

# **Konfliktressourcen in der Demokratischen Republik Kongo - objektbasierte multiskalare Analyse von Erdbeobachtungsdaten zur Erfassung von Minenstandorten**

Elisabeth SCHÖPFER und Olaf KRANZ

## **Zusammenfassung**

Natürliche Ressourcen werden oft über ein nachhaltiges Maß hinaus ausgebeutet, mit weitreichenden Folgen für natürliche Lebensräume. Zahlreiche Studien belegen, dass sogar gewaltsame Konflikte über die Entnahme von Rohstoffen (sog. Konfliktressourcen) finanziert werden. Der Mangel an genauen räumlichen Informationen insbesondere in Krisengebieten führt zu eingeschränkten Handlungsmöglichkeiten im Hinblick auf Maßnahmen zur Prävention und zur Reaktion von andauernden Krisen in Zusammenhang mit der Ausbeutung natürlicher Ressourcen. Der vorliegende Beitrag stellt einen objektbasierten multiskalaren Analyseansatz zur Erfassung von Minenstandorten vor. Es wird diskutiert inwiefern die vorgestellte Methode einen Beitrag zur Unterstützung von Politikberatung in Entwicklungsländern leisten kann.

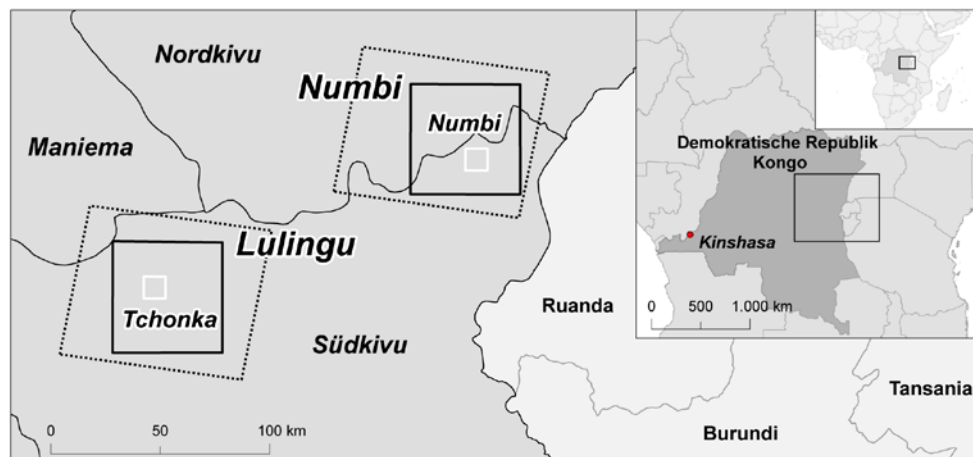
## **1 Einleitung**

Die Demokratische Republik Kongo ist eines der rohstoffreichsten Länder Afrikas. Aufgrund von Misswirtschaft, Korruption und Bürgerkriegen gehört das zentralafrikanische Land jedoch zu den ärmsten Staaten der Welt. Anhaltende Konflikte und schwache staatliche Strukturen führen darüber hinaus zu schweren Menschenrechtsverletzungen, verstärkter Kriminalität und zunehmender Gewalt. Insbesondere in den Provinzen Nord- und Südkivu im Osten des Landes, in denen sich die wichtigsten Bodenschatzvorkommen befinden, führt der Streit um die Minen zwischen Milizen und Armeeeinheiten zu andauernden Konflikten (GLOBAL WITNESS 2009). Die kombinierte Auswertung von Erdbeobachtungsdaten und sozioökonomischen Daten kann dazu beitragen sich abzeichnende Krisen- und Konfliktsituationen früh zu erkennen und zu bewerten oder bereits eingetretene Krisensituationen und anhaltende Konflikte zu analysieren (GARRETT & MITCHELL 2009).

