfluss auf die Ergebnisbewertung ist hier nicht so groß, da die Referenz als Maske verwendet wird, wodurch diese Bereiche entfernt werden. Klasse 1 wurde gut erkannt, die User Accuracy liegt bei fast 99%. Klasse 2 ist hier deutlich schlechter mit 37%, während Klasse 3 gegen 0% geht. Die Producers Accuracy liegt für die Klassen 1 und 2 jeweils um die 80%. Klasse 3 hat hier auch nur 14%.

3.2.2 Image Ratioing

Auch beim Image Ratioing wurde der dritte Kanal benutzt. Das finden der Schwellwerte erfolgte analog zu Kapitel 3.1.2

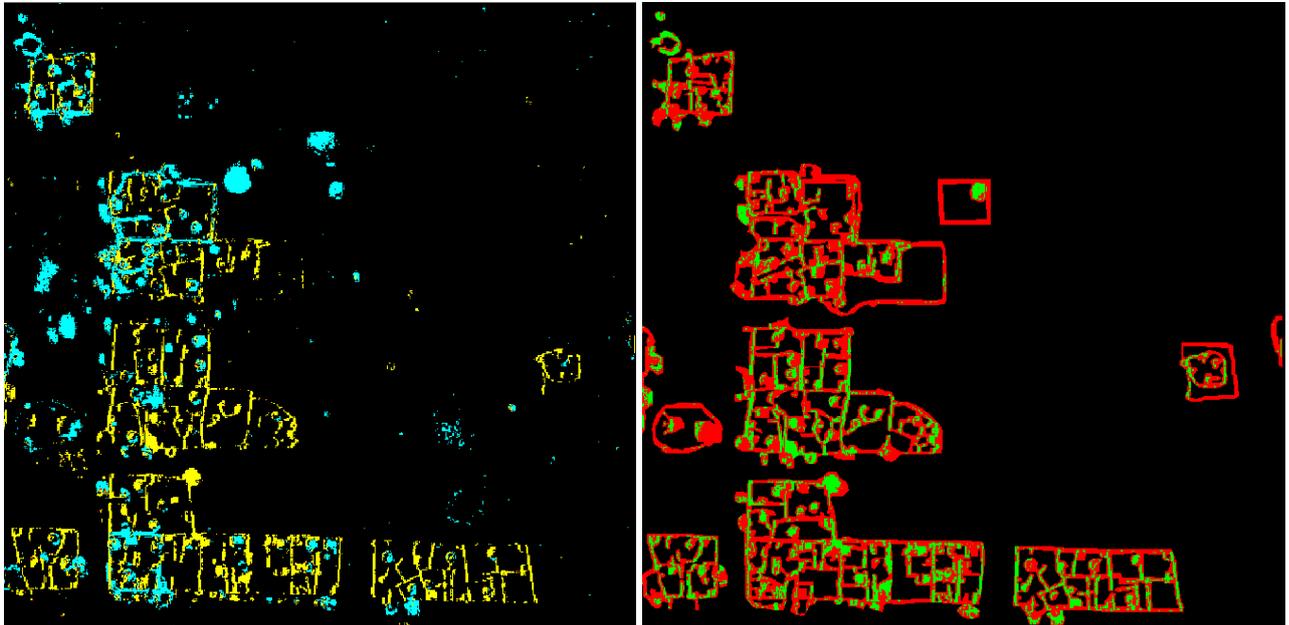


Abb. 17: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Image Ratioing (Quelle: Eigene Darstellung)

Auffallend ist, dass besonders die Umzäunungen oft nicht vollständig erkannt wurden. Dies könnte mit den deutlichen Schattierungen in den Gebieten der zerstörten Gebäude auf dem Satellitenbild von 2006 zusammenhängen. Klasse 3 ist fast nicht vorhanden, wobei sämtliche Zuordnungen falsch sind, sodass Producers und Users Accuracy bei 0% liegen. Bei der Users Accuracy ist die Klasse 1 sehr gut, da mit 99,8% fast alle erkannten Pixel in der richtigen Klasse liegen. Die Klasse 2 ist hier mit knapp 20% eher schlecht.

Die Producers Accuracy liegt für die Klassen 2 und 3 bei 66% bzw. 72%, also eher im guten Durchschnitt.

3.2.3 Hauptkomponententransformation

Für die Hauptkomponententransformation (HKT) wurde durch die Kombination beider Bildern ein Layerstack mit 6 Layern erstellt. Auf diesem wurde die HKT angewandt, mit einer gewünschten Klassenzahl von 2, damit alle Veränderungen im zweiten Layer vorhanden sind. Analog zu 3.1.3 wurden durch Schwellwerte die Klassen eingegrenzt.

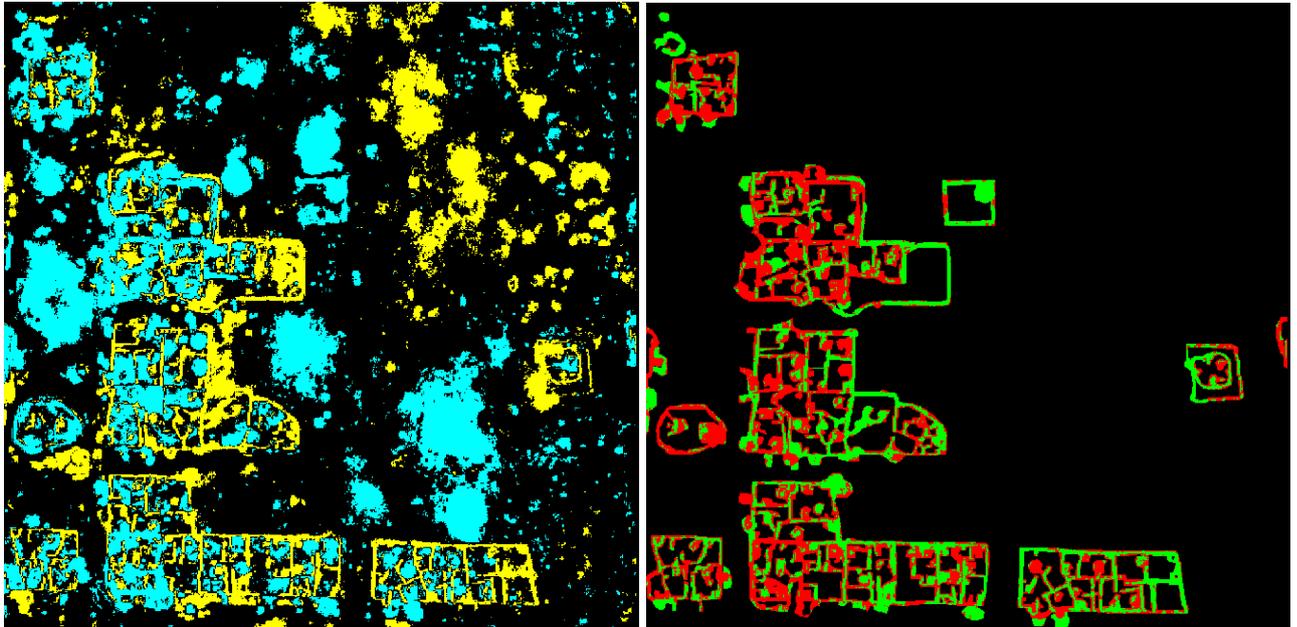


Abb. 18: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von der Hauptkomponententransformation
(Quelle: Eigene Darstellung)

Auch hier wurden viele verbrannte Reste als neue Strukturen gewertet. Wie beim Image Differencing fließt dies durch die Maskierung nicht in die Bewertung mit ein. Die zerstörten Gebäude und deren Umzäunungen wurden gut erkannt, in ihrer Nähe wurden aber viele neue Strukturen detektiert, was wahrscheinlich wieder mit der Verfärbung im 2006er Bild zusammenhängt. Die Users Accuracy für Klasse 1 liegt bei fast 100%, für Klasse 2 bei 15%. Klasse 3 ist nicht richtig erkannt worden. Da die Referenzklasse 3 nur 274 Pixel hat, ist dies nicht unbedingt als schlecht zu werten. Die Producers Accuracy liegt für Klasse 2 bei fast 99% und ist damit nahezu perfekt. Klasse 1 ist mit 63% eher durchschnittlich und Klasse 3 kommt auf 0%, da die wenigen erkannten Pixel alle fälschlicherweise den Klassen 1 und 2 zugeordnet wurden.

