

Christian Aufreiter, BSc

**Artisanal Gold Mines in Butana (Ostsudan) –
Ein hybrider Klassifikationsansatz multitemporaler
ASTER- und LANDSAT-Daten unter Berücksichtigung
spektraler Signaturen der Lithologie**

MASTERARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades
Master of Science

Masterstudium Geospatial Technologies

eingereicht an der

Technischen Universität Graz

Betreuer/in:

Ao.Univ.-Prof. Mag. Dr.rer.nat.

Wolfgang Sulzer

Institut für Geographie und Raumforschung

Graz, August 2014

EIDESSTÄTLICHE ERKLÄRUNG

AFFIDAVIT

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen/Hilfsmittel nicht benutzt, und die den benutzten Quellen wörtlich und inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe. Das in TUGRAZonline hochgeladene Textdokument ist mit der vorliegenden Masterarbeit identisch.

I declare that I have authored this thesis independently, that I have not used other than the declared sources/resources, and that I have explicitly indicated all material which has been quoted either literally or by content from the sources used. The text document uploaded to TUGRAZonline is identical to the present master's thesis.

12.08.2014

Datum / Date

Christine Aylward

Unterschrift / Signature

Vorwort

Die Idee zu dieser Arbeit entstand im Rahmen eines damals Industrie finanzierten Projekts zum Thema Geologie von Afrika am Institut für Erdwissenschaften der KFU Graz, das von Dr. Kurt STÜWE betreut wird. Das Projekt hatte zum Ziel, neben Fragen zu Geologie und Lagerstätten auch Fragen zur sozioökonomischen Entwicklung im Umfeld potentieller Ressourcen zu dokumentieren. Da der Untersuchungsraum des Projektes (Sudan, Tschad Mauretanien) aktuell von politischen Umwälzungen betroffen ist, gewinnen solche Fragestellungen zunehmend an Bedeutung und mit ihnen auch Methoden der Fernerkundung, die eine großräumige Betrachtung ermöglichen.

Im Zuge meiner Bachelorarbeit am Institut für Erdwissenschaften kam ich mit Herrn STÜWE ins Gespräch und er bot mir an, eine Masterarbeit im Rahmen dieses Projektes zu schreiben. Im Frühjahr 2013 nahm das Unterfangen schließlich konkrete Züge an. Der „Goldrausch“ im Sudan sollte der Aufhänger dieser Arbeit sein. Konkret habe er eine Veränderungskarte zur zeitlichen Entwicklung von *Artisanal Mines* - kleine, mit Handwerkzeugen betriebene Goldabbaustätten – im Sinn, die mit Hilfe von möglichst kostengünstigen Satellitenbild-Daten zu erstellen sei. Dazu zeigte mir Herr STÜWE Fotos aus seiner Feldkampagne in der Butana aus dem Jahr 2011. Ich staunte nicht schlecht über das Ausmaß dieser Minen, weil ich so etwas noch nicht gesehen hatte.

Gleichzeitig hegte ich kleine Zweifel, diese Minen mit freizugänglichen LANDSAT-Daten, deren Pixelgröße 30x30m beträgt, überhaupt zu entdecken. Dennoch sagte ich begeistert zu, weil ich meinen Studienschwerpunkt genau auf die Schnittstelle zwischen Geotechnologien und Erdwissenschaften gelegt habe, an der das Thema dieser Arbeit anzusiedeln ist. Im Nachhinein betrachtet die richtige Entscheidung. Mit Ao.Univ-Prof. Mag. Dr. Wolfgang SULZER vom Institut für Geographie und Raumforschung der KFU Graz konnte schnell ein Fernerkundungsspezialist mit physiogeographischer Kompetenz als fachlicher Betreuer gewonnen werden.

Ende April 2013 erfolgte schließlich der offizielle Kick-Off zu dieser Arbeit unter dem Arbeitstitel „Goldminen in Butana“. In etwa zugleich fand jedoch die Aufkündigung des Forschungsprojekts aufgrund ausbleibender Finanzierung seitens des Bergbaukonzerns statt. Herr Stüwe war aber nach wie vor an dieser Arbeit interessiert, sodass ich meinen Studienschwerpunkt in dieser Masterarbeit verwirklichen konnte.

Dankadressen

Mein erster Dank gebührt meinen Eltern Alois und Waltraud, die mich Zeit meines Studiums unterstützt und an mich geglaubt haben. Auch möchte ich mich an dieser Stelle bei meiner Lebensgefährtin Katharina für ihren mentalen Support in schlechten Phasen während der Entstehung dieser Arbeit und während des Studiums im Allgemeinen bedanken. Nicht zuletzt Dank aussprechen möchte ich meinem Bruder René, der sich zwar nie viel darunter vorstellen konnte, worin mein Tun besteht, aber dennoch immer voller Begeisterung zugehört hat, wenn ich etwas darüber erzählt habe. Auch das hat mich ermutigt, meinen eingeschlagenen Weg zu Ende zu gehen. Danke!

Für die kompetente fachliche Betreuung, die Übernahme angefallener Kosten und die praktischen Tipps und Tricks beim Schreiben der Masterarbeit möchte ich mich ganz herzlich bei Herrn SULZER bedanken. Dass diese Arbeit überhaupt zu Stande kam und zu einem Ende gebracht werden konnte, habe ich Herrn STÜWE zu verdanken.

Zuletzt möchte ich meinen Dank an meine langjährigen Weggefährten Florian und Jakob für ein offenes Ohr in schlechteren Zeiten und die ermutigenden Worten aussprechen. Vielen Dank!

Zusammenfassung

Im letzten Jahrzehnt hat sich der Goldexport des Sudan beinahe verzehnfacht. Der Großteil dieses Goldes wird in kleinen Gruben, die mit konventionellem Werkzeug im Tagebau bewirtschaftet werden, sogenannten *Artisanal Mines*, abgebaut. In dieser Arbeit wird versucht, diese Entwicklung mit Hilfe multitemporaler Fernerkundungsdaten in Butana, einer Halbwüstenregion im Osten des Sudans, zu dokumentieren. Darüber hinaus werden spektrale und räumliche Merkmale der Goldminen analysiert. Aus den gewonnenen Erkenntnissen wird ein semiautomatisches Modell zum Auffinden weiterer, bisher unbekannter Abbaugelände entwickelt. Abschließend werden die Minen mit den Ergebnissen einer ASTER-gestützten, lithologischen Kartierung in Kontext gesetzt. Insgesamt werden in dieser Arbeit neun Datensätze der Satellitensensoren ASTER, LANDSAT 5 TM und LANDSAT 8 OLI/TIRS verarbeitet.

Der erste Teil dieser Masterarbeit thematisiert bisherige Beiträge zur Change Detection im Tagebau-Monitoring. Zunächst wird ein allgemeiner Überblick über den Stand der Forschung zu diesem Thema gegeben. Es folgen theoretische Grundlagen zu Bildvorverarbeitung und eine ausführliche Beschreibung gängiger Change Detection-Methoden in der Bergbau-Literatur. Darüber hinaus wird auf den Stellenwert der Fernerkundung für geologische Anwendungen eingegangen und häufig eingesetzte Bildverbesserungstechniken und lithologische Kartierungsmethoden vorgestellt. Im zweiten Teil der Arbeit wird zunächst das Untersuchungsgebiet näher vorgestellt. Der Schwerpunkt liegt dabei auf der tektonischen Entwicklung und den Goldlagerstätten.

Der dritte Teil der Arbeit umfasst die praktischen Arbeiten im Untersuchungsgebiet. Im Fokus dabei steht vor allem der hybride pixel-objekt-basierte Ansatz zur semiautomatisierten Klassifikation der Minen. Dieser wird an einem kleineren Untersuchungsgebiet entwickelt und getestet. Anschließend wird das Modell auf ein erweitertes Gebiet übertragen und seine Genauigkeit evaluiert. Darüber hinaus werden Methoden der spektralen Change Detection und der lithologischen Kartierung mit ASTER Daten durchgeführt. Abschließend werden die Ergebnisse im Licht der gestellten Forschungsfragen diskutiert und Möglichkeiten aufgezeigt, das Modell zu verbessern. Weiters werden offengebliebene Fragen für zukünftige Arbeiten gestellt.

Das Modell erzielt eine Genauigkeit von bis zu 59%. Eine höhere Genauigkeit kann aufgrund der spektralen Ähnlichkeit zu anderen Geo-Objekten mit den eingesetzten Datengrundlagen und der angewandten Methodik nicht erreicht werden. Die beobachtete, durchschnittliche Zuwachsrate der Minen im Untersuchungszeitraum beträgt 79% pro Jahr.

Abstract

During the last decade Sudan's gold export has nearly multiplied by ten. The majority of these exports is quarried in so called *artisanal mines*. Artisanal mining is referred to small scale mining with low technology. This thesis is an attempt to document the current development in Butana, a semi-desert region in Eastern Sudan by making use of multitemporal remote sensing data. Furthermore, spectral signatures and spatial features of known pits are analysed in order to build up a semi-automatic model for detecting to date unknown mining areas. Finally, artisanal mines are put in context with results of an ASTER-derived lithological mapping. Altogether nine datasets from airborne scanners ASTER, LANDSAT 5 TM und LANDSAT 8 OLI/TIRS are investigated.

The first part of this thesis focuses on state of the art literature on change detection of surface mining. First, an outline on yet published work on this topic is given. Second, principals of image pre-processing and details on change detection techniques are described. Third, the significance of remote sensing in context of geological applications is discussed and widespread image enhancement techniques and other methods of lithological mapping are presented. The second part of the thesis deals with the investigation area and lays the focus on tectonic evolution and gold deposits in the investigation area.

The third part includes practical work in the investigation area, especially the hybrid per pixel-object-based approach for semi-automated classification of mines. First, the presented model is developed and trained in a smaller area. Later, the calibrated model is used to classify mines in a larger area before accuracy is evaluated. Furthermore, methods of spectral change detection and airborne lithological mapping are tested on an ASTER dataset. The last part of this thesis is dedicated to the discussion of the results with reference to prompted research questions. Beyond that, possible improvements on the presented hybrid approach are shown and yet unanswered questions for future works are raised.

The model achieves 59% accuracy. Better results cannot be produced due to spectral similarity to other geo-objects and possible limitations of the chosen method. The observed rate of increase averages 79% per year.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	3
Dankadressen	4
Zusammenfassung.....	5
Abstract	6
Abbildungsverzeichnis.....	9
Tabellenverzeichnis	12
Abkürzungsverzeichnis	13
1 Einleitung.....	14
1.1 Thematischer Hintergrund	14
1.2 Problem- und Zielstellung	15
2 Change Detection im Tagebau-Monitoring.....	16
2.1 Stand der Forschung.....	16
2.2 Datenvorverarbeitung.....	18
2.2.1 Radiometrische Korrektur	18
2.2.2 Topographische Normalisierung	26
2.3 CD-Techniken im Tagebau-Monitoring	28
2.3.1 Algebra	28
2.3.2 Postklassifikation.....	33
3 Fernerkundung in der Geologie.....	38
3.1 Stellenwert und historische Entwicklung.....	38
3.2 Sensoren, Verarbeitungstechnik, Informationsgewinn.....	40
3.2.1 Grundlagen	40
3.2.2 Ratios.....	44
3.2.3 Hauptkomponentenanalyse (PCA)	48
3.2.4 Hyperspektrale Fernerkundung.....	50
4 Untersuchungsgebiet und Daten.....	54
4.1 Das Untersuchungsgebiet	54
4.1.1 Geologie.....	54
4.1.2 Geographie	60
4.2 Datengrundlagen.....	64
5 Methodik	66
5.1 Methodischer Überblick.....	66
5.1.1 Festsetzen der raum-zeitlichen Bezüge.....	67

5.1.2	Feststellen der Veränderung	67
5.1.3	Automatisierte Minen-Detektion	69
5.1.4	Ableiten des Lagerstättentyps aus der lithologischen Kartierung	71
5.1.5	Schematischer Ablauf der Datenprozessierung	72
5.2	Datenvorverarbeitung	72
5.2.1	Datenimport	73
5.2.2	ASTER DTM Prozessierung.....	76
5.2.3	Radiometrische Korrektur	78
5.2.4	Topographische Normalisierung	81
5.3	Analyse	82
5.3.1	Räumliche und Spektrale Merkmale der Minen	82
5.3.2	Aufbau und Training des Detektionsmodells	88
5.3.3	Evaluieren der Modellgenauigkeit	91
5.3.4	Change Detection	99
5.3.5	Kartieren von Alterationszonen mit ASTER.....	101
6	Ergebnisse.....	104
6.1	Entwicklung der Minen zwischen 2010 und 2014.....	104
6.2	Alterationskartierung im engeren Untersuchungsgebiet	109
6.3	Minen im erweiterten Untersuchungsgebiet.....	115
7	Diskussion und Ausblick.....	116
7.1	Ergebnisse im Kontext der Forschungsfragen	116
7.2	Zusammenfassung und Ausblick	119
	Quellenverzeichnis	121

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Konzessionierte Goldförderung in Hassai vs. Goldexport (Quelle: Yager 2012, S.40.4)....	14
Abb. 2: Artisanal Mines östlich von El Subbagh im November 2011 (Foto: Kurt Stüwe 11.2011)	15
Abb. 3: Atmosphärische Durchlässigkeit in Abhängigkeit von der Wellenlänge. Weitere Erläuterungen im Text (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.377).....	22
Abb. 4: Vergleich Change Vector Analyse nach MALILA 1980 (A) und SAM nach KRUSE ET AL. 1993 (B). Erläuterung im Text (Quelle: CARVAHLO ET AL. 2011, S.2475).....	31
Abb. 5: Ablauf einer ISODATA-Klassifizierung von links nach rechts. Erläuterungen im Text (Quelle: Intergraph 2013)	34
Abb. 6: Optimal Separating Hyperplane (OSH) zwischen trennbaren und nicht-trennbaren Klassen. Weitere Erläuterungen im Text (Quelle: HUANG ET AL. 2002, S.728)	36
Abb. 7: Konzeptionelle Unterschiede zwischen traditioneller wissensbasierter Klassifikation (links) und maschinellem Lernen (rechts) (Quelle: HUANG UND JENSEN 1997, S.1186).....	37
Abb. 8: Art des Energieübergangs in verschiedenen Teilen des elektromagnetischen Spektrums. Erläuterungen im Text (GUPTA 2003, S.35).	41
Abb. 9: Reflexionsspektren von Tonmineralen im VNIR und SWIR des EMS (rechts) und Emissionsspektren von Silikaten im TIR des EMS (links). Erläuterungen im Text (GUPTA 2003, S.40 UND S.43).	43
Abb. 10: Aufbau einer porphyrischen Kupferlagerstätte. Erläuterungen im Text (Quelle: MARS UND ROWAN 2006, S.162).....	47
Abb. 11: Beispiel einer Eigenvektor- oder Ladungsmatrix. Erläuterungen im Text (Gupta 2003, S.257).....	49
Abb. 12: Vergleich zwischen Referenzspektrum und simuliertem ASTER-Spektrum von Kaolinit (modifiziert nach BALDRIGDE ET AL. 2009).	52
Abb. 13: Geologischer Überblick über das Untersuchungsgebiet (links) und den Arabisch-Nubischen Schild (rechts) (modifiziert nach mehreren Autoren).....	56
Abb. 14: Schematische Entwicklung des ANS vom Auseinanderbrechen des Superkontinents Rodinia bis zur panafrikanischen Orogenese im Neoproterozoikum (Quelle: JOHNSON ET AL. 2011, S.171).....	58
Abb. 15: Dunkle Tone der Butana. Im Hintergrund deutet Baumvegetation vermutlich ein Wadi an (Foto: Kurt Stüwe, 11.2011).....	60
Abb. 16: Überblickskarte über engeres (links) und erweitertes Untersuchungsgebiet (rechts) (modifiziert nach verschiedenen Quellen).....	62

Abb. 17: Niederschlag in Khartum. Unterbrechungen in der Linie sind auf Datenlücken zurückzuführen. Der Trend (schwarze Linie) zeigt langfristig nach unten (nach KMNI 2014).	63
Abb. 18: Schematisierter Arbeitsablauf. Erläuterung im Text. Zahlen in der Grafik beziehen sich auf die nummerierte Auflistung in Kapitel 5.1.5.....	72
Abb. 19: Aufnahmegeometrie von Along-Track-Scannern (links) und Across-Track-Scannern (rechts). Erläuterungen im Text (ALBERTZ 1991, S.48 und S.50).....	75
Abb. 20: Vergleich ASTER-Band 12 nach Standard-Import mit ERDAS Imagine (links) und mit angepasstem Verfahren (rechts)	76
Abb. 21: Vergleich ASTER GDEM (links), ASTER DTM mit ERDAS LPS (Mitte) und ASTER DTM mit PCI Geomatica (rechts) im engeren Untersuchungsgebiet östlich von El Subbagh. Weitere Erläuterungen im Text.....	78
Abb. 22: Vergleich von unkorrigierten Grauwerten mit radiometrisch normalisierten Grauwerten. Erläuterungen im Text.....	80
Abb. 23: Einfluss der Topographie auf die Grauwerte in ASTER-Band 1. Erläuterungen im Text...	82
Abb. 24: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen ASTER-Signaturen, Hauptkomponenten-Bildern (PCx) und varianzgefilterten Bändern (VBx). Die durchgezogenen Linien repräsentieren den Mittelwert der Zufallsstichproben. Minimum und Maximum sind durch Querstriche angedeutet. Weitere Erläuterungen im Text.....	84
Abb. 25: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 8 OLI-Signaturen. Erläuterungen siehe Abb. 24 und im Text.....	84
Abb. 26: Vergleich varianzgefilterter Rot-Kanäle von LANDSAT 5 TM3 (links), LANDSAT 8 OLI4 (Mitte) und ASTER B2 (rechts). Erläuterung im Text.....	85
Abb. 27: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit varianzgefilterten LANDSAT 8 OLI-Bändern (VOLix). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.	85
Abb. 28: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 5 TM-Signaturen und Hauptkomponentenbildern (PCx). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.	86
Abb. 29: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit varianzgefilterten LANDSAT 5 TM-Bänder (VTMx). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.	86
Abb. 30: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 8-Ratios. Erläuterung siehe Abb. 24. und Text.	87
Abb. 31: Aufbau des Detektionsmodells. Erläuterung im Text.	88
Abb. 32: Customized Feature Dichte: Es wird die Pixeldichte pro Segment errechnet.	90
Abb. 33: Ablauf des Modelltrainings. Erläuterung im Text.	91

Abb. 34: Sedimente und Basiskomplex, die vom Modell fälschlicherweise als Minen (Polygone mit gelben Rändern) klassifiziert werden vor der LANDSAT 8 vom Aufnahme 15.2.2014. Lage Bildmittelpunkt: 15,013° N 34,996°E. Erläuterungen im Text.....	93
Abb. 35: Eine vom Modell nicht erkannte Mine in der östlichen Bildmitte (rote Ellipse). Links: LANDSAT 8. Rechts: Bing Maps™. Lage Bildmittelpunkt: 15,244°N 34,918°E.	94
Abb. 36: LANDSAT 8 Signatureplot der häufigsten Fehlklassifikationen. Erläuterungen im Text.	95
Abb. 37: MODIS 7 Interferenzbild vor und nach der Flut. Die blauen Bereiche sind durch vermutlich von der Flut betroffen (nach Dartmouth Flood Observatory 2014). Schwarzer Kasten markiert das engere Untersuchungsgebiet.....	96
Abb. 38: Wahrscheinlich vom Flutereignis des Augusts 2013 betroffene Stelle (rote Ellipse). Im Hintergrund: LANDSAT 8-Szene vom 15.2.2014. Lage Bildmittelpunkt: 15,283°N 34,861° E.....	96
Abb. 39: Häufigkeit der als Minen fehlklassifizierten Objekte nach Anpassung des Modells an die LANDSAT 8-Aufnahme vom 21.4.2013.	97
Abb. 40: Sensorbedingte Unterschiede in der Minen-Klassifikation. Rot: LANDSAT 8 2013. Blau: ASTER 2012. Orthophoto Bing Maps™. Lage Bildmittelpunkt: 15,341°N 34,910° E.....	98
Abb. 41: Vergleich von CVA-Methoden. Erläuterungen im Text.....	100
Abb. 42: Spektrale Signaturen ausgewählter Alterationsminerale. Weitere Erläuterungen im Text (nach BALDRIDGE ET AL. 2009)	103
Abb. 43: Kombiniertes Ratio-PCA-Verfahren nach ZHANG ET AL. (2007). Weitere Erläuterungen im Text (Quelle: ZHANG ET AL. 2007, S.277)	104
Abb. 44: Change Map der Minenregion um El Subbagh von 2010 bis 2014. Der Ausbreitungsstand ist aufgrund des Flutereignissen von August 2013 zu hinterfragen. Weitere Erläuterungen im Text.....	105
Abb. 45: SID-Veränderungsbild im Bereich der Minen. Weitere Erläuterungen im Text.	107
Abb. 46: Differenzkarte der ASTER Band 12-Strahlungstemperatur. Weitere Erläuterungen im Text.....	108
Abb. 47: ASTER Ratio-Kombination 4/8, 4/2, 8/9 in RGB nach GABR ET AL. 2010. Weitere Erläuterungen im Text.....	110
Abb. 48: Ergebnis der kombinierten Ratio-PCA-Methode von ZHANG ET AL. 2007. An der Oberfläche sind keine geschlossenen Alterationszonen zu erkennen. Weitere Erläuterungen im Text.	111
Abb. 49: Alterationszonen dargestellt in einem RBD-Ratio-Bild. Weitere Erläuterungen im Text.	112
Abb. 50: Alterationsmineralkartierung mit der FPCS-Methode nach CROSTA ET AL. 2004. Weitere Erläuterungen im Text.....	114

Abb. 51: Minengebiete im erweiterten Untersuchungsgebiet. Gelber Kasten: bekanntes Gebiet.
 Roter Kästen: neue Gebiete. Weitere Erläuterungen im Text..... 115

Tabellenverzeichnis

Tab. 1: Literatur-Überblick zu Change-Detection im Tagebau, Daten und Methoden.	17
Tab. 2: Schema zur qualitativen Interpretation eines LANDSAT 5 TM-Ratio-Falschfarbenbildes mit der Kanalkombination 5/7, 3/1, 5 in RGB. M=mittel, H=hoch, N=niedrig. Quelle: VAN DER MEER ET AL. 2012, S.115	45
Tab. 3: Technische Eigenschaften ausgewählter Satelliten-Hyperspektralsensoren mit Informationsquelle.....	51
Tab. 4: Technische Daten LANDSAT 5 TM und LANDSAT 8 OLI/TIRS (nach USGS 2014a und USGS 2014b).	65
Tab. 5: Technische Daten ASTER (nach Abrams und Hook 2002, S.10).	66
Tab. 6: Metadaten der für die analyserelevanten Szenen.	66
Tab. 7: Vergleich der mittleren quadratischen Abweichungen abhängig von der Korrekturmethode. IM = Methode nach DU ET AL. 2002, HM = Histogramm – Matching..	79
Tab. 8: Radiometrische Korrekturfaktoren für ASTER Daten für die Aufnahme 11.03.2005 (nach CHANDLER ET AL. 2009, S.901, THOME ET AL. 2001, S.264)	81
Tab. 9: Bestimmtheitsmaß und Minnaert-Koeffizienten zur topographischen Normalisierung für die ASTER-Szene von 11.03.2005.....	82
Tab. 10: Trennbarkeit von Minen von Nicht-Minen mit ASTER-Ratios. Erläuterung im Text.....	87
Tab. 11: Verwendete Parameter und Schwellwerte für die pixelbasierte Klassifikation getrennt nach Sensor.....	89
Tab. 12: Gewählte Einstellungen für Multiresolution Segmentation in eCognition getrennt nach Sensor.....	90
Tab. 13: Gewählte Parameter und Schwellwerte für objektbasierte Klassifikation getrennt nach Sensor.....	91
Tab. 14: Angepasste Modellparameter zur Detektion der Minen 2010	92
Tab. 15: Als Minen fehlklassifizierte Objekte mit relativer Häufigkeit vor und nach der Modellanpassung.	95
Tab. 16: Höhe des Reflexionsgrades ausgewählter Alterationsminerale in den ASTER VNIR und SWIR-Bänder. Weitere Erläuterungen im Text (nach BALDRIDGE ET AL. 2009).....	102
Tab. 17: Ladungsmatrix von Kaolinit. Gelb unterlegt: die stärksten konträren Ladungen, ρ = Reflexionsgrad. Weitere Erläuterungen im Text.....	103
Tab. 18: Flächenänderung der Minen zwischen 2010 und 2013. Weitere Erläuterungen im Text.	106

Abkürzungsverzeichnis

ANN	Artificial Neural Network
ANS	Arabisch-Nubischer Schild
CD	Change Detection
CVA	Change Vector Analysis
DEM	Digital Elevation Model/Digitales Höhenmodell
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
DOS	Dark Object Subtraction
DTC	Decision Tree Classifier
DTM	Digital Terrain Model/Digitales Oberflächenmodell
EAO	East African Orogen
ED	Euklidische Distanz
EMS	Elektromagnetisches Spektrum
ESA	European Space Agency
ETM+	Enhanced Thematic Mapper
FPCS	Feature-oriented Principal Component Selection
JPL	Jet Propulsion Laboratory
KNMI	Koninklijk Nederlands Meteorologisch Instituut
Ma	Millionen Jahre
NASA	National Aeronautics and Space Agency
NDVI	Normalized Differenced Vegetation Index
OLI	Operational Land Imager
OSH	Optimal Seperating Hyperplane
PC	Principle Component
PCA	Principle Component Analysis
PIF	Pseudo-Invariantes Feature
SAM	Spectral Angle Mapper
SCM	Spectral Correlation Mapper
SID	Spectral Information Divergence
SVM	Support Vector Machine
SWIR	Short Wave Infrared
TIR	Thermal Infrared
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
USGS	United States Geological Survey
VNIR	Visible and Red Infrared

1 Einleitung

1.1 Thematischer Hintergrund

Innerhalb des letzten Jahrzehnts ist der jährliche Goldexport des Sudans von vernachlässigbaren Mengen auf inoffiziell mehr als 50 Tonnen pro Jahr gestiegen (Afrika-Verein der deutschen Wirtschaft 2013). Einschlägige Medien sprechen im Zusammenhang mit den Aktivitäten im Sudan vom derzeit größten „Goldrausch“ weltweit. Der Großteil des Goldes wird jedoch nicht in großflächigen Minen industriell mit Bergbaumaschinen abgebaut, sondern in sogenannten *Artisanal Mines*. Darunter versteht man allgemein kleine Gruben, in denen der Rohstoff noch weitestgehend von Einzelpersonen und ohne den Einsatz spezieller Maschinen abgebaut wird. Die Minen werden oft von sehr armen Bevölkerungsgruppen in entlegenen Gegenden von Entwicklungsländern betrieben. Oftmals operieren die Goldgräber dabei im informellen Arbeitssektor und ohne rechtliche Absicherung (HENTSCHEL ET AL. 2002, S.4 UND S.10).

Belegt wird dieser „Goldrausch“ auch durch Zahlen des *United States Geological Survey (USGS)*¹, die als Liniengraphen in Abb. 1 dargestellt sind. Darin wird die Entwicklung der Goldproduktion der einzig konzessionierten Mine des Sudans in Hassai im Red Sea District mit den offiziellen Exportzahlen verglichen. Während die Produktion in Hassai bis 2011 bei konstanten fünf Tonnen/Jahr stagnierte und im Jahr 2012 sogar auf zwei Tonnen zurückgefahren wurde, explodierte der Export des Edelmetalls auf über 46 Tonnen/Jahr. Das USGS schätzt, dass der Fehlbetrag von 44 Tonnen in *Artisanal Mines* abgebaut wird. Die tatsächliche Förderung dürfte aber noch weit höher liegen (Yager 2012, S.40.4).

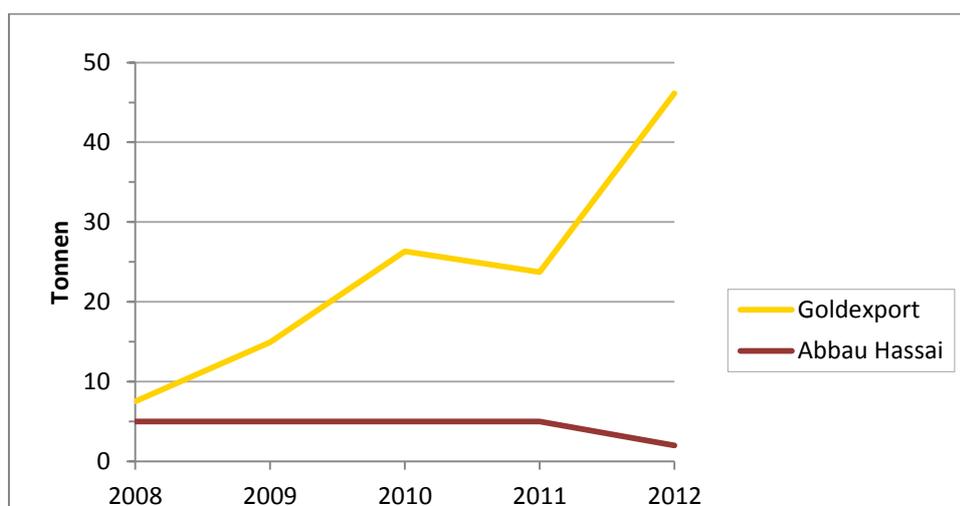


Abb. 1: Konzessionierte Goldförderung in Hassai vs. Goldexport (Quelle: Yager 2012, S.40.4).

¹ Alle weiteren Abkürzungen siehe Abkürzungsverzeichnis S.13

Die Gewinnung des Goldes in den Minen folgt nach einem einfachen Schema. Das Gold wird zunächst in den Minen abgebaut und grob gebrochen. Die Bruchstücke werden dann in Gesteinsmühlen gemahlen und das Gesteinsmehl gewaschen und gesiebt. Mittlerweile erreichen die Minen eine beträchtliche räumliche Ausdehnung und prägen ganze Landstriche, so auch in der Butana, einem sanften Plateau östlich der Hauptstadt Khartum im Osten des Sudans. Abb. 2 stellt eine solche Goldmine dar und vermittelt einen Eindruck vom Untersuchungsgebiet.



Abb. 2: Artisanal Mines östlich von El Subbagh im November 2011 (Foto: Kurt Stüwe 11.2011)

1.2 Problem- und Zielstellung

Vor diesem Hintergrund ist das Hauptziel dieser Arbeit, eine zeitliche Entwicklung der *Artisanal Mines* mit Methoden der Fernerkundung zu dokumentieren. Daher besteht ein weiteres Ziel auch darin, einen Überblick über aktuelle Techniken in der themenrelevanten Literatur zu schaffen und diese näher zu beschreiben. Der Fokus der praktischen Arbeit liegt zunächst auf einem Minengebiet östlich des Nomadenstützpunktes El Subbagh in der zentralen Butana, wo Goldabbau bekannt ist. Besonderes Interesse wird der räumlichen Entwicklung und der Bestimmung des erstmaligen Auftretens der Minenaktivitäten in der Region beigemessen. Die zweite Herausforderung liegt darin, ein Modell zu entwickeln, das basierend auf Erkenntnissen der bekannten Minen neue Abbaustätten in einem erweiterten Untersuchungsgebiet weitestgehend automatisch detektiert. Dazu werden spektrale Signaturen der bekannten Minen unter Berücksichtigung ihrer Lithologie sowie räumlichen Eigenschaften untersucht. Aus geologischer Perspektive besteht zudem Interesse, das lithologische Umfeld dieser Minen näher

zu beschreiben und zu klären, ob ein Zusammenhang zwischen Minen, Lithologie und Lagerstättentyp hergestellt werden kann. Zum Erreichen aller Ziele sollen möglichst kostenfreie und kostengünstige Fernerkundungsdaten verwendet werden.

Diese Arbeit stellt also den Versuch dar, vom Standpunkt der Fernerkundung aus, räumliche Veränderungen der *Artisanal Mines* mit Hilfe geeigneter und aktueller Methoden zu dokumentieren, Minen und Lithologie in Kontext zu setzen und bis dato unbekannte Abbaugelände basierend auf spektralen Eigenschaften und räumlichen Mustern bekannter Minen zu lokalisieren. Diese Zielsetzungen lassen sich in folgenden vier Forschungsfragen zusammenfassen:

1. Kann eine Veränderung der Minen im Untersuchungsgebiet mit Hilfe von LANDSAT und ASTER-Daten mit Techniken der Fernerkundung festgestellt werden?
2. Wie groß ist das Ausmaß dieser Veränderungen?
3. Kann ein Modell, das auf den räumlichen und spektralen Merkmalen der bekannten Minen basiert, entwickelt werden, um unbekannte Minen zu finden?
4. Kann im Untersuchungsgebiet ein Zusammenhang zwischen Minen und Lagerstättentyp über die Lithologie mit Hilfe der LANDSAT- und ASTER-Daten und Methoden der Fernerkundung hergestellt werden?

2 Change Detection im Tagebau-Monitoring

2.1 Stand der Forschung

„Change Detection ist der Prozess des Identifizierens von Unterschieden im Zustand eines Objekts oder Phänomens durch Beobachtung zu verschiedenen Zeitpunkten. Im Wesentlichen umfasst es die Fähigkeit, zeitliche Auswirkungen durch den Einsatz von multitemporalen Daten zu quantifizieren“ (SINGH 1989, S.989). Dadurch wird das Verständnis für die Zusammenhänge zwischen natürlichen und menschlichen Phänomenen gefördert, sodass zur Verfügung stehende Ressourcen besser eingesetzt werden. Change Detection (CD) dient vor allem dem großflächigen Monitoring der Erdoberfläche. Besonders häufig wird es zur Evaluierung von Veränderungen in Landnutzung und Landbedeckung (LULC) eingesetzt, aber unter anderem auch zur Dokumentation von Schäden, z.B. durch Überflutungen, Dürre oder Waldrodung sowie Veränderungen im urbanen Raum (LU ET AL. 2004, S.2366-2368).

Im Monitoring von Tagebau-Minen ist CD ein von der Industrie seit den späten 1970ern häufig benutztes Instrument, um Auswirkungen der Minenaktivitäten auf die Umwelt zu beobachten

(DEMIREL ET AL. 2011, S.3). Dennoch ist die Auswahl an publizierter Literatur im Vergleich zu anderen Anwendungen von CD klein. Erst im Verlauf der letzten zehn Jahre ist ein deutlicher Anstieg zu diesem Thema zu beobachten. Für diese Arbeit werden zehn einschlägige Publikationen gesichtet und auf Inhalt, Methodik und verwendete Daten untersucht.

Der inhaltliche Fokus fast aller untersuchten Studien liegt im Wesentlichen auf dem Landschaftswandel durch den Tagebau und dem Monitoring von Umweltgefahren, die von offenen Gruben ausgehen, z.B. Auswirkungen auf Grundwasserströme, Bodenerosion, Morphologie, Biodiversität oder Landwirtschaft. Bei SCHMID ET AL. (2013) besteht auch Interesse an bereits stillgelegten und von der Natur wieder zurückgewonnenen Flächen, die eine Nachnutzung erfahren sollen, aber möglicherweise kontaminiert sind.

Tab. 1: Literatur-Überblick zu Change-Detection im Tagebau, Daten und Methoden.

Autor und Jahr	Daten	CD Methode	Klassifikator/Technik
ADAR ET AL. (2012)	HyMap	Change Vector Analysis	SAM, SCM, SID, ED
CHITADE ET AL. (2010)	L5 5 TM, CARTOSAT-I	Postklassifikation	ISODATA Clustering
DEMIREL ET AL. (2011)	IKONOS, QUICKBIRD	Postklassifikation	Support Vector Machine
DUNCAN ET AL. (2009)	Luftbilder	Postklassifikation	Visuelle Interpretation
LATIFOVIC ET AL. (2004)	L5 TM, AVHRR	Postklassifikation, Bruttoprimärproduktion mit NDVI	ISODATA Clustering
MATEJICEK ET AL. (2010)	L5 TM, L7 ETM+	Postklassifikation	NDVI Schwellwerte
PRAKASH U. GUPTA (1998)	L5 TM	Algebra	Differencing, Rationing, NDVI Differencing
SCHMID ET AL. (2013)	L5 TM, L7 ETM+, ALI	Postklassifikation	Support Vector Machine
TOWNSEND ET AL. (2009)	L2 MSS, L5 TM, L7 ETM+	Hybrider Ansatz Decision Tree und Postklassifikation	ISODATA Clustering mit DN, PC1-3, TC Brightness, Greenness, Wetness, NDVI
ZHANG ET. AL. (2014)	SPOT 5, Rapid Eye	objektbasierte Change Vector Analysis	ED

Wie aus Tab. 1 hervorgeht, wählen sieben von zehn Autoren *Postklassifikation* als CD-Methode, lediglich drei verfolgen einen alternativen Ansatz, wovon zwei auf *Change Vector Analysis* (CVA) Techniken zurückgreifen. *Image-Differencing* und *Rationing* - mitunter die einfachsten CD-Techniken - werden nur in einer untersuchten Studie angewandt. Dass sich die Mehrheit für eine Postklassifikation entscheidet, ist u.a. auch auf die eingesetzten Daten zurückzuführen. Acht von zehn Studien arbeiten mit multisensoralen Daten. Die beiden anderen verwenden eine alternative CD-Methode. Eine Ausnahme bilden hier ZHANG ET AL. (2014), die auch mit einem objekt-orientierten Ansatz einen eher unkonventionellen Zugang wählen.