## **2 Untersuchungsgebiet und Datengrundlage**

Die Untersuchungsgebiete der vorliegenden Studie liegen in den Provinzen Nord- und Südkivu der Demokratischen Republik Kongo (vgl. Abb. 1). Es wurden zwei Testgebiete ausgewählt, welche durch unterschiedliche Landschaftsstrukturen geprägt sind, um ein breites Spektrum räumlicher Muster zu erfassen. An der Grenze zwischen Nord- und Südkivu liegt Numbi, welches durch intensive landwirtschaftliche Nutzung geprägt ist. Mit seiner Nähe zu Ruanda ist dieses Gebiet aufgrund zweier wichtiger Transportrouten beson-

ders interessant: (1) der Zugang zu einer der wenigen asphaltierten Straßen innerhalb der Demokratischen Republik Richtung Goma und dessen Flughafen, sowie (2) die Nähe zu zwei Häfen (Makelele und Kinyezire) am Kivu-See. Südwestlich, an der Grenze zur Provinz Maniema, liegt das zweite Testgebiet in der Region Lulingu. Der Fluss Ulindi, einer der größten Nebenflüsse des Lualaba, teilt das durch Feuchtwald und Sekundärwald geprägte Gebiet horizontal in zwei Hälften. Im Zentrum befindet sich der Flughafen Tchonka, welcher einen Handelsmittelpunkt in der Region darstellt.



**Abb. 1:** Lage der Untersuchungsgebiete in der Demokratischen Republik Kongo. Die schwarzen Quadrate definieren die Gebiete zur Analyse der hoch aufgelösten Daten während die weißen die Abdeckung mit Daten sehr hoher räumlicher Auflösung (0,5 m) zeigen; die gestrichelten Linien verdeutlichen die Ausdehnung der RapidEye Szenen.

Die Studie basiert auf einem multiskalaren Ansatz. Dementsprechend wurden hoch aufgelöste Daten des Satelliten RapidEye für die 2.500 km<sup>2</sup> großen Gebiete Numbi (22.9.2009) und Lulingu (23.9.2009) mit einer Auflösung von 6,5 m akquiriert. Die anschließende Analyse potentieller Minengebiete erfolgt mit Hilfe von sehr hoch aufgelösten Daten. In diesem Falle wurden zwei multispektrale GeoEye-1 Szenen für Tchonka (13.11.2009) und Numbi (29.1.2010) mit einer räumlichen Auflösung von 0,5 m im panchromatischen Kanal akquiriert. Die Vorverarbeitungsschritte umfassten die Orthorektifizierung und Co-Registrierung der Datensätze in UTM Zone 35S (WGS 84) sowie eine Atmosphärenkorrektur (ATCOR). Die GeoEye-1 Szenen wurden zusätzlich auf 0,5 m panchromatisch geschärft.

### 3 Methodik

Der Beitrag beschreibt erste Schritte zur Entwicklung eines schnellen, robusten und übertragbaren Analyseansatzes für die Erfassung von Abbaugebieten. Die Analysemethode für die Identifizierung von Minenstandorten basiert auf der objektbasierten Bildanalyse (OBIA), welche am Schnittpunkt zwischen GIS und Fernerkundung steht und für die Aus-

wertung von höchst aufgelösten Daten und zur Modellierung komplexer Klassen mittels Integration externen Wissens und Erfahrungswerten immer mehr an Bedeutung gewinnt (SCHOEPFER et al. 2007). Der Arbeitsablauf gliedert sich in drei Hauptschritte: (1) Auf Basis von räumlich hoch aufgelösten Daten wird ein robuster Klassifikator zur Erkennung von *hot spots* entwickelt. Anschließend (2) wird das Ergebnis in einem regelmäßigen Gitternetz aggregiert. Im Anschluss erfolgt (3) die Analyse der als potentielle Minengebiete ausgewiesenen Flächen auf Basis von sehr hoch aufgelösten Satellitendaten.

### 3.1 Objektbasierte Bildanalyse

Für die objektbasierte Bildanalyse wurde die in *eCognition Developer 8.0* implementierte *Cognition Network Language* (CNL) herangezogen. Diese modulartig aufgebaute Programmiersprache ermöglicht die zyklische Verarbeitung von Segmentierungs- und Klassifikationsmethoden und die Erstellung eines komplexen, jedoch transparenten Arbeitsablaufs.