3.2.4 Changedetection in Erdas Imagine

Auch hier wurde der dritte Kanal verwendet. Bei der Angabe der Schwellwerte brachte der Zunahmewert von 10% bereits gute Ergebnisse. Bei der Abnahme musste dieser aber auf 25% erhöht werden, damit neue Gebäude vom Hintergrund überhaupt zu unterscheiden waren. Die Klassen für leichte Zu- und Abnahme enthielten fast ausschließlich Hintergrundpixel und wurden zum Hintergrund hinzugefügt, um wieder die üblichen drei Klassen zu haben.

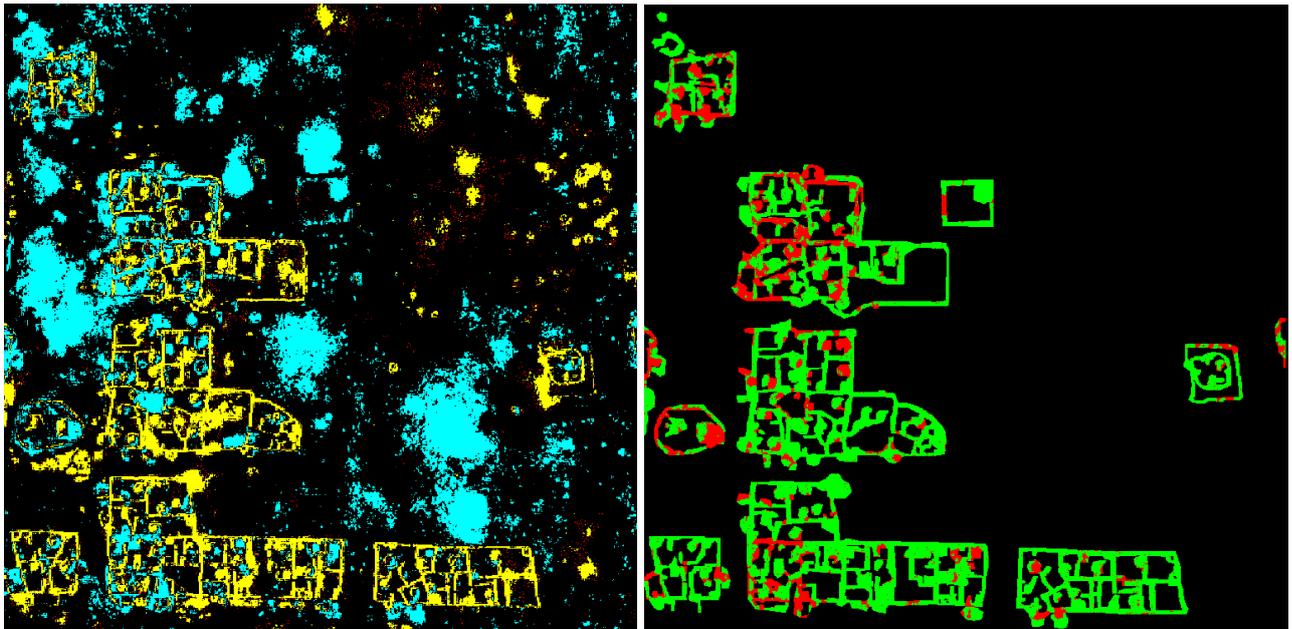


Abb. 19: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von der Changedetection in Erdas
(Quelle: Eigene Darstellung)

Auch hier zeigt sich das gleiche Bild mit den neuen Strukturen innerhalb der zerstörten Gebäude. Insgesamt macht das Ergebnis optisch einen guten Eindruck. Die Users Accuracy liegt für Klasse 1 auch hier bei annähernd 100%. Klasse 2 kommt noch auf 23%, was wieder mit den falsch erkannten neuen Strukturen zusammenhängt. Der Wert von Klasse 3 geht gegen null. Die Producers Accuracy für Klasse 2 ist auch hier mit 93% sehr hoch. Klasse 1 kommt immer noch auf gute 76%, Klasse 3 ist mit 1.5% und 4 richtig zugeordneten Pixeln auch hier sehr schlecht. Insgesamt gehört das Erdas Resultat für diese Szene aber mit zu den besten Ergebnissen.

3.2.5 Delta Cue

Delta Cue könnte hier theoretisch seine Möglichkeiten voll ausschöpfen, da ein RGB Bild vorliegt und ein bekannter Satellit vorhanden ist. Leider wird hier die Auswahl von Quickbird aber nicht akzeptiert. Dies könnte daran liegen, dass der panchromatische Kanal nicht vorhanden ist. Von daher wird auch hier die Tasseled Cap Methode nicht verwendet. Eine Änderung des Schwellwertes brachte kaum sichtbare Unterschiede. Die Primary Color Difference kann zwar angewandt werden, führt bei diesen recht simplen Bilddaten allerdings zu mehr Daten, als eigentlich notwendig. Das Bild wird in zwölf Klassen aufgeteilt, welche nochmals jeweils zwölf Unterklassen enthalten, wodurch sich insgesamt 144 Klassen ergeben, was in diesem Fall nicht sinnvoll ist. Deshalb wurden zunächst die Unterklassen zusammengefasst. Die übrigen 12 Klassen wurden dann manuell nach optischer Beurteilung den bekannten 3 Klassen zugeordnet.

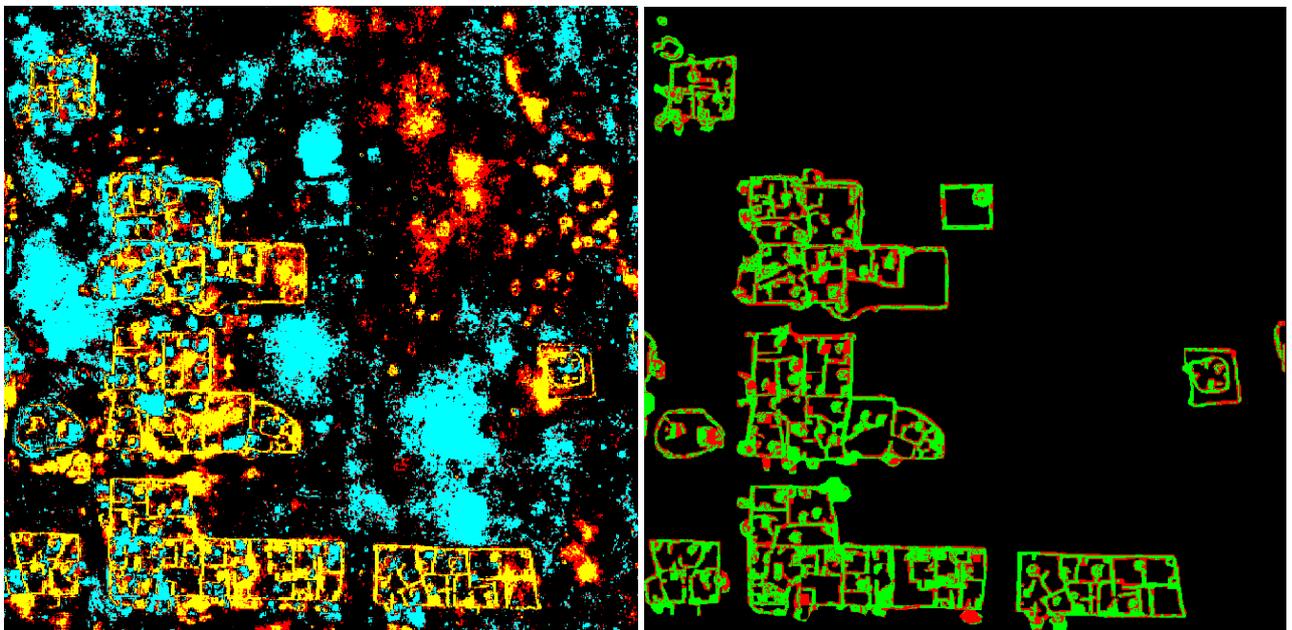


Abb. 20: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von DeltaCue (Quelle: Eigene Darstellung)

Auch dieses Ergebnis zeigt neue Bereiche innerhalb der Umgrenzungen. Zerstörte und neue Gebäude wurden aber recht gut erkannt. Die Users Accuracy für Klasse 1 ist auch hier bei annähernd 100%, Klasse 2 und 3 sind mit 37% bzw. 0.3% eher schlecht bzw. gar nicht erkannt worden. Die Producers Accuracy kommt für Klasse 1 auf 83% und für Klasse 2 auf 78%. Wie bei allen Ergebnissen ist Klasse 3 nur im Bereich um 1%. Obwohl Klasse 2 bei anderen Verfahren teilweise besser erkannt wurde, liefert DeltaCue für dieses Bild das beste Ergebnis.