Große Unterschiede unter den Postklassifikationsarbeiten gibt es hingegen bei den eingesetzten Klassifikationstechniken. Beginnend bei visueller Bildinterpretation über überwachte Klassifikation (*Support Vector Machines*, *Decision Tree*) und unüberwachte Klassifikation (*ISODATA Clustering*) bis hin zu wissensbasierten Verfahren (NDVI-Schwellwerte) sind alle Klassifikationsansätze vertreten. Die anderen drei Arbeiten greifen auf Algebra Techniken zurück, zu der neben Image Differencing, Image Rationing und *NDVI-Differencing* auch CVA-Techniken beinhaltet (LU ET AL. 2004, S.2370). Alle genannten Techniken werden später in Kapitel 2.3 näher erläutert. Zuvor wird in Kapitel 2.2 auf Datenvorverarbeitung eingegangen.

2.2 Datenvorverarbeitung

Eine saubere Datenvorverarbeitung ist die Grundvoraussetzung für das Detektieren von Veränderungen. Dazu zählt die geometrische Ko-Registrierung der einzelnen Szenen einerseits und die radiometrische Korrektur sowie die topographische Normalisierung andererseits (LU ET AL. 2004, S. 2369, WARNER ET AL. 2009, S.461). Daher wird im folgenden Kapitel eine Übersicht von radiometrischen und topographischen Korrekturverfahren aus der Literatur gegeben. Für Grundlagen der geometrischen Korrektur sei an dieser Stelle auf Fernerkundungsbasisliteratur wie z.B. ALBERTZ (1999), GUPTA (2003) oder LILLESAND UND KIEFER (1994) verwiesen.

2.2.1 Radiometrische Korrektur

Die radiometrische Korrektur oder Normalisierung umfasst all jene Methoden, die dem Entfernen diverser Grauwert-Verfälschungen dienen, welche durch unterschiedliche atmosphärische Bedingungen, variierende Sonneneinstrahlung oder Unterschiede in der Messtechnik von Sensoren verursacht werden (GUPTA 2003, S.224, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.531). Methoden zur Angleichung der Grauwerte werden grundsätzlich in absolute und relative Verfahren unterschieden. Während absolute Verfahren auf die Bereinigung der Grauwerte durch Ausschalten atmosphärischer Effekte abzielen, um den Reflexionsgrad der Erdoberfläche zu erhalten, versuchen relative Verfahren die Grauwerte einer Szene an jene einer Referenzszene anzupassen (CHEN ET AL. 2005, S.64-65, DU ET AL. 2002, S.123-124). Die Einteilung in relative und absolute Verfahren ist in der Literatur nicht eindeutig nachvollziehbar und variiert von Autor zu Autor. Während SONG ET AL. (2001) jede Technik, deren Endprodukt Oberflächenreflexionsgrade sind, als ein absolutes Verfahren definieren (SONG ET AL. 2001, S.231), sehen Autoren wie CHEN ET AL. (2005) nur jene Verfahren als absolut an, die auf Strahlungstransfermodellen basieren (CHEN ET AL. 2005, S.64-65). Im Sinne einer besseren Übersichtlichkeit wird hier die Definition von SONG ET AL. (2001) zur Einteilung angewandt.

Absolute Korrekturverfahren

Absolute Korrekturverfahren sind geeignet, Satellitenbilddaten mit spektralen Strahldichtemessungen an der Erdoberfläche in Beziehung zu setzen (DU ET AL. 2002, S.124). Sie eignen sich theoretisch, Daten von unterschiedlichen Sensoren miteinander zu vergleichen. Im Allgemeinen besteht eine absolute Korrektur für *Visible Near Infrared* (VNIR)- und *Short Wave Infrared* (SWIR)- Daten aus zwei Schritten (CHEN ET AL. 2005, S.64-65). Im ersten Schritt werden die rohen Messwerte des Sensors in quantifizierbare, spektrale Strahldichte umgewandelt. Die Umrechnung erfolgt dabei sensorspezifisch. Im zweiten Schritt wird die spektrale Strahldichte in Oberflächenreflexionsgrade umgerechnet. Der Zusammenhang zwischen Strahldichte am Sensor L_{tot} und Reflexionsgrad der Erdoberfläche ρ lässt sich für wolkenfreie Szenen näherungsweise mit folgender Formel darstellen (modifiziert nach SONG ET AL. 2011, S.234):

$$\rho^i = \frac{\pi(L_{tot}^i - L_p^i)d^2}{\tau_v^i(E_0^i \cos \theta_z \tau_z^i + E_{down}^i)} \quad (1)$$

L_p ist die von der Atmosphäre durch Aerosole und Dunst direkt zurückgestreute Strahldichte oder diffuse Reflexion, τ_v die Durchlässigkeit der Atmosphäre von der Erdoberfläche zum Sensor, E_0 die mittlere extraterrestrische solare Bestrahlungsstärke, d die Distanz zwischen Erde und Sonne in astronomischen Einheiten, θ_z der Sonnenstand in Radiant, τ_z die Durchlässigkeit der Atmosphäre von der Beleuchtungsquelle zur Erdoberfläche, E_{down} die diffuse, von der Atmosphäre gebrochene Bestrahlungsstärke und i das jeweilige Spektralband. In dieser Gleichung werden die großen Nachteile absoluter Korrekturverfahren deutlich. Sie hängen

1. von der Richtigkeit der Sensorkalibrationskoeffizienten, die sich mit der Zeit ändern, sowie
2. von Daten über den Zustand der Atmosphäre (Aerosol- und Wasserdampfgehalt) zum Zeitpunkt der Aufnahme

ab (DU ET AL. 2002, S.124).

Letztgenannte sind selten verfügbar, aber notwendig, um L_p , E_{down} und τ_z mit Hilfe eines Strahlungstransfer-Modells durch die Atmosphäre wie MODTRAN oder 6S zu ermitteln (DU ET AL. 2004, S.124, GUPTA 2003, S.226).

Stehen keine Atmosphären-Daten - wie in den meisten Fällen - zur Verfügung wird sehr häufig auf *Dark Objekt Subtraction* (DOS) - Methoden zurückgegriffen. Das sind absolute Korrekturverfahren, die auf der Annahme basieren, dass dunkle Pixel wie Schattenbereiche, dunkle Vegetation oder klare Wasserkörper in einer Szene nicht reflektieren. Die am Sensor

gemessene Strahldichte wird als diffuse Reflexion L_p interpretiert. DOS-Verfahren werden in der Regel nur auf die Spektralbänder des VNIR-Bereichs angewandt, da die diffuse Reflexion im SWIR-Bereich vernachlässigbar klein wird (ALBERTZ 1991, S.96, GUPTA 2003, S.225, SONG 2001, S.237). In der simpelsten Form - der Histogramm-Methode - wird der niedrigste Grauwert einer Szene von allen anderen Pixeln desselben Spektralbandes abgezogen. Verluste durch den Transport der einfallenden Sonnenstrahlung durch die Atmosphäre werden vernachlässigt (CHEN ET AL., S.65, 2005, GUPTA 2003, S.225, SONG ET AL. 2001, S.231).

Fortgeschrittene Methoden wählen die dunklen Objekte nicht über den niedrigsten Histogramm-Wert aus, sondern durch Regression der Spektralbänder im sichtbaren Bereich des *elektromagnetischen Spektrums* (EMS) mit einem Infrarotband (ALBERTZ 1991, S.96-97, GUPTA 2003, S.225). Komplexere Modelle schätzen neben L_p auch die Parameter τ_v , τ_z und E_{down} aus Gleichung 1 über empirische Annäherungen an Werte aus komplexen Atmosphärenmodellen, die von einfacheren Modellen als konstant angenommen bzw. vernachlässigt werden (CHAVEZ 1996, S.1029, SONG ET AL. 2001, S.234). Darüber hinaus gibt es auch noch weitere Modifikationen wie *Dark Dense Vegetation* (DDV) oder *Path Radiance Approach* (PARA), die bei SONG ET AL. (2001) näher beschrieben sind. Diese Verfahren sind wesentlich komplizierter, liefern aber schlechtere Resultate als die simple Histogramm-Methode (SONG ET AL. 2001, S.241).

Weitere Möglichkeiten, den Einfluss der Atmosphäre zu korrigieren, ist das Anpassen der gemessenen Strahldichte an Oberflächenreflexionsgrade, die an der Erdoberfläche gemessen werden (Ghulam 2009, S.5). Diese Verfahren produzieren relative Reflexionswerte, da sie an einem bekannten Objekt an der Erdoberfläche oder einem berechneten Spektrum kalibriert sind (VAN DER MEER ET AL. 2009, S.233). Solche Verfahren werden hauptsächlich zur Korrektur von hyperspektralen Daten angewandt. Für gute Ergebnisse sollte schon Wissen über die physische Landbedeckung an einem oder mehreren genau eingemessenen Punkten vorhanden sein. Zur Atmosphärenkorrektur kann man auf die umfangreichen Spektralbibliotheken des Jet Propulsion Laboratory (JPL) oder des USGS zurückgreifen, die spektrale Profile über sehr viele Objekte der Erdoberfläche bereitstellen.

Zunächst müssen die am Sensor gemessenen Strahldichte L_{sen} in planetarische Reflexionsgrade ρ_{TOA} (*Top of Atmosphere*) umgerechnet werden, indem der Einfluss der jahreszeitlich schwankenden Sonnenstrahlung mit der Gleichung (Ghulam 2009, S.3, CHANDLER ET AL. 2009, S.900)

$$\rho_{TOA}^i = \frac{\pi L_{sen}^i d^2}{E_0^i \cos(\theta_z)} \quad (2)$$

korrigiert wird, wobei d die von der Jahreszeit abhängige Distanz zwischen Erde und Sonne in astronomischen Einheiten, E_0 die mittlere extraterrestrische solare Bestrahlungsstärke in Band i und θ_z der Sonnenstand in Radiant ist. Um d korrekt zu ermitteln, muss das Aufnahmedatum in den julianischen Kalender umgerechnet werden. Die Distanz kann dann für den entsprechenden Tag im Jahr bei z.B. bei CHANDLER ET AL. (2009, S.901) nachgeschlagen werden. E_0 -Werte werden auf Basis von solaren Bestrahlungsmodellen berechnet und werden z.B. bei THOME ET AL. (2001, S.264) für LANDSAT 5 und 7, ASTER, MODIS und ALI aufgelistet.

Zur Eliminierung der verbleibenden Atmosphäreneinflüsse haben sich drei Verfahren, abhängig vom Kenntnisstand über das Untersuchungsgebiet etabliert (VAN DER MEER ET AL. 2009, S.233, GUPTA 2003, S.306, Intergraph 2013):

1. *Internal Average Relative Reflectance*

Wie aus dem Namen bereits hervorgeht, wird aus den am Sensor gemessenen Strahldichtewerten ein internes Referenzspektrum errechnet, indem der Durchschnitt aus jedem Spektralband berechnet wird. Die ursprünglichen Messwerte jedes Bandes werden dann mit dem entsprechenden Durchschnittswert normalisiert, um die relative Reflexionsgrade der Erdoberfläche zu erhalten. Dieses Verfahren kommt nur dann zum Einsatz, wenn nichts über das Untersuchungsgebiet bekannt ist.

2. *Flat Field*

Dieses Verfahren, wenn richtig angewandt, kann relativ effektiv den Einfluss atmosphärischer Störungen minimieren. Dazu wird ein spektral homogener und topographisch flacher Bildausschnitt mit möglichst hoher Albedo – das *Flat Field* – ausgewählt, von dem in jedem Band der Durchschnitt errechnet wird. Alle Pixel eines Bandes werden nun durch den errechneten Durchschnittswert des Flat Fields dividiert. Voraussetzung für das Verfahren ist, dass man das Gelände annähernd kennt, um ein Flat Field definieren zu können. Bildverarbeitungssoftware wie zum Beispiel ERDAS Imagine bietet eine modifizierte Variante dieser Korrektur an. Voraussetzung dafür ist, dass man vom Flat Field ganz genau weiß, um welche Landbedeckung es sich handelt. Das Flat Field wird dann durch Ableitung eines Referenzspektrums aus einer Spektralbibliothek an der entsprechenden Wellenlänge des Bandes bestimmt (Intergraph 2013).

3. Empirical Line

Diese Methode kann immer dann eingesetzt werden, wenn mindestens zwei Ground Truth-Daten, vorzugsweise von einem dunklen Pixel und einem zweiten sehr hellen Pixel, zur Verfügung stehen, sodass die gesamte spektrale Bandbreite des Bildes im jeweiligen Band gut abgedeckt ist. Zwischen den bekannten Spektralwerten wird nun eine Regressionsgerade interpoliert, aus der die Korrekturfaktoren *Gain* (Steigung) und *Offset* (Achsenabschnitt) berechnet werden.

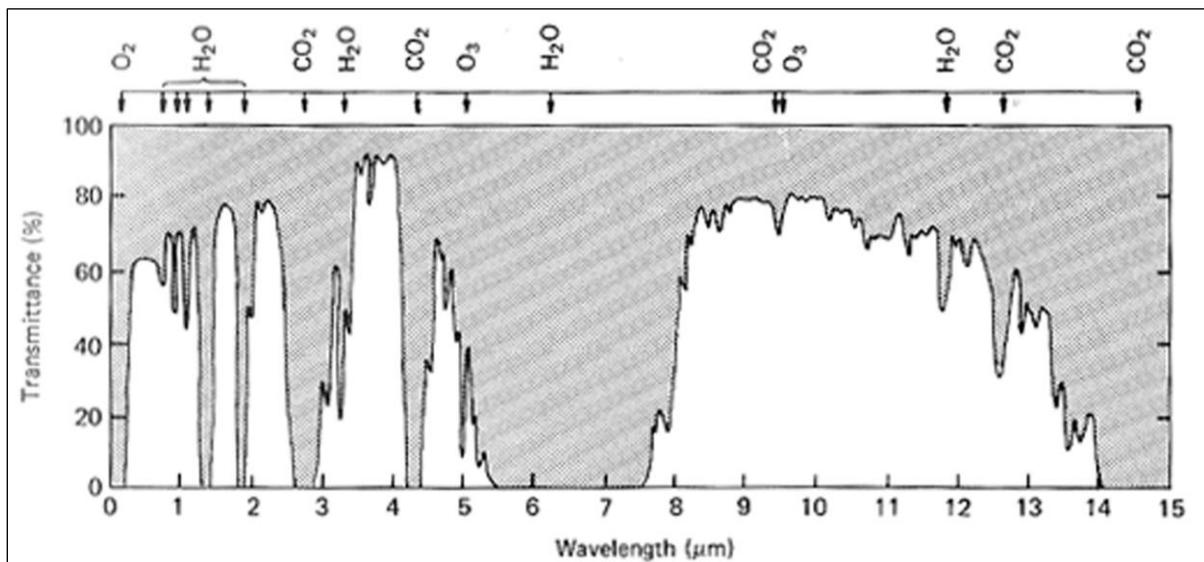


Abb. 3: Atmosphärische Durchlässigkeit in Abhängigkeit von der Wellenlänge. Weitere Erläuterungen im Text (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.377)

Im Gegensatz zu VNIR- und SWIR-Sensoren, die die von Erdoberfläche und Atmosphäre reflektierte Strahlung registrieren, zeichnen *Thermal Infrared* (TIR)-Sensoren die von der Erde emittierte Strahlung auf. Sie operieren zumeist im Wellenlängenbereich von 8-12 μm des EMS, weil dort zum einen, wie in Abb. 3 dargestellt, die Durchlässigkeit der Atmosphäre mit Ausnahme des Ozonfensters um 9,6 μm bis zu 80% beträgt, und zum anderen die meisten Objekte an der Erdoberfläche in diesem Bereich am stärksten Energie emittieren (GUPTA 2003, S.183, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.373, QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.67). Die Wellenlänge dieses Maximums an spektraler Abstrahlung geht aus dem *Wienschen Verschiebungsgesetz*

$$\lambda_{max} = \frac{k}{T} \quad (3)$$

hervor, wobei λ_{max} die Wellenlänge des Maximums in μm , k die Wiensche Verschiebungskonstante (2898 $\mu\text{m}\cdot\text{K}$) und T die Temperatur in K ist. Es zeigt sich, dass die Wellenlänge der maximalen Abstrahlung einer Oberfläche indirekt proportional zu ihrer absoluten Temperatur ist. Die Temperaturen von Erdoberflächen liegen zumeist im Bereich

zwischen 273K und 315K. Daraus ergeben sich für λ_{max} Werte zwischen 9,2 und 10,6 μ m, die genau in den Wellenlängenbereich der TIR-Sensoren fallen (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.371, QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.66).

Die dabei emittierte Energie L ist über das *Stefan-Boltzmann-Gesetz*

$$L = \varepsilon \sigma T^4 \quad (4)$$

definiert, wobei ε der Emissionsgrad, σ die Stefan-Boltzmann-Konstante ($5,7 \cdot 10^8 \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$) und T die Temperatur in K ist (GUPTA 2003, S.191, QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.66). Die emittierte Energie eines Objekts ist dabei direkt proportional zur vierten Potenz seiner absoluten Temperatur. Der Emissionsgrad ε beschreibt das Verhältnis des Abstrahlungsverhaltens eines Oberflächenobjekts zu einem idealen schwarzen Körper und nimmt einen Wert zwischen 0 (idealer weißer Körper) und 1 (idealer schwarzer Körper) an. Ähnlich wie der Reflexionsgrad der Erdoberfläche ρ ist der Emissionsgrad wellenlängenabhängig, weil reale Oberflächen keine idealen, sondern selektive Strahler sind. Das heißt, dass der Wert von ε zwischen 0 und 1 in Abhängigkeit von der Wellenlänge schwankt (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.372, QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.67). Emissionsgrad und Reflexionsgrad werden über das *Kirchhoffsche Strahlungsgesetz*

$$\rho = 1 - \varepsilon \quad (5)$$

in Beziehung gesetzt (NINOMIYA ET AL. 2005, S.128). Bei zunehmendem Emissionsgrad nimmt demnach der Reflexionsgrad der Erdoberfläche ab, weshalb für Fragestellungen der Thermal-Fernerkundung der Emissionsgrad von entscheidender Bedeutung ist. In der geologischen Fernerkundung zum Beispiel können anhand des Emissionsgrads verschiedene Minerale bzw. Mineralgruppen identifiziert werden. Saure können von basischen Gesteinen aufgrund ihres SiO_4 -Gehalts, der den Emissionsgrad beeinflusst, unterschieden werden (GUPTA 2003, S.48 und S.210-213) oder verschiedene Alterationsminerale voneinander getrennt werden (EL SAID ET AL 2014, S.79-82, siehe Kapitel 3.2.1).

Kombiniert man nun die Gleichungen 4 und 5 mit dem *Planckschen Strahlungsgesetz* und den Störeinflüssen der Atmosphäre, lässt sich der Zusammenhang zwischen der von der Erdoberfläche emittierter Energie L_{surf} und der von einem Sensor gemessenen Strahldichte L_{sen} lässt sich durch die Gleichung

$$L_{sen}^i = \left(\frac{c_1}{\lambda^{i^5}} \cdot \frac{1}{\exp\left(\frac{c_2}{\lambda^i \cdot T}\right) - 1} \cdot \varepsilon^i + \frac{E_{down}^i}{\pi} \cdot (1 - \varepsilon^i) \right) \cdot \tau_v^i + L_p^i \quad (6)$$

darstellen, wobei E_{down} die diffuse, von der Atmosphäre gebrochene Einstrahlung, L_p die diffuse Reflexion, τ_v die Durchlässigkeit der Atmosphäre von der Erdoberfläche zum Sensor, c_1 ($3,742 \cdot 10^8 \text{ W m}^{-2} \mu\text{m}^4$) die erste Strahlungskonstante, c_2 ($1,439 \cdot 10^4 \mu\text{m K}$) die zweite Strahlungskonstante, T die Temperatur in K und λ^i die zentrale Wellenlänge des jeweiligen TIR-Bandes i ist (NINOMIYA ET AL. 2005, S.128).

Damit man also ε bestimmen kann, muss wie bei VNIR- und SWIR-Daten der Einfluss der Atmosphäre beseitigt werden. Eine absolute radiometrische Korrektur kann entweder über ein Atmosphärenmodell wie MODTRAN erfolgen, wenn Daten über den Zustand der Atmosphäre zum Aufnahmezeitpunkt bekannt sind (QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.67), oder relativ über Ground Truth Daten (HOOK 2007, zitiert bei QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.67-68). Kalibrierungsmethoden wie etwa DOS sind bei thermalen Daten nicht möglich, da jeder Körper über 0 K Strahlung emittiert (QUATTROCHI UND LUVALL 2009, S.65). Sind die Daten bereinigt, muss die kinetische Temperatur (absolute Temperatur der Oberfläche) vom Emissionsgrad getrennt werden. High-Level ASTER TIR-Produkte werden mit dem TES (*temperature emissivity separation*)-Algorithmus von Gillespie et al. (1999) aufbereitet, auf den an dieser Stelle aber nicht näher eingegangen wird. Für die meisten terrestrischen Erdoberflächen pendelt sich der Emissionsgrad zwischen 0,7 und 1 ein, wobei $\varepsilon < 0,85$ ausschließlich auf Wüsten zutrifft (Gillespie et al. 1999, S.7-8).

Zusammenfassend ermöglichen absolute Korrekturen eine Vergleichbarkeit unterschiedlicher Sensoren. Dennoch müssen bei der Kombination von verschiedenen Sensoren - besonders bei CD-Anwendungen – stets die unterschiedlichen geometrischen, spektralen und radiometrischen Auflösungen der Sensoren wie auch die Tageszeit bei der Aufnahme beachtet werden (WARNER ET AL. 2009, S.461).

Relative Korrekturverfahren

Stehen Daten über den Zustand der Atmosphäre zum Aufnahmezeitpunkt wie in den meisten Fällen nicht zur Verfügung, kann alternativ auch auf relative Korrekturverfahren zurückgegriffen werden. Diese versuchen, atmosphärische Störeinflüsse durch Anpassen der radiometrischen Eigenschaften verschiedener Szenen an eine Referenzszene zu mindern (CHEN ET AL. 2005, S.64). In

der Fernerkundung gängige Verfahren sind *Image-Matching*-Techniken (z.B. CHEN ET AL. 2005, DU ET AL. 2002, SONG ET AL. 2001) und *Histogramm-Matching* (Intergraph 2013).

Beim Image-Matching gibt es unterschiedliche Varianten. Zwei davon werden hier kurz beschrieben. Beide Verfahren gehen von einem linearen Zusammenhang zwischen Grauwerten des anzupassenden Bildes (*target image*) und jenen des Referenzbildes (*reference image*) aus.

1. *Pseudoinvariant-Features* (PIFs) nach DU ET AL. (2002)

Bei diesem Verfahren werden die Grauwerte jedes Bandes von einer Szene mit den Grauwerten des Bandes der Referenzszene durch Regression aneinander angepasst. Zwei Bänder desselben Aufnahmespektrums (z.B.: blau), die den gleichen Bildausschnitt zu zwei unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten erfassen, werden korreliert. Jene Werte, die exakt auf der Regressionsgerade zu liegen kommen, werden PIFs genannt, also jene Pixel, die sich von Zeitpunkt 1 zu Zeitpunkt 2 scheinbar nicht verändert haben. Um die Regressionsgerade wird nun ein Konfidenzintervall angelegt. Jene Werte, die innerhalb dieses Intervalls zu liegen kommen, werden ebenfalls als PIFs und damit als unverändert interpretiert. Die Größe des Konfidenzintervalls wird dabei so gewählt, dass der Korrelationskoeffizient 0,9 nicht unterschreitet. Mit Hilfe der Varianz und des arithmetischen Mittels der PIFs können dann Gain a und Offset b bestimmt werden, die als Korrekturfaktoren in Gleichung

$$DN_{neu}^i = DN^i \cdot a^i + b^i \quad (7)$$

auf die Grauwerte DN des anzupassenden Bildes angewandt werden. (DU ET AL. 2002, S.125-127). Ein Vorteil dieser Methode ist neben dem eigentlichen Zweck der Grauwertangleichung auch, dass das Ausmaß der Änderungen ungefähr abgeschätzt werden kann. Alle Pixel außerhalb des Konfidenzintervalls stellen theoretisch Änderungen dar. In der Praxis sind einige dieser außenliegenden Pixel auch ein Resultat unterschiedlich intensiver Beleuchtung oder phänologische Unterschiede.

2. *Ridge* Methode nach SONG ET AL. (2001)

Dieses Verfahren funktioniert ähnlich wie die PIF-Modellierung, umgeht aber die Schwierigkeit, PIFs auszuwählen. Es werden zunächst die Grauwerte beider Bilder gegeneinander in einer Heatmap aufgetragen. Jener Bereich im Plot mit der höchsten Grauwerte-Dichte wird als *ridge* bezeichnet. Steigung und Ordinatenabschnitt jener

Gerade die den *ridge* in der Mitte durchtrennt, bilden die Korrekturfaktoren a und b (SONG ET AL 2001, S.235-236).

Nachteile von Image Regression-Verfahren sind, dass sie nicht gegen den Einfluss von Veränderungen in Phänologie und Landbedeckung resistent sind, weil sie von einer linearen Abhängigkeit zwischen den beiden Szenen ausgehen, und wegen Unterschieden in radiometrischer, spektraler und geometrischer Auflösung auf multisensorale Daten kompliziert anzuwenden sind (SONG ET AL 2001, S.235).

Eine weitere relative Normalisierungstechnik ist das *Histogramm Matching*. Bei dieser Methode werden die Histogramme der Spektralbänder einer Szene auf die einer Referenzszene angepasst, indem der Lookup-Table der Referenzszene auf die anzupassende Szene übertragen wird (Intergraph 2013).

2.2.2 Topographische Normalisierung

Als topographische Normalisierung bezeichnet man Methoden zum Ausgleich von geländebedingten Beleuchtungsunterschieden. Ziel ist es, eine möglichst gleichmäßig ausgeleuchtete Szene zu erhalten, in der ursprünglich unterbelichtete Pixel heller und überbelichtete Pixel dunkler dargestellt werden. Um eine Satellitenbildszene von den Störeinflüssen der Topographie bereinigen zu können, benötigt man ein *Digitales Höhenmodell* (DEM), Sonnenstand und Position der Sonne zum Zeitpunkt der Aufnahme. Mittlerweile gibt es viele verschiedene Methoden in der Literatur, die bei RICHTER ET AL. (2009) zusammengefasst sind. Allen Techniken liegt ein Beleuchtungsmodell zu Grunde, das näherungsweise für jeden Pixel über den Zusammenhang

$$\cos \beta(x, y) = \cos \theta_z \cos \theta_n(x, y) + \sin \theta_z \sin \theta_n \cos \{ \phi_z - \phi_n(x, y) \} \quad (8)$$

beschrieben werden kann, wobei β der Beleuchtungswinkel eines Pixels mit den Koordinaten x und y , θ_z der Sonnenstand, θ_n die Hangneigung eines Pixels, ϕ_z die Richtung der Sonnenstrahlung und ϕ_n die Exposition eines Pixels in Radiant ist (RICHTER ET AL. 2009, S.185). Aus dieser Gleichung geht hervor, dass nur die variierende Position der Sonne, nicht aber der Jahresgang der solaren Bestrahlungsstärke berücksichtigt wird (MEYER ET AL. 1993, S.20). Daher wird der Einsatz der topographischen Korrektur auf planetarische oder Oberflächen-Reflexionsdaten empfohlen (RICHTER ET AL. 2009, S.185).

MEYER ET AL. (1993, S.19) unterteilen die Verfahren in drei Kategorien:

- Statistisch-Empirische-Methode

- Kosinus-Korrektur (Lambert-Methode)
- Semi-empirische Methoden

An dieser Stelle werden jedoch nur die Kosinus-Korrektur und die darauf aufbauenden semi-empirischen Methoden Minnaert- und C-Korrektur näher beschrieben.

Kosinus-Korrektur

Die Kosinus-Korrektur ist die einfachste Möglichkeit, topographische Effekte zu bereinigen. Sie kommt bevorzugt in flachem Terrain bei multitemporalen Datensätzen zum Einsatz, um die variierenden Sonnenstände zwischen den Aufnahmezeitpunkten auszugleichen. Das Verfahren nimmt ideales *Lambertsches Reflexionsverhalten*, d.h., dass die solare Bestrahlungsstärke auf einen topographisch geneigten Pixel proportional zum Kosinus des Einstrahlungswinkels β ist (MEYER ET AL. 1993, S.20). Mathematisch kann dieser Zusammenhang mit

$$\rho_H^i = \rho_T^i \frac{\cos \theta_s}{\cos \beta} \quad (9)$$

dargestellt werden, wobei ρ_H die Reflexion einer horizontalen Fläche und ρ_T die Reflexion eines topographisch beeinflussten Pixels eines Spektralbandes i ist. Nachteil dieses Verfahrens ist, dass schwach beleuchtete Pixel mit einem niedrigen $\cos \beta$ - Wert in Abschattungsbereichen überkorrigiert werden (RICHTER ET AL. 2009, S.185). Das führt sogar zu Bildartefakten, die im Bild als weiß erscheinen, wenn $\cos \beta = 0$ zutrifft (MEYER ET AL. 1993, S.20).

Minnaert-Korrektur

Dieses semi-empirische Verfahren unterscheidet sich von der Kosinus-Korrektur durch die Einführung der sogenannten Minnaert-Konstanten k , die für jedes Spektralband i durch Regression ermittelt wird und Werte zwischen 0 und 1 annimmt. Trifft $k = 1$ zu, dann zeigt das Gelände ideales Lambertsches Reflexionsverhalten wie aus Gleichung 10 hervorgeht:

$$\rho_H^i = \rho_T^i \left(\frac{\cos \theta_s}{\cos \beta} \right)^{k^i} \quad (10)$$

Je kleiner k , desto geringer der Einfluss des Verhältnisses von Sonnenstand zu Beleuchtung eines Pixels (MEYER ET AL. 1993, S 21). Bildartefakte können im Gegensatz zur Kosinus-Korrektur wegen des Potenzierens mit k nicht entstehen, dennoch tendieren abgeschattete Bereiche zur Überkorrektur (RICHTER ET AL. 2009, S.185).

C-Korrektur

Der Terminus C-Korrektur geht auf den erstmals von TEILLET ET AL. (1982) eingeführten Parameter c zurück. Dieser wird empirisch durch die Division $c^i = b^i/a^i$ der Regressionskoeffizienten a und b für jedes Spektralband i ermittelt. Steigung a und Achsenabschnitt b beschreiben dabei den angenommenen, linearen Zusammenhang zwischen Beleuchtung $\cos \beta$ und Reflexionsgrad ρ_T eines Pixels (MEYER ET AL. 1993, S.21, RICHTER ET AL. 2009, S.186, TEILLET ET AL. 1982, S.91). Anschließend wird c zum Kosinus des Sonnenstands bzw. der Beleuchtung dazu addiert, sodass

$$\rho_H^i = \rho_T^i \frac{\cos \theta_s + c^i}{\cos \beta + c^i} \quad (11)$$

gilt. Werden planetarische Reflexionswerte korrigiert, kann c als Anteil der diffusen Reflexion, also jener Teil, der von Atmosphäre zurückgestreut wird, gesehen werden. Somit ist keine atmosphärische Korrektur mehr notwendig, weswegen das Verfahren in der Praxis sehr häufig angewandt wird (RICHTER ET AL. 2009, S.186). Dieser Zusammenhang ist aber physikalisch nicht exakt hergeleitet (MEYER ET AL 1993, S.21).

2.3 CD-Techniken im Tagebau-Monitoring

Ein gutes CD-Verfahren sollte unter anderem die Flächenänderungen sowie die Änderungsrate beinhalten (LU ET AL. 2004, S.2368). Dazu wurden und werden nach wie vor eine Vielzahl von Techniken entwickelt, die unter anderem bei LU ET AL. (2004), SINGH (1989) oder WARNER ET AL. (2009) zusammengefasst sind. Bezugnehmend auf die Zielstellung dieser Arbeit werden in diesem Kapitel jedoch nur die in Kapitel 2.1 aus der Literatur entnommenen Techniken näher beschrieben.

2.3.1 Algebra

Algebra-Methoden sind mit Ausnahme von CVA relativ leicht umzusetzende und interpretierbare Verfahren, die anhand der Grauwertänderungen eines Pixels anzeigen, ob und wie stark eine Veränderung zwischen zwei Aufnahmezeitpunkten stattgefunden hat oder nicht. Um eine Veränderung im Ergebnis festzustellen, muss ein Schwellwert gesetzt werden, den der Betrag der Grauwertveränderung überschreiten muss. Einen Schwellwert zu finden ist eine der Hauptschwierigkeiten von Algebra-Techniken (LU ET AL. 2004, S.2370, YUAN ET AL. 1998 ZITIERT BEI WARNER ET AL. 2004, S.464). Eine Möglichkeit, den Schwellwert T zu ermitteln, ist in der Gleichung

$$T = \mu \pm \alpha \cdot \sigma \quad (12)$$

gegeben, wobei μ das arithmetische Mittel, σ die Standardabweichung und α ein Skalierungsfaktor ist, der den Abstand vom Mittelwert regelt (ADAR ET AL. 2012, S.4966, SINGH 1989, S.990 UND 992). Dennoch kann ohne Referenzdaten nicht zweifelsfrei gesagt werden, ob wirklich eine Änderung stattgefunden hat, sondern lediglich eine Wahrscheinlichkeit angegeben werden; z.B.: Wenn $\alpha = 1$ und ausgehend von einer Normalverteilung, liegt die Wahrscheinlichkeit bei ca. 68%, dass sich etwas geändert hat. Je höher α , desto wahrscheinlicher wird eine Änderung im Ergebnisbild angezeigt. Ein weiterer Nachteil von Algebra liegt darin, dass die Art der Veränderung zunächst nicht bekannt ist. Um die Art der Veränderung festzustellen, müssen Ground Truth-Daten zu beiden Zeitpunkten vorhanden sein, deren Veränderung analysiert wird und dann als Veränderungsklassen den Grauwertänderungen zugewiesen werden (RIDD UND LIU 1998, S.97).

Image Differencing

Beim Image oder Band Differencing werden die Grauwerte eines Spektralbandes zu Zeitpunkt t_1 von jenen zu Zeitpunkt t_2 pixelbasiert subtrahiert. Das Verfahren kann sowohl auf einzelne Bänder als auch auf multispektrale Bilder angewandt werden. Oft wird Image Differencing mit vorgelagerten – z.B.: NDVI, Image Regression, Hauptkomponenten-Transformation (PCA), Tasseled Cap (KT) - oder nachgelagerten Grauwertmanipulationen – z.B.: Chi-Quadrat-Transformation – kombiniert. Beim NDVI-Differencing beispielsweise werden zunächst die Normalized Differenced Vegetation Indices zu beiden Zeitständen mit

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (13)$$

berechnet, wobei ρ_{nir} der Reflexion im nahen Infrarot und ρ_{red} der Reflexion im roten Spektrum entspricht (GUPTA 2003, S. 572), und danach voneinander subtrahiert. Derselbe Ablauf gilt für das PCA- und Tasseled Cap-Verfahren. Bei der Image Regression wird zunächst, wie in Kapitel 2.2.1, beschrieben eine Regressionsfunktion auf einen der beiden Zeitstände angewandt und danach subtrahiert. Die von RIDD UND LIU 1998 entwickelte Chi-Quadrat-Transformation benötigt die spektralen Differenzen als Input, um ein einziges Grauwertbild, das die *Mahalanobis-Distanz* eines Pixels enthält, zu errechnen. Für alle genannten Image Differencing-Techniken gilt, dass unveränderte Bereiche im Ergebnisbild im Bereich von null liegen. Je weiter entfernt sie liegen, desto wahrscheinlicher kann eine Veränderung angenommen werden (LU ET AL 2004, S.2371-2375, RIDD UND LIU 1998, S.96-97, WARNER ET AL. 2009, S.465).

Image Rationing

Image oder Band Rationing im Allgemeinen bezeichnet die Division von Grauwerten zweier Spektralbänder. Das hat unter anderem den Vorteil, dass topographische Einflüsse auf die Beleuchtung gemindert werden. Es gibt einfache Ratios, z.B. TM7/TM5, wie sie häufig in der geologischen Fernerkundung eingesetzt werden, um bestimmte Mineralien anzuzeigen (siehe Kapitel 3.2.2) und normalisierte Ratios wie den NDVI in Gleichung 13. Der Vorteil normalisierter Ratios liegt darin, dass der Wertebereich sich zwischen -1 und 1 einpendelt (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.567-568, VAN DER MEER ET AL. 2012, S.113). Bei CD werden multitemporale Ratios berechnet, d.h. es werden nicht die Grauwerte zweier verschiedener Spektralbänder dividiert, sondern jene des gleichen Bandes zu zwei unterschiedlichen Zeitpunkten. Die unveränderten Bereiche liegen wieder im Bereich von 0 (WARNER ET AL. 2009, S.465).