Ziel dieses Arbeitsschrittes war die Ausweisung von Landbedeckungsklassen auf Basis der vom *Royal Museum for Central Africa* (R.M.C.A.) verwendeten Nomenklatur. Hierbei wurden eigenständige Module entwickelt, welche als sogenannte *Snippets* in einer Prozessbibliothek in der Software abgelegt werden können. Dadurch kann eine Klassifikation entsprechend der in den Untersuchungsgebieten vorkommenden Klassen modular zusammengestellt und durchgeführt werden. Basis für die Erstellung dieses Klassifikationsregelwerkes stellte die RapidEye Szene von Lulingu dar. Besonderes Augenmerk wurde in einem ersten Schritt auf die Ausweisung von Wolken und Schatten gelegt, da gerade über den tropischen Regenwäldern des Kongobeckens sehr häufig mit Wolkenbedeckung zu rechnen ist. Nach Berechnung eines Kontrast-Kanals beschrieben durch die Differenz zwischen dem hellsten Pixel und dem Bildmittelpunkt wurden mit Hilfe einer *edge ratio split* Segmentierung Wolkenregionen ausgewiesen. Innerhalb dieser wurden anhand der Mittelwerte des nahen Infrarot Kanals und der gesamten Helligkeit Wolken extrahiert und pixel-basierte Objektverbesserungen durchgeführt. Im Anschluss konnten die durch eine initiale *multiresolution* und anschließende *spectral difference* Segmentierung generierten Objekte durch definierte Schwellenwerte im roten und nahen Infrarot Kanal als Schatten klassifiziert werden. In weiterer Folge wurde ein Regelwerk zur Ausweisung von Wasserflächen erstellt, welches sich auf die Mittelwerte des roten Kanals bezieht und deren Objekte insbesondere durch die zur Verfügung stehenden pixel-basierten Algorithmen in ihrer Form verbessert werden konnten. Offener Boden sowie Siedlungen/Straßen wurden im Anschluss klassifiziert. Hierbei erwies sich die Einbeziehung des *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) als besonders hilfreich sowie die Gesamthelligkeit. In einem letzten Schritt wurden Waldgebiete in Feuchtwald und Sekundärwald unterschieden. Um die weitläufigen Gebiete bestmöglich zu erfassen, wurden neue Objekte anhand ihrer Farbunterschiede erzeugt, welche im Anschluss mit Hilfe der Mittelwerte im nahen Infrarot Kanal der entsprechenden Klasse zugewiesen wurden. Die endgültige Landbedeckungsklassifikation umfasst sieben Klassen und wurde als Rasterbild exportiert.

In weiterer Folge wurde das zweite Untersuchungsgebiet Numbi bearbeitet und weitere Prozessmodule generiert. Zusätzlich zu den bestehenden Klassen wurde die Klasse Savanne eingeführt, welche unkompliziert durch Zuhilfenahme des NDVI und des nahen Infrarot Kanals ausgewiesen werden konnte. Die landwirtschaftlich genutzten Flächen innerhalb des

Testgebietes wurden ebenfalls über einen Schwellenwert im NDVI definiert. In einem letzten Schritt wurden die Wasserflächen über Formparameter in Flüsse und Seen unterschieden. Insgesamt wurden zehn Klassen ausgewiesen und im Rasterformat exportiert.

### 3.2 Räumliche Aggregation und Mustererkennung

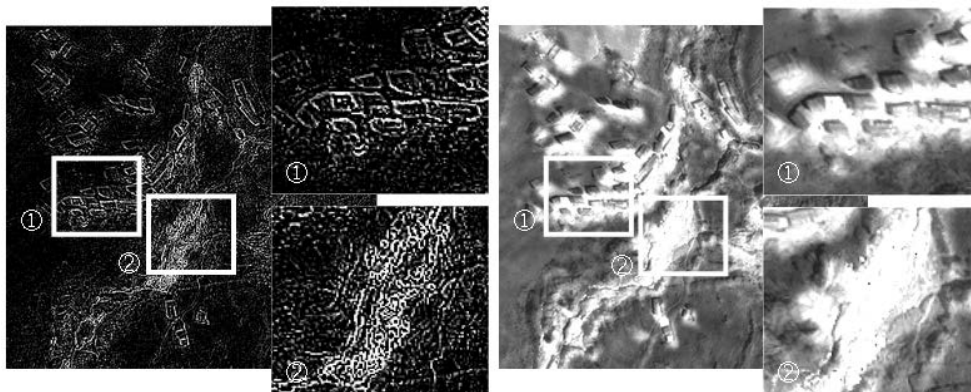
Die Klassifikationsergebnisse wurden in einem nächsten Schritt zu einem gleichmäßigen Gitternetz von 10 km x 10 km aggregiert. Durch diesen Ansatz soll eine schnelle und einfache Orientierung des weitläufigen Gebietes ermöglicht werden und ein Fokussieren auf diejenigen Gebiete ermöglichen, welche die höchste Minendichte aufweisen. Zuvor werden die potentiellen Minenstandorte über ihre Lage zu für den Abbau wichtigen Infrastrukturelementen (Straßen, Siedlungen, Gewässer) ausgedünnt. Wird eine gewisse Distanz entsprechender Objekte zu den genannten Infrastrukturen überschritten, erscheint es unwahrscheinlich, dass es sich um eine Mine handelt. Neben der aktuellen Landbedeckungsklassifikation wurden hierzu Vektordaten, welche in umfangreichen zuletzt im August 2009 durchgeführten Feldstudien vom *International Peace Information Service* (IPIS) erfasst wurden, eingebunden (SPITTAELS & HILGERT 2008, 2009). Darüber hinaus stellt die Abholzung für neue Abbaustätten und den steigenden Brennholzbedarf ein weiteres Indiz für erhöhte Minenaktivitäten in den Untersuchungsgebieten dar.