3.2.6 Klassifikation:

Bei der Klassifikation wurde wie in Kapitel 3.1.6 vorgegangen. Vorteilhaft sollte hier natürlich sein, dass die Signaturen über drei Kanäle gehen statt über einen. Auch hier wurde nach der Klassifikation das Ratioing Verfahren angewandt und analog zu 3.1.6 wurden Klassen gebildet.

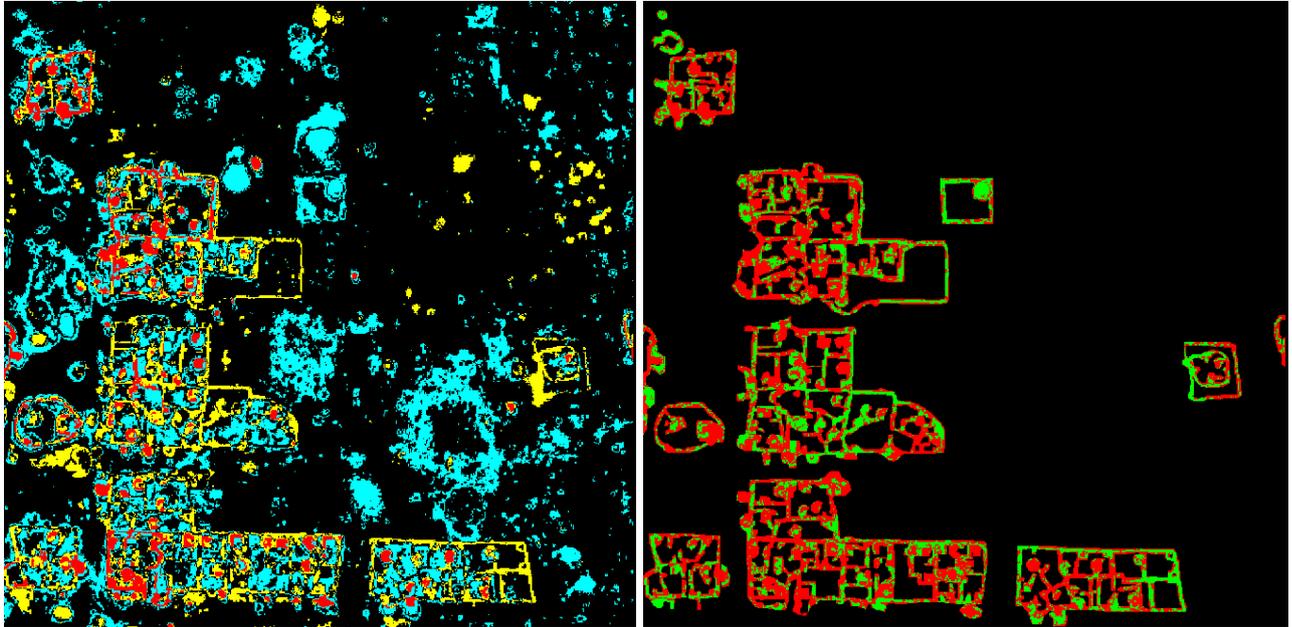


Abb. 21: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Klassifikationsverfahren (Quelle: Eigene Darstellung)

Während die Umrisse der zerstörten Gebäude gut erkannt wurden, wurden die verbrannten Strukturen nicht nur als neu erkannt sondern zu einem großen Teil auch als unverändert. Wie bei allen Verfahren liegt hier die Users Accuracy für Klasse 1 bei annähernd 100%. Klasse 2 und 3 sind auch hier mit 20% bzw. 0,6% eher schlecht bis gar nicht richtig zugeordnet worden. Die Producers Accuracy liegt für die Klassen 1 und 2 bei 57% bzw. 89%. Bei Klasse 3 werden hier sogar fast 61% erreicht. Da aber insgesamt zu viele Pixel der Klasse 3 zugeordnet wurden ist dieser hohe Wert eher ein Zufall als ein Zeichen für ein gutes Ergebnis. Im Vergleich zum Ratioing ohne Klassifikation hat sich die Producers Accuracy für Klasse 1 um 10% verschlechtert und für Klasse 2 um 16% verbessert. Der Gewinn an Genauigkeit ist somit auch hier den zusätzlichen Aufwand für die Klassifikation eher nicht wert.

4 Zusammenfassung und Fazit

Alle Ergebnisse haben zumindest bei einigen Klassen brauchbare Ergebnisse geliefert.

Bei der Ungabo Szene wurden die neuen Gebäude im Nordwesten von allen Verfahren gut erkannt (siehe auch Anhang). 5 Verfahren erreichten für die neuen Gebäude eine Producers Accuracy von über 90%. Zerstörte Gebäude wurden mal mehr und mal weniger gut erkannt. Hier liegt das Delta-Cue Verfahren mit über 85% Producers Accuracy eindeutig vorne, Erdas ist an zweiter Stelle mit 61%. Klasse 3 wurde von keinem Verfahren wirklich gut erkannt. Ein höherer Prozentwert geht hier immer mit einem schlechten Kappa Koeffizienten einher.

Die Qualität der Ergebnisse der Ungabo Szene, sortiert nach dem Kappa Koeffizienten:

	Kappa	PA Durchschnitt
DeltaCue	0.773	59.79
Erdas	0.692	52.72
Ratioing	0.556	45.93
PCA	0.528	63.78
Classification	0.459	52.89
Differencing	0.414	55.48

Tab. 2: Rangfolge der Ergebnisse der Ungabo Szene

DeltaCue liefert hier auch optisch das beste Ergebnis. Der niedrige Durchschnitt der Producers Accuracy resultiert daraus, dass DeltaCue in diesem Fall unveränderte Gebäude gar nicht erkannt hat. Dies könnte auch mit den Ungenauigkeiten in den Bilddaten zusammenhängen.

Die Shangil-Szene hat das große Problem, dass auf dem Satellitenbild von 2006 die verbrannten Strukturen deutlich als dunklerer Farbton erkennbar sind. Aus diesem Grund werden hier von allen Verfahren neue Strukturen detektiert, die so nicht vorhanden sind. Auffallend ist, dass alle Verfahren eine Users Accuracy von über 99% für Klasse 1 haben. Das heißt zwar nicht, dass alles richtig erkannt wurde, aber was erkannt wurde, war wirklich nicht mehr da. Die Producers Accuracy für Klasse 2 war ebenfalls bei allen Verfahren recht gut. Hier ist der Wert für Klasse 1 bei allen Verfahren recht weit verstreut. Am besten hat hier DeltaCue abgeschnitten mit einem Wert von 82,9%, an zweiter Stelle folgt Erdas mit 76%. Klasse 3 wurde nirgendwo gut erkannt, war allerdings in den Bilddaten auch fast gar nicht vorhanden.

Die Qualität der Ergebnisse der Shangil Szene, sortiert nach dem Kappa Koeffizienten:

	Kappa	PA Durchschnitt
DeltaCue	2.92	58.5
Erdas	2.23	57.18
Ratioing	1.49	46.16
PCA	1.42	54.45
Classification	1.38	53.96
Differencing	1.07	68.8

Tab. 3: Rangfolge der Ergebnisse der Shangil Szene

DeltaCue ist auch hier an erster Stelle. Auch hier ist die dritte Klasse verantwortlich für die schlechten Durchschnittswerte in der Producers Accuracy. Erdas und das Ratioing Verfahren sind wie bei der Ungabo-Szene auf Platz 2 und 3.

Bei der Qualität der Verfahren an sich fällt auf, dass bereits die einfachsten Verfahren wie Differencing und Ratioing in einigen Bereichen bzw. Klassen sehr dicht an die besten Ergebnisse heranreichen. Auch die Erdas-Interne Funktion, die letztendlich nur auf dem Differencing Verfahren basiert, kann gute Ergebnisse hervorbringen. Der Umweg über die Klassifikation hat sich in diesem Anwendungsbereich nicht gelohnt. Bei Szenen mit mehreren Klassen und mehr Unterscheidungen könnte dies aber auch anders aussehen. Die Hauptkomponententransformation landet im Mittelfeld.