Change Vector Analysis

Im Gegensatz zu oben genannten Algebra-Verfahren, kann mit CVA nicht nur die Intensität, sondern auch die Art der Veränderung, wenn auch eingeschränkt, festgestellt werden (LU ET AL. 2004, S.2372). CVA in der Fernerkundung geht auf MALILA (1980) zurück, der erstmals dieses Konzept formulierte, um Änderungen in der Waldstruktur mit KT-transformierten LANDSAT-Daten zu detektieren. Diese Technik definiert den Grauwert X eines georeferenzierten Pixels zu den Zeitpunkten $t1$ und $t2$ als zwei Vektoren X_{t1} und X_{t2} in einem n-dimensionalen, spektralen Merkmalsraum. Die Differenz beider Vektoren ergibt einen Change-Vektor, von dem man zum einen die Länge und zum anderen die Richtung bestimmen kann. Die CVA stellt somit eine konzeptionelle Erweiterung des Band Differencing dar. Die Länge gibt die Intensität und die Richtung die Art der Veränderung wieder, wobei letztgenannte nur in einem zweidimensionalen Merkmalsraum festgestellt werden kann. In höherdimensionalen Merkmalsräumen wird die Richtung der Veränderung zum Feststellen von Ähnlichkeiten benutzt. CARVAHLO ET AL. (2011) sprechen diesbezüglich auch von Distanz- und Ähnlichkeitsmaßen (CARVAHLO ET AL. 2011, S.2477, MALILA 1980, S.327, LU ET AL. 2004, S. 2370, WARNER ET AL. 2009, S.466).

Wie aus Tab. 1 (S. 17) hervorgeht, haben sich vier CVA-Techniken im Tagebau-Monitoring etabliert, die im Folgenden näher beleuchtet werden. Die Ähnlichkeitsmaße SAM, SCM und SID wurden ursprünglich für die multi- und hyperspektrale Fernerkundung aus der Mathematik übernommen und erst später für CVA adaptiert. Der Unterschied der Anwendungsbereiche besteht darin, dass bei erstgenanntem keine zeitliche Änderung, sondern eine spektrale Ähnlichkeit zu einem im Labor oder in-situ gemessenen Referenzspektrums ermittelt wird (siehe Kapitel 3.2.4).

1. Spectral Angle Mapper (SAM)

SAM ist ein Ähnlichkeitsmaß, das von KRUSE ET AL. (1993) eingeführt wurde. Im Gegensatz zum CVA-Ansatz von MALILA wird nicht die Richtung des Change-Vektors bestimmt (MALILA 1980, S.327, vgl. Abb. 4[A]), sondern der Winkel zwischen den Vektoren X_{t1} und X_{t2} (*spectral angle*) im Koordinatenursprung des n-dimensionalen Merkmalsraums über ihr Skalarprodukt

$$SAM = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n X_{t1} X_{t2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n X_{t1}^2 \cdot \sum_{i=1}^n X_{t2}^2}} \right) \quad (14)$$

berechnet, wobei n die Anzahl der Bänder ist. Das Prinzip ist in Abb. 4 (B) dargestellt. Je kleiner der Winkel, desto ähnlicher sind sich die Pixel, desto geringer ist die Veränderung. SAM normalisiert Abschattungseffekte, kann aber keine negativen Zusammenhänge darstellen und ist somit anfällig für spektrale Offsets zwischen den Szenen (CARVAHLO ET AL. 2011, S.2478 U.S.2481, KRUSE ET AL. 1993, S.156-157).

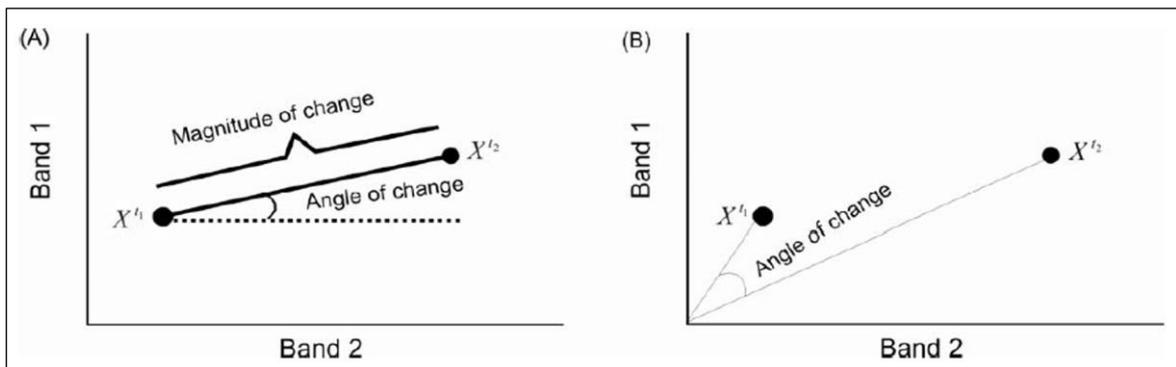


Abb. 4: Vergleich Change Vector Analyse nach MALILA 1980 (A) und SAM nach KRUSE ET AL. 1993 (B). Erläuterung im Text (Quelle: CARVAHLO ET AL. 2011, S.2475).

2. Spectral Correlation Mapper (SCM)

Die Nachteile von SAM werden durch den SCM kompensiert, indem das arithmetische Mittel aller Grauwerte in einem Spektralband von den Pixelwerten desselben Spektralbandes abgezogen wird. Es gilt:

$$SCM = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{t1} - \overline{X_{t1}}) \cdot \sum_{i=1}^n (X_{t2} - \overline{X_{t2}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{t1} - \overline{X_{t1}})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (X_{t2} - \overline{X_{t2}})^2}} \quad (15)$$

Durch diese Normalisierung entspricht SCM dem Pearson-Korrelationskoeffizient und nimmt einen Wert zwischen 1 (keine Veränderung) und -1 (Veränderung) an. In der Fernerkundung wurde SCM erstmals von VAN DER MEER und BAKKER (1997) zum Identifizieren von Alterationsmineralien aus VNIR-Daten von hyperspektralen Luftbildern an im Labor

gemessenen Referenzspektren eingesetzt. Über den Arcus-Kosinus kann der SCM in einen Winkel umgerechnet werden (CARVAHLO ET AL. 2011, S.2478 U. 2481, VAN DER MEER UND BAKKER 1997, S.371-372).

3. Spectral Information Divergence (SID)

SID wurde erstmals von CHANG (2000) als neues Ähnlichkeitsmaß in der Fernerkundung vorgestellt und basiert mathematisch auf der Informationstheorie von SHANNON (1948). Die spektrale Information X_i eines Pixels wird als zufällige Stichprobe angesehen, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit P_i aus der Grundgesamtheit des Pixelvektors X gezogen wird. Aus den Pixelvektoren X_{t1} und X_{t2} werden also zunächst die Wahrscheinlichkeiten P_{t1} und P_{t2} mit

$$P_i = \frac{X_i}{\sum_{i=1}^n X_i} \quad (16)$$

ermittelt, wobei n die Anzahl der Spektralbänder und i für das jeweilige Spektralband ist. Aus P kann die Entropie H , die den Zufall in einem Pixel beschreibt, mit

$$H(P) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (17)$$

bestimmt werden. Setzt man nun X_{t1} und X_{t2} in Beziehung kann die relative Entropie oder Kullback-Leibler-Divergenz $D(X_{t1}||X_{t2})$ von P_{t2} in Abhängigkeit von P_{t1} mit

$$D(X_{t1}||X_{t2}) = \sum_{i=1}^n p_i D_i(X_{t1}||X_{t2}) = \sum_{i=1}^n p_i \log \left(\frac{P_{t1}^i}{P_{t2}^i} \right) \quad (18)$$

berechnet werden. Die relative Entropie beschreibt also die Ähnlichkeit zweier Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Berechnet man diese Ähnlichkeit auch für P_{t1} in Abhängigkeit von P_{t2} , dann ist SID die Summe beider Ähnlichkeiten (CHANG 2000, S.1928, VAN DER MEER 2006, S.6-7):

$$SID = D(X_{t1}||X_{t2}) + D(X_{t2}||X_{t1}) \quad (19)$$

4. Euklidische Distanz (ED)

Die ED ist der absolute Betrag des Change-Vektors und ist definiert als:

$$ED = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{t1}^i - X_{t2}^i)^2} \quad (20)$$

Sind X_{t1} und X_{t2} Einheitsvektoren, dann gilt laut Gleichung 14: $\cos(SAM) = X_{t1}X_{t2}$. Nach Auflösen der binomischen Formel in Gleichung 20 kann man ED wie folgt berechnen:

$$ED = \sqrt{1 + 1 - 2X_{t1}X_{t2}} = \sqrt{2(1 - \cos(SAM))} = 2\sin\left(\frac{SAM}{2}\right) \quad (21)$$

Ist SAM klein, gilt $ED \approx SAM$ (CHANG 2000, S.1929, VAN DER MEER 2006, S.6). ED ist ein Maß für die Entfernung im Merkmalsraum. Die Technik ist anfällig für Offsets und Gain-Unterschiede, die bei multitemporal-Daten aufgrund von Schattenwurf, Wolken oder Sensorkalibration häufig auftreten (CARVALHO ET AL. 2011, S.2480-2481).

2.3.2 Postklassifikation

Postklassifikation beschreibt ein Verfahren, das zunächst jeden Aufnahmezeitpunkt in der Zeitreihe einzeln klassifiziert, danach die klassifizierten Szenen pixelbasiert vergleicht und die Unterschiede in einer Veränderungsmatrix wiedergibt. Diese Vorgehensweise hat die Vorteile, dass zum einen die Art der Veränderung bekannt ist, und zum anderen, dass keine radiometrische Normalisierung der Daten notwendig ist, weil jeder Zeitpunkt einzeln klassifiziert wird. Dadurch ist der Einsatz von multisensoralen Daten kein großes Hindernis, wie auch die Beispiele aus der Literatur in Kapitel 2.1 zeigen. Der wesentliche Nachteil von Postklassifikationsverfahren ist, dass die Klassifikation der einzelnen Zeitstände sehr aufwendig und die Genauigkeit des Ergebnisses sehr stark von der Klassifikationsgenauigkeit der einzelnen Zeitstände abhängig ist (LU ET AL. 2004, S.2375, SONG ET AL. 2001, S.232, YUAN ET AL. 2005 ZITIERT BEI WARNER ET AL. 2009, S.466).

Im Tagebau-Monitoring werden verschiedene Klassifikationsverfahren eingesetzt. Im Allgemeinen werden sie in unüberwachte und überwachte Techniken unterteilt. Der Unterschied zwischen den beiden Ansätzen liegt darin, dass bei überwachten Verfahren zuerst Klassen (z.B.: Wald, Wasser etc.) definiert und danach Trainingsgebiete zu den Klassen gesucht werden. Bei einer unüberwachten Klassifikation werden die Grauwerte zunächst entsprechend ihrer spektralen Information zusammengeführt (*image clustering*) und danach einer Informationsklasse zugewiesen (JENSEN ET AL. 2009, S.269 UND S.279, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.568-587).

ISODATA Clustering

ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis) ist ein iterativer Algorithmus zur unüberwachten Klassifikation, der ein Pixel aufgrund seiner Grauwertausprägungen X in einem n -dimensionalen Merkmalsraum – n ist die Anzahl der Spektralbänder - einem Cluster von Pixeln

mit ähnlichen Ausprägungen zuweist. Die Anzahl der Cluster N wird vom Benutzer festgelegt. Die N Cluster-Mittelwerte werden in der ersten Iteration als n -dimensionale Vektoren entlang eines Vektors platziert, dessen Start- und Endkoordinaten durch das arithmetische Mittel μ und die Standardabweichung σ von X_i definiert werden (vgl. Abb. 5 links).

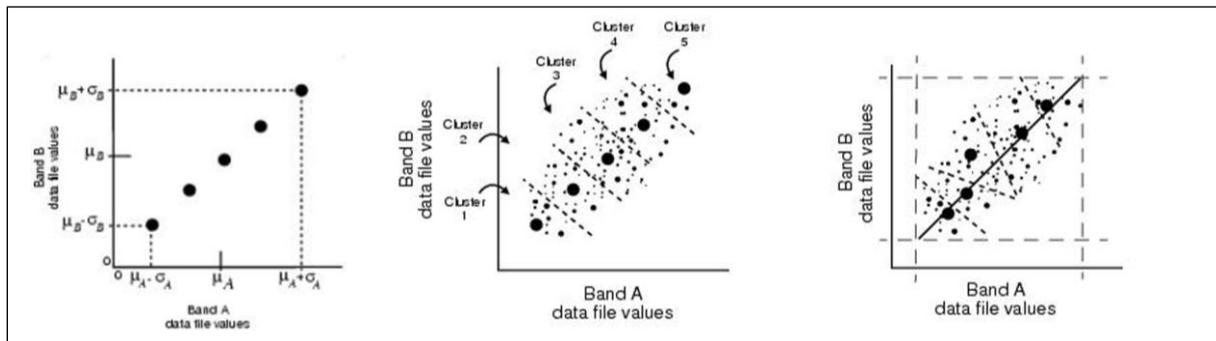


Abb. 5: Ablauf einer ISODATA-Klassifizierung von links nach rechts. Erläuterungen im Text (Quelle: Intergraph 2013)

Danach wird X mit jedem Cluster-Mittelwert verglichen und jenem Cluster zugeordnet, der X am nächsten liegt (vgl. Abb. 5 Mitte). In den folgenden Iterationen werden die Cluster-Mittelwerte auf Basis der Spektralwerte aller Pixel, die aktuell dem Cluster zugeordnet sind, neu berechnet und die Pixel den neuen Cluster-Mittelwerten zugewiesen (vgl. Abb. 5 rechts). Der Vorgang dauert solange, bis entweder keine signifikante Änderung in der Cluster-Zuweisung mehr stattfindet oder die maximale, vom Nutzer festgelegte Anzahl an Iterationen erreicht ist.

Im Laufe der Iterationen kommt es immer wieder zur Fusion oder Auftrennung von Clustern, sodass das Ergebnis nicht zwingend N Klassen beinhalten muss. Daher trägt der Algorithmus auch das „self-organizing“ im Namen, wodurch er sich vom ebenfalls weit in der Fernerkundung verbreiteten *k-means-Algorithmus* unterscheidet, der nach demselben Prinzip klassifiziert, aber strikt nach Nutzervorgaben handelt (Intergraph 2013, JENSEN ET. AL 2009, S.279, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.605-606).

Support Vector Machine (SVM)

SVM ist ein überwachtes Klassifikationsverfahren, bei dem Klassen durch eine sogenannte *Optimal Separating Hyperplane* (OSH) getrennt werden. Die OSH wird aus den m Trainingsamples, die der OSH am nächsten liegen, den so genannten Stützvektoren (*support vectors*), beschrieben. Die Stützvektoren enthalten einen Spektralwert x_i und ein Label $y_i \in \{-1, 1\}$, wobei $y=1$ „oberhalb“ und $y=-1$ „unterhalb“ der OSH bedeutet. Das Klassifikationsprinzip ist in Abb. 6 (S.36) dargestellt. Theoretisch gibt es unendlich viele trennende Hyperebenen. Die OSH ist jene mit dem größten Abstand (*margin*) zu beiden Klassen und definiert als

$$w_0 \cdot \phi(x) + b_0 = 0 \quad (22)$$

wobei w_0 der optimale lineare Separator (Normalvektor), ϕ eine Transformationsfunktion in einen hoch-dimensionalen Merkmalsraum und $b_0 = \sqrt{wx(1) + wx(-1)}$ ist, wobei $x(1)$ der Stützvektor der Klasse oberhalb und $x(-1)$ der Stützvektor der Klasse unterhalb ist.

Mathematisch wird die OSH über ein Optimierungsproblem, genauer ein Minimierungsproblem ermittelt. In der Praxis sind die Klassen meist nicht fehlerfrei voneinander trennbar, daher führt man Schlupfvariablen ξ_i ein, denen es erlaubt ist, falsch klassifiziert zu werden. Das „Überschreiten“ der OSH wird allerdings mit einem *penalty* C ausgeglichen. Das Minimierungsproblem ist dann definiert als

$$\min_{w,b,\xi} \left(\frac{1}{2} w^2 + C \sum_{i=0}^m \xi_i \right) \quad (23)$$

unter den Nebenbedingungen

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \text{ und } \xi_i \geq 0 \quad (24)$$

mit $w = \sum_{i=0}^m y_i \alpha_i x_i$, wobei α_i nicht negative Lagrange- Multiplikatoren sind, die über ein Maximierungsproblem hergeleitet werden, damit der größtmögliche Abstand zwischen den Klassen ermittelt wird. In der Regel sind zwei Klassen nicht linear voneinander trennbar wie das in Abb. 6 der Fall ist. Da die OSH aber nicht beliebig gebogen werden kann, benötigt man die Transformfunktion ϕ , um x_i in einen höher-dimensionalen Merkmalsraum zu überführen, in dem sie wieder linear trennbar voneinander sind. Die Entscheidungsfunktion, welcher Klasse ein Trainingsgebiet zugeordnet wird, lautet dann:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=0}^m \alpha_i y_i \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b \right) \quad (25)$$

Der Trainingsalgorithmus in diesem hochdimensionalen Vektorraum hängt also nur vom Skalarprodukt $\phi(x_i) \cdot \phi(x)$ im n -dimensionalen Eingaberaum ab. Daher kann diese rechenintensive Prozedur durch eine ressourcensparende Kernelfunktion K ersetzt werden, sodass gilt:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=0}^m \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right) \quad (26)$$

Es gibt viele Klassen von Kernelfunktionen, u.a. lineare, polynomiale, RBS (radiale Basisfunktion)- und SAM Kernels. In der Tagebau-Monitoring-Literatur kommt der RBS-Kernel

$$K(x, x_i) = e^{-\gamma \|x - x_i\|^2} \quad (27)$$

zum Einsatz, wobei γ die Breite des Kernels kontrolliert. Wahl und Größe des Kernels nimmt dabei entscheidend Einfluss auf die Qualität des Ergebnisses. SVMs sind zur Trennung von zwei Klassen konzipiert. Um sie effizient für Fernerkundungsanalysen einzusetzen, gibt es zwei Strategien.

Entweder eine Klasse wird gegen alle anderen Klassen trainiert. Es müssen genauso viele SVMs trainiert werden wie die beabsichtigte Anzahl der Klassen. Bei der Klassifikation wird dann ein Pixel über den höchsten Konfidenzwert, der mit Gleichung 26 berechnet wird, der entsprechenden Klasse zugewiesen. Oder man trainiert jede gegen jede Klasse, was zu einer Anzahl von $N = N*(N-1)/2$ von SVMs führt. Dabei wird jeder Pixel in allen SVMs getestet und einer Klasse zugewiesen. Die Klasse, die dabei am häufigsten ausgewiesen wird, bekommt das Pixel zugewiesen (CORTES UND VAPNIK 1995, S.277-286, FOODY UND MATHURS 2004, S.110-111, HUANG ET AL. 2002, S.727-736, JENSEN ET AL. 2009, S.275).

VAPNIK entwickelte dieses Verfahren und wandte es mit CORTES 1995 erstmals zur automatischen Erkennung von handgeschriebenen Mustern an (CORTES UND VAPNIK 1995). Das Verfahren wurde bald von der Fernerkundung aufgegriffen und behauptete sich aufgrund seiner hohen Genauigkeit bei relativ geringer Anzahl von Trainingsgebieten gegenüber anderen Klassifikatoren. Voraussetzung dafür ist, dass die Trainingsgebiete möglichst nahe an der OSH liegen. Entsprechend hoch ist der Zeitaufwand, die richtigen Stützvektoren zu finden (HUANG ET AL. 2002, S.741, FOODY UND MATHUR 2004, S.115).

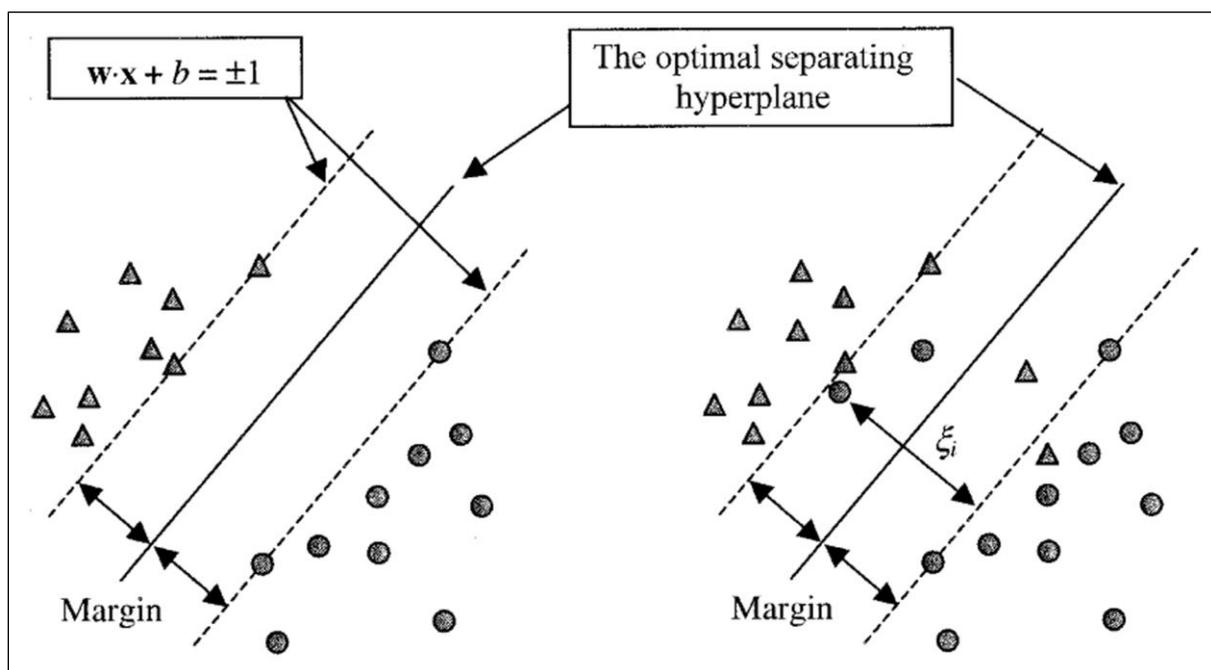


Abb. 6: Optimal Separating Hyperplane (OSH) zwischen trennbaren und nicht-trennbaren Klassen. Weitere Erläuterungen im Text (Quelle: HUANG ET AL. 2002, S.728)

Decision-Tree Classifier (DTC)

DTC oder Entscheidungsbaum-Klassifikation ist eine überwachte Klassifikationstechnik, die eine Szene basierend auf den Attributen der Input-Daten durch eine Reihe von Tests klassifiziert (RUSSEL UND NORVIG 2003 ZITIERT BEI JENSEN ET AL. 2009, S.273). In einem Entscheidungsbaum repräsentieren die Blätter die Klassen und die Äste die Vernetzungen, die zu den Klassen führen. Wie SVMs oder *Artificial Neural Networks* (ANNs) beruhen DTC auf maschinellem Lernen durch Trainieren. Man kann sie auch als die Weiterentwicklung der klassischen, wissensbasierten Klassifikation ansehen, in der der Mensch die Entscheidungskriterien aufgrund seines Wissens und der Literatur festlegt, um ein Bild zu klassifizieren. Das kann zu einem Problem führen, dass als „*knowledge aquisition bottleneck*“ (JENSEN ET AL. 2009, S.273) bekannt ist.

Die Ursachen dafür liegen zum einen in der vielen Zeit, die notwendig ist, genug Wissen für eine saubere Klassifikation in Erfahrung zu bringen und zum anderen darin, dass der Mensch nicht wie ein Computer denkt und somit nicht sein gesamtes Wissen zielführend einsetzen kann. (HUANG UND JENSEN 1997, S.1185-1186, JENSEN ET AL. 2009, S.273). Abb. 7 zeigt die konzeptionellen Unterschiede zwischen maschinellem Lernen und wissensbasiertem Ansatz.

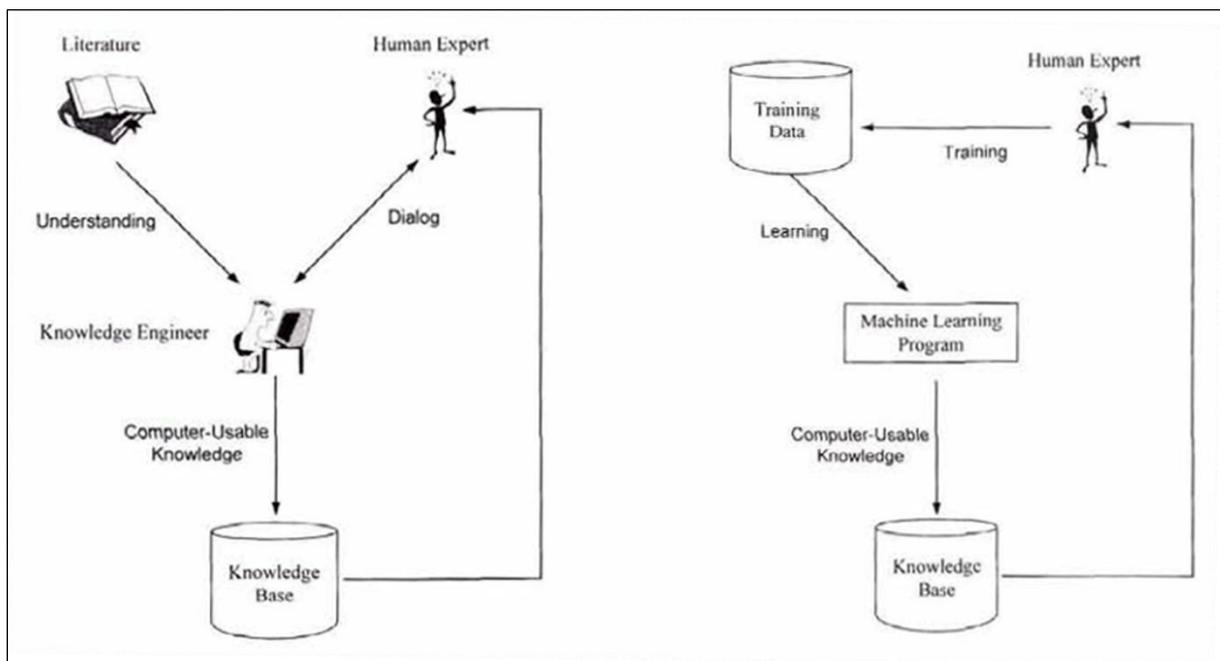


Abb. 7: Konzeptionelle Unterschiede zwischen traditioneller wissensbasierter Klassifikation (links) und maschinellem Lernen (rechts) (Quelle: HUANG UND JENSEN 1997, S.1186).

Von diesem Standpunkt gesehen, ist der Entscheidungsbaum, den TOWNSEND ET AL. (2009) implementieren, eine automatisierte, wissensbasierte Klassifikation und kein DTC im oben beschriebenen Sinne, weil die Entscheidungsregeln vom Benutzer festgelegt werden. In der Fernerkundung ist der C5.0 Algorithmus geläufig, auch weil Alternativen wie CART wegen ihrer

Konzeption – CART entscheidet immer binär - dazu tendieren, den Baum überanzupassen und dieser somit „gestutzt“ werden muss (JENSEN 2009 ET AL. 2009, S.273, LAWRENCE UND WRIGHT 2001, S.1137).

Ein DTC-Training ist in zwei Phasen aufgeteilt. Die erste Phase ist mit der wissensbasierten Klassifikation ident. Der Mensch legt die geeigneten Eingabedaten fest (z.B.: Band 1, NDVI, etc.) und wählt ein für die gesamte Szene repräsentatives Subset aus. In diesem Subset werden dann durch gezieltes Sampling die Trainingsgebiete für den DTC festgelegt. Den zweiten Schritt übernimmt dann die Maschine, die aufgrund der Trainingsdaten, entsprechende Entscheidungspunkte und Schwellwerte festlegt (HUANG UND JENSEN 1997, S.1186-1187). C5.0 beispielsweise entscheidet auf Basis des Entropiekonzepts der Informationstheorie (vgl. SID, S.32), wie effizient ein Attribut in Bezug auf die Klassifikation ist. DTCs werden auch für CD eingesetzt, z.B. zur Klassifikation von Änderung einem Bi-Temporal Bild. Darüber hinaus können sie sowohl numerische als auch kategorische Variablen verarbeiten und sie sind wegen ihrer „wenn – dann“-Architektur prinzipiell leicht zu verstehen (JENSEN ET AL. 2009, S.273-274).

3 Fernerkundung in der Geologie

3.1 Stellenwert und historische Entwicklung

Fernerkundung hat sich in vielen Bereichen der Geologie als probates Hilfs- und Analysetool hauptsächlich wegen des synoptischen Überblicks über Untersuchungsgebiete bewährt. GUPTA (2003) widmet 155 Seiten seines Buches *Remote Sensing Geology* diversen Anwendungen der multispektralen und thermalen Fernerkundung und ihren Einsatzgebieten, darunter Beispiele zum lithologisches Kartieren, Strukturgeologie und Auffinden von Lagerstätten (Gupta 2003, S.429-584). Fernerkundungsgeologen wie ABRAMS, GOETZ oder ELACHI haben aktiv bei der Entstehung der SAR- und InSAR-Techniken mitgewirkt oder wesentlich zur Entwicklung von hyper- und multispektralen Sensoren beigetragen (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.113).

Speziell zur lithologischen und mineralogischen Kartierung in ariden Gebieten existiert eine Vielzahl von Publikationen und Techniken, die z.B. bei VAN DER MEER ET AL. (2012) aus einer historischen Perspektive betrachtet werden. Darüber hinaus befassen sich Kalinowski und Oliver (2004) mit der Aufbereitung und Anwendung von ASTER-Daten zur mineralogischen Kartierung. POUR UND HASHIM (2012) fassen die bisherigen Veröffentlichungen zum Auffinden von porphyrischen Kupferlagerstätten und epithermalen Goldlagerstätten mit ASTER-Daten zusammen. Einen wesentlichen Beitrag zu diesem Thema liefert auch die Pionierarbeit von HUNT

(1977), der erstmals die Messung von Reflexionsspektren diverser Mineralien vor dem Hintergrund potentieller Anwendungen in der geologischen Fernerkundung analysierte (HUNT 1977, S.501-513). Aber auch die Arbeiten von ABRAMS ET AL. (1977) und SULTAN ET AL. (1986) werden speziell im Zusammenhang mit LANDSAT 5 TM Daten häufig zitiert.

Alleine die ersten beiden Absätze unterstreichen den hohen Stellenwert der Fernerkundung als Hilfswissenschaft der Geologie. Praktische Anwendungen reichen zurück bis 1977, als ABRAMS, ROWAN, GOETZ und andere Geologen des USGS erstmals Ratio-Techniken an LANDSAT-MSS Daten anwandten, um eisenreiche Minerale zu kartieren und um anhand von Flugzeug-Scanner Daten Alterationszonen zu identifizieren (ABRAMS ET AL. 1977). Mit dem Aufkommen von SPOT- und IRS-1A-Daten in der zweiten Hälfte der 1980er bedienten sich auch erstmals Strukturgeologen satellitengestützter Analysemethoden, um Verwerfungszonen großflächig zu kartieren oder Versatzraten aus multitemporalen Daten zu messen (z.B. CRIPPEN ET AL. 1991 zitiert bei VAN DER MEER ET AL. 2012, S.113). Der große Durchbruch der geologischen Fernerkundung gelang aber mit dem Start des LANDSAT 5 TM (*Thematic Mapper*). Dieser bot neben Informationen aus dem VNIR-Spektrum auch erstmals zwei Bänder aus dem für die Identifizierung von Mineralien wichtigen SWIR-Spektrum und einen Thermalkanal an. Damit war das Fundament für eine bis heute aktuelle Anwendung gelegt, die auf dem Identifizieren und Kartieren von Gesteinen und Alterationsmineralien aus Satellitendaten basieren. Auf Image-Ratios zu Beginn dieser Entwicklung (z.B.: SULTAN ET AL. 1986) folgten Falschfarbendarstellungen und vor allem PCA-gestützte Analysen, auch bekannt als *Feature-orientierte Hauptkomponenten-Auswahl* oder *Crosta-Technik* (z.B.: CROSTA ET AL. 2003, EL SAID ET AL. 2014).

Der Start des *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER) im Dezember 1999 markierte einen weiteren Meilenstein in der geologischen Fernerkundung dahingehend, als dass Mineralien aufgrund von sechs SWIR- und fünf TIR-Bänder noch präziser erfasst und kartiert werden konnten als mit LANDSAT TM/ETM+ - Daten. Die bestehenden LANDSAT-Verarbeitungstechniken wurden auf ASTER-Daten angepasst und weiterentwickelt (z.B.: Kalinowski und Oliver 2004, AMER ET AL. 2011). Zudem verfügen ASTER-Daten über eine ausreichend gute spektrale und geometrische Auflösung, sodass erstmals Mineralien aus Satellitendaten, wenn auch mit Einschränkungen, über ihr Reflexions- bzw. Emissionsspektrum erfolgreich kartiert werden konnten (z.B.: ROWAN UND MARS 2003). Ähnlich wie SPOT- werden auch ASTER-Daten eingesetzt, um einen horizontalen Versatz aus multitemporalen Daten zu messen. Diese Technik ist auch als *COSI-Corr-Methode* (*Co-Registration of Optically Sensed Images and Correlation*) bekannt (z.B.: AYOUB ET AL. 2009).

Parallel zu ASTER wurden zu Beginn der 2000er Jahre auch erste satellitengestützte, hyperspektrale Fernerkundungssensoren entwickelt, die ein sehr präzises Aufzeichnen des Reflexions- und Emissionsspektrum ermöglichen, indem sie in sehr vielen, dafür eng begrenzten Spektralkanälen (10-20 nm) aufzeichnen (GUPTA 2003, S.289). Das ermöglicht ein sehr genaues Identifizieren von Mineralien. Allerdings stehen solche Daten kaum zur Verfügung. Die hyperspektrale Fernerkundung von Gesteinen und Mineralien an der Oberfläche beschreibt vorerst den letzten Stand in den geologischen Anwendungen der Fernerkundung und ist mittlerweile gemeinsam mit der multispektralen Fernerkundung ein etablierte Technik der Bergbau-Industrie (VAN DER MEER 2012, S.113-119 und S.124).

Das nun folgende Kapitel greift gezielt diese Methoden zum Darstellen und Identifizieren von Gesteinen und Mineralien auf und beschreibt deren wissenschaftlichen Hintergrund sowie den erzielten Informationsgewinn.

3.2 Sensoren, Verarbeitungstechnik, Informationsgewinn

3.2.1 Grundlagen

Wie in Kapitel 2.2.1 dargestellt, ist das Reflexions- und Emissionsverhalten von Oberflächen wellenlängenabhängig. Genauso verhält es sich mit dem Reflexions- und Emissionsverhalten von Gesteinen und Mineralien, sofern sie nicht durch Vegetation oder künstliche Objekte gestört sind, z.B. in ariden Gebieten. Jedes Mineral - und damit auch jedes Gestein – reflektiert, absorbiert und emittiert in unterschiedlichen Bereichen des EMS aufgrund seiner chemischen Zusammensetzung individuell. So entsteht eine spektrale Signatur, die ein Mineral zweifelsfrei identifiziert (GUPTA 2003, S.33).

Dieses unterschiedliche Verhalten von Mineralien ist zurückzuführen auf die Änderung des Energiezustands seiner atomaren Bestandteile durch die Wechselwirkung mit Photonen unterschiedlicher Wellenlänge. Im UV- und VNIR Bereich des EMS wird dieser Vorgang auch elektronischer Übergang bezeichnet, wie aus Abb. 8 hervorgeht (GUPTA 2003, S.36, HUNT 1977, S.503). Die Ursachen dafür sind materialabhängig, aber für die geologische Fernerkundung sind folgende relevant:

- Ladungstransfer: Ein Photon wird absorbiert und ein Elektron auf ein höheres Energieniveau gehoben. Bei Eisenoxid (FeO), einem häufigen Bestandteil krustenbildender Minerale, bewirkt dies einen abfallenden Reflexionsgrad in Richtung Blau-Bereich des EMS ($<0,5\mu\text{m}$).

- Leiterband-Absorption: In Halbleitern, z.B.: Sulfide, werden höherenergetische Photonen (blau-UV) absorbiert und die Elektronen aus dem Valenzband durch die verbotene Zone in das Leiterband gehoben. Das resultierende Spektrum weist im Bereich des sichtbaren Lichts (0,4-0,8 μm) einen starken Anstieg im Reflexionsgrad auf.
- Farbzentren: Färbung aufgrund von Defekten im Kristallgitter bedingt durch ionisierende Strahlung, z.B. Blaufärbung von Halit, Rauchquarz etc.
- Kristallfeld: Das Energieniveau desselben Ions kann durch Wechselwirkung mit benachbarten Ionen so beeinflusst werden, dass es abhängig vom umgebenden Kristallfeld unterschiedlich hoch ist. Das ist typisch für Übergangsmetalle des 3d-Orbitalblocks (Fe, Co, Ni, Cu, etc.), weil deren Valenzelektronen nicht gut vom Kern abgeschirmt sind und so leicht von benachbarten Ionen beeinflusst werden können. Ihr Reflexionsgrad wird demnach durch ihre Ladung, Koordinationszahl, Symmetrie sowie durch die Art des Liganden beeinflusst (GUPTA 2003, S.37-38, HUNT 1977, S.503-507).