In einem nächsten Schritt wurden sehr hoch aufgelöste Daten mit Fokus auf Minenstandorte analysiert. Die Auswertung der GeoEye-1 Szenen erfolgte ebenfalls mit der Software *eCognition Developer 8.0*, wobei in diesem Fall nicht die Klassifikation des gesamten Bildes im Vordergrund stand, sondern die Ausweisung einzelner Bildmerkmale. Fokus der Analyse war einerseits offener Boden, welcher bereits in sich selbst ein Abbaugelände darstellen kann, sowie Siedlungen/Straßen, da diese wie oben beschrieben mit Minen in Verbindung stehen können. Die Ausweisung dieser Klassen ist jedoch kritisch, da die Flächen in Konflikt unter anderem mit ausgetrockneten Flussbetten oder brachliegenden Ackerflächen stehen. Zuerst wurde durch eine *multiresolution* Segmentierung Objekte erzeugt, welche anhand von NDVI und der Gesamthelligkeit in eine temporäre Klasse eingebettet wurden. Ackerflächen konnten durch einen hohen Wert ihrer rechteckigen Passform ausgeschlossen werden. Im Anschluss wird die Textur der verbleibenden Objekte untersucht. Hierbei erweisen sich die in *eCognition Developer 8.0* zur Verfügung stehenden arithmetischen Berechnungen auf Pixel-Basis wie zum Beispiel zur Kantendetektion als hilfreich.

## 4 Ergebnisse und Diskussion

Die Qualität der Klassifikationsergebnisse der hoch aufgelösten Daten wurde anhand einer Genauigkeitsabschätzung mit der Software ERDAS Imagine 2010 überprüft. Nach der Methode des *stratified random sampling* wurden 20 bis 50 Stichprobenpunkte - je nach Klassengröße - ausgewählt und mit den Satellitendaten verglichen (Congalton, 1991). Die Gesamtgenauigkeit beträgt für die RapidEye Szene von Lulingu 88,29 % (Kappa-Koeffizient: 0,8633), während für Numbi 85,5 % (Kappa-Koeffizient: 0,8389) erzielt werden konnte. Der niedrigere Wert erklärt sich durch die höhere Anzahl an Landbedeckungsklassen.

Die Analyse von hoch aufgelösten Daten stellt eine Möglichkeit dar, große Gebiete vergleichbar mit dem Abtasten eines Scanners schnell zu analysieren und neue Gebiete mit potentiell hoher Konzentration an Minenstandorten zu entdecken. Die Übertragbarkeit sowie die Möglichkeit zur gezielten Feinjustierung der entwickelten Regelsätze erhöht die Arbeitseffizienz der Bildauswertung und trägt maßgeblich zu einer konstanten Beobachtung bei. Die Ergebnisse der ersten Untersuchungen der GeoEye-1 Daten zeigen Potential in der Erfassung von Minengebieten insbesondere unter Zuhilfenahme von Filteroperatoren wie Kantenerkennung oder Textureigenschaften. Abbildung 2 veranschaulicht eine der durchgeführten Filteroperationen auf Basis des roten Kanals zur Erkennung von Kanten dunkler Objekte. Es wird deutlich, dass künstliche Objekte wie Behausungen von natürlichen Elementen unterschieden werden können. Darüber hinaus scheint die raue Oberfläche der Minengebiete innerhalb des Flussbettes deutlich durch ihre höhere Varianz in der Textur sichtbar zu werden. Die mit Hilfe des vorgestellten Ansatzes detektierten potentiellen Minenstandorte können einen unterstützenden Beitrag zur Politikberatung leisten, indem mögliche Konfliktherde frühzeitig erkannt werden.