Da die Erdas-Interne Methode mit den richtigen Schwellwerten gute Ergebnisse liefert, ist es in der Praxis kaum lohnend, selbst Verfahren über den Modeler zu implementieren.

DeltaCue sticht letztendlich positiv hervor. Hier wäre es interessant zu wissen, wie viel mit diesem Tool möglich ist, wenn aufwändigere Szenen vorliegen und der komplette Datensatz des Sensors vorliegt, damit auch das Tesseled Cap Verfahren angewandt werden kann.

Abschließend bin ich der Meinung, dass die Veränderungsanalyse in vielen Bereichen eine gute Möglichkeit bietet, um in den in der Einleitung erwähnten Einsatzgebieten eine gute und relativ schnelle Analyse von Fernerkundungsdaten durchzuführen. Mit zunehmender radiometrischer und spektraler Auflösung wird sich in Zukunft bestimmt auch die Genauigkeit der Ergebnisse stetig verbessern.

5 Literatur

Publikationen

Carlotto, M. J. (1997): *Detection and Analysis of Change in Remotely Sensed Imagery with Application to Wide Area Surveillance*. IEEE Transactions of Image Processing, Vol. 6, No. 1, pp. 189-202

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E. und Moran, E. (2004): *Change detection techniques*. International journal of remote sensing vol. 25, no. 12, pp. 2365-2407.

Radke, R. J., Srinivas, A., Omar, A.K. und Badrinath, R. (2005): *Image Change Detection Algorithms: A Systematic Survey*. IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 14, No. 3, pp. 294-307.

ERDAS, Inc. (2009): *IMAGINE DeltaCue*. User's Guide

Internetquellen

Tomowski, D. (2010): Veränderungsdetektion in Katastrophengebieten
http://ak-fernerkundung.de/media/Abstracts/Tomowski_AK%20Fernerkundung%202010.pdf vom 20.09.2010

United States Holocaust Memorial Museum
<http://www.ushmm.org/> vom 25.09.2010

Wikipedia: Quickbird
<http://de.wikipedia.org/wiki/QuickBird> vom 02.10.2010

Wikipedia: Darfur-Konflikt
<http://de.wikipedia.org/wiki/Darfur-Konflikt> vom 04.10.2010

6 Abbildungs- und Tabellenverzeichnis

Abb. 1: Brennende Siedlung in Darfur	4
Abb. 2: Überreste einer Siedlung in Darfur	5
Abb. 3: Untersuchungsgebiet Ungabo am 2. März 2006	12
Abb. 4: Untersuchungsgebiet Ungabo am 8. Februar 2008	12
Abb. 5: Ausschnitt des Untersuchungsgebiets Ungabo von 2006 (links) und 2008 (rechts)	13
Abb. 6: Ausschnitt aus der Referenz zur Bewertung der Ergebnisse	14
Abb. 7: Vergleich zwischen unmaskiertem (links) und maskiertem Ergebnis (rechts)	15
Abb. 8: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Image Differencing	17
Abb. 9: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Image Ratioing	18
Abb. 10: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von der Hauptkomponententransformation	19
Abb. 11: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von der Change Detection in Erdas Imagine	20
Abb. 12: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) von DeltaCue	21
Abb. 13: Ausschnitt des Ergebnisses (links) und der maskierten Bewertung (rechts) vom Klassifikationsverfahren	22
Abb. 14: Untersuchungsgebiet Shangil am 10. März 2003 (links) und am 18. Dezember 2006 (rechts)	24
Abb. 15: Referenz zur Bewertung der Ergebnisse	25
Abb. 16: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Image Differencing	26
Abb. 17: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Image Ratioing	27
Abb. 18: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von der Hauptkomponententransformation	28
Abb. 19: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von der Changedetection in Erdas	29
Abb. 20: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) von DeltaCue	30
Abb. 21: Ergebnis (links) und maskierte Bewertung (rechts) vom Klassifikationsverfahren	31
Tab. 1: Klasseneinteilung	11
Tab. 2: Rangfolge der Ergebnisse der Ungabo Szene	32
Tab. 3: Rangfolge der Ergebnisse der Shangil Szene	33

A.1

Genauigkeitsanalyse

1. Image Differencing

Ungabo

		Referenz					
		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation	Klasse 1	94069	3085	16693	113847	82.62756155	19179690243
	Klasse 2	3001	87458	1287	91746	95.32622676	15166623006
	Klasse 3	70741	74548	24781	170070	14.57105898	7303486080
	Hintergrund	658	220	183			41649799329
	Korrekt klassifiziert	94069	87458	24781			
	Falsch klassifiziert	74400	77853	18163			
	Producers Accuracy	55.83757249	52.90513033	57.70538376			
	Kappa	-0.414746264					

Durchschnittliche Producers Accuracy: 55.48269553

		Summe
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz					
		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation	Klasse 1	87136	168	29	87333	99.77442662	11688823386
	Klasse 2	23558	7726	224	31508	24.52075663	268731732
	Klasse 3	23135	619	21	23775	0.088328076	6514350
	Hintergrund	13	16	0			11964069468
	Korrekt klassifiziert	87136	7726	21			
	Falsch klassifiziert	46706	803	253			
	Producers Accuracy	65.10362965	90.58506273	7.664233577			
	Kappa	-1.424313254					

Durschnittliche Producers Accuracy 54.45097532

		Summe
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

2. Image Ratioing

Ungabo

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	37321	1028	6837	45186	82.59416633	7612440234
	Klasse 2	59761	158396	24987	243144	65.14493469	40194377784
	Klasse 3	59224	1497	8513	69234	12.29598174	2973184896
	Hintergrund	12163	4390	2607			50780002914
	Korrekt klassifiziert	37321	158396	8513			
	Falsch klassifiziert	131148	6915	34431			
	Producers Accuracy	22.15303706	95.81697528	19.82349106			
	Kappa	-0.556589349					

Durchschnittliche Producers Accuracy: 45.9311678

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	88863	147	27	89037	99.80457563	11916890154
	Klasse 2	25056	6149	247	31452	19.55042605	268254108
	Klasse 3	1259	4	0	1263	0	346062
	Hintergrund	18664	2229	0			12185490324
	Korrekt klassifiziert	88863	6149	0			
	Falsch klassifiziert	44979	2380	274			
	Producers Accuracy	66.39395705	72.0952046	0			
	Kappa	-1.490514333					

Durschnittliche Producers Accuracy 46.16305388

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

3. Hauptkomponententransformation

Ungabo

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	75029	2404	13982	91415	82.07515178	15400593635
	Klasse 2	16570	153258	5630	175458	87.34739938	29005137438
	Klasse 3	76646	9188	23233	109067	21.30158526	4683773248
	Hintergrund	224	461	99			49089504321
	Korrekt klassifiziert	75029	153258	23233			
	Falsch klassifiziert	93440	12053	19711			
	Producers Accuracy	44.53578997	92.70889414	54.10068927			
	Kappa	-0.528025906					

Durchschnittliche Producers Accuracy: 63.78179113

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	84648	41	1	84690	99.95040737	11335078980
	Klasse 2	48398	8419	273	57090	14.74689087	486920610
	Klasse 3	0	0	0	0	#DIV/0!	0
	Hintergrund	796	69	0			11821999590
	Korrekt klassifiziert	84648	8419	0			
	Falsch klassifiziert	49194	110	274			
	Producers Accuracy	63.24472139	98.71028257	0			
	Kappa	-1.383938075					

Durschnittliche Producers Accuracy 53.98500132

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

4. Changedetection in Erdas Imagine

Ungabo

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	103311	3356	19872	126539	81.64360395	21317898791
	Klasse 2	45808	158037	17846	221691	71.28706172	36647960901
	Klasse 3	2249	192	528	2969	17.78376558	127500736
	Hintergrund	17101	3726	4698			58093360428
	Korrekt klassifiziert	103311	158037	528			
	Falsch klassifiziert	65158	7274	42416			
	Producers Accuracy	61.32344823	95.59980885	1.229508197			
	Kappa	-0.692299104					

Durchschnittliche Producers Accuracy: 52.71758842

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	102680	186	35	102901	99.78523046	13772475642
	Klasse 2	27108	7962	235	35305	22.55204645	301116345
	Klasse 3	3580	172	4	3756	0.106496273	1029144
	Hintergrund	474	209	0			14074621131
	Korrekt klassifiziert	102680	7962	4			
	Falsch klassifiziert	31162	567	270			
	Producers Accuracy	76.71732341	93.35209286	1.459854015			
	Kappa	-2.2397911					