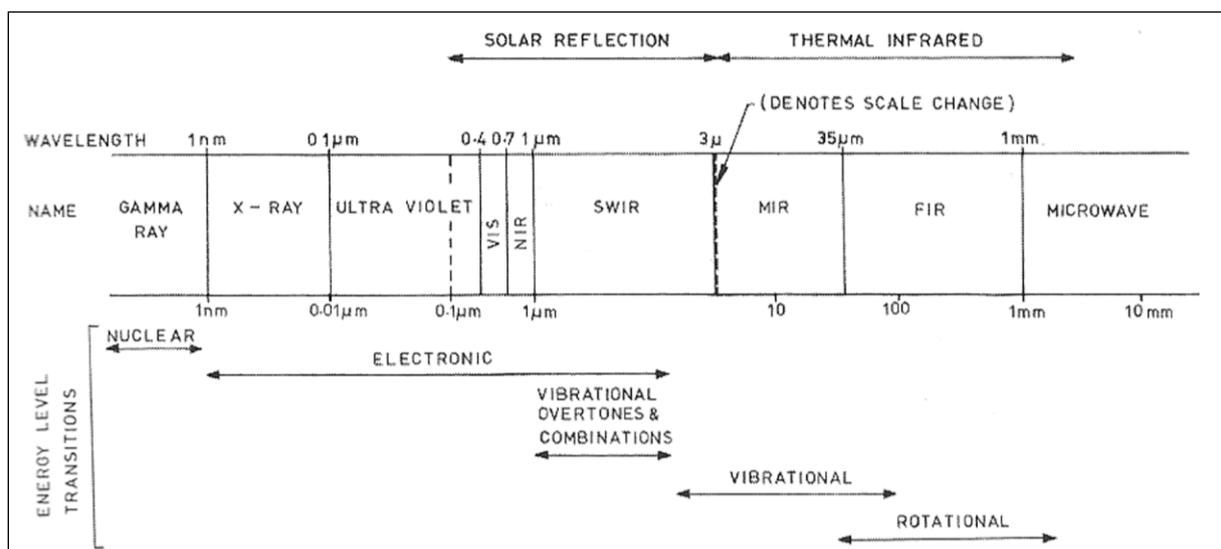


Abb. 8: Art des Energieübergangs in verschiedenen Teilen des elektromagnetischen Spektrums. Erläuterungen im Text (GUPTA 2003, S.35).

Der Großteil der mineralbildenden Metalle wie Silizium (Si) und Aluminium (Al) oder Anionen wie das Oxid-, Hydroxid- oder Karbonat-Ion hat jedoch in diesem Teil des EMS keine relevanten, spektralen Merkmale, sondern wird im SWIR- und TIR-Bereich angeregt. Die Absorption eines Photons dieser Wellenlänge bewirkt im Kristallgitter des Minerals, abhängig von den eingebauten Kationen und Anionen, charakteristische molekulare Schwingungen, die Absorptionen von bestimmten Wellenlängen verursachen (vgl. Abb. 8). Sie werden in Normalschwingungen, Oberschwingungen – die entspricht in etwa einem ganzzahligen Vielfachen der Normalschwingung - und Kombinationsschwingungen aus mehreren Normal-

und/oder Oberschwingungen unterteilt (GUPTA 2003, S.39, HUNT 1977, S.508). Je nach Mineralgruppe wirkt sich das auf die spektrale Signatur wie folgt aus:

- Hydroxide: Das Hydroxid-Ion (OH) ist Bestandteil von Tonmineralien und Glimmern. Seine Normalschwingung liegt bei 2,74-2,77 μm und seine Oberschwingung liegt bei 1,44 μm . Im Tonmineral liegt es aber in einer Bindung mit Magnesium (Mg) oder Al vor. Im Fall von Al-OH bedeutet das eine zusätzliche Absorption im Bereich 2,2 μm , im Fall von Mg-OH bei 2,3 μm . Liegen beide vor, kommt es, wie z.B.: bei Kaolinit zu einer charakteristischen Doppelabsorption, wobei die stärkere im 2,3 μm Bereich stattfindet. Daran kann man Kaolinit eindeutig von Muskovit oder Montmorillonit trennen. Mg^{2+} und Al^{3+} können durch zwei- oder dreiwertiges Eisen (Fe) im Kristallgitter ersetzt werden, da die Ladung ident und die Ionenradien ähnlich groß sind. Das schwächt die Stärke der Absorptionen bei 2,2 bzw. 2,3 μm , verstärkt dafür aber das Absorptionsfeature von Fe im blauen Bereich des EMS. Im TIR absorbieren Hydroxide im Bereich von 11 μm .
- Karbonate: CO_3 ist als Kalzit (CaCO_3), Dolomit ($[\text{Mg}, \text{Ca}]\text{CO}_3$) oder Magnesit (MgCO_3) in krustenbildenden Gesteinen vorhanden. Charakteristische Absorptionen liegen bei 1,9 μm , 2,35 μm und 2,5 μm . Es kann aber auch als Siderit (FeCO_3) auftreten, was wie bei den Eisenhydroxiden einen niedrigeren Reflexionsgrad im blauen Spektrum bewirkt. Im TIR haben Karbonate eine charakteristische Schwingung um 7 μm . Diese kann in Fernerkundungsbildern jedoch nicht diagnostiziert werden, da sie außerhalb des thermalen Fensters von 8-14 μm liegt. Ein kleines, sehr schmales Absorptionsband gibt es außerdem bei 11,3 μm .
- Silikate: Reines SiO_4 hat im VNIR und SWIR Bereich keine spektralen Merkmale, lediglich Verunreinigungen, z.B. durch Fe, oder Farbzentren in den Kristallen geben ihnen im sichtbaren Licht eine braune oder grüne Färbung. Im TIR jedoch können sie bei entsprechender spektraler Auflösung nach ihrem Aufbau in Inselsilikate (z.B.: Olivin), Kettensilikate (z.B. Augit), Bandsilikate (z.B. Hornblende), Schichtsilikate (z.B. Muskovit) und Gerüstsilikaten (z.B.: Quarz, Feldspäte) getrennt werden, wie Abb. 9 links zeigt. Im Allgemeinen haben gerüstbildende Silikate bei 7 μm ihren Emissionspeak und eine Absorptionsschwingung bei 9 μm . Die Änderung der Si-Struktur im Kristall bewirkt eine Verschiebung dieses Emissionsverhalten in den längeren Wellenlängenbereich, sodass Inselsilikate und Kettensilikate bei etwa 9 μm stark emittieren und bei 11,5 μm absorbieren. Feldspäte mit ihrem Al-Si-Gerüst sind durch Kombinationsschwingungen im 12-15 μm -Bereich des EMS eindeutig als Gruppe identifizierbar, können aber nicht

genauer unterschieden werden, weil sie ein Mischkristall sind und somit in Anzahl und Positionen der Absorptionsfeatures variieren.

Zusammengefasst hängt das Spektrum eines Minerals also vom

- Spektrum des dominanten Anions
- Spektrum des dominanten Kations
- Spektrum potentieller Spurenelementen
- Kristallfeld

ab. Charakteristische Spektren von Tonmineralen sind in Abb. 9 links dargestellt, jene von Silikaten in Abb. 9 rechts.

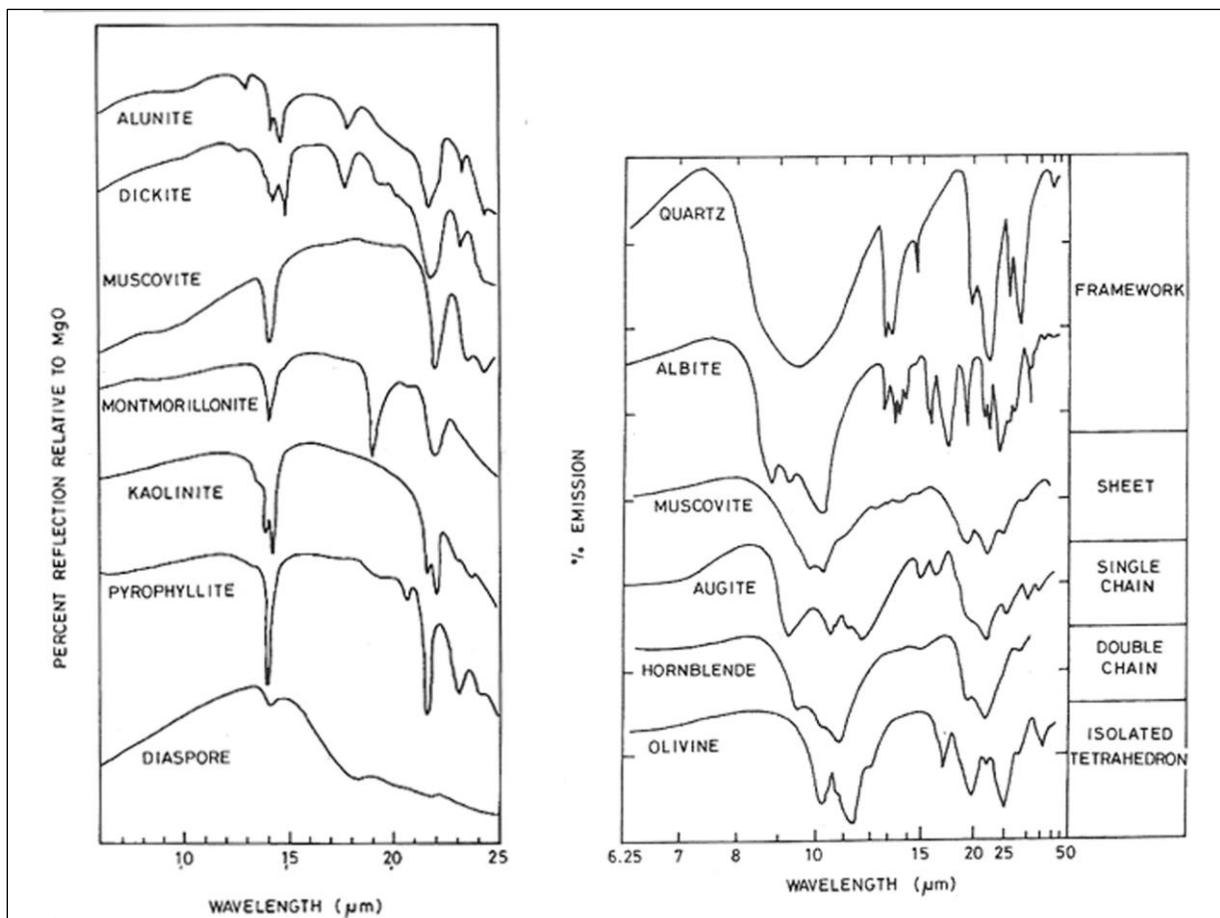


Abb. 9: Reflexionsspektren von Tonmineralen im VNIR und SWIR des EMS (rechts) und Emissionsspektren von Silikaten im TIR des EMS (links). Erläuterungen im Text (GUPTA 2003, S.40 UND S.43).

Das Spektrum eines Gesteins ist die Überlagerung der Spektren seiner Mineralien. Daher wird es stark von seiner mineralogischen Zusammensetzung bestimmt. Das führt dazu, dass bereits innerhalb eines Gesteins Variationen im Spektrum stattfinden. Darüber hinaus nehmen auch Korngröße und Mineraliendichte Einfluss auf das Spektrum, weswegen sich eindeutige Spektralkurven für Gesteine nicht erstellen lassen (GUPTA 2003, S.40-45). Dennoch ist es bei

ausreichend hoher spektraler Auflösung möglich, Gesteine bzw. Gesteinsgruppen anhand ihres SiO_4 -Gehalts im TIR Bereich zu identifizieren. Daher ist der TIR-Bereich für die Untersuchung von Gesteinszusammensetzungen der wichtigste (GUPTA 2003, S.44, S.48 und S.210).

3.2.2 Ratios

Durch gezieltes Anwenden von Band Rationing (siehe auch Kapitel 2.3.1) werden ähnlich wie beim NDVI (vgl. Formel 13, S.29) die individuellen Absorptionsmerkmale von Mineralen ausgenutzt, um sie von anderen zu unterscheiden, z.B. beim Untersuchen von Hydrothermal-Lagerstätten. Hydrothermale Lagerstätten sind durch Alterationszonen gekennzeichnet. Diese Alterationszonen enthalten hauptsächlich Tonminerale wie Kaolinit, Montmorillonit oder Chlorit, die sich bei Reaktionen des Nebengesteins mit hydrothermalen Lösungen im Zuge der Anreicherung bilden. Aufgrund ihres hohen Anteils an OH-Ionen haben sie eine charakteristische Absorptionsschwingung bei 2,0-2,3 μm , die in nicht alteriertem Gestein kaum und wenn doch, dann nur schwach ausgeprägt ist (ABRAMS ET AL. 1977, S.713, SABINS 1999, S.165).

Übertragen auf LANDSAT 5 TM absorbieren die Alterationsminerale im Band 7. Im Gegensatz dazu reflektieren sie relativ stark im Wellenlängenbereich von 1,55-1,65 μm , also in Band 5. Rechnet man nun TM5/TM7 ergibt sich für alterierte Gesteine eine höhere Ratio als für nicht alterierte Gesteine. Wie beim NDVI wird für die resultierende Ratio ein Schwellwert festgelegt, ab der eine Alterationszone angenommen wird (SABINS 1999, S.166-167). Der Schwellwert kann wiederum über Mittelwert und Standardabweichung nach Gleichung 12 (S.28) berechnet werden. Diese Methode wurde auf der Grundlage der Arbeiten von HUNT erstmals von ABRAMS ET AL. (1977) auf BENDIX-Multispektralscanner-Daten der Cuprite Mine in Nevada, USA erfolgreich angewandt. Eine weitere häufig angewandte Ratio ist TM3/TM1 und geht ebenfalls auf die Arbeit von ABRAMS ET AL. (1977) zurück. Sie dient dazu, eisenhaltige Minerale wie Goethit oder Hämatit darzustellen, die ebenfalls mit hydrothermalen Lagerstätten assoziiert werden und - wie in Kapitel 3.2.1 dargestellt – im blauen und UV-Spektrum des EMS sehr stark absorbieren. Je höher die Ratio, desto höher der Eisenanteil (ABRAMS ET AL.1977, S.717, SABINS 1999, S.167).

Abhängig von der spektralen und geometrischen Auflösung der Daten können Minerale mit Ratios entsprechend genau differenziert werden. Bei LANDSAT 5 TM-Daten reduziert sich die Aussagekraft auf Fe-reiche vs. OH-reiche Minerale. Nimmt man noch TM5 dazu und kombiniert sie zu einem Falschfarbenbild mit 5/7 3/1 und 5 in RGB, ergibt sich durch die Überlagerung ein Mehrwert in Form von charakteristischen Farbtönen, die für bestimmte chemische Zusammensetzungen eines Gesteins stehen. Über einen qualitativen Interpretationsschlüssel,

der in Tab. 2 dargestellt ist, können nützliche Informationen für die Kartierung abgeleitet werden (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.113).

Ein weiteres Anwendungsfeld von LANDSAT 5 TM-Ratios ist das Kartieren von Serpentiniten, speziell im arabisch-nubischen Schild (ANS) (z.B.: SULTAN ET AL. 1986, GAD UND KUSKY 2006). Serpentinite sind retrograd metamorphe, durch Druck und Hitzeverminderung und unter Zufuhr von H₂O- umgewandelte Peridotite. Sie sind ein wesentlicher Bestandteil von Ophiolit-Komplexen (OKRUSCH UND MATTHES 2005, S.106 UND S.337). Im Fall des ANS markieren Ophiolite die Suturen, an denen die Vorgänger-Terranes miteinander kollidierten (siehe Kapitel 4.1.1). Sie werden auch mit Goldlagerstätten in der Central Eastern Dessert Ägyptens in Verbindung gebracht (BOTROS 2004, S.19, KLEMM ET AL 2001, S.647).

Tab. 2: Schema zur qualitativen Interpretation eines LANDSAT 5 TM-Ratio-Falschfarbenbildes mit der Kanalkombination 5/7, 3/1, 5 in RGB. M=mittel, H=hoch, N=niedrig. Quelle: VAN DER MEER ET AL. 2012, S.115

Ratio			Farbe im Bild	Absorption wegen
R: 5/7	G: 3/1	B: 5		
H	N	N	Rot	H ₂ O, OH, niedrige Albedo
H	N	H	Magenta	H ₂ O, hohe Albedo
H	N	M	Pink	H ₂ O, OH
N	M	N	Dunkelgrün	Wenig Fe ³⁺ , niedrige Albedo
N	M-H	N-M	Hellgrün	Wenig Fe ³⁺ , niedrige Albedo, Karbonat
N	M-H	M-H	Cyan	Viel Fe ³⁺ , mittlere Albedo, wenig H ₂ O
N	N	M	Blau	Mittlere Albedo
N	M	H	Hellblau	Hohe Albedo, mittel Fe ³⁺ , wenig H ₂ O
M-H	M-H	N-M	Gelb	Mittel Fe ³⁺ , mittel H ₂ O

SULTAN ET AL. (1986) verwenden zur Ophiolit-Kartierung ein Ratio-Falschfarbenbild mit 5/7, 5/1, (5*3)/4 in RGB: 5/7 zum Darstellen von alteriertem Gestein, 5/1 zum Feststellen des Eisengehalts und (5*3)/4 als Verhältnis zwischen interpolierten Band 4-Wert und tatsächlich registriertem Band 4-Wert, um Ophiolite von anderen mafischen Gesteinen zu trennen. Denn mafische Gesteine enthalten oft eisenreiche Alumosilikate wie z.B. Chlorit. Diese haben ein charakteristisches Absorptionsmaximum bei 1 µm, im Bereich des TM Bands 4 (0,76-0,90 µm). Die Serpentinite in ihrem Untersuchungsgebiet enthielten aber weniger als 5% Prozent an Eisen und somit keine Absorption in diesem Bereich. Serpentinite haben demnach geringere Band 4-Ratios, während sie für andere ultramafische Gesteine deutlich höher ausfällt (SULTAN ET AL. 1986, S.997).

Ratios, die mehrere benachbarte Kanäle berücksichtigen, sind in der Literatur auch als RBD-Bilder (*Relative absorption-Band Depth*) bekannt. Diese Bezeichnung geht auf CROWLEY ET AL.

(1989) und beruht darauf, dass Absorptionsmaxima durch Ratio-Bildung unter Berücksichtigung der Reflexionsgrade in den benachbarten Spektralbändern („Schultern“) verstärkt dargestellt werden (CROWLEY ET AL 1989, S.124), z.B.: $(4+7)/5$. RBD-Bilder werden vor allem aus Luftscanner-Daten, aber häufig auch aus den im SWIR-Bereich spektral höher als LANDSAT auflösenden ASTER-Daten berechnet (z.B.: AMER ET AL. 2010, ROWAN UND MARS 2003, MARS UND ROWAN 2006).

Eine allgemeine Übersicht häufig verwendeter ASTER-Ratios bieten Kalinowski und Oliver (2004). Darunter befinden sich auch RBD-Techniken zum Auffinden von Alterationszonen, die bei porphyrischen Kupferlagerstätten, aber auch bei hydrothermalen Lagerstätten vorkommen können (BOTROS 2004, S.31, MARS UND ROWAN 2006, S.162). Der Aufbau einer porphyrischen Kupferlagerstätte ist in Abb. 10 dargestellt und kann aufgrund ihrer Mineralparagenesen in folgende vier Zonen von innen nach außen eingeteilt werden (OKRUSCH UND MATTHES 2005, S.258):

- Kalifeldspat-Zone (potassic) mit sekundärem Kalifeldspat, Biotit und Chlorit,
- Serizit-Zone (phyllic) mit Quarz, Serizit, Pyrit, untergeordnet Chlorit, Illit und Rutil
- Argillit-Zone (argillic) mit Kaolinit, Montmorillonit und Pyrit,
- Propylit-Zone (propylitic) mit Chlorit, Epidot, Pyrit und Kalzit

Basierend auf den charakteristischen Absorptionsschwingungen der beteiligten Hydroxid- und Karbonat-führenden Minerale werden zum Kartieren von Serizit-, Argillit- und Propylit Zone folgende RBD-Ratios verwendet (Kalinowski und Oliver 2004, S.22):

- Serizit-Zone: $(5+7)/6$
- Argillit-Zone: $(4+6)/5$
- Propylit-Zone: $(7+9)/8$

Weitere mehrfach verwendete ASTER-Ratios, ebenfalls zum Kartieren von Alterationszonen, sind die von NINOMIYA ET AL. (2003) entwickelten Mineralindices für SWIR-Daten. Diese werden wie folgt gebildet (NINOMIYA ET AL. 2003 ZITIERT BEI ZHANG ET AL. 2007, S.276):

- OHI = $(7/6) * (4/6)$: Hydroxide allgemein
- KLI = $(4/5) * (8/6)$: Kaolinit
- ALI = $(7/5) * (7/8)$: Alunit
- CLI = $(6/8) * (9/8)$: Kalzit

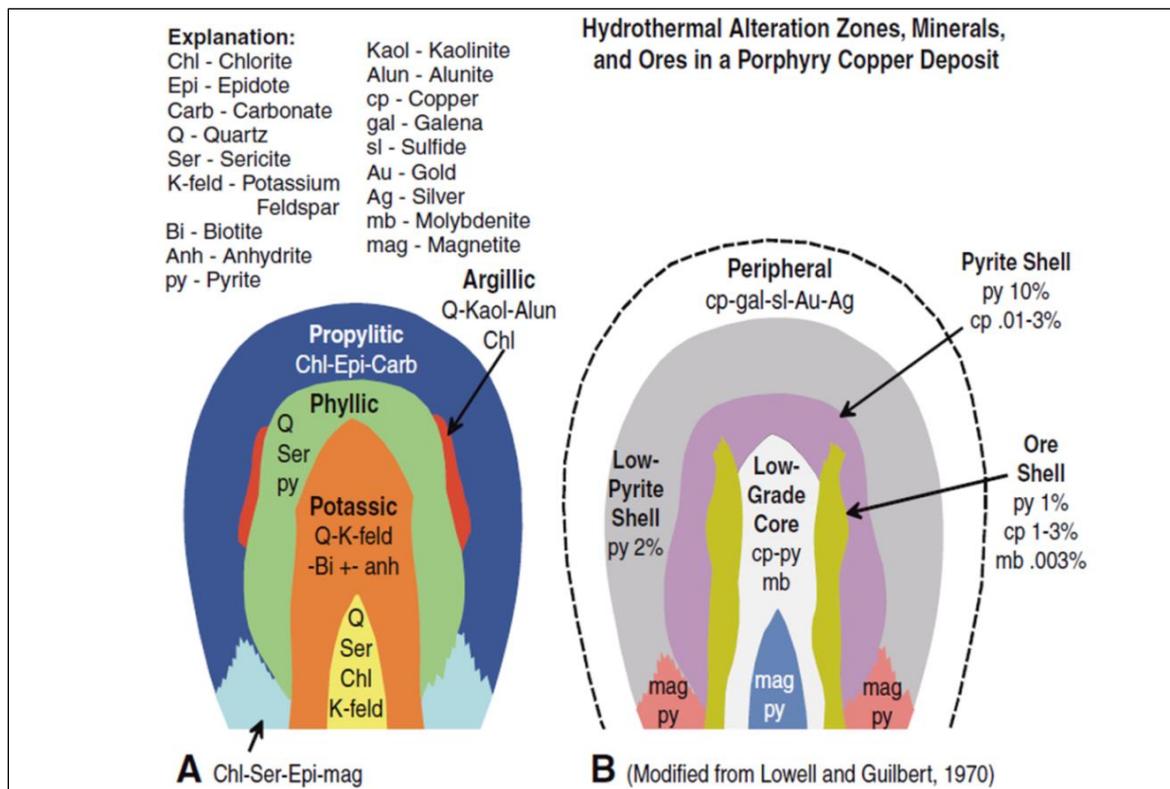


Abb. 10: Aufbau einer porphyrischen Kupferlagerstätte. Erläuterungen im Text (Quelle: MARS UND ROWAN 2006, S.162).

Daneben werden bewährte LANDSAT-Ratios wie oben beschrieben auf ASTER-Daten umgelegt (z.B.: AMER ET AL. 2010). Andere Ratios gegenüber LANDSAT 5 TM betreffen die fünf ASTER-TIR-Bänder. NINOMIYA ET AL. (2005) berechneten Indices zum Kartieren von Karbonaten, quarzreichen Gesteinen und mafischen Gesteinen (NINOMIYA ET AL. 2005, S.130):

- $QI = (11 \cdot 11) / (10 \cdot 12)$: Quarz
- $CI = 13/14$: Karbonate
- $MI = D12 / (D13 \cdot CI^n)$: Mafische Gesteine (n=Skalierungsfaktor)

Diese Ratios wurden an drei verschiedenen Untersuchungsgebieten in China und Australien getestet und zum Kartieren großflächiger Gesteinseinheiten für geeignet erachtet. Lediglich lokale Vermischungen können nicht korrekt getrennt werden wegen des Restrauschens im Sensor (*Striping*) und wohl auch wegen der geometrischen Auflösung der ASTER-TIR-Bänder von 90 m und der damit verbundenen Mischpixelbildung (NINOMIYA ET AL. 2005, S.138).

Eine weitere verbreitete Ratio zum Kartieren von quarzreichem Gestein ist $14/12$, die auf der Abnahme des Emissionsgrades von SiO_2 zwischen Band 12 und Band 14 beruht. Je höher der Anteil von Quarz, desto niedriger der Ratio-Wert (Kalinowski und Oliver 2004, S.22).

3.2.3 Hauptkomponentenanalyse (PCA)

Neben Ratio-Techniken hat sich auch die Hauptkomponentenanalyse (*Principle Components Analysis*, kurz: PCA) als weitverbreitetes Mittel zur lithologischen Kartierung bewährt (z.B. AMER ET AL. 2010, CROSTA ET AL. 2003, EL SAID ET AL. 2014). PCA ist ein Verfahren, um die spektralen Bänder eines Sensors statistisch zu dekorrelieren. Korrelation zwischen den Bändern eines Sensors stellt insofern ein Problem dar, als dass Bildinformationen eines Bandes sich oft mit denen jenen der benachbarten Bänder ähneln und somit der Informationsgewinn relativ gering ausfällt. Eine PCA entfernt bzw. reduziert diese redundanten Bildinformationen, wobei die Hauptbildinformation in der ersten Komponente enthalten ist und der Informationsgehalt in den folgenden Hauptkomponenten stark abnimmt (GUPTA 2003, S.255, Intergraph 2013, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.572).

Die Grauwerte X_n eines Pixels bestimmen seine Position in einem n-dimensionalen Merkmalsraum. Ausgehend von einer Normalverteilung der Grauwerte bilden alle Pixel zusammen ein n-dimensionales Hyperellipsoid. Die Achsen des Merkmalsraums werden nun so rotiert, dass sie parallel zu den Achsen des Hyperellipsoids sind. Die Achse, die parallel zur längsten Achse des Hyperellipsoids ist, entspricht der ersten Hauptkomponente (PC1), deren Richtung erster *Eigenvektor* und deren Länge und erster *Eigenwert* heißt. Durch die Rotation der Achsen ändern sich auch die Koordinaten der Pixel und somit deren Grauwerte. Die geänderten Grauwerte werden in PC1 gespeichert. Die zweite Hauptkomponente (PC2) entspricht der längsten Achse des Hyperellipsoids, die normal auf PC1 steht. PC3 ist die längste Achse, die normal auf PC2 steht, und PCn entspricht der längsten Achse, die orthogonal zur PC(n-1) ist (Intergraph 2013).

Mathematisch gleicht eine PCA dem Ermitteln der maximalen Varianz in den Daten. Diese wird durch die Eigenwerte des Vektors X_n bestimmt, die aus der Kovarianzmatrix von X_n berechnet werden. Der höchste Eigenwert ist die Länge von PC1, der nächst höhere Wert die Länge von PC2 usw. Aus den Eigenwerten werden nun die zugehörigen Eigenvektoren berechnet, welche in der sogenannten *Ladungsmatrix* E gespeichert werden und die Richtung der PCs definieren. Durch Linearkombination des Vektors X mit E können nun die PC-Werte mit folgender Formel berechnet werden (DEMSAR ET AL. 2012, S.108, Intergraph 2013):

$$PC_i = \sum_{j=1}^n X_j E_{ji} \quad (28)$$

Dabei steht i für die Nummer der Hauptkomponente und j für die Nummer des spektralen Bandes.

Für die geologische Fernerkundung ergeben sich daraus zwei wesentliche Vorteile. Zum einen enthält PC1 die meisten Bildinformationen und eignet sich für die Analyse von Strukturen und Mustern. Zum anderen weisen die höheren PCs die niedrigsten Varianzen auf und repräsentieren spektrale Anomalien, wie z.B. Alterationszonen (Geovlex 2009).

Eine darauf aufbauende Analysetechnik, die im Auffinden von Lagerstätten häufig angewandt wird, ist die *Crosta-Technik*, benannt nach CROSTA, der diese Analyse für LANDSAT 5 TM-Daten entwickelte. Dabei wird zunächst die Eigenvektor- oder Ladungsmatrix untersucht. Wie in Abb. 11 zu sehen, hat PC4 eine hohe positive Ladung von TM Band 7 und eine hohe negative Ladung von TM5. Da Hydroxide, wie in Kapitel 3.2.1 erklärt, bei einer Wellenlänge von 2,2-2,3 μm (TM7) stark absorbieren und bei 1,55-1,65 μm (TM5) stark reflektieren, werden sie im PC4-Bild sehr dunkel dargestellt werden. Betrachtet man PC5, so zeigt sich, dass diese eine stark positive Ladung von TM1 und eine starke negative Ladung von TM3 enthält. Dadurch werden eisenreiche Minerale in PC5 sehr hell dargestellt (GUPTA 2003, S.257-258). Durch Setzen von Schwellwerten in den entsprechenden PC-Bildern können angereicherte Bereiche hervorgehoben werden (GUPTA 2003, S.257-258).

Inputs bands	Eigenvector matrix (%) of original bands						Eigen values (%)
	TM-1	TM-2	TM-3	TM-4	TM-5	TM-7	
PC1	23.38	16.50	33.07	24.19	75.65	42.15	87.29
PC2	-11.34	2.50	-1.86	92.64	-6.22	35.21	6.39
PC3	-54.18	-30.98	-51.79	-8.20	56.30	-13.52	5.32
PC4	-24.83	-11.91	-27.32	25.91	-32.01	82.45	0.57
PC5	71.20	1.75	-69.51	7.25	6.32	-1.15	0.38
PC6	-26.47	92.82	-25.31	-6.34	1.28	0.45	0.05

Abb. 11: Beispiel einer Eigenvektor- oder Ladungsmatrix. Erläuterungen im Text (Gupta 2003, S.257).

Die Methode wurde von LOUGHLIN (1991) weiterentwickelt, indem er nur bestimmte Spektralbänder für die Analyse heranzog. CROSTA ET AL. (2003) modifizierten LOUGHLINS Ansatz für ASTER-Daten (LOUGHLIN 1991, ZITIERT BEI CROSTA ET AL. 2003, S.4234). Dabei wird zunächst abhängig vom gesuchten Mineral ein spektrales Subset von 4 Spektralbändern aus dem VNIR-SWIR-Bereich gewählt, das die spektralen Merkmale des gesuchten Minerals hervorhebt. Zum Beispiel hat Kaolinit einen relativ hohen Reflexionsgrad in ASTER Band 4 und 7 und absorbiert stark in den Bändern 1 und 6. Diese Kanäle werden in einem neuen Bild zusammengefasst, von dem anschließend die Hauptkomponenten berechnet werden (CROSTA ET AL. 2003, S.4235-4236).

Die Analyse erfolgt dann wie im Absatz oberhalb beschrieben. Diese modifizierte Variante ist auch bekannt als *Feature-oriented Principal Component Selection* (FPCS) und wird auch auf ASTER-TIR-Daten angewandt (z.B.: EL SAID ET AL. 2014).

In der Literatur zur geologischen Fernerkundung findet sich auch ein kombiniertes Ratio-PCA-Verfahren. Dieses wurde von ZHANG ET AL. (2007) entwickelt und basiert auf den SWIR-Ratios von NINOMIYA ET AL. (2003) (siehe Kapitel 3.2.2). Dabei werden zunächst die entsprechenden Ratios berechnet und zu einem neuem Multispektralbild zusammengeführt, das dann einer PCA unterzogen wird. Die erste Hauptkomponente enthält die Hauptinformation aus allen 4 Indices. Im resultierenden PC1-Bild repräsentieren demnach hohe Grauwerte die Zonen größter Anreicherung (ZHANG ET AL. 2007, S.276-277).

3.2.4 Hyperspektrale Fernerkundung

Hyperspektralen Sensoren (auch Bildspektrometer) „sind Instrumente, die multispektrale Bilder in vielen, sehr engen, aneinander grenzenden Spektralbändern [...] aufzeichnen“ (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.413). Ein Band umfasst dabei nicht mehr als 0,01-0,02 μm (GUPTA 2003, S.287). LANDSAT TM Kanäle zum Vergleich umfassen 0,06-0,23 μm im VNIR-und SWIR-Bereich (USGS 2014a). Waren die Sensoren wie AIS (*Airborne Imaging Spectrometer*) oder AVIRIS (*Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer*) in den 1980ern und 1990ern noch auf Flugzeuge als Trägerplattform beschränkt, befinden sich seit dem Start von NASA's Hyperion auf Earth Observing 1 im Jahr 2000 und ESA's CHRIS (*Compact High Resolution Imaging Spectrometer*) auf PROBA-1 im Jahr 2001 auch hyperspektrale Sensoren auf Erdbeobachtungssatelliten. Seither kommen regelmäßig neue hinzu. Mit u.a. EnMAP (*Environmental Mapping and Analyses Programme*) des DLR (*Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt*), HySPIRI (*Hyperspectral Infrared Imager*) der NASA oder dem japanischen HISUI (*Hyperspectral Image Suite*), der die Nachfolge von ASTER auf ALOS 3 antreten soll, sind gleich mehrere neue satellitenbasierte Hyperspektralsensoren in Planung (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.119). Daneben betreiben China mit HJ-1A (Launch 2008) und Indien mit HySI (Launch 2008) ihre eigenen Systeme (Staenz 2009, S.3). Technische Details zu den genannten Sensoren sind Tab. 3 zu entnehmen.

Tab. 3: Technische Eigenschaften ausgewählter Satelliten-Hyperspektralsensoren mit Informationsquelle.

Hyperspektrale Sensoren						
Sensor	Auflösung	Anz. Bänder	EM Bereich [µm]	Launch	Plattform	Quelle
AIS	32 Px	128	1,2 - 1,4	1983	Flugzeug	VAN DER MEER ET AL. (2012)
AVIRIS	614 Px	224	0,4 - 2,5	1987	Flugzeug	VAN DER MEER ET AL. (2012)
Hyperion	30 m	220	0,4 - 2,5	2000	Satellit	Staenz (2009)
CHRIS	18 - 36 m	19 - 63	0,4 - 1,050	2001	Satellit	ESA (2004)
EnMAP	30 m	218	0,420 - 2,450	2017	Satellit	DLR (2014)
HISUI	30 m	185	0,4 - 2,5	> 2014	Satellit	Matsunaga (2010)
HJ-1A	100	110 - 128	0,45 - 0,95	2008	Satellit	Staenz (2009)
HySI	506 m	64	0,40 - 0,95	2008	Satellit	Staenz (2009)

Zweck von Hyperspektraldaten ist die genaue Identifizierung von Materialien an der Erdoberfläche. Durch das hohe spektrale Sampling – 60 bis 255 Bänder - kann ein Spektrum eines Oberflächenmaterials, z.B. eines Minerals, fast kontinuierlich erfasst werden. Multispektrale Sensoren wie LANDSAT oder ASTER nehmen nur sechs bzw. neun „Stichproben“ verteilt über den gesamten VNIR- und SWIR-Bereich. Hinzu kommt, dass sie einen um den Faktor 10 größeren Wellenlängenbereich auf als Hyperspektralsensoren abdecken, was eine höhere Streuung und damit zum Verlust feiner spektraler Ausprägungen in den Reflexionsspektren führt. In Abb. 12 wird ein Kaolinit-Spektrum aus der Bibliothek des JPL (BALDRIDGE ET AL. 2009) mit einem simulierten Kaolinit-Spektrum, wie es von ASTER aufgenommen worden wäre, verglichen. Darin wird die Größe des spektralen Informationsverlustes deutlich.

Zum Identifizieren von Mineralen, werden die aufgezeichneten Spektren mit Referenzspektren aus einer Spektralbibliothek wie jener des JPL oder des USGS verglichen. Die Nachteile hyperspektraler Verfahren bestehen zum einen in einer sehr aufwendigen und genauen Vorprozessierung und zum anderen darin, dass eine hohe Abhängigkeit von den Daten selbst besteht. Die Genauigkeit des Ergebnisses kann sehr stark mit kleinen Änderungen wie etwa der Korngröße in der Zusammensetzung und Struktur des Oberflächenmaterials variieren (GUPTA 2003, S.288-289).