**Abb. 2:** Filteroperation zur Unterscheidung von Siedlungen (1) und offenem Boden (2); links: Kantenerkennung (*edge extraction*), rechts: GeoEye-1 Satellitenbild (nach SCHOEPFER & KRANZ 2010).

## 5 Ausblick

Es ist geplant, die fortlaufende Studie in mehrere Richtungen zu erweitern: (1) Im Rahmen der objektbasierten Bildanalyse sollen weitere Regelsätze modulartig entwickelt werden, um die bestehende Bibliothek zu erweitern. Das bereits sichtbare Potential der sehr hoch aufgelösten Daten soll weiter studiert und eine Optimierung der Merkmalsextraktion vorgenommen werden. (2) Neben optischen Daten sollen auch Radar-Daten zur Analyse herangezogen werden. Hierbei soll nicht nur der starken Wolkenbedeckung im Untersuchungsgebiet Rechnung getragen werden, sondern auch zur Unterstützung der Analyse im Hinblick auf Oberflächenstrukturen dienen. (3) Darüber hinaus wird eine Zeitreihe aufgebaut, d.h. die bisher akquirierten Satellitenbilder mit aktuellen Aufnahmen verglichen und

einer Veränderungsanalyse unterzogen. Dabei stellt die vorgestellte Aggregation der Ergebnisse auf der ersten Auflösungsstufe sowohl einen Zeitgewinn bei der Analyse als auch die Möglichkeit einer größeren räumlichen Abdeckung dar. (4) Zu guter Letzt ist geplant, die satellitengestützte Auswertung neben der bereits bestehenden Verschneidung von räumlichen Informationen durch die Einbeziehung von sozioökonomischen Daten zu ergänzen. Dieser Ansatz verspricht die Verbesserung in der Auswahl potentieller Abbaugebiete.

## Danksagung

Diese Arbeit wurde im Rahmen des EU-Projektes G-MOSAIC (Contract No. FP7/2007-2013) durchgeführt. Die Vorprozessierung der Satellitendaten wurden vom Institut für Methodik der Fernerkundung (IMF) des DLR ausgeführt. Wir danken Christian Weise, Defniens AG, für seine Tipps und Anregungen. Besonderer Dank gilt International Peace Information Service (IPIS), Global Witness, Bonn International Center for Conversion (BICC) und Resource Consulting Services Limited (RCS) für den umfangreichen Wissensaustausch und für die Bereitstellung von Vektordaten.

## Literatur

- CONGALTON, R. G. (1991): A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of the Environment*, Vol. 37 (1), S. 35-46.
- GARRETT, N. & MITCHELL, H. (2009): *Trading Conflict for Development*. A report by Resource Consulting Services, April 2009.
- GLOBAL WITNESS (2009): 'Faced With a Gun, What Can You Do?' - War and the Militarisation of Mining in Eastern Congo. A report by Global Witness July, 2009.
- SCHOEPFER, E., TIEDE, D., LANG, S. & ZEIL, P. (2007): Damage assessment in townships using VHSR data - The effect of Operation Murambatsvina/Restore Order in Harare, Zimbabwe. In: *Urban Remote Sensing Joint Event 2007*, Paris, 11-13 April 2007, S. 1-5 (CD-ROM).
- SCHOEPFER, E. & KRANZ, O. (2010): Monitoring natural resources in conflict using an object-based multiscale image analysis approach. In: *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVIII-4/C7 (pages pending).
- SPITTAELS, S. & HILGERT, F. (2008): *Mapping Conflict Motives: Eastern DRC*. Report by the International Peace Information Service (IPIS), Antwerp.
- SPITTAELS, S. & HILGERT, F. (2009): *Accompanying note on the interactive map of militarised mining areas in the Kivus*. Report by the International Peace Information Service (IPIS), Antwerp.