Durschnittliche Producers Accuracy 57.17642343

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

5. DeltaCue

Ungabo

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	144057	7595	33475	185127	77.81522955	31188160563
	Klasse 2	22176	155162	8691	186029	83.40742572	30752640019
	Klasse 3	0	0	0	0	#DIV/0!	0
	Hintergrund	2236	2554	778			61940800582
	Korrekt klassifiziert	144057	155162	0			
	Falsch klassifiziert	24412	10149	42944			
	Producers Accuracy	85.50950026	93.86066263	0			
	Kappa	-0.773607087					

Durchschnittliche Producers Accuracy: 59.7900543

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz			Summe Pixel	Users Accuracy	Summe
Klassifikation		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3			
	Klasse 1	110925	998	223	112146	98.9112407	15009844932
	Klasse 2	11589	6685	12	18286	36.55802253	155961294
	Klasse 3	11264	766	39	12069	0.323141934	3306906
	Hintergrund	64	80	0			15169113132
	Korrekt klassifiziert	110925	6685	39			
	Falsch klassifiziert	22917	1844	235			
	Producers Accuracy	82.87757206	78.37964591	14.23357664			
	Kappa	-2.924424114					

Durschnittliche Producers Accuracy 58.49693154

Summe		
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

6. Klassifikation

Ungabo

		Referenz						
		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Summe Pixel	Users Accuracy	Summe	
Klassifikation	Klasse 1	24367	419	6396	31182	78.14444231	5253200358	
	Klasse 2	34449	157271	13888	205608	76.49070075	33989264088	
	Klasse 3	103122	3595	21071	127788	16.4890287	5487727872	
	Hintergrund	6531	4026	1589			44730192318	
	Korrekt klassifiziert	24367	157271	21071				
	Falsch klassifiziert	144102	8040	21873				
	Producers Accuracy	14.46378859	95.1364398	49.06622578				
	Kappa	-0.459615808						

Durchschnittliche Producers Accuracy: 52.88881806

		Summe
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	168469
neue Gebäude, blau	Klasse 2	165311
unverändert, rot	Klasse 3	42944
		376724

Shangil

		Referenz						
		Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Summe Pixel	Users Accuracy	Summe	
Klassifikation	Klasse 1	76178	140	40	76358	99.76426832	10219907436	
	Klasse 2	29856	7552	67	37475	20.1521014	319624275	
	Klasse 3	26417	813	167	27397	0.609555791	7506778	
	Hintergrund	1391	24	0			10547038489	
	Korrekt klassifiziert	76178	7552	167				
	Falsch klassifiziert	57664	977	107				
	Producers Accuracy	56.91636407	88.54496424	60.94890511				
	Kappa	-1.073162936						

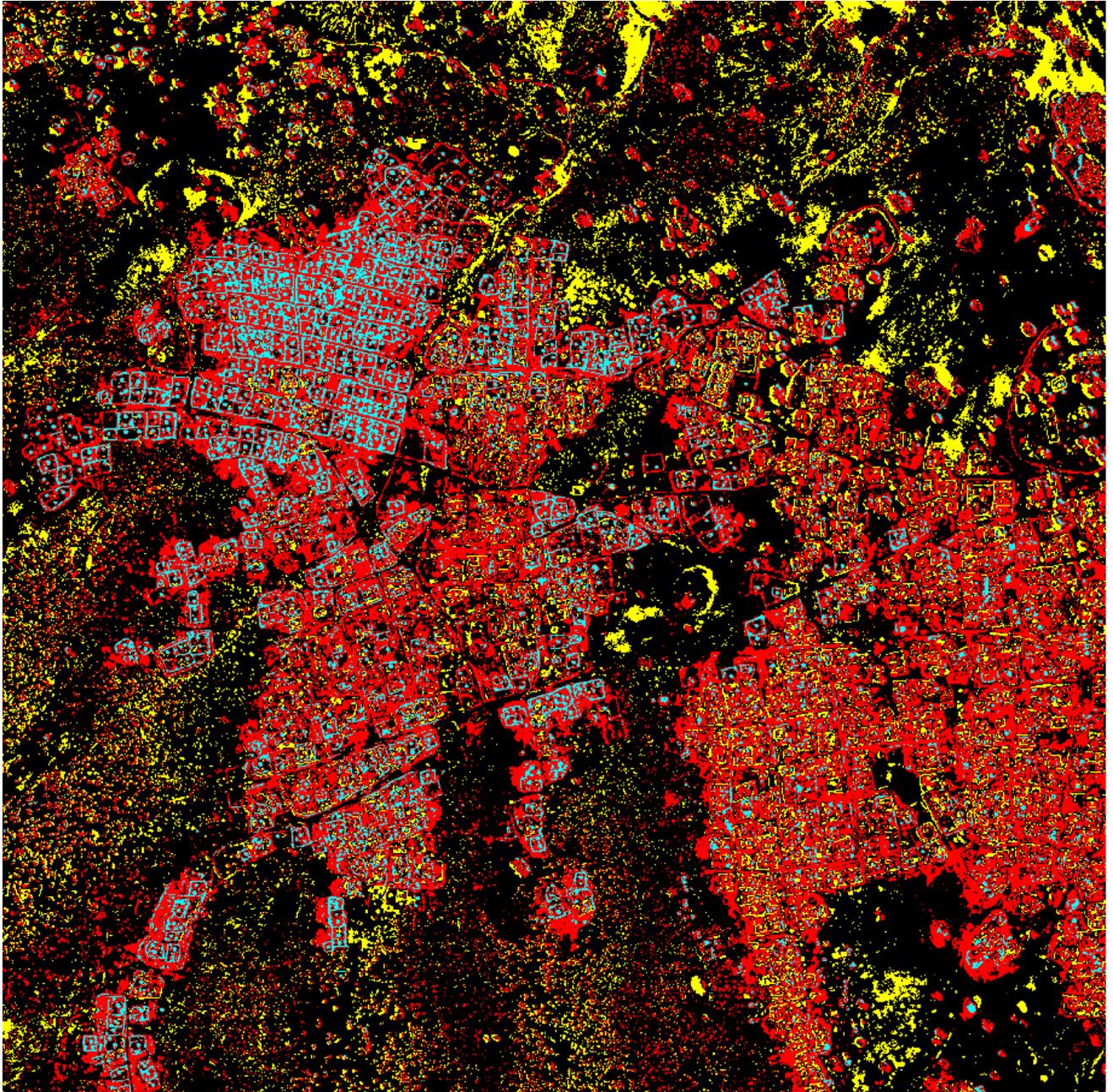
Durschnittliche Producers Accuracy 68.80341114

		Summe
zerstörte Gebäude, gelb	Klasse 1	133842
neue Gebäude, blau	Klasse 2	8529
unverändert, rot	Klasse 3	274
		142645