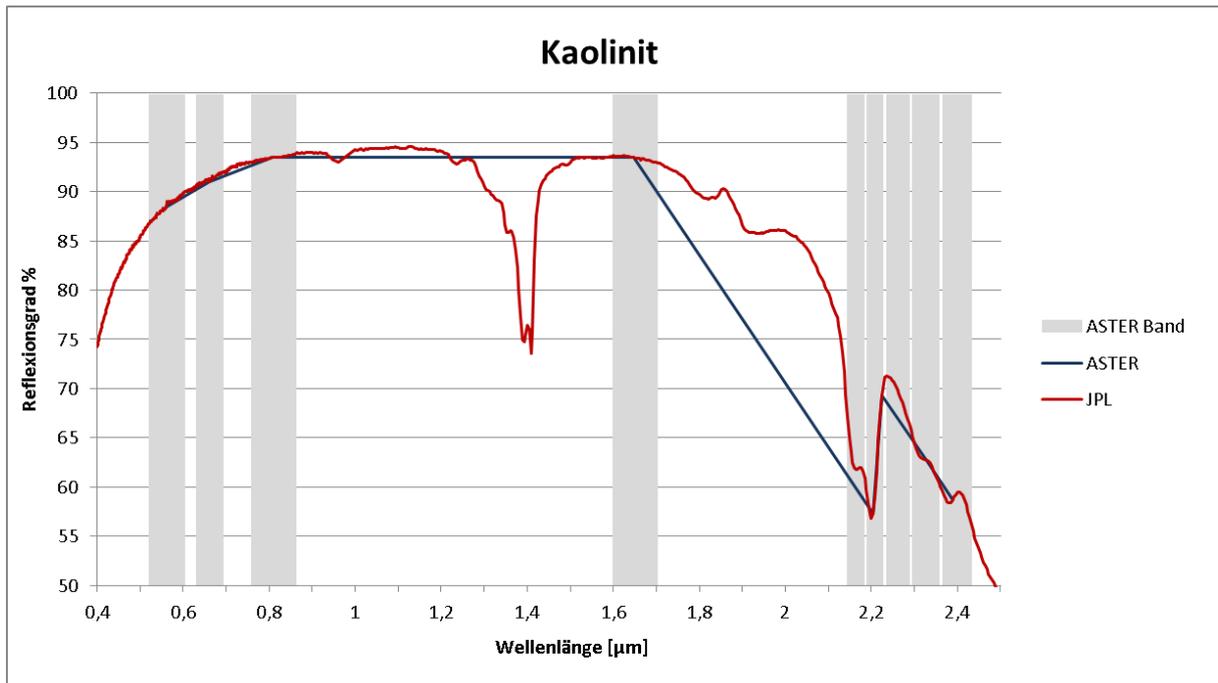


Abb. 12: Vergleich zwischen Referenzspektrum und simuliertem ASTER-Spektrum von Kaolinit (modifiziert nach BALDRIDGE ET AL. 2009).

In der Regel sind drei große Arbeitsschritte notwendig, um aus Rohdaten sogenannte Mineralverteilungskarten zu produzieren (GUPTA 2003, S.302-306):

1. Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung umfasst – wie bei Multispektralscannern - die Umrechnung von Sensormesswerten in Strahldichtewerte, die geometrische Entzerrung der einzelnen Bänder und das Entfernen von Sensorrauschen oder auch *Destriping* (siehe Kapitel 5.2.1). Der Unterschied zu Multispektralsensoren besteht zumeist darin, dass die Verfahren aufgrund der hohen Anzahl von zu bearbeitenden Bändern wesentlich arbeitsaufwendiger sind.

2. Absolute Datenkorrektur

Die absolute Datenkorrektur umfasst die Umwandlung der am Sensor gemessenen Strahldichtewerte in Oberflächenreflexionsgrade unter Eliminierung von atmosphärischen und topographischen Störeinflüssen. Die Atmosphärenkorrektur kann, wie in Kapitel 2.2.1 ausführlich beschrieben, entweder durch Simulation der Atmosphäre oder alternativ über eine relative Normalisierung an Objekten der Erdoberfläche erfolgen.

3. Datenanalyse

Bei der Analyse wird zwischen *Spektrum-Matching*-Methoden und *Subpixel*-Methoden unterschieden (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.120). Die Spektrum-Matching-Techniken umfassen neben den Ähnlichkeitsmaßen SAM, SCM und SID, die in Kapitel 2.3.1 näher beschrieben

werden, auch das weitverbreitete SSF (*Spectral Feature Fitting*). Beim SSF werden das aufgezeichnete Spektrum und das Referenzspektrum übereinandergelegt und über lineare Regression in jedem Kanal ermittelt, wie gut die Kurven zusammenpassen. Die quadratischen Abweichungen geben dann an, wie wahrscheinlich es sich um das gesuchte Mineral handelt. Voraussetzung ist, wie bei allen Ähnlichkeitsmaßen auch, ein ungefähres Wissen um die Lithologie im Untersuchungsgebiet, um die Referenzspektren einschränken zu können (GUPTA 2003, S.309). Außerdem sollten für ein gutes Ergebnis die Pixel möglichst „rein“ sein, das bedeutet, dass die Mischpixelbildung durch Überlagerung vieler verschiedener Spektren möglichst gering sein sollte.

In der Praxis ist das häufig nicht der Fall. Daher gibt es sogenannte Subpixel- oder auch *Spectral-Unmixing*-Techniken, deren Ziel es ist, den Anteil aller am Grauwert des Pixels beteiligten Materialien zu quantifizieren. Subpixel-Techniken setzen wie Matching-Techniken ein bestimmtes Wissen über die Mineralvorkommen im Untersuchungsgebiet voraus. Zusätzlich unterliegen sie der Annahme, dass der resultierende Grauwert eines Pixels eine lineare oder nicht lineare Kombination reiner Oberflächenmaterialien - sogenannter Endglieder – ist (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.120). Unter *linearer* oder *flächiger Kombination* versteht man eine Mischpixelbildung, die aufgrund der geometrischen Auflösung am Sensor entsteht. Die beteiligten Endglieder sind im Grunde optisch voneinander trennbar. Das beobachtete Spektrum eines Pixels repräsentiert ein gewichtetes Mittel der beteiligten Endglieder. Eine *nicht lineare* oder *intime Kombination* tritt dann auf, wenn unterschiedliche Endglieder auf sehr engem Raum nebeneinander liegen, etwa unterschiedliche Minerale in einem Gestein. Besonders betroffen sind Gesteine mit hellen und dunklen Mineralen. Ein signifikanter Teil der von den hellen Mineralen reflektierten Strahlung wird von den dunklen Mineralen absorbiert, sodass scheinbar mehr dunkle als helle Komponenten im Gestein sind (GUPTA 2003, S.295).

Bei linearer Kombination sind die beteiligten Endglieder bekannt. Ihre Referenzspektren können bei entsprechendem Vorwissen direkt aus den Spektralbibliotheken ausgewählt werden. Dabei besteht die Gefahr, dass tatsächlich beteiligte Endglieder übersehen werden. Aus diesem Grund und für den Fall, dass kaum Wissen zum Untersuchungsgebiet vorhanden ist, können alternativ statistische Verfahren zur Auswahl der Endglieder herangezogen werden (VAN DER MEER ET AL. 2012, S.120). Ein häufig angewandter Algorithmus ist der *Pixel Purity Index* (PPI). Der Algorithmus nimmt die Existenz von zumindest einem Pixel pro Endglied an. Die Endglieder werden wie folgt ermittelt:

Alle Pixel werden als Punktvektoren anhand ihrer spektralen Information in einem n-dimensionalen Merkmalsraum verortet. PPI legt nun einen Zufallsvektor durch das Zentrum (Mittelwert) der resultierenden Punktwolke. Auf diesen Vektor werden alle Punkte projiziert. Jene Punkte, die den Enden des Zufallsvektors am nächsten liegen, werden als Endglied-Kandidaten angesehen und erhalten einen Score. Die Enden des Zufallsvektors werden dabei vom Nutzer definiert, indem dieser einen Schwellwert definiert. Anschließend wird ein zweiter Zufallsvektor generiert und die Kandidaten bestimmt, danach ein dritter usw. Jene Kandidatenpixel, die am Ende aller Durchläufe die höchsten Scores haben, werden als Endglieder betrachtet.

Weil a priori unklar ist, wie viele Zufallsvektoren zur Endgliedbestimmung notwendig sind, muss die Anzahl der Zufallsvektoren vom Nutzer festgelegt werden. Diese liegt zumeist – abhängig von der spektralen Auflösung der Daten – bei 1.000-10.000. Es kann nicht garantiert werden, ob tatsächlich alle beteiligten Endglieder erfasst werden, aber aufgrund der vielen Durchläufe ist es sehr wahrscheinlich (Exelis 1998). Die so ermittelten Endglieder können dann anhand eines Referenzspektrums mit den oben genannten Matching-Techniken identifiziert werden (GABR ET AL. 2010, S.64).

Bei nicht linearer Kombination, die in der Realität am häufigsten vorkommt, gibt es verschiedene Ansätze, darunter ANNs (FOODY ET AL. 1997) und SVMs (PLAZA ET AL. 2004). Diese Techniken relativ neu und werden hier nicht weiter ausgeführt.

Sind die Endglieder einmal identifiziert, können die Anteile der am Spektrum beteiligten Endglieder quantifiziert werden. Im n-dimensionalen Merkmalsraum werden die Distanzen zwischen jedem hyperspektralen Pixel und jedem Endglied, dessen Koordinaten durch ein Referenzspektrum in diesem Raum fixiert sind, berechnet. Die resultierenden Bilder zeigen, wie stark die einzelnen Endglieder an einem Pixel beteiligt sind, und geben somit Auskunft und Verteilung (GUPTA 2003, S.310-311).

4 Untersuchungsgebiet und Daten

4.1 Das Untersuchungsgebiet

4.1.1 Geologie

Wie aus Abb. 13 rechts (S.56) hervorgeht, befindet sich das Untersuchungsgebiet (UG) an der Grenze zwischen dem neoproterozoischen Arabisch Nubischen Schildes (ANS) im Osten und dem

archaisch bis neoproterozoischen Sahara-Metakraton im Westen (FRITZ ET AL. 2013, S.69). Beide stratigraphischen Einheiten werden in der Literatur zum präkambrischen Basement-Komplex gezählt (VAIL 1988, S.6).

Der Sahara Metakraton ist Teil von Westgondwana und erstreckt sich vom zentralen Sudan bis in den Osten Nigers und von Ägypten und Libyen im Norden bis in den Norden Kongos. Mit mehr als 5.000.000 km² ist er damit halb so groß wie die Landmasse Europas. Zu ihm zählen u.a. auch das Tibesti-Gebirge und die Hochebene von Dafur. Seine Lithologie ist hauptsächlich geprägt durch mittel- bis hochgradige Gneise, Metasedimente und Metavulkanite. Radiometrische Datierungen von Zirkon ergaben ein Alter von bis zu 3,1 Mrd. Jahre (ABDELSALAM ET AL. 2002, S.123-125). Im Osten wird der Sahara Metakraton durch die Keraf-Sutur vom ANS getrennt, an der Ophiolite – das sind mehr oder weniger vollständig erhaltene Sequenzen ultrabasischer Gesteine des lithosphärischen Mantels, basaltischer Kissenlaven und Tiefseesedimente (OKRUSCH UND MATTHES 2005, S.411) - und schwach metamorph überprägte, karbonatreiche Turbidite aufgeschlossen sind.

Beide Einheiten werden als Beleg für die Existenz eines ehemaligen ozeanischen Beckens, das ein Seitenarm des neoproterozoischen Mosambik-Ozeans zwischen dem Sahara-Metakraton und Ostgondwana war, angesehen. Dieses Becken begann sich ab etwa 750 Ma zu schließen (ABDELSALAM UND STERN 1996, S.306). Der Name „Metakraton“ rührt daher, dass die archaisch-paläoproterozoischen Gesteine im Neoproterozoikum während der panafrikanischen Orogenese nochmals deformiert, metamorph überprägt und durch Plutonite intrudiert wurden (ABDELSALAM ET AL. 2003, S.205).

Der ANS ist der nördliche Teil des Ostafrikanischen Orogens (EAO), eines mächtigen Faltengebirges, das sich von Ägypten bis Mosambik und Madagaskar erstreckt und am Ende des Neoproterozoikums durch die nordwest-südost-gerichtete Schließung des Mosambik Ozeans und der folgenden Kollision zwischen den kontinentalen Krustenblöcken West- und Ostgondwana entstand. Diese Gebirgsbildung ist als panafrikanische Orogenese bekannt.

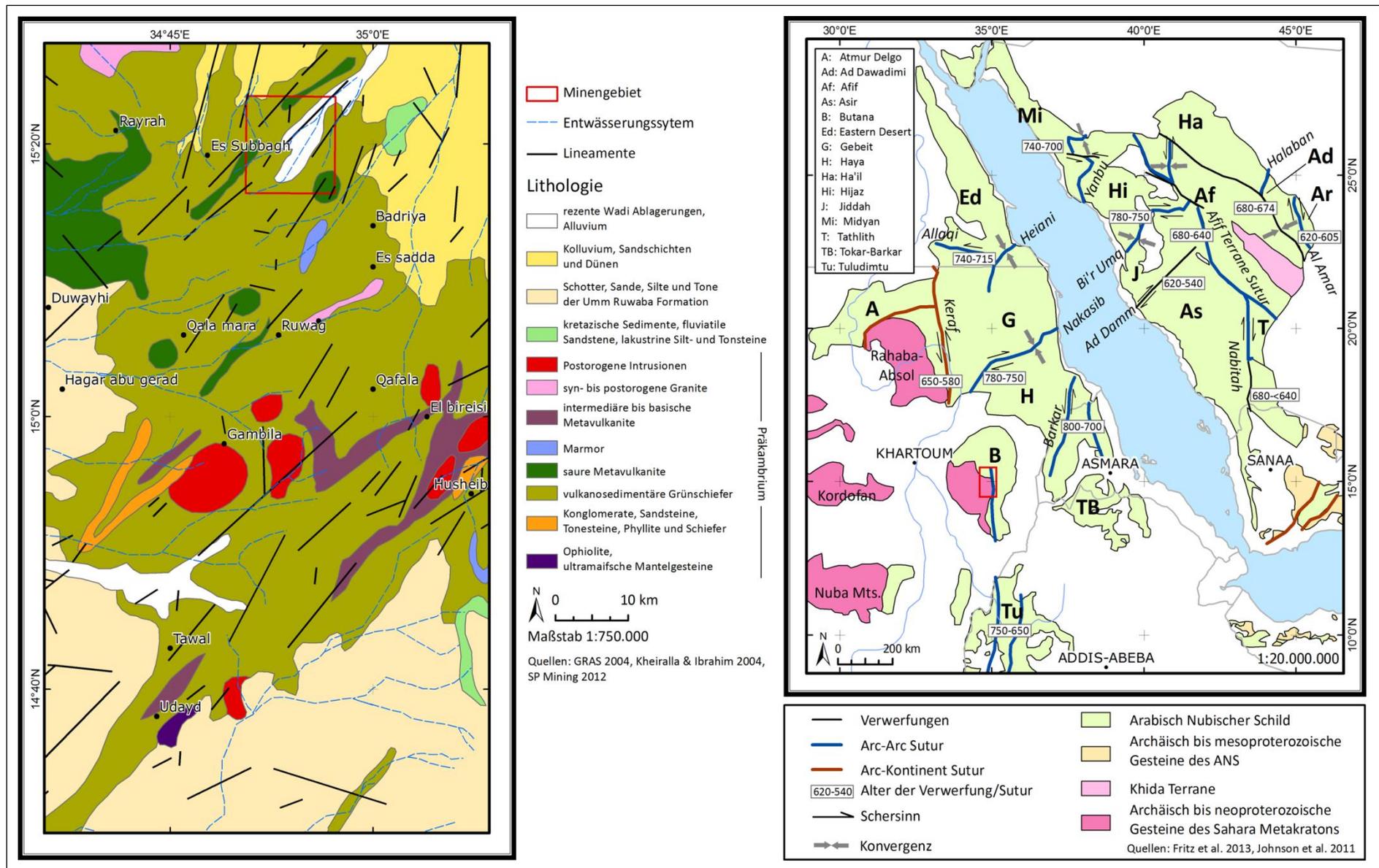


Abb. 13: Geologischer Überblick über das Untersuchungsgebiet (links) und den Arabisch-Nubischen Schild (rechts) (modifiziert nach mehreren Autoren).

Intern wird der ANS in mehrere lithologisch verschiedene und unterschiedlich alte Terranes gegliedert, die innerhalb des Mosambik-Ozeans zwischen 800-580 Ma in Inselbögen miteinander kollidierten. Dabei vereinten sich die Terranes im Westen wesentlich früher als jene im Osten, wie aus dem Alter der resultierenden Suturen in Abb. 13 rechts hervorgeht. Letztere (Nakasib, Barkar etc.) werden durch Ophiolithe und ophiolith-affine Gesteine gekennzeichnet (FRITZ ET AL. 2013, S.78, JOHNSON ET AL. 2011, S.168-174). Der weitaus größte Teil des ANS besteht jedoch aus vulkano-sedimentären Gesteinen dieser Inselbögen, die größtenteils nicht älter als 880 Ma alt sind (JOHNSON ET AL. 2011, S.174). Die Einengung zwischen West- und Ostgondwana im Zuge der panafrikanischen Orogenese führte zu einer schwach metamorphen Überprägung (Grünschiefer bis untere Amphibolitfazies) dieser Gesteine (FRITZ ET AL. 2013, S.75, VAIL 1985, S.841).

Die anhaltende Konvergenz zwischen den beiden Krustenblöcke kulminierte schließlich in der Schließung des ozeanischen Beckens zwischen dem Sahara Metakraton im Westen und dem ANS im Osten vor etwa 650 Ma (ABDELSALAM UND STERN 1996, S.306). Das führte zu Krustenverdickung, orogen-paralleler Faltung und Ausbildung von Scherzonen im südlichen ANS sowie in der Aktivierung des sinistralen, nordwest-südost-gerichteten Najd-Seitenverschiebungssystem im nördlichen ANS (JOHNSON ET AL. 2011, S.221). Entlang der ehemaligen Kollisionszonen (z.B. Keraf, Barka) kam es zu transpressiver Gesteinsdeformation mit sinistralen Schersinn und zur Ausbildung sekundärer Faltungen mit nord- bis nordöstlichem Trend (ABDELSALAM ET AL. 1998, S.145, ABDELSALAM ET AL. 2003, S.215, ABDELSALAM UND STERN 1996, S.292).

Begleitet wurde die Kollisionsphase von magmatischen Intrusionen, die zwar nicht überall im ANS eine kontinuierliche, chronologische Änderung in der chemischen Zusammensetzung von kalkalkalin bis alkalin zeigen (VAIL 1983, S.286), jedoch generell diesem Trend folgen (JOHNSON ET AL. 2011, S.186-187). Besonders A-Typ (anorogene) Granite, die einen relativ hohen Anteil an Natrium- und Kalium-führenden Mineralen, dafür aber einen Anteil von weniger als 5% an Anorthit (Kalzium-Feldspat) haben, werden mit dem tektonischen Übergang von der Kollisions- in die Extensionsphase (orogener Kollaps) des EAO und damit dem Ende der Orogenese assoziiert (FRITZ ET AL. 2013, S.74, JOHNSON ET AL. 2011, S.186). A-Typ Granite sind auch im Osten des Saharimetakratons vorhanden und korrelieren zeitlich mit jenen des ANS (ABDELSALAM ET AL. 2003, S.214, JOHNSON ET AL. 2011, S.224). Die Entwicklung des ANS wird schematisch in Abb. 14 veranschaulicht.

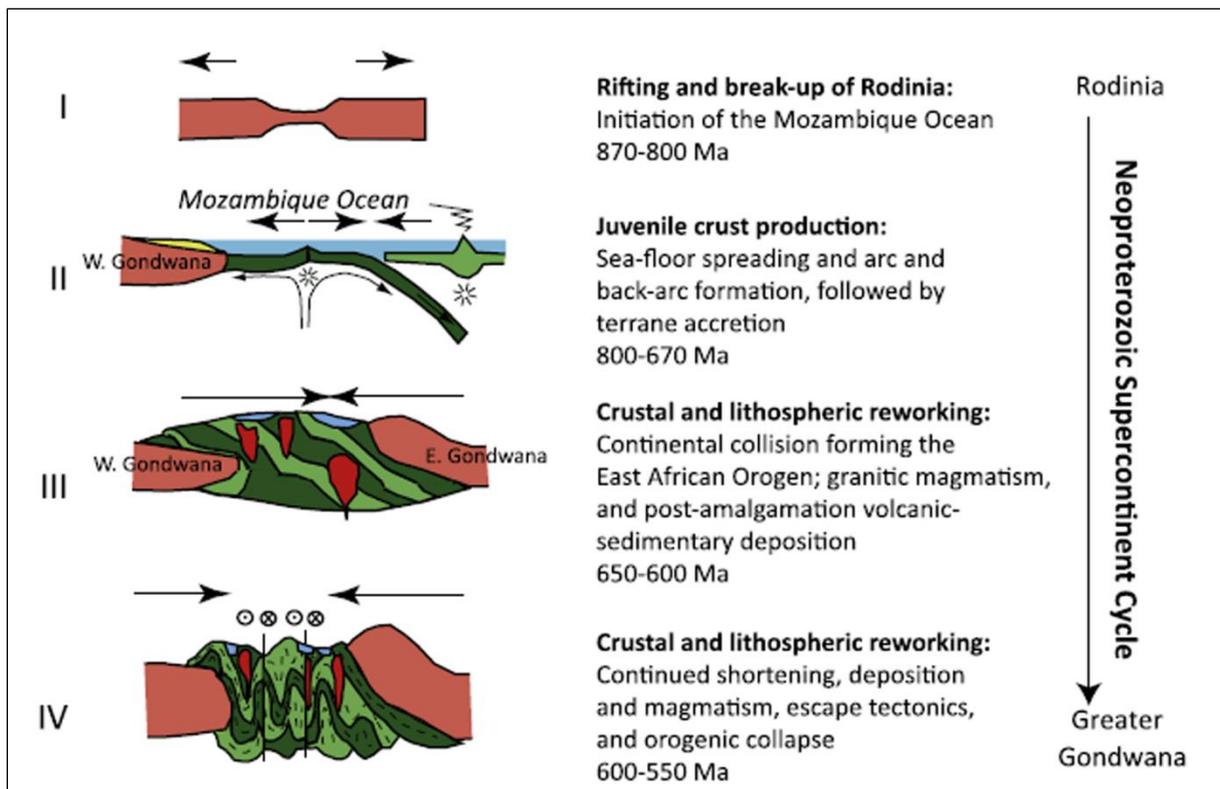


Abb. 14: Schematische Entwicklung des ANS vom Auseinanderbrechen des Superkontinents Rodinia bis zur panafrikanischen Orogenese im Neoproterozoikum (Quelle: JOHNSON ET AL. 2011, S.171).

Mit diesen syn- bis spatorogenen Intrusionen ab dem späten Cryogenium (650 Ma) kam es auch zur Anreicherung von Gold, Wolfram, Uran und Seltenen Erden. Die Ausbildung der Goldlagerstätten war bereits mit 615 Ma, also noch vor Ende der Orogenese abgeschlossen. Die anderen genannten Rohstoffe sind an die späteren A-Typ Granite gebunden und entstanden daher wesentlich später (JOHNSON ET AL. 2011, S.207). Goldlagerstätten werden im ANS von BOTROS (2004) wie folgt unterschieden:

- Schichtgebunden
- Nicht-Schichtgebunden
 - ❖ Goldführende Quarzadern
 - ❖ Verteilt in hydrothermal alterierten Gesteinen
- Seifenlagerstätten

Goldführende Quarzgänge sind die häufigsten Lagerstätten im ANS und sind bereits seit den alten Ägyptern bekannt. Im ANS kommen sie am häufigsten in Metavulkaniten vor und entstehen durch Fluidtransport und Auskristallisieren entlang von tektonischen Spalten, wie etwa Verwerfungen oder Scherzonen (OKRUSCH UND MATTHES 2005, S.261). Sie sind syntektonisch, d.h. sie entstehen parallel zur Metamorphose der umliegenden vulkano-sedimentären Gesteine, und sind an kalkalkaline I-Typ (igneous) Granite gebunden. Auch der Grad der Metamorphose

scheint für die Lagerstätten entscheidend zu sein, denn die meisten goldführenden Quarzadern durchziehen Metamorphite, die unterhalb des Grünschiefer-Amphibolit-Übergangs (niedriger Druck, mittlere Temperatur) umgewandelt wurden.

Die hydrothermale Lösung ist vermutlich aus Fluiden zusammengesetzt, die während der Metamorphose der vulkano-sedimentären Gesteine freigesetzt wurden, und magmatischen Fluiden der Intrusionskörper. Der hohe Gehalt an Salz (NaCl) und CO₂ lassen darauf schließen. Diese Fluide reagierten im Bereich des Amphibolit-Grünschiefer-Übergangs, lösten das Gold und migrierten in ein niedrigeres Temperaturregime in den höher gelegenen Schichten, wo sie sich als Quarz-Goldadern entlang der Störungszonen anlagerten. Die Quelle dieses Goldes lässt sich nicht genau feststellen. Mögliche Quellen sind (BOTROS 2004, S.15-16):

- Metabasalte und metabasaltische Andesite
- Agloma Type Banded Iron Formations und goldführende Tuff-Sedimente
- VMS (Volcanogenic Massiv Sulfide) Lagerstätten als Folge sub-mariner Vulkanaktivitäten
- Ophiolitsche Serpentine, die in einer metavulkanischen Sedimentmatrix eingebettet sind
- I-Typ Granite, nachweisbar durch Auftreten von Molybdän und Zinn in den Quarzadern

Lithologie und geologische Strukturen im UG legen nahe, dass die in den Artisanal Mines abgebauten Vorkommen ebenfalls den nicht-schichtgebundenen Quarzadern zuzurechnen sind. Wie Abb. 13 (S. 56 links) zeigt, werden große Teile des Untersuchungsgebiets durch niedrig-gradige, vulkanogene Metasedimente und Metavulkanite des kristallinen Basiskomplexes aufgebaut (Abu Alam und Stüwe 2012, GRAS 2004). Diese werden von syn- bis postorogenen Graniten intrudiert. Untergeordnet kommen auch neoproterozoische Konglomerate und Schiefer vor (GRAS 2004). Die geologischen Strukturen werden von NNE bis NE streichenden Störungen dominiert, die meisten davon mit dextralem Schersinn. Auch die Achsen der SW-vergenten Falten orientieren sich in SW-NE Richtung (KHEIRALLA UND IBRAHIM 2004, S.334-335). Beide Strukturen sind damit annähernd parallel zum EAO ausgerichtet. Ein vergleichender Blick zwischen Satellitenbildaufnahme in Abb. 16 (S.62, links) und geologischer Karte in Abb. 13 (S.56, links) offenbart, dass auch die Minen, die in natürlicher Farbdarstellung durch einen leuchtenden, hellblauen Farbton hervorstechen, diesem Trend folgen. Daher darf angenommen werden, dass die Goldvorkommen an die Störungen gebunden sind.

Wie in vielen anderen Teilen des Sudans wird der Basement-Komplex mit den Goldlagerstätten auch im UG von neogenen bis rezenten Sedimenten überdeckt und eingeebnet, weswegen große

Teile des Sudans flach sind. Die jüngsten Schichten werden auch *Clays of the Plain* genannt. Sie wurden im Pleistozän fluviatil abgelagert und können eine Mächtigkeit von bis zu 30m erreichen. Im UG heißen die Tone auch *Butana Clays* (VAIL 1988, S.24, 26 UND S.50-51). Diese sind in der Regel dunkle, schwere Böden mit Konkretionen von Calciumkarbonat und Eisen (WORALL 1957, S.8). Abb. 15 gibt einen Eindruck vom Untersuchungsgebiet wieder. Der Basiskomplex ragt aus diesen Tonen, die etwa 70% der Fläche bedecken, in Form von Inselbergen, sogenannten *Jebels*, heraus (KHEIRALLA UND IBRAHIM 2004, S.333, WORALL 1957, S.5-6).



Abb. 15: Dunkle Tone der Butana. Im Hintergrund deutet Baumvegetation vermutlich ein Wadi an (Foto: Kurt Stüwe, 11.2011)

Paläozoische Gesteine sind kaum erhalten. Man geht davon aus, dass diese vor der folgenden Sedimentationsperiode bereits wegerodiert wurden (WORALL 1957, S.6). Mit Ausnahme von wenigen kretazischen Süßwasserablagerungen der Nubischen Sandstein-Formation sind mesozoische Ablagerungen im UG ebenso wenig überliefert (GRAS 2004). Diese Ablagerungen sind hauptsächlich im nordwestlichen Sudan erhalten und liegen direkt auf dem Basiskomplex auf. Pflanzliche Fossilien deuten auf eine Sumpflandschaft mit feuchtem Klima während der Kreidezeit hin. Die Schichtenfolge innerhalb der nubischen Sandsteine zeigt lokale Variationen, die oberste Schicht wird jedoch zumeist von braunen Sandsteinen gebildet, die auf Tonsteinen verschiedener Farben abgelagert wurden (VAIL 1988, S.123, WORALL 1957, S.6-7).

4.1.2 Geographie

Geographisch gesehen befindet sich das Untersuchungsgebiet (siehe Abb. 16, S.62 rechts, roter Kasten) etwa 250 km östlich der sudanesischen Hauptstadt Khartum in der Region Butana. Die

Butana ist ein sanftes Plateau, das vom Nil im N und NW, vom Rahad Fluss im S und SW, dem und dem Atbara Fluss im E und NE begrenzt wird (ABBAS ET AL. 1992, S.65). Das erweiterte UG erstreckt sich über 5.600 km² zwischen 14,5° und 15,4° nördlicher Breite und 34,6° und 35,1° östlicher Länge (siehe Abb. 16 rechts, dunkelroter Kasten). Bekannte Artisanal Mines liegen im Norden des UG im Bundesstaat Kassala östlich der Siedlung El Subbagh und werden nachfolgend als engeres UG angesprochen (siehe Abb. 16 rechts, hellroter Kasten und links Satellitenbildkarte). Das engere UG umfasst eine Fläche von etwa ca. 13 x 12 km².

Mit einem jährlichen Niederschlag, der zwischen 75 und 300 mm variiert, zählt die Butana zu den Halbwüstengebieten des Sudans. Die Regenzeit beginnt Anfang Juli und endet mit Ende September (Zaroug o.J.). Die Regenfälle fallen mitunter sehr heftig aus. Begünstigt durch die in der Region typischen tonreichen Böden sind die Infiltrationsraten aufgrund der Quellfähigkeit von Ton gering und der oberflächliche Abfluss hoch. Daher gibt eine hohe Dichte an Wadis im Untersuchungsgebiet, die während der Regenzeit Wasser führen (AKTHAR UND MENSCHNIG 1993, S.42). In den meisten Fällen erreicht das Wasser aber weder den Nil im Westen noch den Atbara im Osten, wie Abb. 16 zeigt, sondern sammelt sich in Binnendeltas. Ein solches Binnendelta ist auch in der nordöstlichen Ecke des engeren UGs erkennbar. Neben den *Hafirs* – das sind historische, vom Menschen errichtete Wassersammelstellen – sind diese natürlichen Wassersammelstellen wichtige Wasserquellen während der neunmonatigen Trockenzeit (Cox 2010). Ganzjährig zugängliche Quellen gibt es nur entlang von Störungen im Gestein des Basement-Komplexes (AKTHAR UND MENSCHNIG 1993, S.42, KHEIRALLA UND IBRAHIM 2004, S.336). Die Vegetation beschränkt sich im Untersuchungsgebiet auf Gräser während der Regenzeit. Holzige Vegetation ist auf die Wadis und die Jebels beschränkt (AKTHAR UND MENSCHNIG 1993, S.45).

Die Butana ist seit jeher ein Anlaufpunkt von Nomaden und ihren Kamelen, Schafen und Ziegen während der Regenzeit. Daneben wird auch Ackerbau betrieben, bevorzugt der Anbau von Hirse im traditionellen Wanderfeldbau (Zaroug o.J.). Die intensive Beweidung in Kombination mit langfristig sinkenden Niederschlägen (vgl. Abb. 17, S.63) bewirkt bis heute einen kontinuierlichen Rückgang der Grasvegetation und den unwiederbringlichen Verlust von Weideflächen. Das Fehlen der Vegetation beschleunigt das Trockenfallen des Bodens, führt zu sinkenden Infiltrationsraten und steigendem Oberflächenabfluss. Als Konsequenz daraus wuchsen selbst nach den ergiebigen Niederschlägen von 1988 – in Halfa El Gedida 90 km östlich von El Subbagh wurden knapp 300 mm gemessen (KNMI 2014) – viele nährstoffreiche Grasarten im Norden der Butana nicht mehr.

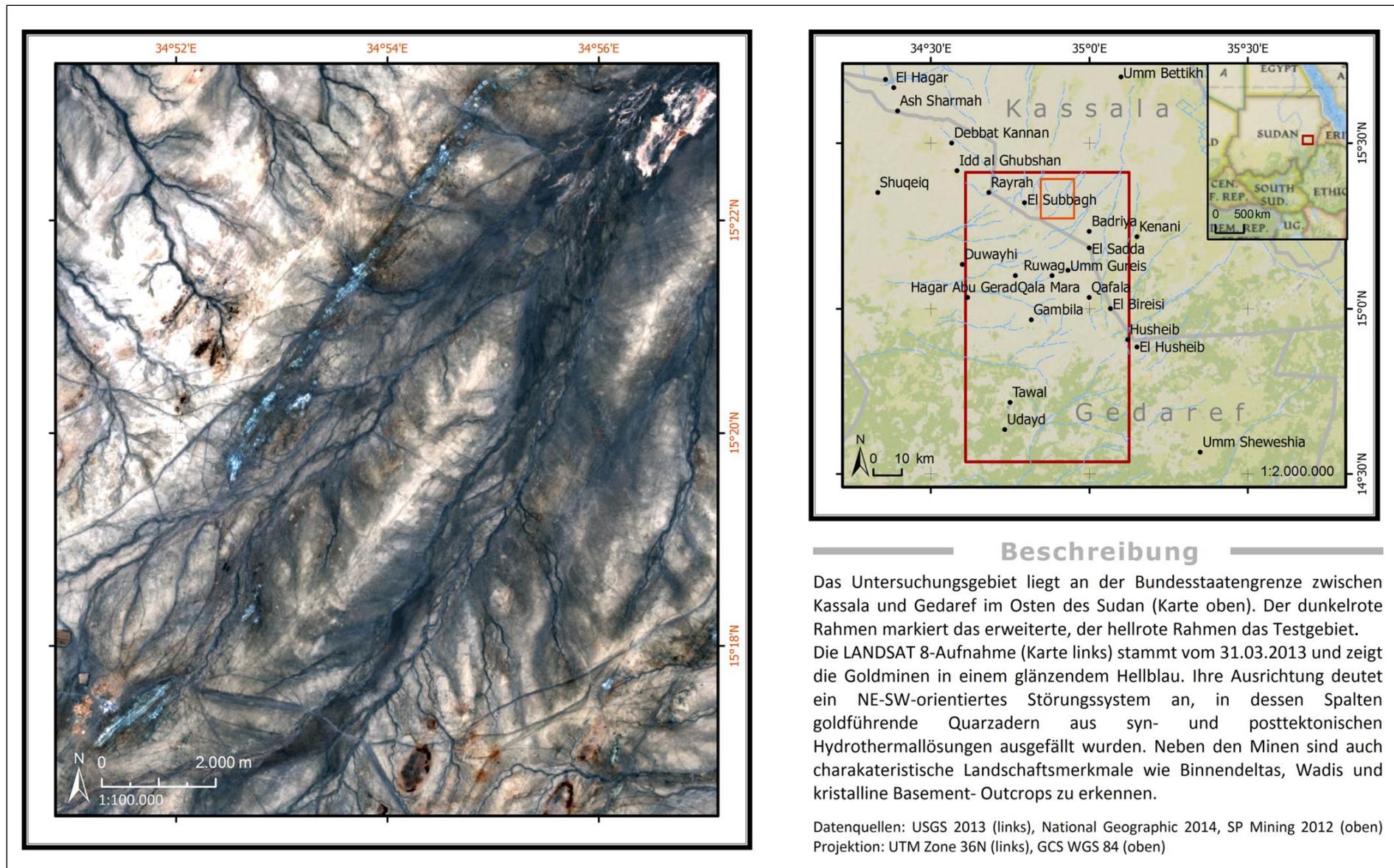


Abb. 16: Überblickskarte über engeres (links) und erweitertes Untersuchungsgebiet (rechts) (modifiziert nach verschiedenen Quellen).

Daher sind die Nomaden zu einem ständigen Ausweichen nach Süden gezwungen. Besonders im UG rund um El Subbagh im Zentrum der Butana, wo es auch permanente Quellen gibt, sind die Desertifikationserscheinungen besonders ausgeprägt. Abgesehen von extrem trockenresistenten Sorten in den Wadis gibt es dort keine nennenswerte Grasvegetation mehr (AKTHAR UND MENSCHNIG 1993, S. 43 und S. 45-46).