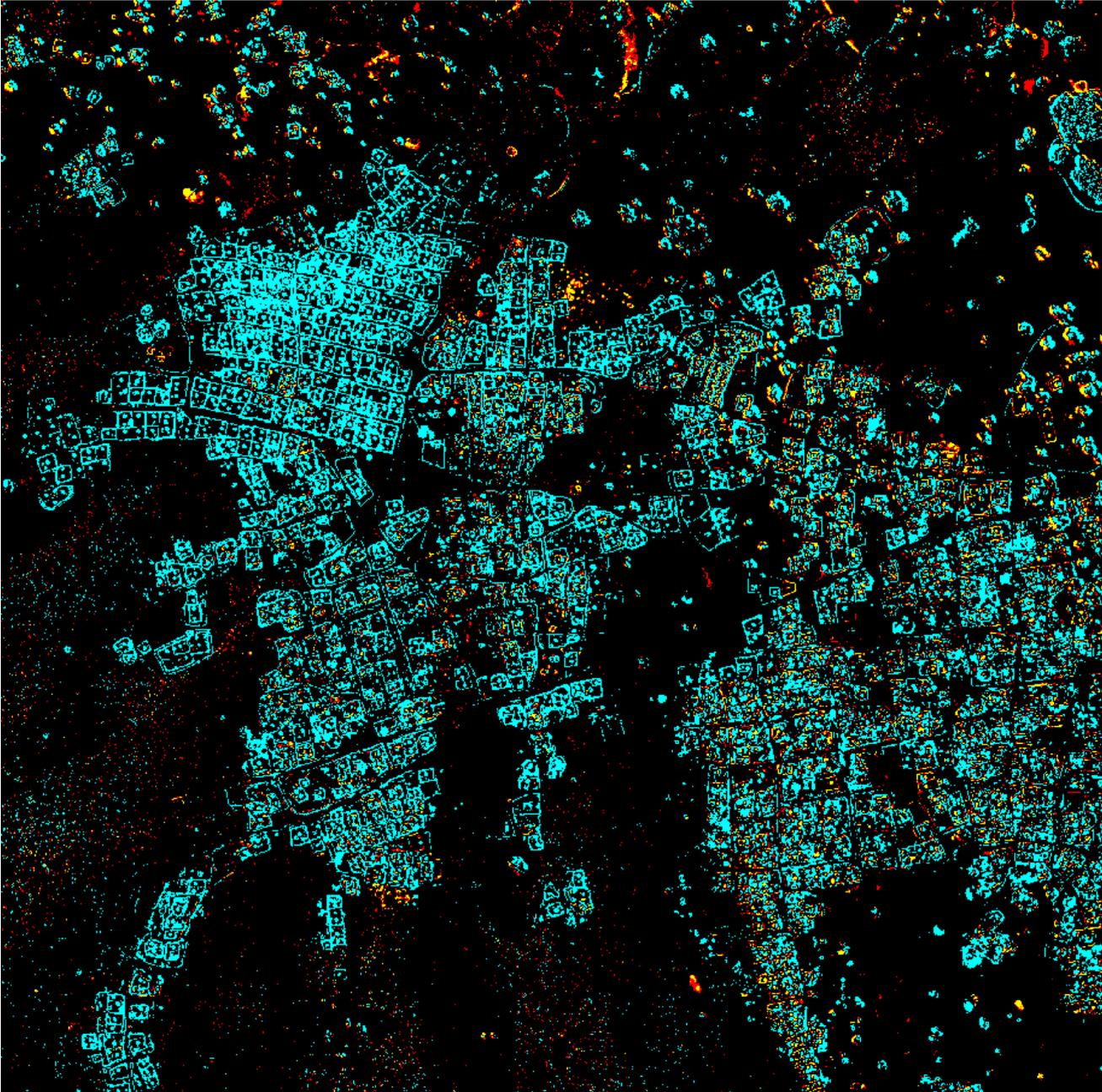
A.2

Ergebnisbilder der einzelnen Verfahren für die Szene Ungabo.

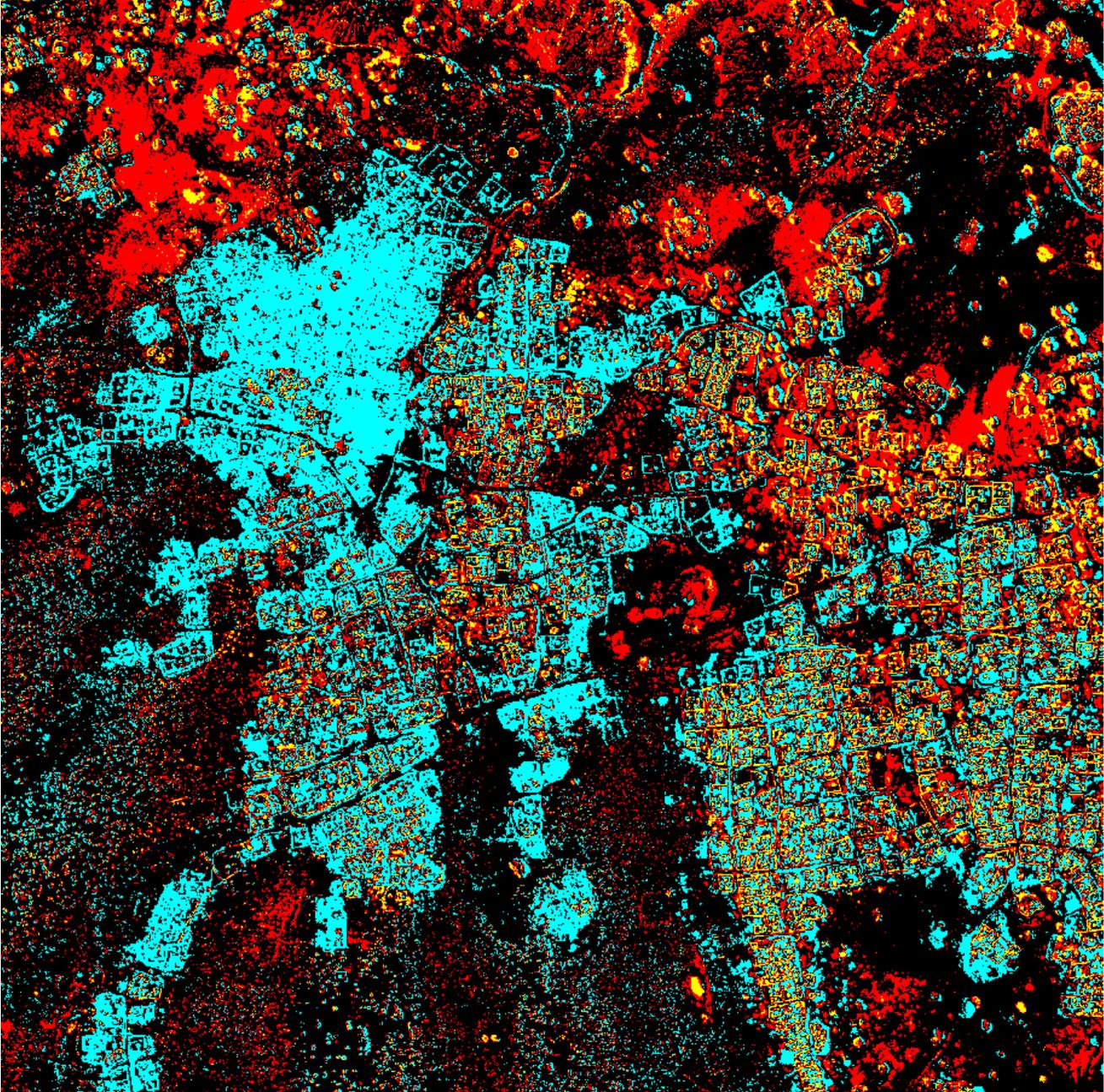
1. Image Differencing:



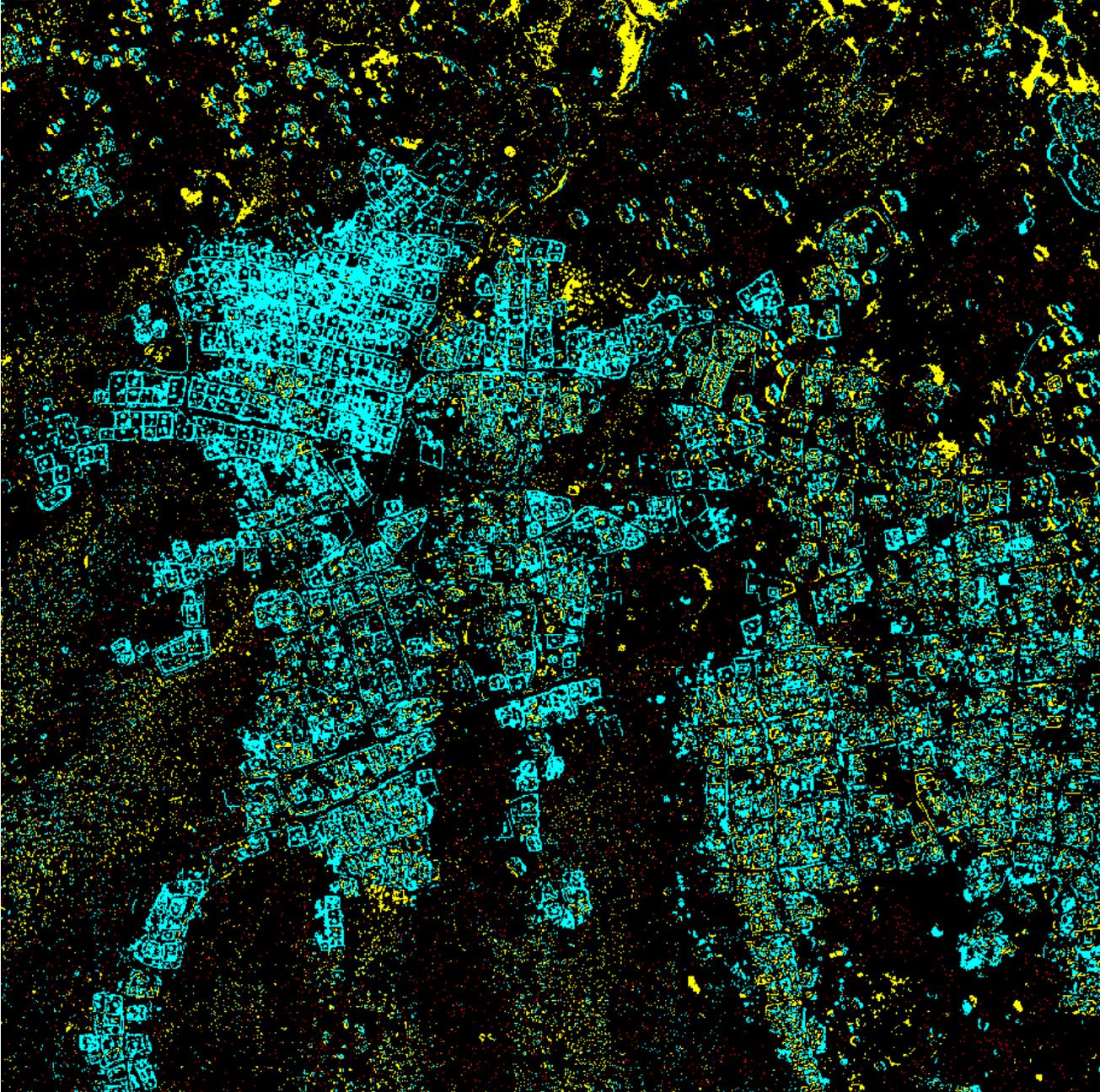
2. Image Ratioing:



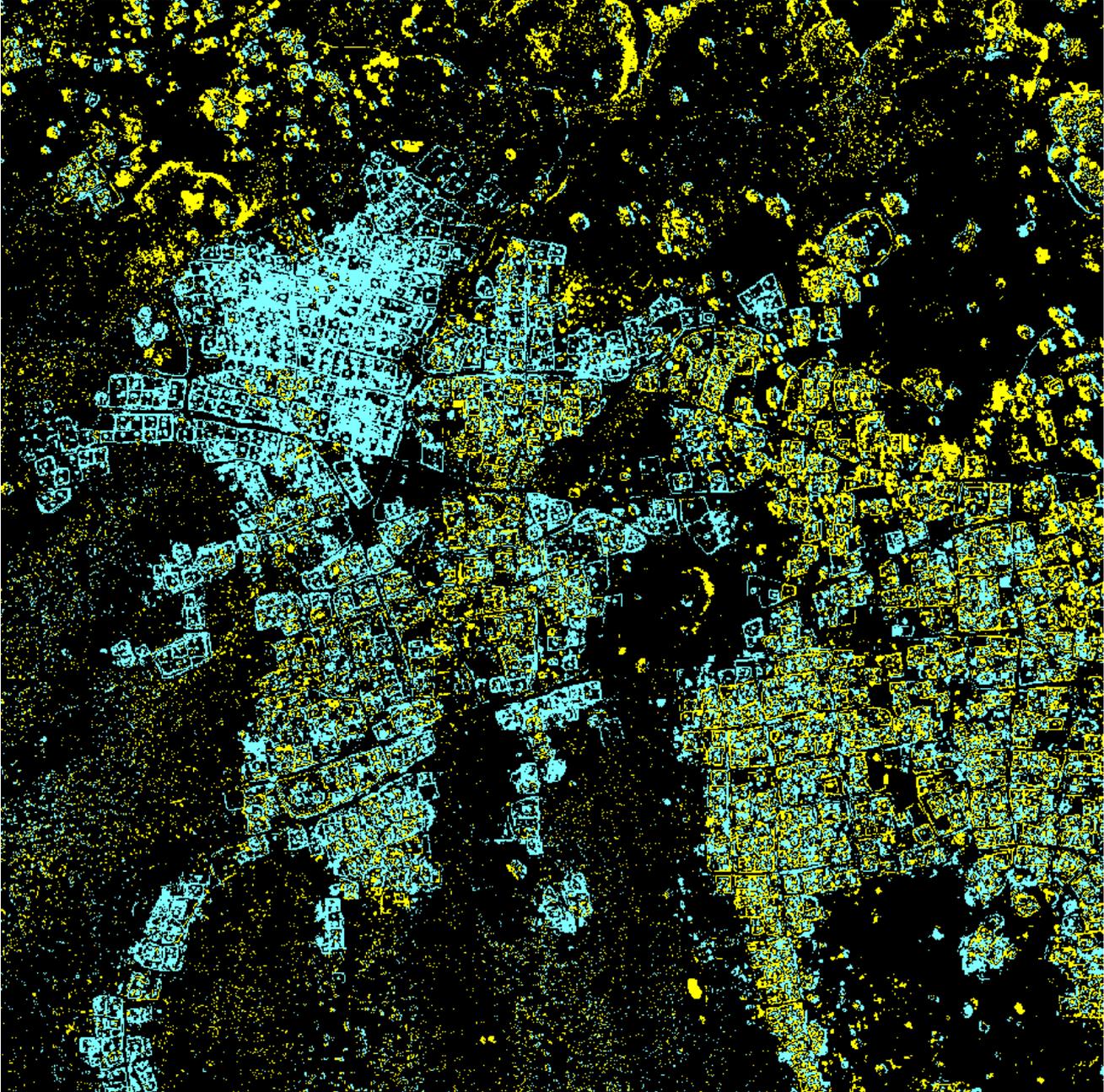
3. Hauptkomponententransformation:



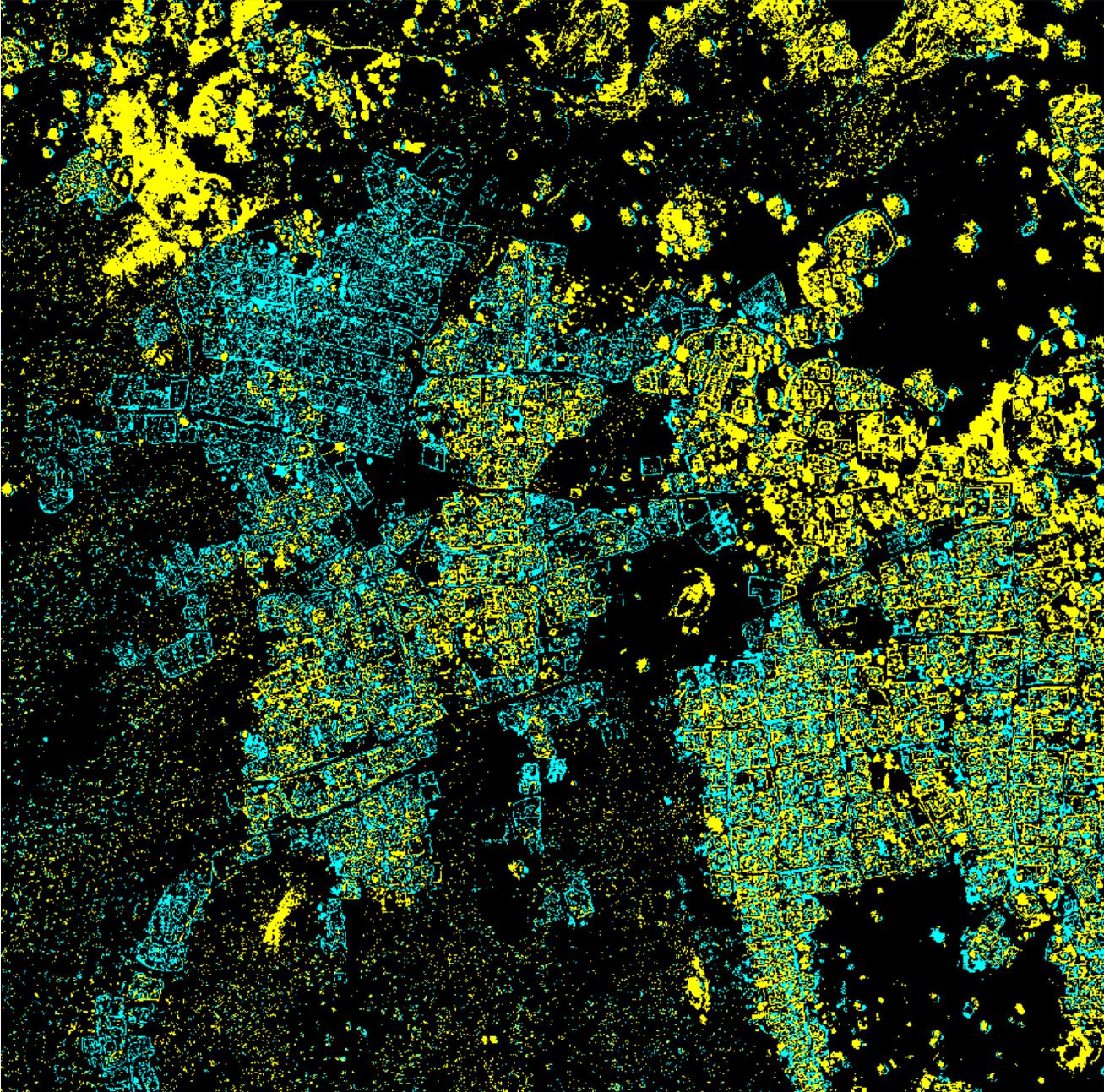
4. Changedetection in Erdas:



5. DeltaCue:

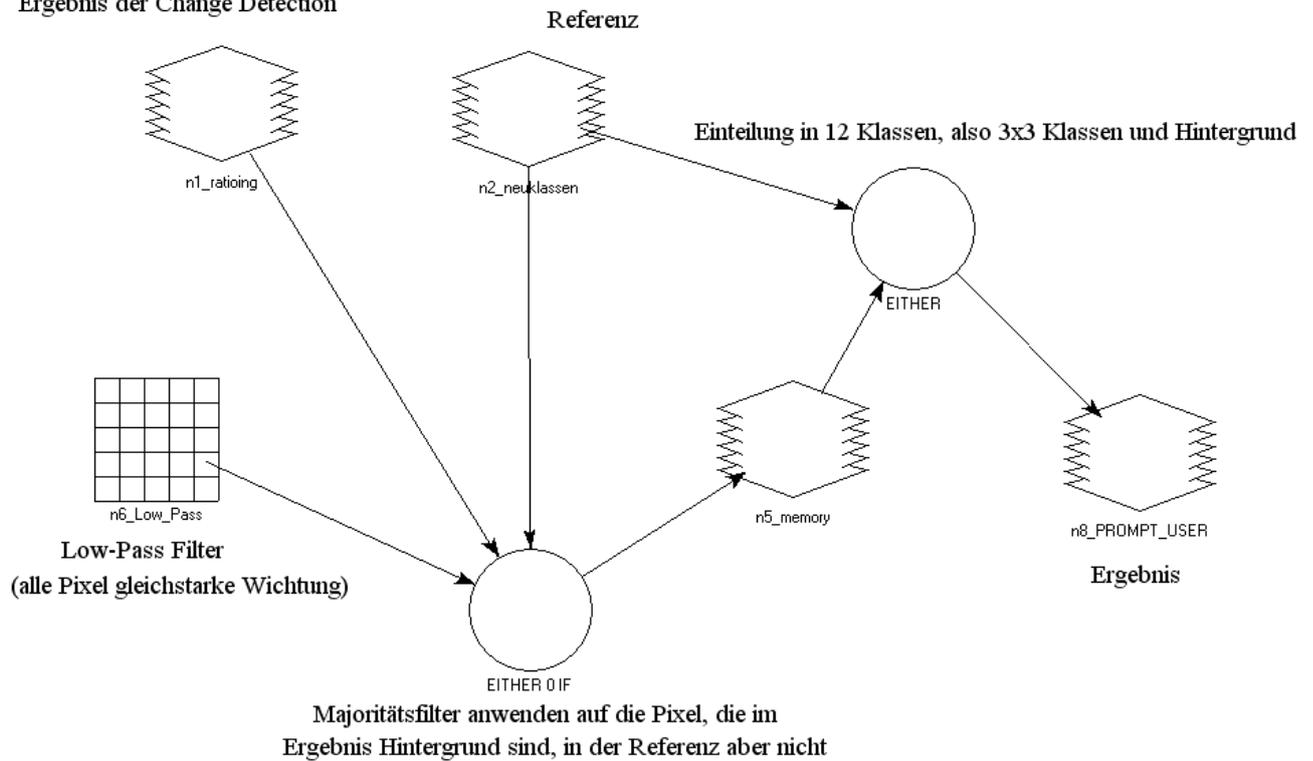


6. Klassifikation:



A.3 Model für Filter und Ergebnistest

Ergebnis der Change Detection



Formeln:

EITHER 0 IF (\$n2_neuklassen==0) OR (EITHER \$n1_ratioing IF (\$n1_ratioing!=0) OR
FOCAL MAJORITY (\$n1_ratioing , \$n6_Low_Pass , IGNORE_VALUE 0) OTHERWISE) OTHERWISE

EITHER 0 IF (\$n5_memory==0&&\$n2_neuklassen==0) OR (EITHER 1 IF (\$n5_memory==1&&\$n2_neuklassen==1) OR
(EITHER 2 IF (\$n5_memory==2&&\$n2_neuklassen==1) OR (EITHER 3 IF (\$n5_memory==3&&\$n2_neuklassen==1) OR
(EITHER 4 IF (\$n5_memory==0&&\$n2_neuklassen==1) OR (EITHER 5 IF (\$n5_memory==1&&\$n2_neuklassen==2) OR
(EITHER 6 IF (\$n5_memory==2&&\$n2_neuklassen==2) OR (EITHER 7 IF (\$n5_memory==3&&\$n2_neuklassen==2) OR
(EITHER 8 IF (\$n5_memory==0&&\$n2_neuklassen==2) OR (EITHER 9 IF (\$n5_memory==1&&\$n2_neuklassen==3) OR
(EITHER 10 IF (\$n5_memory==2&&\$n2_neuklassen==3) OR (EITHER 11 IF (\$n5_memory==3&&\$n2_neuklassen==3) OR
(EITHER 12 IF (\$n5_memory==0&&\$n2_neuklassen==3) OR 13 OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE)
OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE) OTHERWISE)

A.4 CD-ROM mit Bilddaten und Models

Ordner Models enthält die wichtigsten Models

Die Ordner Shangil und Ungabao-pansub sind jeweils gleich aufgebaut:

Ausgangsdaten: Die Quelldaten

Ergebnisse: Die Ergebnisse der einzelnen Verfahren, jeweils Ergebnis, maskiertes Ergebnis und Bewertung. Die Bewertung enthält in ihren 12 Klassen die Werte der 3 Spalten in der jeweiligen Tabelle der Genauigkeitsanalyse.

Referenz: Die Referenz für die Bewertung

Zusammenfassung

Diese Bachelorarbeit vergleicht verschiedene Verfahren der Veränderungsanalyse anhand zweier Quickbird Datensätze aus Darfur. Hierbei liegt das Hauptaugenmerk auf dem Vergleich von Gebäuden. Diese sind im Laufe der Jahre abgerissen worden oder abgebrannt. Gleichzeitig wurden neue Gebäude aufgebaut, teilweise an derselben Stelle, teilweise auch an anderen Orten. Zunächst werden kurz die Hintergründe des Darfur-Konflikts genannt, danach werden mehrere Verfahren zur Veränderungsanalyse vorgestellt und beschrieben. Im Hauptteil werden insgesamt sechs Verfahren auf beide Datensätze angewandt und die Ergebnisse anhand einer Referenzdatei bewertet. Zum Abschluss erfolgt eine Zusammenfassung, die noch einmal die verschiedenen Verfahren kurz vergleicht und sortiert nach der Qualität der Ergebnisse auflistet.

Abstract

This bachelor thesis compares different change detection techniques by using two sample datasets from the Quickbird-Satellite showing two villages in Darfur. The main focus is the detection of changes in buildings. Many of them were torn down or burned; others were newly built, either in the same spot or somewhere near of it. At first the background of the Darfur conflict is contemplated. After that several change detection techniques are introduced and described. Six of them are applied on the two datasets in the main part of this thesis and the results are compared with a reference file. In the concluding summary all six methods are briefly compared again and rated by the quality of their result.

Eidesstattliche Erklärung

Hiermit versichere ich, dass ich die Bachelorarbeit selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe, alle Ausführungen, die anderen Schriften wörtlich oder sinngemäß entnommen wurden, kenntlich gemacht sind und die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Fassung noch nicht Bestandteil einer Studien- oder Prüfungsleistung war.

Osnabrück, den 30.11.2010