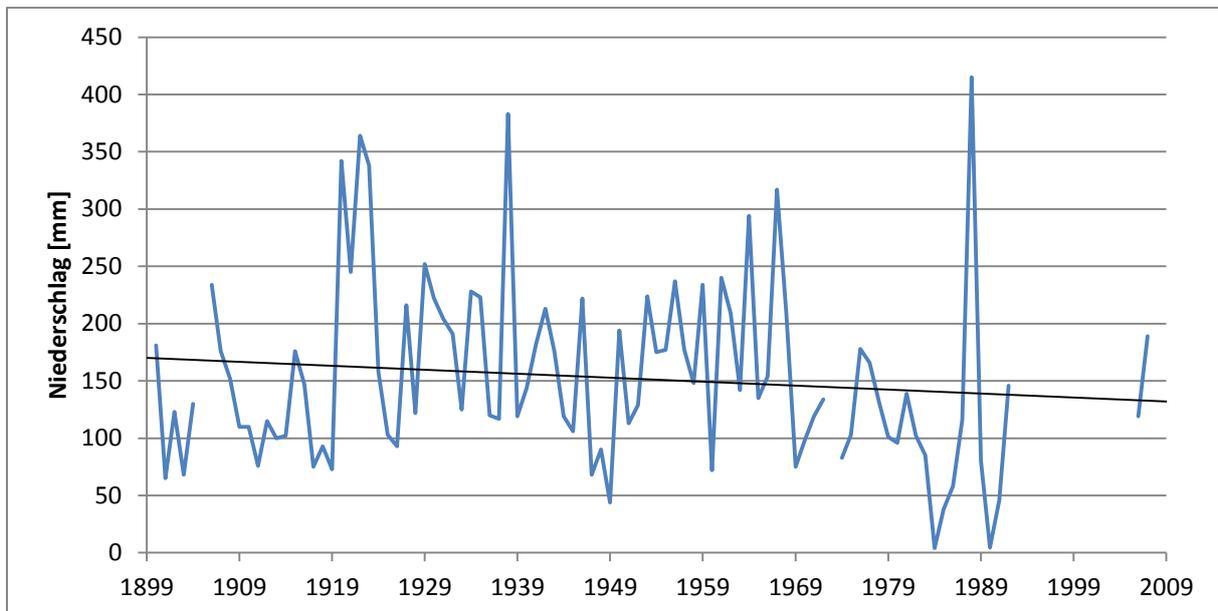


Abb. 17: Niederschlag in Khartoum. Unterbrechungen in der Linie sind auf Datenlücken zurückzuführen. Der Trend (schwarze Linie) zeigt langfristig nach unten (nach KMNI 2014).

Moderner Ackerbau findet im künstlich bewässerten Tal des Atbara Flusses um Halfa El Gedida oder weiter südlich im UG statt, wo die Regenfälle noch ausreichend genug sind. Angebaut wird vorwiegend Hirse, Sesam, Baumwolle und Guarbohnen. In den künstlich bewässerten Gebieten werden zusätzlich Weizen, Obst und Gemüse kultiviert (Zaroug o.J.). Durch den auf Druck der Weltbank staatlich geförderten Ausbau der industrialisierten Landwirtschaft wurden der traditionellen Bewirtschaftungsform teils widerrechtlich viele Weideflächen entzogen. In der südlichen Butana sind daher nur noch wenige Flächen mit natürlicher Vegetation erhalten.

Während im Norden den Nomaden die Weideflächen durch fortschreitende Desertifikation verloren gehen, führt ihr Ausweichen nach Süden in der Trockenzeit immer wieder zu mitunter blutigen Konflikten mit den dort ansässigen Bauern, die die traditionellen Wanderrouten der Nomaden blockieren. Aber auch die Nomadenstämme unter sich sind zerstritten, besonders die traditionellen mit den im Verlauf der letzten 500 Jahre zugewanderten Stämmen (ABDALLA UND SAMAT 2011, S.76 UND S.84-85, AKTHAR UND MENSCHNIG 1993, S.45 UND S.47).

Abgesehen von Weidewirtschaft und Ackerbau zählen das Produzieren von Textilien, die Verwertung von Leder, aber auch die Bewirtschaftung der traditionellen Douhm- oder

Pfefferkuchenpalme, größtenteils für den Eigenverbrauch, zu den traditionellen Wirtschaftsformen in der Butana. Dabei werden ausschließlich in der Region verfügbare Rohstoffe verwendet. Douhmpalmen sind aufgrund von Abholzung jedoch kaum noch vorhanden, sodass die Blätter, aus denen Fußmatten geknüpft werden, aus anderen Regionen importiert werden müssen. Diesen Handel übernehmen neben Händlern aus dem Süden zunehmend die Nomadenstämme (BABIKER 1982, S.52-53). Mit dem Abbau der Goldlagerstätten entwickelt sich gerade ein neuer Wirtschaftszweig in der Region.

4.2 Datengrundlagen

Ausgehend von der in Kapitel 1.2 beschriebenen Problemstellung werden bei der Datenakquise für diese Arbeit folgenden Kriterien berücksichtigt:

- Geometrische Auflösung: Die Minen müssen in den Daten als solche einwandfrei identifiziert werden können und sollen eine geometrische Auflösung von 30 m nicht unterschreiten.
- Spektrale Auflösung: Um Minen automatisiert detektieren zu können, muss eine spektrale Signatur aus den Daten abgeleitet werden können. Je mehr spektrale Bänder zur Verfügung stehen, desto besser.
- Temporale Auflösung: Eine Karte, die Veränderungen anzeigt, benötigt mindestens zwei Szenen, im besten Fall von einem Sensor zu zwei verschiedenen Aufnahmezeitpunkten. Da der Zeitpunkt, zu dem die bergmännischen Aktivitäten im Untersuchungsgebiet aufgenommen worden waren, a priori nicht bekannt war, soll ein entsprechendes Archiv vorhanden sein.
- Atmosphärische Störungen: Die Szenen sollen im Untersuchungsgebiet möglichst frei von Wolken und Dunst sein.
- Jahreszeitliche und tageszeitliche Einflüsse: Aufnahmezeitpunkt, Sonneneinstrahlung und phänologische Stadien sollen nicht allzu stark voneinander abweichen.
- Kosten: Die Daten sollen möglichst kostenfrei oder kostengünstig sein.

Aus diesem Grund werden zunächst die frei verfügbaren LANDSAT 5 TM und LANDSAT 8 OLI/TIRS Daten für das Untersuchungsgebiet im Zeitraum von Dezember 1999 bis Februar 2014 akquiriert. Zwischen 2000 und 2009 existieren keine Aufnahmen des Untersuchungsgebiets. LANDSAT 7 ETM+ Aufnahmen sind für die Ziele dieser Arbeit aufgrund des bekannten Sensordefekts ungeeignet. Daher werden zusätzlich fünf ASTER-Szenen, die den Zeitraum von 2005 bis 2012 abdecken, geordert, auch weil sie sich, wie in Kapitel 3 beschrieben, sehr gut für geologische

Anwendungen eignen und preislich sehr günstig sind. Daneben bieten sie eine bessere geometrische und spektrale Auflösung und wegen eines rückwärtsgerichteten Zusatzteleskops zusätzlich die Möglichkeit, Oberflächenmodelle abzuleiten. Allerdings sind die SWIR-Kanäle seit April 2008 aufgrund eines Sensordefekts für Analysen unbrauchbar. Technische Daten zu den gewählten Sensoren sind in Tab. 4 und Tab. 5 dargestellt.

Tab. 4: Technische Daten LANDSAT 5 TM und LANDSAT 8 OLI/TIRS (nach USGS 2014a und USGS 2014b).

LANDSAT Spezifikationen			
Abtastsystem	LANDSAT 5 TM	LANDSAT 8 OLI	LANDSAT 8 TIRS
geometrische Auflösung [m]	30	30	100
Streifenbreite	170 x 185 km	170 x 185 km	170 x 185 km
spektrale Bandbreite [μm]	1: 0,45 - 0,52 2: 0,52 - 0,60 3: 0,63 - 0,69 4: 0,73 - 0,90 5: 1,55 - 1,75 6: 10,40 - 12,50 (therm., 120m) 7: 2,08 - 2,35	1: 0,43 - 0,45 2: 0,45 - 0,51 3: 0,53 - 0,59 4: 0,64 - 0,67 5: 0,85 - 0,88 6: 1,57 - 1,65 7: 2,11 - 2,29 8: 0,50 - 0,68 (pan, 15m) 9: 1,36 - 1,38 (Cirrus)	10: 10,6 - 11,29 11: 11,5 - 12,51
radiometrische Auflösung [bit]	8	16	16
temporale Auflösung [Tage]	16	16	16

Der tageszeitliche und phänologische Einfluss auf die Daten ist begrenzt, da alle erhobenen Szenen um etwa 8 Uhr herum in der Trockenzeit zwischen November und April aufgenommen wurden. Details zu den analyserelevanten Daten sind der Tab. 6 zu entnehmen. Zu Beginn der Arbeit wurden auch SAR-Daten recherchiert, um Veränderungen eventuell durch differentielle Interferometrie darzustellen, doch die Datenlage für das Untersuchungsgebiet war nicht ausreichend aktuell, weswegen dieser Ansatz bereits sehr früh verworfen werden muss.

Ergänzend werden für die Region Butana eine geologische Karte des Sudans sowie Daten den USGS zu Geologie und Rohstoffe Afrikas erhoben. Zudem stellte der Auftraggeber der Arbeit Datensätze zu Administrativen Einheiten, Infrastruktur und Toponyme und Entwässerungsnetz sowie Fotos vom UG zur Verfügung. Zur geometrischen Entzerrung der ASTER-Szenen aus März 2005 standen eine LANDSAT 7 ETM+ sowie ein frei verfügbares ASTER Global DEM V2 aus 2011 mit einer Auflösung von 30 m im Untersuchungsgebiet zur Verfügung. Das Höhenmodell diente ebenfalls als Basis für die topographische Normalisierung.

Tab. 5: Technische Daten ASTER (nach Abrams und Hook 2002, S.10).

ASTER Spezifikationen			
Abtastsystem	VNIR	SWIR	TIR
geometrische Auflösung [m]	15	30	90
Größe der Szene	60x60 km	60x60 km	60x60 km
spektrale Bandbreite [µm]	1: 0,52 - 0,60 2: 0,63 - 0,69 3n: 0,78 - 0,86 3b: 0,78 - 0,86	4: 1,600 - 1,700 5: 2,145 - 2,185 6: 2,185 - 2,225 7: 2,235 - 2,285 8: 2,295 - 2,365 9: 2,360 - 2,430	10: 8,125 - 8,475 11: 8,475 - 8,825 12: 8,925 - 9,275 13: 10,25 - 10,95 14: 10,95 - 11,65
radiometrische Auflösung [bit]	8	8	12
temporale Auflösung [Tage]	16	16	16

Tab. 6: Metadaten der für die analyserelevanten Szenen.

Verwendete Szenen				
Sensor	Datum	Uhrzeit [h:m:s]	Wolken [%]	Solarazimuth/Winkel [deg]
ASTER	11.03.2005	08:13:59	0	126 / 60
ASTER	04.11.2010	08:14:15	0	150 / 55
ASTER	11.12.2012	08:14:30	0	153 / 47
LANDSAT 5	06.11.2011	07:50:50	0	143 / 51
LANDSAT 8	31.03.2013	08:04:48	0	122 / 63
LANDSAT 8	07.04.2013	08:04:56	0	100 / 66
LANDSAT 8	07.04.2013	08:05:20	0	99 / 66
LANDSAT 8	15.02.2014	08:03:58	0	134 / 50
LANDSAT 8	15.02.2014	08:04:22	0,02	133 / 51

5 Methodik

5.1 Methodischer Überblick

Aus den in Kapitel 1.2 gestellten Forschungsfragen geht hervor, dass die Ziele dieser Arbeit breit gefächert sind. Entsprechend viele Lösungswege werden in der Literatur angeführt, die in Kapitel 2 und 3 aufgezeigt werden. Beginnend beim Datenimport über die Datenvorverarbeitung bis hin zur Datenanalyse müssen viele Arbeitsschritte berücksichtigt werden. Dabei hängt der Einsatz der verschiedenen Techniken nicht nur von den Daten selbst, sondern auch von den Zielen einer Untersuchung ab. So ist es zum Beispiel unnötig, eine Atmosphärenkorrektur bei einer

überwachten Landbedeckungsklassifikation durchzuführen, wenn Trainingsgebiete und Bild auf gleichem radiometrischen Bearbeitungsstand sind. Das gilt auch für die Postklassifikation, bei der jeder Zeitpunkt einzeln klassifiziert wird. Bei Change Detection Techniken, die auf Veränderungen in den Grauwerten beruhen, ist jedoch radiometrische Normalisierung notwendig. Auch Ratios, z.B. der NDVI, werden durch Effekte der Atmosphäre gestört (SONG ET AL. 2001, S.232 -233, YUAN ET AL. 1995 ZITIERT BEI WARNER ET AL. 2009, S.462).

Unter Berücksichtigung der aus der Literatur entnommenen Techniken, der dieser Arbeit zugrunde liegenden Ziele sowie den zur Verfügung stehenden Ressourcen ergeben sich für die Beantwortung jeder einzelnen Forschungsfragen unterschiedliche Vorverarbeitungs- und Analyseabläufe, deren Umsetzungsmöglichkeiten mit dem vorhandenen Datenmaterial Gegenstand dieses Unterkapitels sind. Als Software stehen ERDAS Imagine 2013 von Intergraph™, ArcGIS 10.0 von ESRI™, eCognition Developer 8.9 von Trimble™, Excel 2010 von Microsoft™ sowie Open Source Geosoftware zur Verfügung.

5.1.1 Festsetzen der raum-zeitlichen Bezüge

Das primäre Interesse dieser Arbeit ist es, die Entwicklung der bekannten Artisanal Mines im engeren UG (Abb. 16, S. 62 rechts, hellroter Kasten) von Beginn an in Form einer Change Map darzustellen. Die räumliche Ausdehnung des erweiterten UG orientiert sich den Angaben des Projektauftraggebers und ist in der Übersichtskarte (Abb. 16 rechts) dunkelrot eingezeichnet. Der zeitliche Bezug wird anschließend visuell aus den Rohdaten bestimmt, weil von den Tagebauaktivitäten nur so viel bekannt ist, als dass sie innerhalb des letzten Jahrzehnts aufgenommen worden sind. Durch Studieren der Rohdaten sowie der internetbasierten Kartendienste von Google™ und Bing™ kann der Beginn ins Jahr 2010 gelegt und die Aktivitäten bis ins Frühjahr 2014 verfolgt werden. Um die Entwicklung möglichst genau zu dokumentieren, werden fünf Zeitstände (vgl. Tab. 6), beginnend mit November 2010, in einem Intervall von etwa einem Jahr erfasst. Einen Bruch bildet der März 2013, der zu Beginn dieser Arbeit im April 2013 die aktuellste Aufnahme im Untersuchungsgebiet war. Der Stand Februar 2014 markiert den letzten Stand, der in dieser Arbeit untersucht wird.

5.1.2 Feststellen der Veränderung

Die in Kapitel 2.3 vorgestellten Möglichkeiten der CD zeigen entweder die Art oder Intensität der Veränderung an. Speziell zum Ermitteln der Veränderungsintensität ist es wichtig, Parameter festzulegen, an denen die Veränderung gemessen wird. Viele der in Kapitel 2.1 zitierten Arbeiten definieren Veränderungen über zeitliche Unterschiede in der Vegetation und wählen den NDVI

als Veränderungsparameter. Andere wie z.B. ADAR ET AL. (2012) untersuchen generell die Veränderung in den Grauwerten unabhängig von der Bodenbedeckung. Möglicherweise können auch Veränderungen der Oberflächentemperatur als Maß für Veränderung herangezogen werden. Denkbar wäre auch die Messung des Höhenunterschiedes durch Differenzbildung der aus ASTER-Daten abgeleiteten Oberflächenmodelle. Allerdings könnten im letztgenannten Fall nur zwei von den fünf Zeitständen analysiert werden.

Postklassifikation hingegen nimmt als Veränderungsparameter die Flächenänderung von zuvor durch Klassifikation bestimmten Objekten an. Zumindest im für CD interessanten Minengebiet ist es schwierig, Objekte zu definieren. Landwirtschaftliche Flächen sind im engeren UG optisch nicht auszumachen. Der Rest ist offener Boden oder anstehendes Gestein. Beide könnten zwar anhand ihrer spektralen Signaturen in Gesteins- bzw. Sedimentart klassifiziert werden. Zur Verifikation fehlen allerdings ausreichend gute Referenzdaten. Da aber ohnehin nur die Entwicklung der Minen für diese Arbeit von primärem Interesse ist, beschränkt sich die Postklassifikation in dieser Arbeit auf die Änderung der räumlichen Ausdehnung der Minen. Somit kann auch das in Ziel 2 angestrebte Modell zur automatischen Minenerkennung effizient in den Workflow (vgl. Abb. 18, S.72) als Klassifikator eingebunden werden.

In dieser Arbeit werden mit LANDSAT 5 TM, LANDSAT 8 OLI/TIRS und ASTER VNIR und TIR – das SWIR-Teleskop ist seit 2008 defekt - von drei unterschiedlichen Sensoren bzw. fünf unterschiedlichen Teleskopen analysiert. Unter Berücksichtigung der Zielsetzung bieten sich aus Sicht des Autors zwei Lösungswege an:

1. Um die Daten vergleichbar zu machen, müssen sie zunächst radiometrisch absolut korrigiert werden. Da aber weder Daten über den atmosphärischen Zustand zu den unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten vorliegen noch Referenzdaten für Regressionskorrekturen zur Verfügung stehen, reduzieren sich die Möglichkeiten der Atmosphärenkorrektur auf eine Dark-Object-Subtraction (DOS) oder aber auch auf die C-Korrektur, die sowohl topographische als auch atmosphärische Einflüsse beseitigt. Aufbauend auf dieser Vorverarbeitung kann zum einen eine spektrale Change Detection umgesetzt werden, die die Intensität der Veränderung beschreibt. Zum anderen kann ein einziges, sensorübergreifendes Modell zur automatischen Detektion der Minen entwickelt werden. Wird dieses Modell auf jeden Punkt der Zeitreihe angewandt, kann durch Postklassifikation die Entwicklung der Minen dokumentiert werden. Somit können Flächenänderung und Intensität der Veränderung zwischen allen Zeitständen ermittelt werden. Probleme bei diesem Ansatz bleiben jedoch die unterschiedlichen geometrischen, radiometrischen und

spektralen Auflösungen der verschiedenen Sensoren (WARNER ET AL. 2009, S.461) und die sehr hohe Abhängigkeit von einer genauen atmosphärischen Korrektur und topographischen Normalisierung.

2. Die arbeitsintensivere, dafür mit wesentlich weniger Unsicherheiten behaftete und daher vom Autor gewählte Vorgehensweise, ist ein zweigeteiltes Verfahren, das Flächenänderung und Intensität der Veränderung beginnend bei der Vorverarbeitung gänzlich unabhängig voneinander erhebt. Die Flächenänderung wird in einem Postklassifikationsverfahren ermittelt. Klassifiziert wird auch in diesem Fall mit einem automatischen Detektionsmodell. Die Daten erfahren jedoch keine absolute radiometrische Korrektur. Daher muss für jeden Sensor ein eigenes Detektionsmodell entwickelt werden. Liegen für einen Sensor Szenen von mehreren Zeitpunkten vor, werden die Grauwerte beider Szenen radiometrisch relativ zueinander korrigiert, bevor sie vom sensorspezifischen Detektionsmodell analysiert werden. Das ist sowohl bei ASTER VNIR 2010 und 2012 sowie bei LANDSAT 8 2013 und 2014 der Fall. Durch die Anwendung des gleichen sensorspezifischen Detektionsmodells auf einen anderen Zeitpunkt wird gleichzeitig die Modellgüte evaluiert. Die Intensität der Veränderung wird über Methoden der spektralen CD ermittelt. Im Gegensatz zur weiter oben skizzierten Lösung kann die spektrale Veränderung in diesem Fall nur für einen Sensor zu verschiedenen Zeitständen angezeigt werden, weil die Grauwerte nur relativ zueinander angepasst werden.

5.1.3 Automatisierte Minen-Detektion

Die im Kapitel zuvor skizzierten Lösungen basieren auf dem in Ziel 2 verankerten Modell zur automatischen Detektion der Minen. Dabei ist das Herausfinden von spektralen und räumlichen Alleinstellungsmerkmalen von entscheidender Bedeutung für die Genauigkeit des Modells. Das Modell selbst kann nach Ansicht des Autors auf zwei Wegen umgesetzt werden:

- Wissensbasiert
- Maschinelles Lernen: z.B. DTC, SVM etc.

Wissensbasierte Klassifikation beruht auf Entscheidungsregeln und Schwellwerten, die von einem menschlichen Bearbeiter festgelegt werden. DTC und SVM basieren auf maschinellem Lernen. Nichtsdestotrotz müssen die Eingangsdaten, die den n-dimensionalen Initialmerkmalsraum aufspannen, noch immer vom Menschen festgelegt werden (vgl. Kapitel 2.3.2). Eine dem Modell vorgelagerte Analyse der spektralen Signaturen der Minen ist also für beide vorgeschlagenen Varianten unumgänglich. Die Umsetzung einer DTC- oder SVM-basierten

Lösung ist jedoch angesichts der zur Verfügung stehenden Ressourcen nur mit enormem Zeitaufwand realisierbar. Aus diesem Grund wählt der Autor, obgleich der in Kapitel 2.3.2 beschriebenen Nachteile gegenüber den maschinellen Lernalgorithmen, ein wissensbasiertes Modell.

Des Weiteren muss noch entschieden werden, ob das Modell pixel- oder objektbasiert klassifiziert. Pixelbasierte Klassifikation klassifiziert jeden Pixel aufgrund seiner Grauwertausprägung. Objektbasierte Methoden hingegen segmentieren vor der Klassifikation das Bild, indem sie benachbarte Pixel auf Basis von spektralen und räumlichen Merkmalen zu Objekten zusammenfassen (BLASCHKE 2005, S.4). Objekte haben den Vorteil gegenüber einzelnen Pixeln, dass sie zum einen zusätzliche spektrale Information, wie z.B. Mittelwerte, Varianz oder Extremwerte, und zum anderen geometrische und räumliche Informationen, z.B. Größe, Form oder Nachbarschaft zu anderen Objekten, berücksichtigen.

Die Frage, ob objekt- oder pixelbasiert, ist eine laut BLASCHKE (2010) eine Frage der geometrischen Auflösung des Datenmaterials in Relation zur Größe der zu klassifizierenden Objekte. Pixelbasierte Klassifikation ist dann im Vorteil, wenn die Pixelgröße der Daten in etwa der Größe der zu kartierenden Objekte entspricht. Sind die Objekte wesentlich größer als die Pixel eines Bildes sind objektbasierte Methoden zu bevorzugen (BLASCHKE 2010, S.3). ASTER VNIR- und LANDSAT-Daten haben eine geometrische Auflösung von 15 m bzw. 30 m. Die zu erfassenden Minen sind in der Regel wesentlich größer, wie aus der LANDSAT 8-Aufnahme in Abb. 16 (S.62 links) hervorgeht. Es gibt aber auch vereinzelt kleine Gruben, die in etwa die Größe von ein-bis zwei Pixeln einnehmen.

Daher bietet sich in diesem Fall ein hybrides objekt-pixelbasiertes Verfahren an, wie es etwa SHACKELFORD UND DAVIS 2003 für die auf einem hochauflösenden IKONOS-Bild aufbauende, urbane Landbedeckungsklassifikation vorschlagen. In dem zweistufigen Prozess wird zunächst die Szene wissensbasiert auf Pixelbasis klassifiziert und das Ergebnis in die objektbasierte Klassifikation als zusätzlicher Parameter eingebracht. Sie erreichten damit eine Gesamtgenauigkeit von 86,4% (SHACKELFORD UND DAVIS 2003, S.2355 und S.2362).

Das Detektionsmodell wird zweimal in die Analyse eingebunden. Zunächst wird im engeren UG entwickelt und dort auf jeden Sensor angewandt. Entsprechend der Zielvorgabe, neue, noch unbekannte Minen zu entdecken, wird dieses Modell dann im erweiterten Untersuchungsgebiet (Abb. 16, S.62 rechts, dunkelroter Kasten) an einer LANDSAT 8 Szene von Februar 2014, dem aktuellsten Stand der Serie, angewandt und die Genauigkeit evaluiert.

5.1.4 Ableiten des Lagerstättentyps aus der lithologischen Kartierung

Die Goldvorkommen im Untersuchungsgebiet (siehe Kapitel 4.1.1) sind an hydrothermale Quarzgänge gebunden. Im Zuge der Anreicherung kommt es zur Ausbildung von Alterationszonen im Nebengestein dieser Quarzgänge durch Reaktionen zwischen hydrothermale Fluid und Nebengestein, die zu einer Änderung der Mineralogie führen (OKRUSCH UND MATTHES 2005, S.258). Durch Kartieren dieser Alterationszonen können Minen und Lagerstättentyp über die Lithologie in einen räumlichen Zusammenhang gesetzt werden. Jede Alterationszone besitzt charakteristische Mineralparagenesen, wie in Abb. 10 (S.47) dargestellt ist, nach denen in der Literatur zur geologischen Fernerkundung hauptsächlich gesucht wird (z.B.: EL SAID ET AL. 2014, GABR ET AL. 2010, ZHANG ET AL. 2007). Um eventuelle Alterationszonen im Bereich der bekannten Minen feststellen zu können, wird eine ASTER Szene aus 2005, also vor Beginn der Minenaktivitäten, herangezogen.

In Anbetracht der Tatsache, dass im Rahmen dieser Arbeit keine Feldbegehung eingeplant war und somit keine Gesteinsproben als Referenz zur Verfügung stehen, ist eine überwachte Klassifikation nicht umsetzbar. Die geologische Karte im Maßstab von 1:2.000.000 ist dafür auch zu wenig genau. Alternative Techniken für das Auffinden dieser Alterationsminerale sind in Kapitel 3.2 beschrieben. Diese umfassen neben der Berechnung von Ratios und PCA-Verfahren auch Spektrum-Matching wie SAM, SCM oder SID und Subpixel Methoden wie PPI. Alle Verfahren mit Ausnahme von PCA setzen eine absolute Atmosphärenkorrektur der Daten voraus. Topographische Normalisierung kann bei Ratio-Bildung vernachlässigt werden (siehe Kapitel 3.2.2).

Spektrum-Matching Methoden sind insofern problematisch, als dass sie gute Kenntnis über das Untersuchungsgebiet voraussetzen (siehe Kapitel 3.2.4). So ist bei einer geometrischen Auflösung von 15m Mischpixelbildung zu erwarten, deren Korrektur in ERDAS Ground Truth-Daten erfordert (Intergraph 2013). Darüber hinaus ist die spektrale Signatur eines Gesteins, wie in Kapitel 3.2.1 beschrieben, neben seiner Mineralzusammensetzung auch von Korngröße und Mineraldichte abhängig. Die Parameter können ohne Beprobung vor Ort nur angenommen werden, sind aber wichtig, um das richtige Referenzspektrum aus einer Spektralbibliothek auszuwählen. Außerdem ist die spektrale Auflösung der zur Verfügung stehenden Daten gering, sodass eine eindeutige Identifikation ohnehin schwierig ist (GABR ET AL. 2010, S.64-65). Aus diesem Grund wird auf diese Art von Klassifikation beim Auffinden der Alterationszonen verzichtet und stattdessen auf Ratio-Bildung und PCA-Techniken zurückgegriffen. Der

Zusammenhang zwischen Minen und Gestein wird in dieser Arbeit als räumlicher Zusammenhang in Form von Karten hergestellt.

5.1.5 Schematischer Ablauf der Datenprozessierung

Aufbauend auf diesen Überlegungen ergibt sich für die Datenverarbeitung folgende Abfolge, die auch in Abb. 18 wiedergegeben wird:

1. Datenvorverarbeitung
2. Signaturenanalyse der Minen
3. Entwicklung des Detektionsmodells für ASTER, LANDSAT TM und LANDSAT OLI/TIRS an den bekannten Minen
4. Evaluieren der Genauigkeit durch Anwendung des Modells im erweiterten UG
5. Change Detection der bekannten Minen mit Postklassifikation und spektraler CD
6. Kartierung von Alterationszonen mit PCA-Techniken und Ratio-Bildung

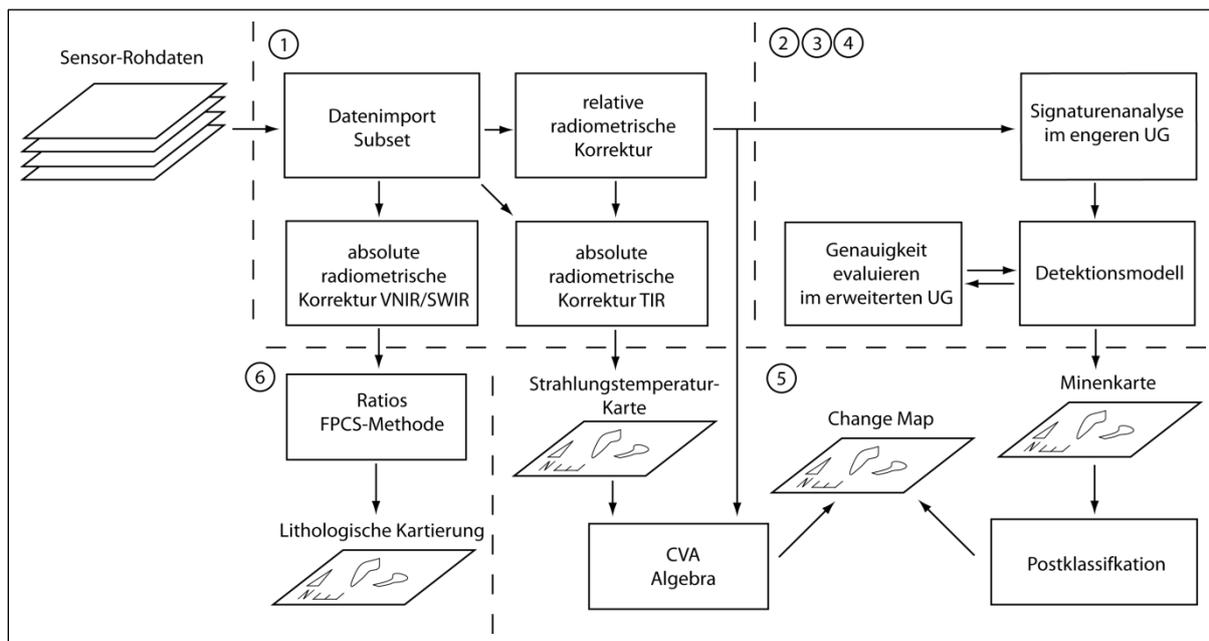


Abb. 18: Schematisierter Arbeitsablauf. Erläuterung im Text. Zahlen in der Grafik beziehen sich auf die nummerierte Auflistung in Kapitel 5.1.5.

5.2 Datenvorverarbeitung

Die Daten wurden größtenteils so geliefert wie bestellt, lediglich die LANDSAT 5 TM Daten für die Jahre 2000, 2009 und 2011 wurden im für LANDSAT untypischen ENVI-HDF Format als 16 bit-Daten geliefert, weswegen der Import der Daten zusätzliche Vorverarbeitungsschritte erfordert. Die ASTER-Daten werden als Level 1A-Produkt wie gewohnt im ASTER HDF EOS Format geliefert. Die SWIR-Kanäle stehen aufgrund eines Sensordefekts für Aufnahmen nach April 2008 nicht mehr zur Verfügung. Darüber hinaus kommt es im Zuge der Vorverarbeitung zu mehreren

Problemen bei der Oberflächenmodell-Generierung, beim Destriping (Entfernung des Sensorrauschens) der VNIR und TIR Kanäle sowie der geometrischen Entzerrung.

5.2.1 Datenimport

Wie bereits angesprochen, werden die LANDSAT-Daten für die Aufnahmejahre 2000, 2009 und 2011 als 16 bit-Daten im ENVI-HDF Format geliefert. ERDAS Imagine kann die Szenen nicht korrekt importieren, weswegen das Import Tool von ArcGIS verwendet wird. Die einzelnen Bänder wurden ihrer geometrischen Auflösung entsprechend zu einem multispektralen Bild kombiniert und exportiert. In ERDAS Imagine wurde dann Subsets des Untersuchungsgebiets angefertigt. Die Szenen aus 1999, 2013 und 2014 hatten das übliche TIFF-Format und werden direkt in ERDAS Imagine verarbeitet. Da die LANDSAT-Daten bereits in der Projektion UTM 36N vorliegen, wird auf eine weitere geometrische Korrektur verzichtet.

Die ASTER Daten wurden im erwarteten EOS HDF Format geliefert und zunächst mit Hilfe des Import-Assistenten von ERDAS Imagine importiert. Dieser bietet die Möglichkeit, die Daten sowohl radiometrisch als auch geometrisch zu korrigieren. Die für die geometrische Korrektur notwendigen Faktoren werden mit den Daten im HDF-File mitgeliefert. Sie enthalten zum einen die interne und externe Orientierung des Sensors und zum anderen die sogenannten SWIR-Parallaxe-Korrekturfaktoren. Dabei handelt es sich um den Versatz zwischen den einzelnen SWIR Bändern aufgrund der Anordnung der Bänder am Satellit in Flugrichtung. Ebenso im HDF-File enthalten sind die radiometrischen Korrekturfaktoren. Diese sind notwendig, um das Rohsignal des Sensors in physikalisch vergleichbare spektrale Strahldichte umzurechnen und variieren von Aufnahme zu Aufnahme in Abhängigkeit von der Sensortemperatur. (Abrams und Hook 2002, S.16-19).

Die radiometrische Korrektur der Daten dient aber auch der Unterdrückung von sogenannten *Striping*-Effekten. Dabei handelt es sich um ein periodisches Sensorrauschen, das entsteht, wenn Sensoren innerhalb eines spektralen Bandes nicht korrekt zueinander abgestimmt, defekt sind oder mit Zeit und Temperatur variieren. Dies äußert sich - abhängig von der Aufnahmegeometrie in oder quer zur Flugrichtung - in nicht korrekt angeordneten Zeilen oder Spalten (NASA (o.J.), S.63, GUPTA 2003, S.229, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.539). Für das radiometrisch korrekte Importieren mit ERDAS Imagine müssen im Wesentlichen zwei Faktoren berücksichtigt werden.

Zum einen differenziert die Software in der Verarbeitung unterschiedlicher ASTER-Produkte. So steht für L1A-Produkte keine direkte Konvertierung in spektrale Strahldichte zur Verfügung. Diese Option, obwohl im Menü anwählbar, ist nur für L1B Daten anwendbar. Zum anderen

verbirgt sich hinter der Option Destriping ein zweistufiger Prozess, bei dem zunächst die Grauwerte mit den radiometrischen Korrekturfaktoren in spektrale Strahldichte umgerechnet und anschließend wieder in kalibrierte Grauwerte zurückgerechnet werden. Es werden also nur die Grauwerte entsprechend korrigiert, ein Destriping-Filter im Sinne eines Filteroperators wird also nicht angewandt (Intergraph 2013). Diese Korrekturfaktoren sind für manche ASTER-Bänder nicht ausreichend gut abgestimmt (NINOMIYA ET AL. 2005, S.131).

Das zeigt sich beim Import des Bandes 1 und den TIR-Bändern 10-14 (vgl. Abb. 20, S.76). Trotz Destripings werden diese Kanäle nicht vollständig rauschfrei dargestellt. Auch der Destriping-Filter in den radiometrischen Korrekturwerkzeugen von ERDAS Imagine bleibt zunächst wirkungslos. Das liegt zum einen daran, dass der Destriping-Algorithmus für LANDSAT-Daten entwickelt wurde, und zum anderen, dass er nur für Bilddaten ohne Georeferenz geeignet ist (Intergraph 2013). Da aber möglichst rauschfreie Daten für die spätere Analyse wünschenswert sind, wird hier ein anderes Importverfahren angewandt. Dazu muss kurz auf die Aufnahmegeometrie von ASTER und LANDSAT eingegangen werden.

LANDSAT 5, 7 und 8 erfassen, wie aus Abb. 19 rechts hervorgeht, Daten über einen beweglichen Scanspiegel, der das Gelände Scanspiegel normal zur Flugrichtung zeilenweise abtastet. Die Anordnung der Detektoren ist dabei parallel zur Flugrichtung (NASA o.J., S.20). Diese Art von Scannern werden *Across-Track-* oder *Whiskbroom-Scanner* bezeichnet (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.354). Striping-Effekte treten in horizontaler Richtung auf (GUPTA 2003, S. 229). Das ASTER TIR-Teleskop verfügt über eine ähnliche Aufnahmegeometrie (Abrams und Hook 2002 S.13).

Im Gegensatz dazu erfolgt die Bildaufnahme sowohl beim VNIR- als auch das SWIR-Teleskop von ASTER über sogenannte CCDs (*charge-coupled-detectors*). Das sind ladungsempfindliche Halbleiter-Bauelemente, die normal zur Flugrichtung angeordnet sind, wie aus Abb. 19 links hervorgeht. Dadurch treten *Striping*-Effekte in vertikaler Orientierung auf (Abrams und Hook 2002, S.11-12, GUPTA 2003, S. 229). Man spricht auch von *Along-Track-* oder *Pushbroom-Scannern* (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.365).

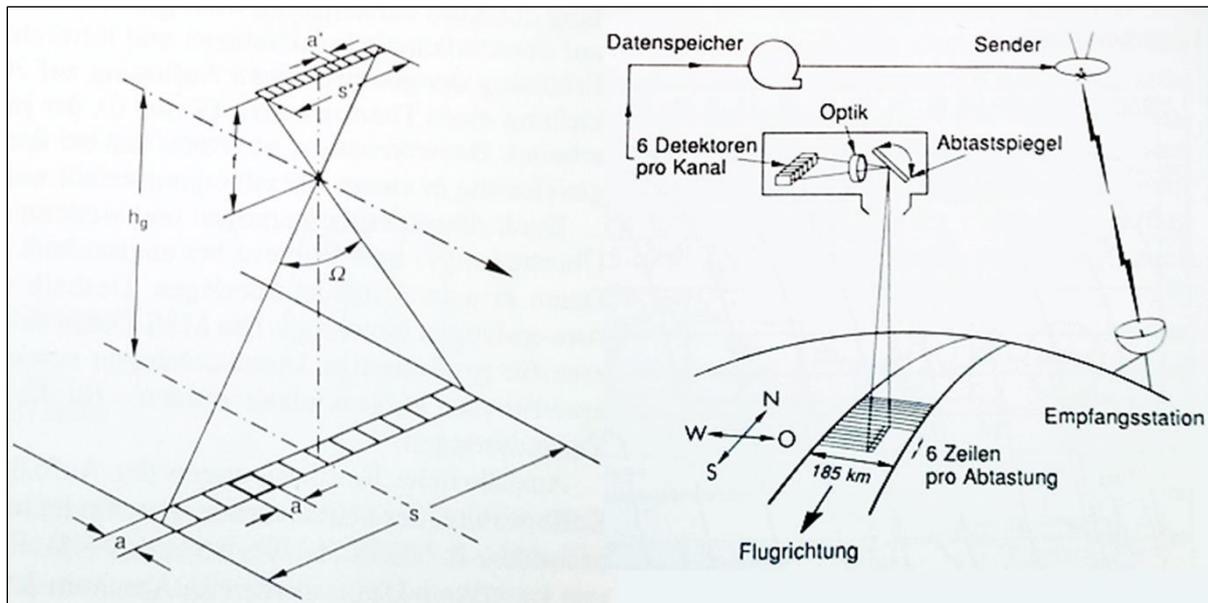


Abb. 19: Aufnahmegeometrie von Along-Track-Scannern (links) und Across-Track-Scannern (rechts). Erläuterungen im Text (ALBERTZ 1991, S.48 und S.50)

Damit also der Destriping-Filter korrekt arbeiten kann, müssen die Bänder um 90° bzw. 270° rotiert werden. Da ERDAS Imagine aber über kein effizientes Rotationstool verfügt, kommt das *Rotate* - Werkzeug von ArcGIS zum Einsatz. Nach dem Destriping werden die Bänder wieder zurückrotiert. Der Import der ASTER-Daten erfolgte, wie im Folgenden beschrieben:

1. Import der Kanäle mit dem ERDAS Imagine ASTER-Import Assistent mit radiometrischer Korrektur (keine geometrische Korrektur, Destriping Option an)
2. Rotation der VNIR und SWIR Kanäle um 270° mit ArcGIS
3. Destriping in ERDAS Imagine aller Kanäle
4. Rotation der VNIR und SWIR Kanäle um 90° mit ArcGIS

Der Nachteil bei diesem Verfahren ist, dass die Headerinformationen aus den Metadaten durch den Einsatz zwei unterschiedlicher Software-Pakete verloren gehen. Ein photogrammetrisch präzisere Variante mit der für Ortho-Entzerrung vorgesehenen ERDAS Imagine Erweiterung LPS steht dadurch für die VNIR- und TIR-Bänder nicht mehr zur Verfügung. Daher müssen die Daten dieses Aufnahmespektrums vollständig mit dem ERDAS GCP-Tool entzerrt werden. Um die Grauwerte für die spätere Analyse nicht zu verfälschen, wird als Resampling-Technik *Nearest-Neighbor* gewählt. Im Sinne einer konsistenten Datenvorverarbeitung werden auch die SWIR-Bänder auf die gleiche Weise importiert und entzerrt. Die geometrische Entzerrung erfolgt in dieser Reihenfolge:

1. Bild-zu-Bild-Registrierung (Polynomial Transformation 1.Ordnung) der ASTER-Szene aus 03.2005 mit ERDAS GCP-Werkzeug

- Referenz: LANDSAT 7 ETM+ aus 03.2005, ASTER Global DEM v.2 aus 2011
2. Bild-zu-Bild-Registrierung der weiteren ASTER Daten
 - Referenz: ASTER Szene 03.2005, ASTER Global DEM v.2 aus 2011
 3. Layerstacks in ERDAS Imagine für VNIR, SWIR und TIR Bänder

Alternativ zum Destriping-Filter von ERDAS Imagine kann das periodische Rauschen auch in einem Fourier-Spektrum entfernt werden (GUPTA 2003, S.248-250, LILLESAND UND KIEFER 1994, S.563-566). Doch diese Methode ist zum einen sehr zeitaufwendig und birgt zum anderen das Risiko, zu viele Frequenzen zu löschen und somit die Bildinformation zu reduzieren. Daher sieht der Autor von dieser Bearbeitungsmethode ab. Wie von den LANDSAT-Daten zuvor werden auch von den ASTER-Szenen geometrische Subsets des Untersuchungsgebiets angefertigt.

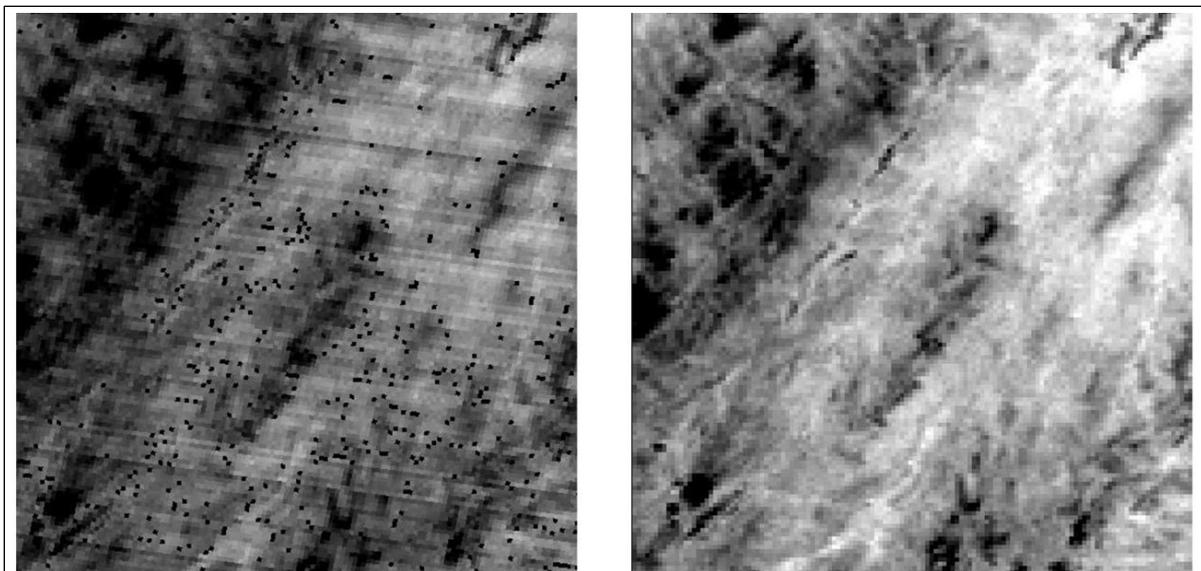


Abb. 20: Vergleich ASTER-Band 12 nach Standard-Import mit ERDAS Imagine (links) und mit angepasstem Verfahren (rechts)

5.2.2 ASTER DTM Prozessierung

ASTER-Daten ermöglichen aufgrund eines zweiten, in Flugrichtung rückwärts ausgerichteten Teleskops mit 15 m geometrischer Auflösung, Digitale Oberflächenmodelle (DTM) zu generieren. Dabei werden der orthogonal zur Erdoberfläche aufzeichnende ASTER Kanal 3n (nahes Infrarot) und der rückwärts gerichtete Kanal 3b, der ebenfalls im nahen Infrarot aufnimmt, übereinander gelegt. Durch den Neigungswinkel des 3b Kanals kann über stereoskopische Auswertung ein Oberflächenmodell mit einer geometrischen Auflösung von 15m abgeleitet werden (PING 2003, S.26-27).

DTMs können in ERDAS Imagine mit Hilfe der LPS Erweiterung erzeugt werden. Dafür ist es notwendig, den Rückwärtskanal auf den Infrarotkanal zu registrieren, d.h. die relative

Orientierung der Bilder zueinander mithilfe von *Tie Points*, herzustellen. Im ersten Schritt werden daher die ASTER-Rohdaten importiert und ein Blockfile in LPS angelegt. Als räumliche horizontale Referenz steht der panchromatische Kanal einer LANDSAT 7-Aufnahme mit einer geometrischen Auflösung von 15 m aus März 2005 zur Verfügung, also zu einem ähnlichen Aufnahmezeitpunkt wie die ASTER-Szene. Aus diesem Grund wurde die UTM Zone 36N als Zielprojektion festgelegt. Als Höhenreferenz dient das bestellte ASTER GDEM v2 aus dem Jahr 2011. Dieses muss vor dem Import in das LPS Blockfile vom WGS 84 ins UTM 36N Koordinatensystem umprojiziert werden.

Um die Präzision des Höhenmodells weiter zu erhöhen, ist es empfehlenswert, zunächst den Infrarotkanal durch *Ground Control Points* (GCPs), deren räumliche Koordinaten bekannt sind, in die Zielprojektion einzupassen. Damit kann eine räumliche Genauigkeit, je nach Qualität der GCPs, von sieben bis 30 m erzielt werden (PING 2003, S.27). Daher werden im zweiten Schritt GCPs über das gesamte Bild regelmäßig verteilte GCPs gesetzt. Der gesamte RMSE (*Root Mean Square Error* – Maß für die Genauigkeit der Entzerrung) beträgt 0,061 Pixel. Im dritten Schritt werden 125 Tie Points automatisiert durch Kreuzkorrelation von der Software gesetzt. Die gewählten Einstellungen für die Kreuzkorrelation entsprechen den Standardeinstellungen von ERDAS Imagine LPS.

Im letzten Schritt wird das Oberflächenmodell erstellt. Als geometrische Auflösung werden 30m und als Zielkoordinatensystem UTM 36N gewählt. Das Ergebnis, wie in Abb. 21 Mitte zu sehen, ist für eine detaillierte Analyse im dargestellten engeren Untersuchungsgebiet unbrauchbar. Das Gelände wird sehr gezackt wiedergegeben und das zugrunde liegende TIN-Modell ist deutlich erkennbar. Außerdem wird der nordwestliche Teil der Szene im Oberflächenmodell nicht berücksichtigt.

Ein weiterer Versuch mit einer Testversion des Softwarepakets PCI Geomatica (Abb. 21 rechts) bringt zwar bessere Ergebnisse. Allerdings ist die Abweichung zum ASTER GDEM (Abb. 21 links) groß. Möglicherweise lassen die vorliegenden ASTER-Daten keine genauere Geländeabbildung zu. Eine anspruchsvolle Topographie kann aber aufgrund der Landschaftsbeschreibung in der Literatur und den Fotoeindrücken ausgeschlossen werden. In jedem Fall muss auf die Höhe als Veränderungsparameter, wie in Kapitel 5.1.2 angedacht, bei der anschließenden Analyse verzichtet werden.

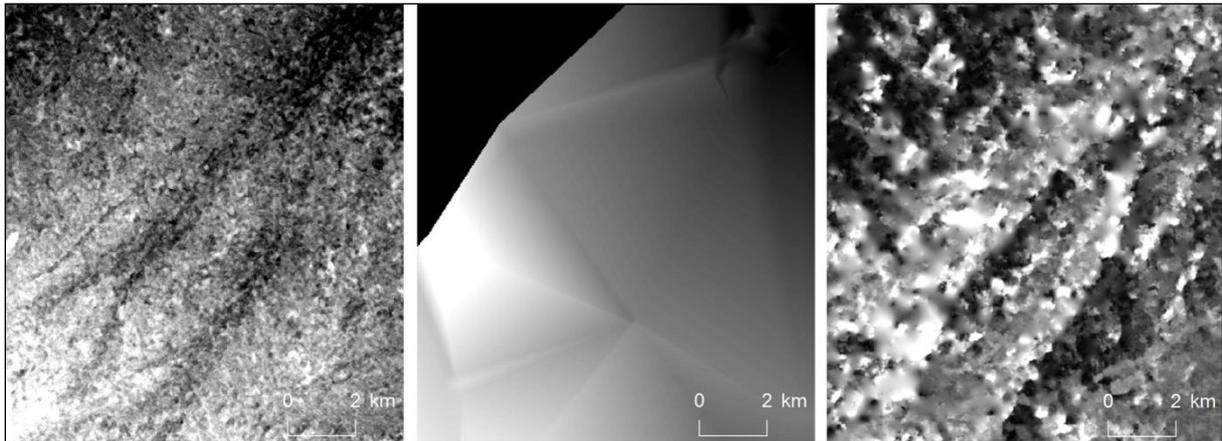


Abb. 21: Vergleich ASTER GDEM (links), ASTER DTM mit ERDAS LPS (Mitte) und ASTER DTM mit PCI Geomatica (rechts) im engeren Untersuchungsgebiet östlich von El Subbagh. Weitere Erläuterungen im Text.

5.2.3 Radiometrische Korrektur

Nach dem erfolgreichen Importieren, Entzerren und Zuschneiden der Rohdaten erfolgt im nächsten Arbeitsschritt die radiometrische Bildkorrektur. Wie bereits in Kapitel 5.1.2 angedeutet, werden die Datensätze für die CD je nach Sensor relativ zueinander korrigiert, d.h.: ASTER VNIR 2010 wird an ASTER VNIR 2012 angeglichen und LANDSAT 8 OLI 2013 wird an LANDSAT 8 OLI 2014 angepasst. Dazu werden vom Autor zwei verschiedene Verfahren angewandt. Zum einen die in ERDAS Imagine implementierte Histogramm-Matching Methode und zum anderen die Image Regression-Methode der Pseudoinvarianten Features nach DU ET AL. (2002) (siehe Kapitel 2.2.1).

Das Histogramm-Matching erfolgt über die ERDAS Standardfunktion. Bei der PIF-Methode werden zunächst die LANDSAT 8- bzw. ASTER-Subsets ins ASCII-Format konvertiert und in MS Excel importiert. Als Referenzszene wird bei LANDSAT die 2013-Szene, bei ASTER die 2012-Szene festgelegt, an die die anderen Szenen angepasst werden. Im zweiten Schritt wird die Regressionsfunktion für jeden Kanal bestimmt, indem die Grauwerte der Referenzszene und der zu korrigierenden Szene in einem Scatterplot gegeneinander aufgetragen werden. Mit dieser Funktion werden zunächst die „idealen“ PIFs – das sind jene Punkte, die genau auf der Regressionsgeraden liegen - berechnet. Maximum- und Minimumwert des Referenzbildes bestimmen dabei das Intervall, in dem die Funktion gelöst wird.

Die tatsächlichen PIFs im Bild werden durch Anlegen eines Konfidenzintervalls um die Regressionsgerade ermittelt. Es werden also nur jene Datenpunkte (Pixel) als PIFs berücksichtigt, die sich innerhalb dieser Schranken um die Regressionsgerade befinden. Das Konfidenzniveau wird so angenommen, dass der Korrelationskoeffizient 0,9 nicht unterschreitet. Aus Mittelwert μ und Standardabweichung σ der ermittelten PIFs werden die Korrekturfaktoren Gain

$$a_i = \frac{\sigma_{DN_{ref}^i}}{\sigma_{DN_{tar}^i}} \quad (29)$$

und Offset

$$b_i = \mu_{DN_{ref}^i} - a_i * \mu_{DN_{tar}^i} \quad (30)$$

berechnet (DU ET AL 2002, S.127). Mit Hilfe des ERDAS Model Makers und Formel 7 (S.25) werden die Korrekturfaktoren auf die anzupassenden ASTER VNIR und LANDSAT 8 OLI-Daten angewandt.

Ein Vergleich der Ergebnisse der Korrekturen zeigt, dass die Histogramm-Matching Methode in diesem Fall die besseren Ergebnisse liefert. Tab. 7 zeigt den RMS (mittlerer quadratischer Fehler) der Abweichungen der ASTER VNIR 2010-Grauwerte von den ASTER VNIR 2012-Werten (x), die als Referenz angenommen worden sind. Daraus geht hervor, dass der Fehler sich bei beiden Korrekturverfahren in allen spektralen Bändern verringert und daher die Bilder besser aneinander gepasst sind. Dennoch ist der RMS beim Histogramm-Matching (h) wesentlich geringer als bei der Image-Regression (g).

Tab. 7: Vergleich der mittleren quadratischen Abweichungen abhängig von der Korrekturmethode. IM = Methode nach DU ET AL. 2002, HM = Histogramm – Matching.

x	f(x)	g(x)	h(x)	RMS x-f(x)	RMS x-g(x)	RMS x-h(x)
2012 -B1	2010 - B1	2010 - IM - B1	2010 - HM - B1	13,85	4,51	2,77
2012 -B2	2010 - B2	2010 - IM - B2	2010 - HM - B2	12,94	7,15	0,14
2012 -B3	2010 - B3	2010 - IM - B3	2010 - HM - B3	13,01	2,36	2,21

Besonders eklatant ist der Unterschied in ASTER-Band 2. Wie aus Abb. 22 hervorgeht, werden die Grauwerte bei der PIF-Methode (grün) stark überkorrigiert. Auch die Ausreißer werden weiter verstärkt im Gegensatz zur Histogramm-Matching Methode (orange), wo sie vermindert werden. Daher wird mit den durch Histogramm-Matching korrigierten Daten weitergearbeitet.

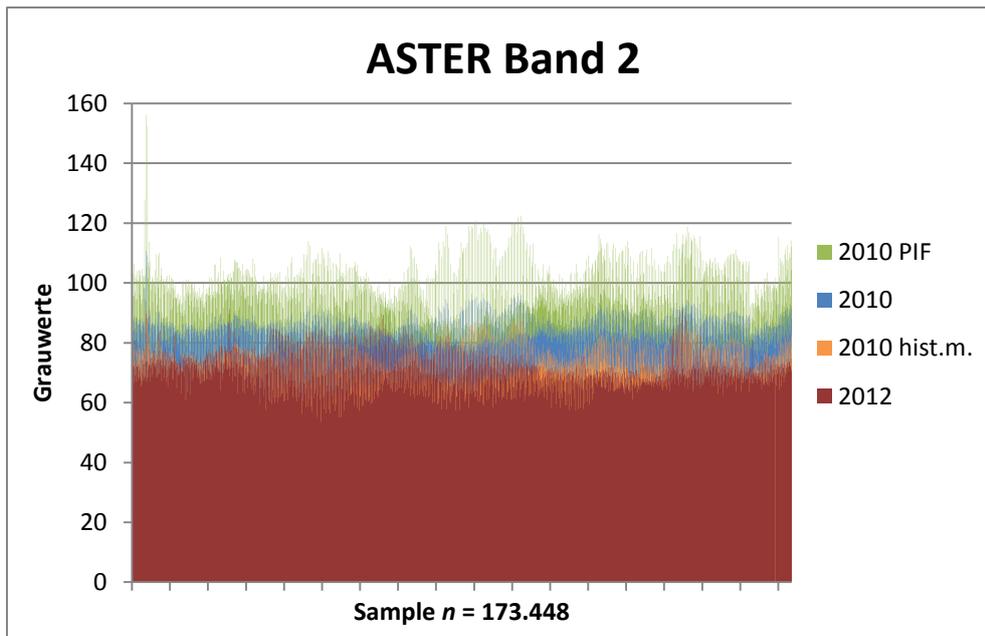


Abb. 22: Vergleich von unkorrigierten Grauwerten mit radiometrisch normalisierten Grauwerten. Erläuterungen im Text.

Das Auffinden der Alterationszonen erfordert für die Ratio-Bildung absolut korrigierte Daten. Daher werden die Grauwerte (DN) des geometrisch entzerrten ASTER-Datensatzes von 2005 zunächst mit der Formel

$$L_i = (DN_i - 1) * UCC_i \quad (31)$$

in Strahldichte umgerechnet, wobei L die Strahldichte und UCC der spezifische Einheitsumwandlungskoeffizient ist. Dieser Koeffizient ist für jedes Band i unterschiedlich und kann aus den Metadaten oder dem ASTER User Guide entnommen werden (Abrams und Hook, S.25-26). Im nächsten Schritt folgt die Umrechnung der VNIR- und SWIR-Kanäle in planetarische Reflexionsgrade nach Gleichung 2 (S.21). Die Werte für die solare Bestrahlungsstärke werden in dieser Arbeit jene Werte von THOME ET AL. (2001, S.264) übernommen, die auf dem Beleuchtungsmodell von CHANCE und KURUCZ vom Kitt Peak National Observatory, Tucson, Arizona basieren. Die Umrechnung von gregorianischen in julianischen Kalender erfolgte mit dem Kalender-Umrechner von Heinrich Bernd (Bernd 2014). Die Entfernung von Sonne und Erde stammt aus der Arbeit von CHANDLER ET AL. (2009, S.901). Eine Übersicht über die angewandten Faktoren wird in Tab. 8 gegeben. Zum Abschluss wird die Histogramm-DOS Methode für die VNIR-Bänder angewandt, um atmosphärische Störungen zu korrigieren. Der Einfluss der Atmosphäre auf die SWIR-Bänder kann, wie in Kapitel 2.2.1 erklärt, vernachlässigt werden.

Tab. 8: Radiometrische Korrekturfaktoren für ASTER Daten für die Aufnahme 11.03.2005 (nach CHANDLER ET AL. 2009, S.901, THOME ET AL. 2001, S.264)

Band	UCC [W/(m ² *sr*µm)/DN]	E ₀ [W/m ² *µm]	Band	UCC [W/(m ² *sr*µm)/DN]	E ₀ [W/m ² *µm]
1	6,76 x 10 ⁻¹	1848	8	4,17 x 10 ⁻²	66,49
2	7,08 x 10 ⁻¹	1549	9	3,18 x 10 ⁻²	59,85
3	8,62 x 10 ⁻¹	1114	10	6,822 x 10 ⁻³	-
4	2,174 x 10 ⁻¹	225,4	11	6,780 x 10 ⁻³	-
5	6,96 x 10 ⁻²	86,63	12	6,590 x 10 ⁻³	-
6	6,25 x 10 ⁻²	81,85	13	5,693 x 10 ⁻³	-
7	5,97 x 10 ⁻²	74,85	14	5,225 x 10 ⁻³	-

Zwar steht eine radiometrische Korrektur steht mit dem 6S-Modell über die Open Source GIS Software GRASS GIS zur Verfügung. Allerdings müsste im einfachsten Fall neben anderen zu treffenden Annahmen der atmosphärische Parameter *Sichtbarkeit* im Speziellen „gut erraten“ werden, weswegen der Autor von dieser Korrekturmethode absieht.

Eine weitere Besonderheit bei der radiometrischen Korrektur der ASTER-Daten ist der sogenannte *SWIR Cross-Talk*. Dabei handelt es sich um eine Grauwertverfälschung, die auf ein „Leck“ in der CCD-Einheit (siehe Kapitel 5.2.1) in Band 4 zurückzuführen ist, durch das Photonen in die nachfolgenden Bänder dringen können und die Messwerte, besonders in Band 5 und 9 gehoben werden, während die Sensorwerte in Band 4 tendenziell zu niedrig ausfallen. Frei zugängliche Korrektur-Software steht nur für ASTER-L1B-Daten zur Verfügung, aber nicht für L1A-Daten, die in dieser Arbeit verwendet werden (Agar o.J., S.8, MARS UND ROWAN 2006, S. 170). Daher bleiben *Cross-Talk*-Effekte unkorrigiert, werden aber für die abschließende Interpretation der Ergebnisse evident gehalten.

5.2.4 Topographische Normalisierung

In Kapitel 2.2.2 werden drei Methoden zur topographischen Normalisierung vorgestellt. Ob eine topographische Normalisierung in dem flachen Gelände notwendig ist, wird zunächst am ASTER VNIR-Datensatz aus 2005 evaluiert. Zwar können bei visueller Betrachtung der Daten ein paar wenige, kleine Schattenbereiche im engeren UG im Bereich westlich der Inselberge festgestellt werden (siehe Abb. 16, S.62 links). Diese beeinflussen aber die Minen augenscheinlich nicht. Nichtsdestotrotz wird zunächst mit Hilfe des ERDAS Model Makers die Beleuchtungsfunktion des Geländes nach Formel 8 (S.26) aus dem ASTER-GDEM berechnet. Anschließend werden die ASTER-Daten und das Beleuchtungsbild gemeinsam als ASCII-Datei aus ERDAS Imagine exportiert. Aufgrund der relativ kleinen Größe des engeren Untersuchungsgebiets wird jeder Pixel gesampelt. Die exportierte ASCII-Datei wird anschließend in Microsoft Excel™ 2010 importiert und bereinigt. Pixel mit negativen Beleuchtungswerten werden mit den zugehörigen

ASTER-Pixelwerten aus der Tabelle gelöscht. Die bereinigten Beleuchtungs- und Grauwerte werden in einem Scatterplot, der für Band 1 in Abb. 23 dargestellt ist, gegeneinander aufgetragen.

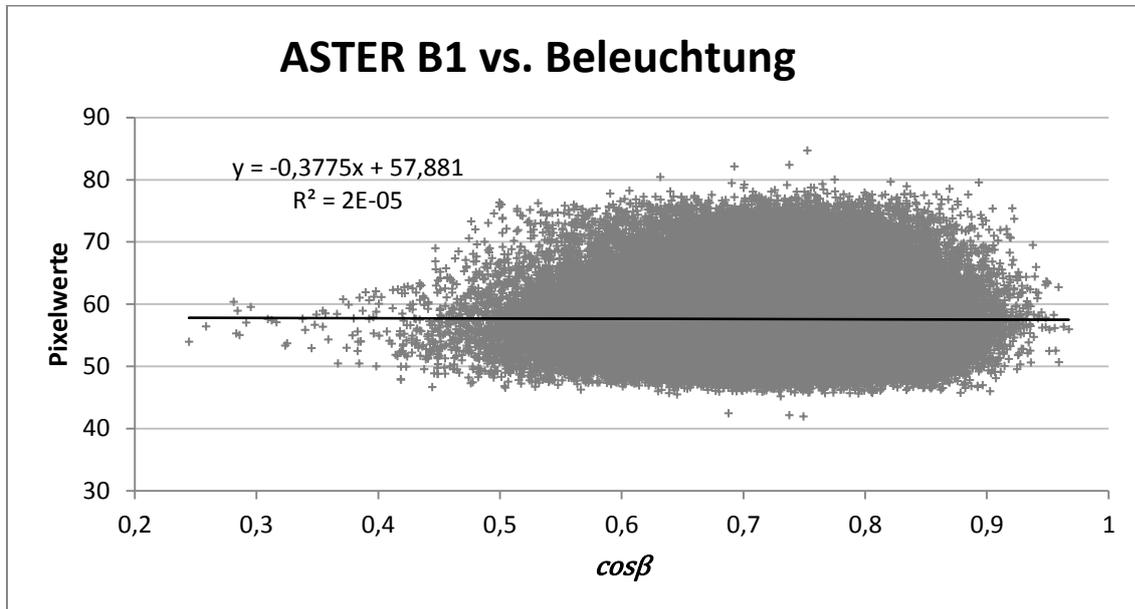


Abb. 23: Einfluss der Topographie auf die Grauwerte in ASTER-Band 1. Erläuterungen im Text.

Daraus geht hervor, dass kein statistischer Zusammenhang zwischen Geländeausleuchtung und Grauwerten besteht. Das spiegelt sich auch im Bestimmtheitsmaß R^2 in Tab. 9 wider. Durch Umformen und Logarithmieren von Gleichung 10 (S.27) können die Minnaert-Koeffizienten k_i berechnet werden. Diese liegen für jeden ASTER VNIR-Kanal sogar im leicht negativen Bereich oder anders formuliert: Das Gelände der Butana ist flach und die Korrektur-Koeffizienten nicht relevant. Diese Aussage stimmt auch mit den Eindrücken aus den Geländefotos (S.15 u S.60) und den Landschaftsbeschreibungen aus der Literatur überein. Daher verzichtet der Autor auf eine topographische Normalisierung der LANDSAT- und ASTER-Daten.

Tab. 9: Bestimmtheitsmaß und Minnaert-Koeffizienten zur topographischen Normalisierung für die ASTER-Szene von 11.03.2005

ASTER	Bestimmtheitsmaß R^2	Minnaert k
Band 1	0,0000242	-0,001905336
Band 2	0,0001307	-0,006455935
Band 3	0,0000590	-0,003688191

5.3 Analyse

5.3.1 Räumliche und Spektrale Merkmale der Minen

Wie in Kapitel 5.1.2 erklärt, ist das Finden von spektralen und räumlichen Alleinstellungsmerkmalen von entscheidender Bedeutung für das Detektionsmodell. Untersucht

werden die LANDSAT 5 TM Szene aus 2011, die ASTER VNIR- und TIR-Daten aus 2012 und die LANDSAT 8 OLI/TIRS Szene aus 2013. Anhand dieser Szenen werden später auch die Detektionsmodelle für den jeweiligen Sensor entwickelt. Um mehr Informationen aus den vorhandenen ASTER VNIR- und LANDSAT-Daten zu generieren, wird zunächst eine PCA durchgeführt. Wie aus Abb. 16 (S.62 links) hervorgeht, bilden die Minen ähnlich wie die Inselberge einen relativ starken Bruch im ansonsten relativ homogenen Untersuchungsraum. Diese räumliche Eigenschaft der Minen kann durch Filtern hervorgehoben werden (LILLESAND UND KIEFER 1994, S.553). In diesem Fall wird ein Varianzfilter mit 3x3 Konvolutionsmatrix (Kernel) eingesetzt.

Varianz-Filter zählen zur Gruppe der Texturfilter, einer Untergruppe der ortsbezogenen Filter. Ihr Kernel ist so konzipiert, dass homogene Bildbereiche (Bereiche niedriger räumlicher Frequenz) im gefilterten Bild von inhomogenen Bereichen (Bereiche hoher räumlicher Frequenz) unterschieden werden können. Bei einer Filteroperation wandert ein quadratischer Kernel über das Ausgangsbild. Die Größe des Kernels bestimmt den Bereich des Ausgangsbildes, der untersucht wird. Im Falle eines 3x3-Varianzfilters wird die Varianz von den neun Pixeln, die sich gerade unter dem Kernel befinden, berechnet. Der berechnete Wert wird als Grauwert auf das zentrale Pixel unter dem Kernel im gefilterten Bild übertragen. Der Kernel wandert solange um einen Pixel weiter, bis das ganze Bild gefiltert ist. Homogene Bildbereiche haben eine niedrige Varianz und erhalten folglich einen niedrigen Grauwert im gefilterten Bild. Heterogene Bildbereiche haben eine hohe Varianz und erhalten einen hohen Grauwert (Intergraph 2013). Der Varianzfilter wird sowohl auf die ASTER VNIR- als auch auf die LANDSAT-Daten angewandt.

Die Hauptkomponentenbilder (PC-Bilder) und die varianzgefilterten Bilder werden gemeinsam mit den Grauwerten in einem neuen Bildstapel vereint. Mit dem Spektralprofil-Tool von ERDAS werden bei ASTER 2012 und LANDSAT 8 2013 jeweils 15 Minen und 15 Nicht-Minen-Signaturen als Zufallsstichproben gezogen und in Microsoft Excel aufbereitet. Bei LANDSAT 5 aus 2011 sind die Minen im engeren UG flächenmäßig noch relativ klein, sodass der Stichprobenumfang der Minen auf zehn Punkte reduziert wird. Die resultierenden Plots sind in Abb. 24, Abb. 25, Abb. 27 (S.85), Abb. 28 (S.86) und Abb. 29 (S.86) dargestellt. Sowohl bei ASTER als auch bei LANDSAT lassen sich die Minen in den hinteren Hauptkomponenten besonders gut von den umliegenden Oberflächen unterscheiden. Auch die texturgefilterten ASTER-Bänder eignen sich für die Trennung. Das ist bei LANDSAT 8 OLI-Daten interessanterweise nicht der Fall, wie aus Abb. 27 (S.85), auch wenn die geometrische Auflösung durch Fusionierung der Multispektralkanäle mit dem panchromatischen Kanal von 30 auf 15 m verbessert wird.

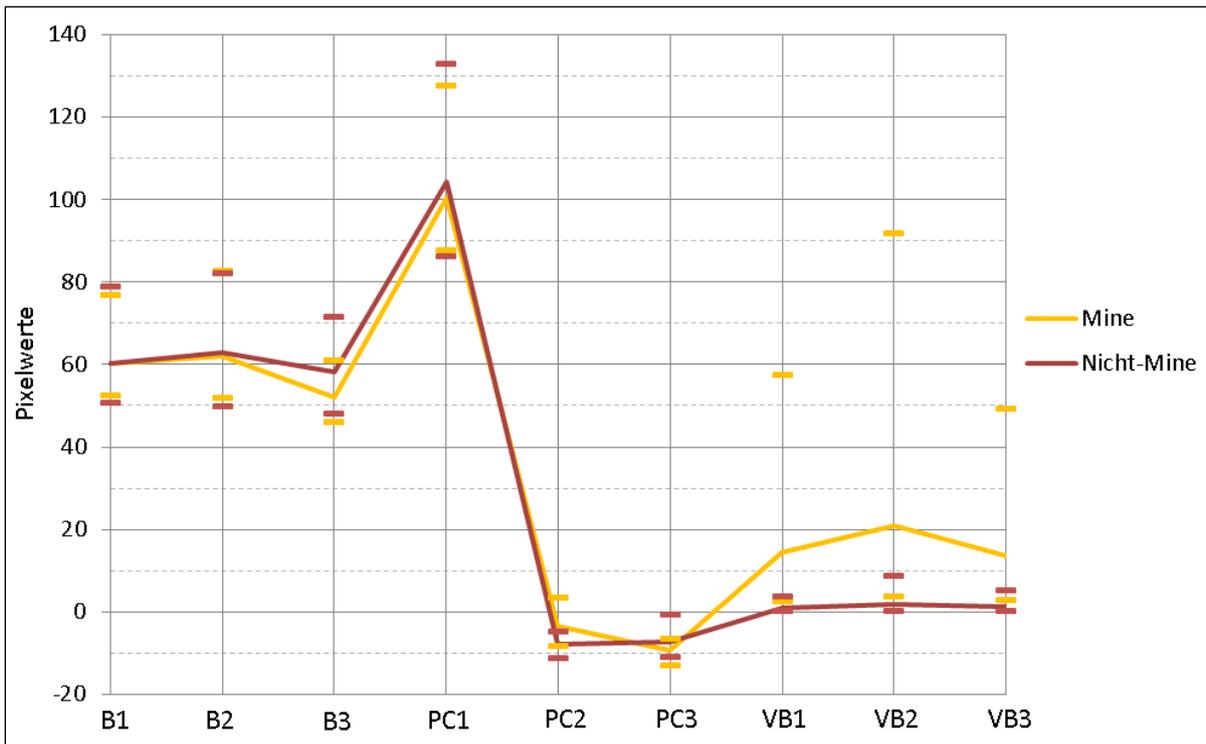


Abb. 24: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen ASTER-Signaturen, Hauptkomponenten-Bildern (PCx) und varianzfilterten Bändern (VBx). Die durchgezogenen Linien repräsentieren den Mittelwert der Zufallsstichproben. Minimum und Maximum sind durch Querstriche angedeutet. Weitere Erläuterungen im Text.

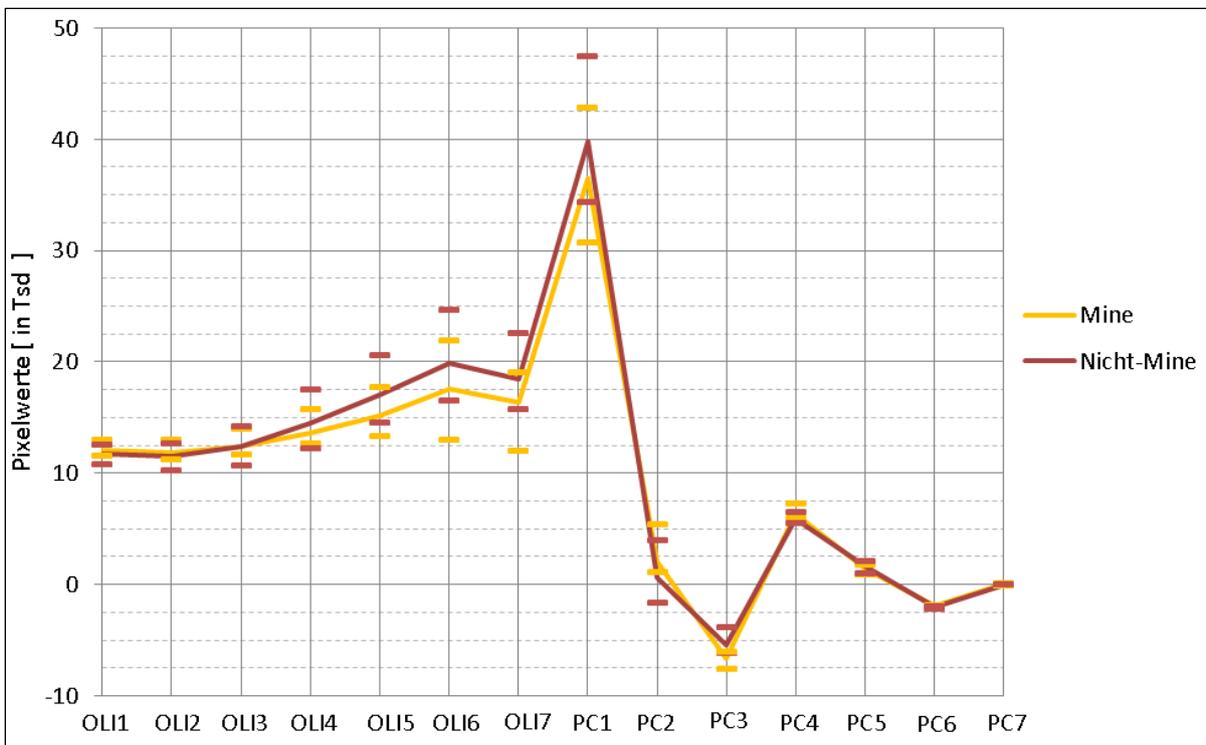


Abb. 25: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 8 OLI-Signaturen. Erläuterungen siehe Abb. 24 und im Text.

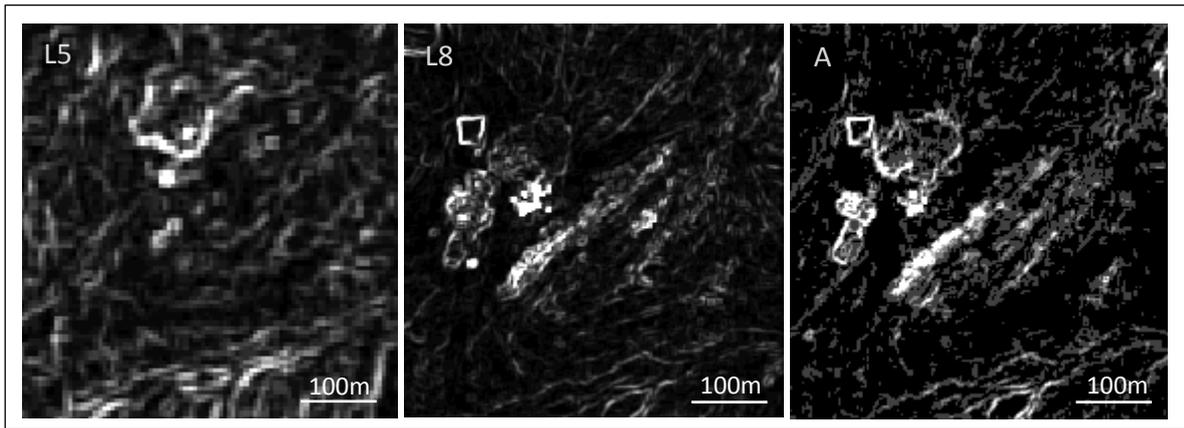


Abb. 26: Vergleich varianzgefilterter Rot-Kanäle von LANDSAT 5 TM3 (links), LANDSAT 8 OLI4 (Mitte) und ASTER B2 (rechts). Erläuterung im Text.

Eine genaue Erklärung dieses Sachverhalts kann vom Autor nicht gegeben werden. Ein Vergleich zwischen dem gefilterten ASTER-Band 2, dem gefilterten LANDSAT 8 OLI4 und dem LANDSAT 5 TM3 in Abb. 26 jedoch zeigt, dass bei LANDSAT 8 die radiometrische Auflösung (Abstufung der Grauwerte) zu hoch und bei LANDSAT 5 TM die geometrische Auflösung zu gering bzw. die Minen noch zu wenig entwickelt sein dürften. Auffällig ist vor allem die Höhe der Grauwerte im gefilterten Bild sowohl bei den Minen als auch bei den Nicht-Minen. Das gilt auch für die LANDSAT 5 TM-Daten, weswegen für die LANDSAT-Daten aus Gründen der Skalierung und Übersicht eigene Textur-Signatur-Plots erstellt werden (vgl. Abb. 27 und Abb. 29).

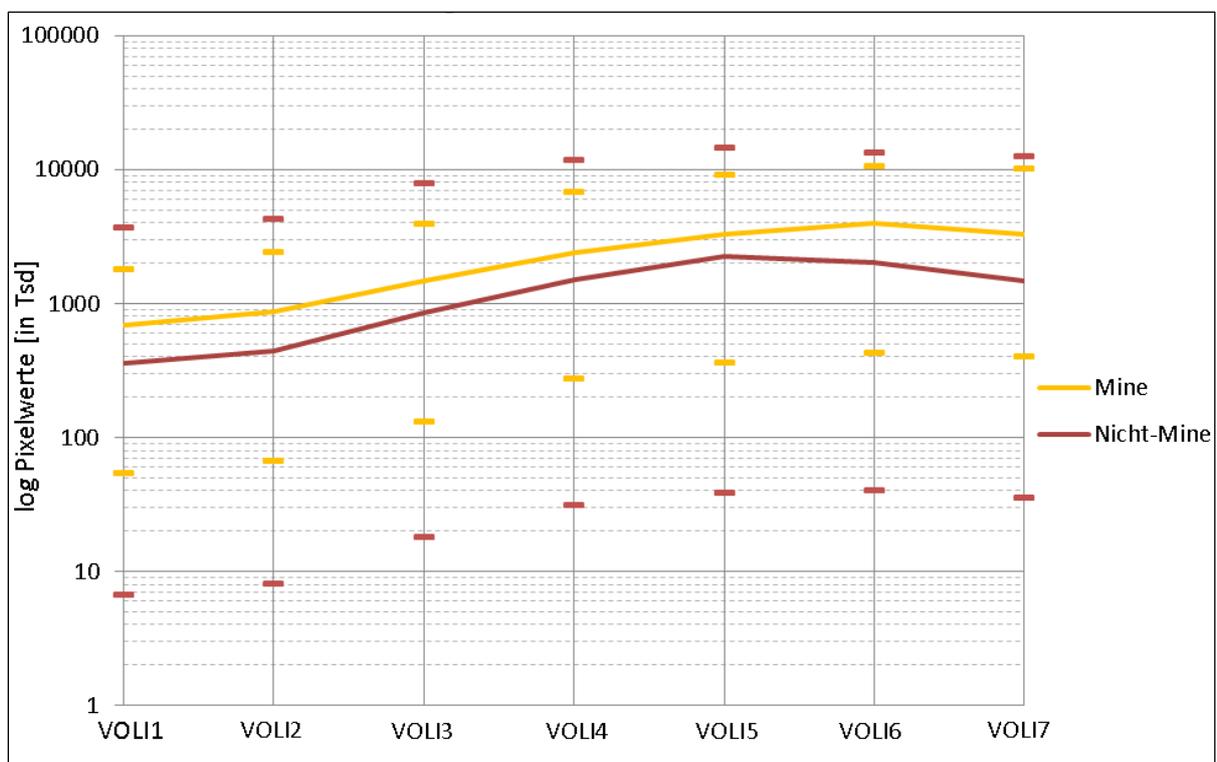


Abb. 27: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit varianzgefilterten LANDSAT 8 OLI-Bändern (VOLI_x). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.

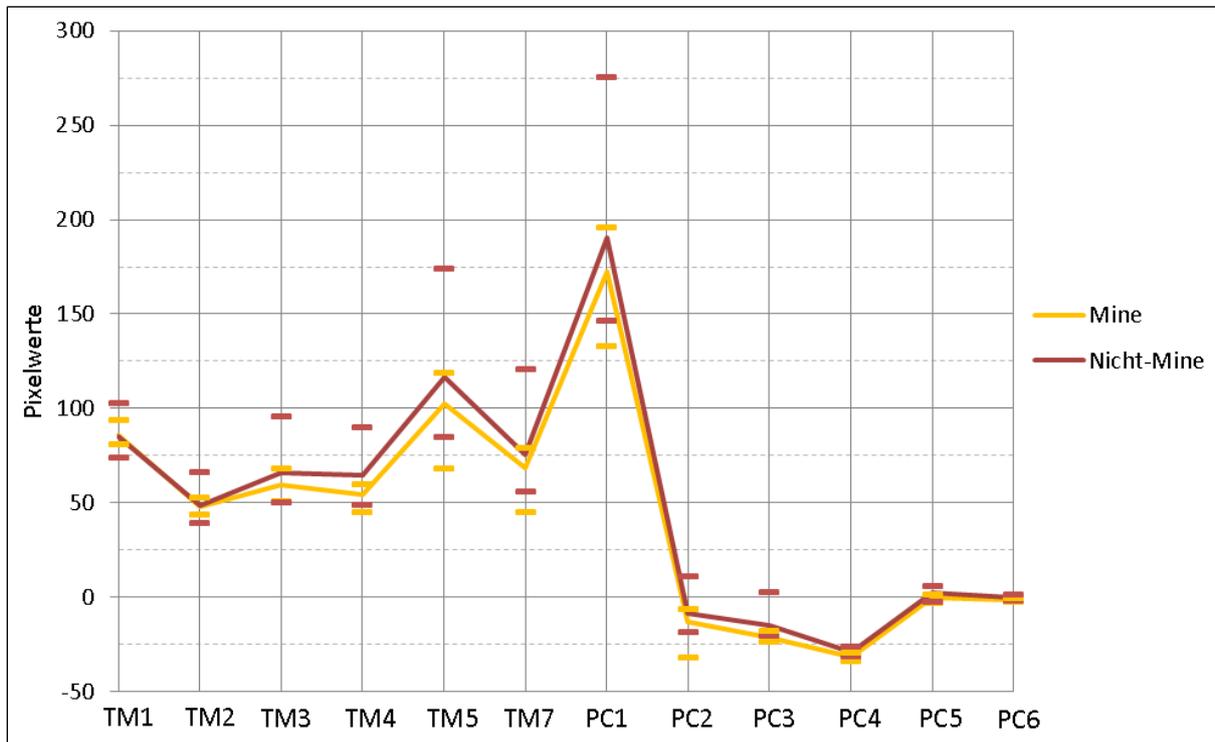


Abb. 28: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 5 TM-Signaturen und Hauptkomponentenbildern (PCx). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.

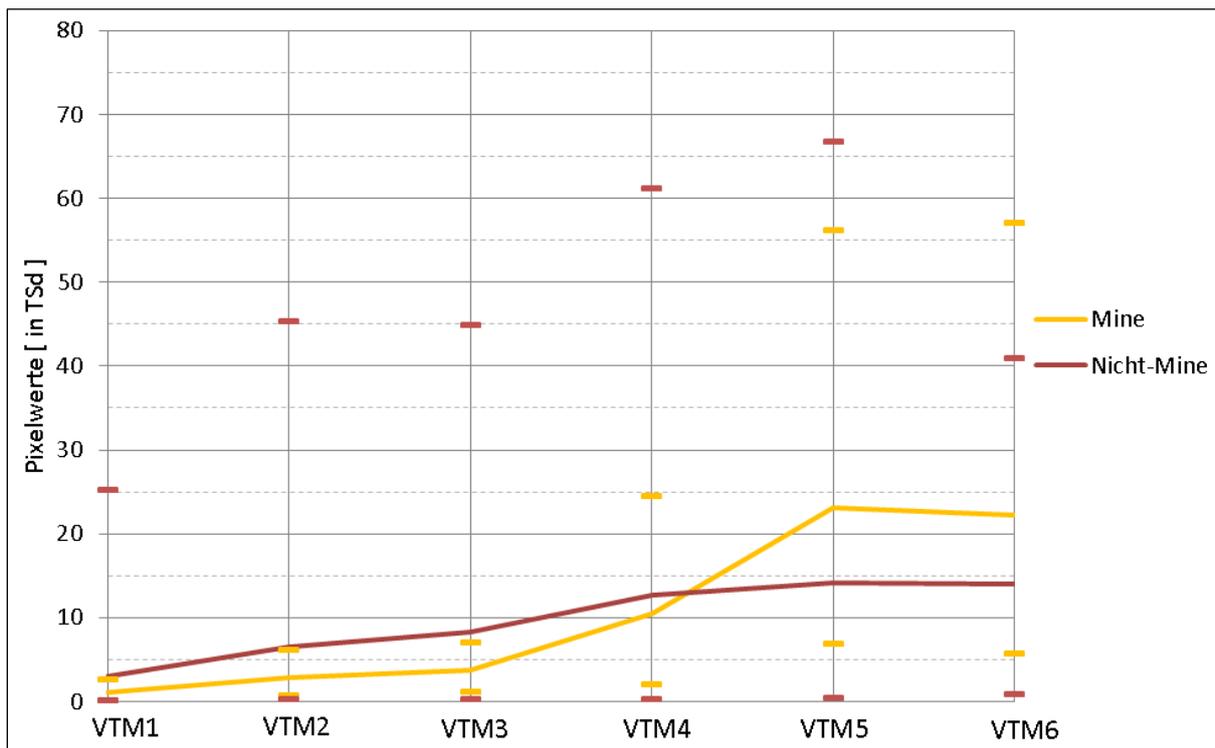


Abb. 29: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit varianzgefilterten LANDSAT 5 TM-Bänder (VTMx). Erläuterung siehe Abb. 24 und Text.

Zusätzlich werden noch größtenteils lithologiebezogene Ratios berechnet. Wie aus Abb. 24 (S.84) hervorgeht, zeigen die Minen einen tendenziell stärkeren Abfall vom roten Kanal in das Infrarotband als die Nicht-Minen Bereiche. Daher wird der NDVI berechnet. In der Literatur ist

weitere beschrieben, dass die Goldvorkommen an Quarzadern gebunden und häufig gemeinsam mit Pyrit (Eisensulfid) auftreten (BOTROS 2004, S.19). Abb. 24 zeigt jedoch, dass die Grauwerte im ersten Kanal nicht maßgeblich durch Eisen nach unten gedrückt werden. Das konstante Niveau der Grauwerte im VNIR-Bereich deutet eher auf einen hohen Quarzanteil in der Signatur. Dennoch weisen die Minen keine merklich bessere Trennbarkeit in einer 14/12-Ratio (Quarz) als in einer 2/1-Ratio (Eisen) auf, wie Tab. 10 zeigt.

Tab. 10: Trennbarkeit von Minen von Nicht-Minen mit ASTER-Ratios. Erläuterung im Text.

n=30	Mittelwert		Minimum		Maximum	
	Mine	Nicht-Mine	Mine	Nicht-Mine	Mine	Nicht-Mine
NDVI	-0,0682036	-0,041979867	-0,101017	-0,074465	-0,031649	-0,008952
14/12	0,967556467	0,970561	0,961624	0,952667	0,973784	0,988715
2/1	0,0180098	0,0116478	-0,023298	-0,036104	0,066451	0,077768

Aufgrund der Funktionstüchtigkeit der SWIR-Sensoren stehen für die Ratio-Bildung bei LANDSAT-Daten wesentlich mehr Möglichkeiten offen. Alle in der gesichteten Literatur und größtenteils in Kapitel 3.2.2 beschriebenen LANDSAT-Ratios werden berechnet und zu einem Multispektralbild zusammengeführt. Die LANDSAT 8-Ratios der Minen und Nicht-Minen in diesem Bild sind in Abb. 30 dargestellt. Es zeigt sich, dass die Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit Ratio-Bildern wesentlich kritischer ist als zuvor mit den Hauptkomponentenbildern. Am ehesten eignen sich die Ratios 4/2 und 7/6. Das sind jene Ratios, die SABINS 1999 für das Kartieren von eisenreichem bzw. alteriertem Gestein vorschlägt. Ähnliches gilt auch für die Trennbarkeit der Minen mit LANDSAT 5 TM-Daten mit Ausnahme der Ratio 5/1, die vielversprechend erscheint.

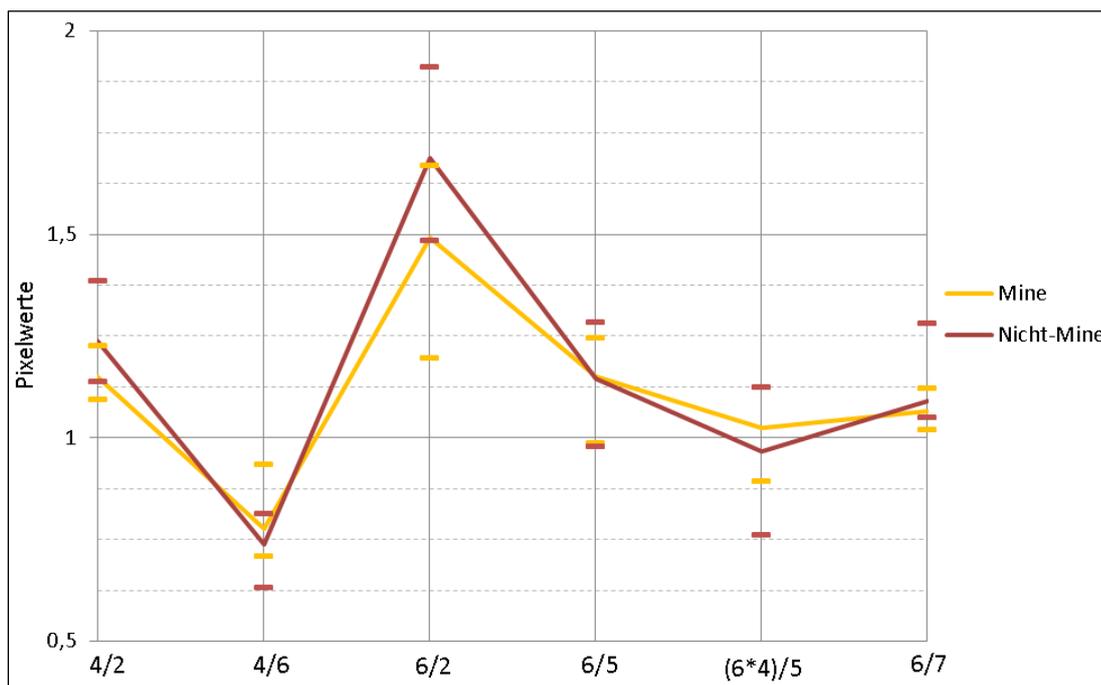


Abb. 30: Trennbarkeit von Minen und Nicht-Minen mit LANDSAT 8-Ratios. Erläuterung siehe Abb. 24. und Text.

LANDSAT 8-Daten haben im Gegensatz zu den Vorgängermissionen LANDSAT 5 und LANDSAT 7 zwei Thermalbänder. Deren zentrale Wellenlängen liegen bei 10,8 μm bzw. 12 μm . Wie Abb. 9 (S.43 rechts) zeigt, hat Quarz einen niedrigeren Emissionsgrad bei 10,8 μm als bei 12 μm . Daher wird eine normalisierte Ratio, die nachfolgend vom Autor in Anlehnung an den NDVI als NDQI (*Normalized Differenced Quartz Index*) bezeichnet wird, berechnet. Je näher dieser Wert an 1 liegt, desto höher der Quarzgehalt.

Zudem stechen die Minen sowohl bei LANDSAT in naturnaher RGB-Darstellung als auch bei ASTER in der Falschfarbendarstellung NIR/R/G durch ein hellglänzendes bis dunkles Blau hervor. Daher wird das arithmetische Mittel dieser drei Kanäle, die sogenannte *Brightness*, berechnet und als zusätzlicher Parameter in das Detektionsmodell eingespeist. Alle Berechnungen werden in ERDAS Imagine mit den Standardtools oder dem Model Maker durchgeführt.

5.3.2 Aufbau und Training des Detektionsmodells

Die Signaturanalyse zeigt, dass zum einen die automatisierte Trennung von Minen und Nicht-Minen nicht einfach ist und dass zum anderen für jeden der zuvor analysierten Sensoren nur sehr wenige eindeutige Identifikationsparameter dafür zur Verfügung stehen, obwohl die Minen für das menschliche Auge sehr gut abgrenzbar sind. Diese Parameter bilden die Grundlage für das sensorspezifische Detektionsmodell. Das Modell basiert, wie in Kapitel 5.1.3 angekündigt, auf einer hybriden pixel-objekt-Klassifikation und wird im engeren Untersuchungsgebiet trainiert. Der allgemeine Aufbau des Modells ist in Abb. 31 dargestellt.

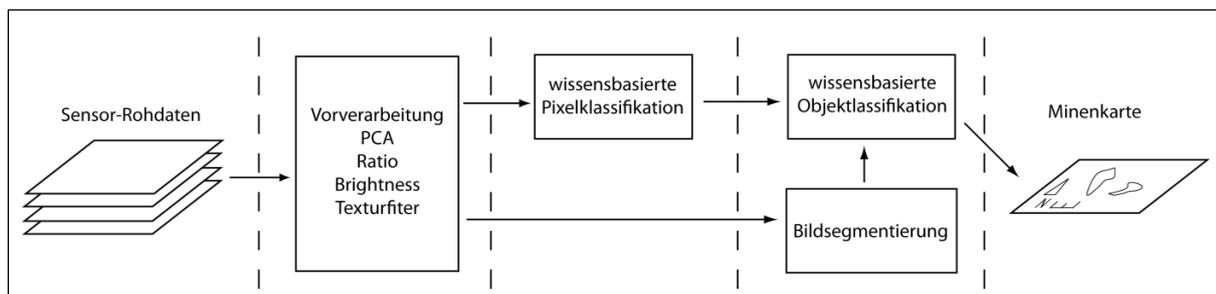


Abb. 31: Aufbau des Detektionsmodells. Erläuterung im Text.

Der erste Teil des Modells besteht aus der Berechnung und der Vereinigung der relevanten Parameter für die Trennung in einem neuen Multispektralbild. Dieser Teil wird automatisiert mit Hilfe des ERDAS Imagine Model Makers umgesetzt. Im zweiten Teil folgt die pixelbasierte, wissensbasierte Klassifikation der Eingangsdaten mit dem ERDAS Knowledge Engineer. Das klassifizierte Bild wird als 1 bit-Binär-Layer dem Eingangsdatensatz hinzugefügt. Im dritten Teil wird das Eingangsbild zunächst in Trimble eCognition importiert, segmentiert und ein

objektbasierter Regelsatz zur Klassifikation der Minen entwickelt. Abschließend werden die Minen manuell bereinigt und für die Kartendarstellung exportiert.

Ausgehend von diesem Gerüst und den sensorspezifischen Identifikationsparametern liegt die nächste Herausforderung im Finden der richtigen Schwellwerte zum Trennen von Minen und Nicht-Minen. Diese werden nach dem „Try-And-Error“-Prinzip iterativ angenähert, d.h. ein Schwellwert wird gesetzt, das Modell durchgespielt und das Ergebnis visuell evaluiert. Neben den ASTER und LANDSAT-Aufnahmen steht ein aktuelles hochauflösendes Satellitenbild über Bing Maps™ zur Verfügung. Die verwendeten Identifikationsparameter mit ihren Schwellwerten werden getrennt nach Sensor in Tab. 11 dargestellt. Hier zeigt sich zum ersten Mal der Vorteil des Hybrid-Ansatzes. Die Schwellwerte können bei der pixelbasierten Klassifikation relativ streng gesetzt werden. Schließlich müssen nicht so viele Pixel pro Mine wie möglich erfasst werden.

Tab. 11: Verwendete Parameter und Schwellwerte für die pixelbasierte Klassifikation getrennt nach Sensor.

Sensor	Kriterium	Schwellwert	Sensor	Kriterium	Schwellwert
ASTER	Brightness NIR/R/G	≤ 60	LANDSAT 5 TM	Brightness R/G/B	< 75
	NDVI	$< -0,03$		PC 2	≤ -8
	Textur B1	≥ 3		PC 3	≤ 15
	Textur B2	≥ 3		PC 4	≤ -30
	Textur B3	$\geq 1,5$		PC 5	≤ 5
	PC 3	$\leq -9,5$		5/1	≤ 2
	14/12	$\leq 0,975$	LANDSAT 8 OLI/TIRS	Brightness R/G/B	< 1500
				PC 3	≤ -5900
				PC 4	≥ 6000
				PC 6	≥ -2400

Das liegt an der im zweiten Teil folgenden Bildsegmentierung, der neben guten Identifikationsparametern und Schwellwerten entscheidende Bedeutung im Detektionsprozess zukommt. Bei der Bildsegmentierung kommt der Multiresolution Segmentation-Algorithmus von eCognition zum Einsatz. Dieser fasst Pixel zu Objekten oder Bildsegmenten unter Berücksichtigung eines Homogenitätskriteriums, das sowohl spektrale als auch geometrische Eigenschaften der Objekte miteinbezieht, zusammen. Der Nutzer bestimmt dabei die spektralen Eingangparameter, die vom Algorithmus berücksichtigt werden, deren Gewichtung, die geometrische Kompaktheit der Objekte, die Gewichtung von geometrischen im Verhältnis zu spektralen Eigenschaften sowie den Skalierungsfaktor, der die Größe der Bildsegmente regelt.

Ein Objekt besteht zu Beginn der Segmentierung aus einem Pixel, dem sogenannten *Seed*-Pixel. Der Algorithmus untersucht einen benachbarten Pixel. Wird das Homogenitätskriterium nicht verletzt, wird der Pixel dem Segment hinzugefügt. Der Prozess wird solange wiederholt, bis das

Homogenitätskriterium nicht mehr erfüllt ist. Als neuer Seed-Pixel wird der benachbarte Pixel mit der größten Ähnlichkeit zum zuletzt untersuchten Pixel bestimmt. Der Segmentierungsprozess beginnt von neuem und das solange, bis das ganze Bild segmentiert ist (Trimble 2013, S.28-29).

Die Auswahl und Gewichtung der Parameter ist für eine gute Segmentierung entscheidend. Die spektralen Inputs und der Skalierungsfaktor sind für jeden Sensor verschieden. Die Auswahl der spektralen Segmentierungsparameter baut - wie die Schwellwertfindung der Pixelklassifikation zuvor - auf den Erkenntnissen der Signaturanalyse auf. Der Formparameter hingegen ist für jeden Sensor annähernd gleich und wird durch das Aussehen der Minen bestimmt. Diese haben, wie in Abb. 16 (S.62 links) zu sehen, aufgrund ihrer Ausrichtung entlang von tektonischen Linien eine charakteristische längliche, wenig kompakte Form. Die optisch besten Resultate liefern die Einstellungen aus Tab. 12. Auffällig ist dabei die relativ hohe Gewichtung des Formparameters gegenüber den spektralen Merkmalen.

Tab. 12: Gewählte Einstellungen für Multiresolution Segmentation in eCognition getrennt nach Sensor.

Sensor	Skalierung	Form	Kompaktheit	Spektral	Gewicht
ASTER	3	0,7	0,1	PC 3	1
LANDSAT 5 TM	3	0,7	0,1	TM1 –TM5, TM7, PC 5	1
LANDSAT 8 OLI /TIRS	25	0,7	0,3	OLI2 – OLI4, PC4, PC 5, NDQI	1

Der oben angesprochene Vorteil des Hybrid-Ansatzes ergibt sich nun aus der Verknüpfung des segmentierten Bildes mit dem Ergebnis der Pixelklassifikation. In diesem Fall wird die Pixeldichte pro Segment, wie in Abb. 32 dargestellt, errechnet. Umgesetzt wird das als *Customized Feature* ebenfalls in eCognition. Dieses Feature ist neben den anderen sensorspezifischen Identifikationsparametern Teil der im dritten Modellabschnitt folgenden, objektbasierten Klassifikation, mit dem Minen von den Nicht-Minen getrennt werden. Wie bei der Pixelklassifikation zuvor werden die Schwellwerte durch optisches Evaluieren angenähert. Gemeinsam mit den Identifikationsparametern sind sie getrennt nach Sensor Tab. 13 zu entnehmen.

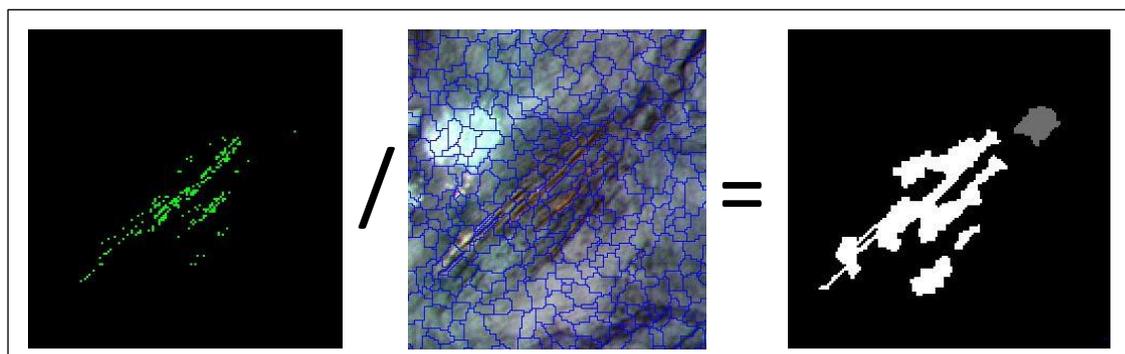


Abb. 32: Customized Feature Dichte: Es wird die Pixeldichte pro Segment errechnet.

Tab. 13: Gewählte Parameter und Schwellwerte für objektbasierte Klassifikation getrennt nach Sensor.

Sensor	Kriterium	Schwellwert	Sensor	Kriterium	Schwellwert
ASTER	Brightness NIR/R/G	≤ 60	LANDSAT 5 TM	Dichte	$> 13,1$
	Dichte	≥ 3		Dichte	> 8
	PC 3	$\leq -9,5$	LANDSAT 8 OLI/TIRS	PC 6	≥ -2400

Wie die Auswahl der Identifikationsparameter bei ASTER und vor allem bei LANDSAT zeigt, nehmen Ratios mit Ausnahme des NDVI bei ASTER weder bei der Pixelklassifikation noch bei der Objektklassifikation oder der Bildsegmentierung entscheidenden Einfluss auf die Ergebnisse des Minendetektionsmodells. Dafür erweisen sich PC-Bilder und Brightness als effektive Trennungparameter. Der gesamte Trainingsprozess ist in Abb. 33 dargestellt. Nach dem abgeschlossenen Training wird das Modell für jeden Sensor durchgespielt. Nicht erkannte oder falsch klassifizierte Minen werden manuell nachbearbeitet. Bei ASTER VNIR ist die spektrale Information im Vergleich zu LANDSAT gering. Dafür greift der Varianzfilter wesentlich besser und trägt zur Unterscheidung der Minen von den Nicht-Minen bei.

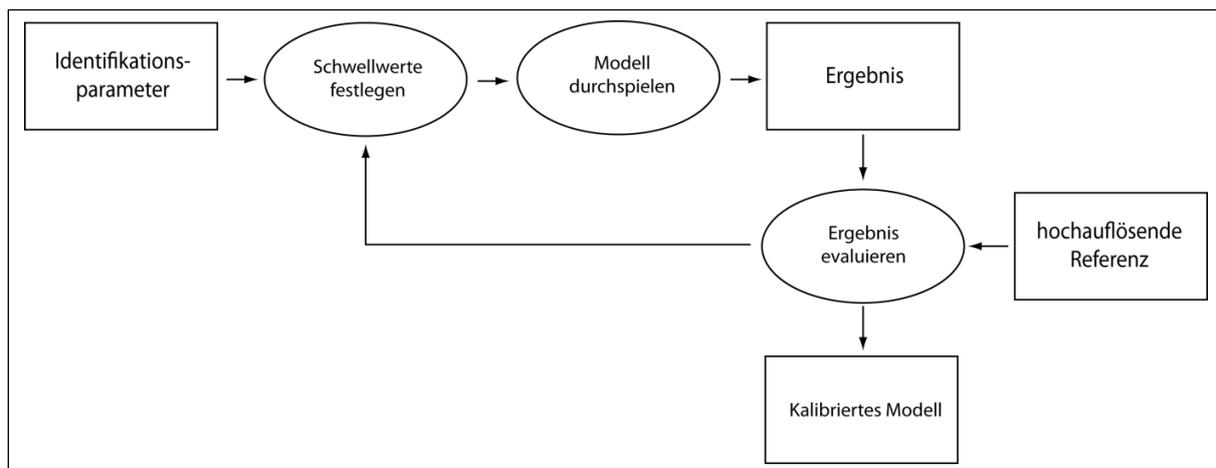


Abb. 33: Ablauf des Modelltrainings. Erläuterung im Text.

5.3.3 Evaluieren der Modellgenauigkeit

Um die Genauigkeit des ASTER-Detektionsmodells festzustellen, wird das Modell auf die radiometrisch relativ korrigierte ASTER-Szene aus 2010 übertragen und das Ergebnis mit den hochauflösenden Referenzszenen am Bildschirm visuell verglichen. Zunächst wird trotz Anpassung der Grauwerte kein einziges Bildobjekt vom Modell als Mine – unabhängig ob tatsächlich eine Mine oder nicht - klassifiziert. Nach Anpassen der Schwellwerte wird die einzige Mine, die zu diesem Zeitpunkt im engeren UG existiert, schließlich detektiert. An den Identifikationsparametern selbst hat sich nichts geändert, wie aus Tab. 14 hervorgeht.

Tab. 14: Angepasste Modellparameter zur Detektion der Minen 2010

Pixelklassifikation		Segmentierung		Objektklassifikation	
Kriterium	Schwellwert			Kriterium	Schwellwert
Brightness	≤ 52	Skalierung	3	Brightness	≤ 52
NDVI	< -0,03	Form	0,7	Dichte	≥ 1
14/12	≤ 0,975	Kompaktheit	0,1	PC 3	≤ 6
Textur B1	≥ 0,7	PC 3	1		
Textur B2	≥ 1,5				
Textur B3	≥ 1				
PC 3	≤ -7				

Nach Ansicht des Autors sind die notwendigen Anpassungen primär darauf zurückzuführen, dass die der Grauwerte der beiden Zeitstände nicht gut genug zueinander kalibriert sind, obwohl Tageszeit der Aufnahme beinahe ident sind und die Phänologie aufgrund spärlicher Vegetation nur untergeordneten Einfluss nimmt. Neben Unterschieden im Zustand der Atmosphäre beeinträchtigt auch die jahreszeitliche Abweichung von knapp einem Monat und der damit leicht veränderte Sonnenstand, der die Reflexionseigenschaften der Oberfläche beeinflusst, die Grauwerte. Variationen in der Bodenfeuchte können ebenfalls eine Rolle für die Gesamtalbedo spielen, im UG insbesondere dadurch, dass die relativ dunklen Tonböden durch zusätzliche Feuchte noch dunkler werden und die Gesamtalbedo durch verstärkte Absorption nach unten drücken. Zieht man die Ergebnisse der in Kapitel 5.2.3 durchgeführten PIF-Modellierung nach DU ET AL. (2002) heran, beläuft sich der beobachtete Grauwert-Unterschied zwischen den radiometrisch unkorrigierten ASTER VNIR-Daten aus 2012 und jenen aus 2010 bei einem Konfidenzniveau von 90% im Mittel auf 79%. Das heißt, dass knapp acht von zehn Pixeln mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 10% einer Veränderung zwischen den Zeitständen unterliegen, obwohl Jahres- und Tageszeit annähernd ident ist. Diese Unterschiede können nicht vollständig ausgeglichen werden.

Die Genauigkeit des LANDSAT 8-Modells wird, wie in Kapitel 5.1.3 angekündigt, im erweiterten UG an der Aufnahme vom 15.2.2014 geprüft. Da eine LANDSAT 8-Szene alleine das erweiterte UG nicht abdeckt, wird eine weitere Szene, die am selben Tag zur annähernd gleichen Tageszeit aufgenommen wurde, akquiriert und die beiden Szenen mit dem ERDAS MosaicPro-Tool in eine gemeinsame Szene zusammengeführt. Das erstellte Mosaik wird mit Histogramm-Matching an die LANDSAT 8- Referenzszene aus 2013 angepasst, bevor das Detektionsmodell durchgespielt wird. Das Ergebnis wird durch stratifiziert zufällig gesampelte Stichproben evaluiert.

Nach dem Vergleich der hochauflösenden Bilder aus Bing Maps™ handelt es lediglich bei fünf von 100 detektierten Minen tatsächlich um die gesuchten Goldminen. Dabei ist nur ein Prozent

auf eine fehlende aktuelle Referenz zurückzuführen, wie aus Tab. 15 (S.95) hervorgeht. Am häufigsten werden grau-bläuliche Sedimente, oft in der Nähe herausragender Inselberge des Basiskomplexes, und überstrahlte Bildbereiche als Minen falsch klassifiziert, gefolgt von Ablagerungen in Wadis. Abb. 34 verdeutlicht die angesprochenen Probleme. Der umgekehrte Fall, dass Minen nicht als solche klassifiziert werden, tritt nur bei relativ kleinen Gruben auf, wie z.B. in Abb. 35.

Neben spektralen Ähnlichkeiten führt der Autor das schlechte Ergebnis auch auf die Größe des erweiterten UG zurück. Zur Abdeckung des erweiterten UG wird ein Bildmosaik benötigt. Eine LANDSAT 8-Szene deckt alleine eine Fläche von 185x185 km², in Nord-Süd-Richtung entspricht das etwa einem Unterschied von 1,5° in der geographischen Länge. Trotz annähernd gleicher Tageszeit des Aufnahmezeitpunkts und Angleichung der Grauwerte vor dem Mosaikieren der beteiligten Szenen erhöht sich automatisch die Streuung innerhalb einer Klasse aufgrund von Unterschieden in Sonneneinstrahlung und Atmosphäre bedingt durch die Größe des Gebietes.

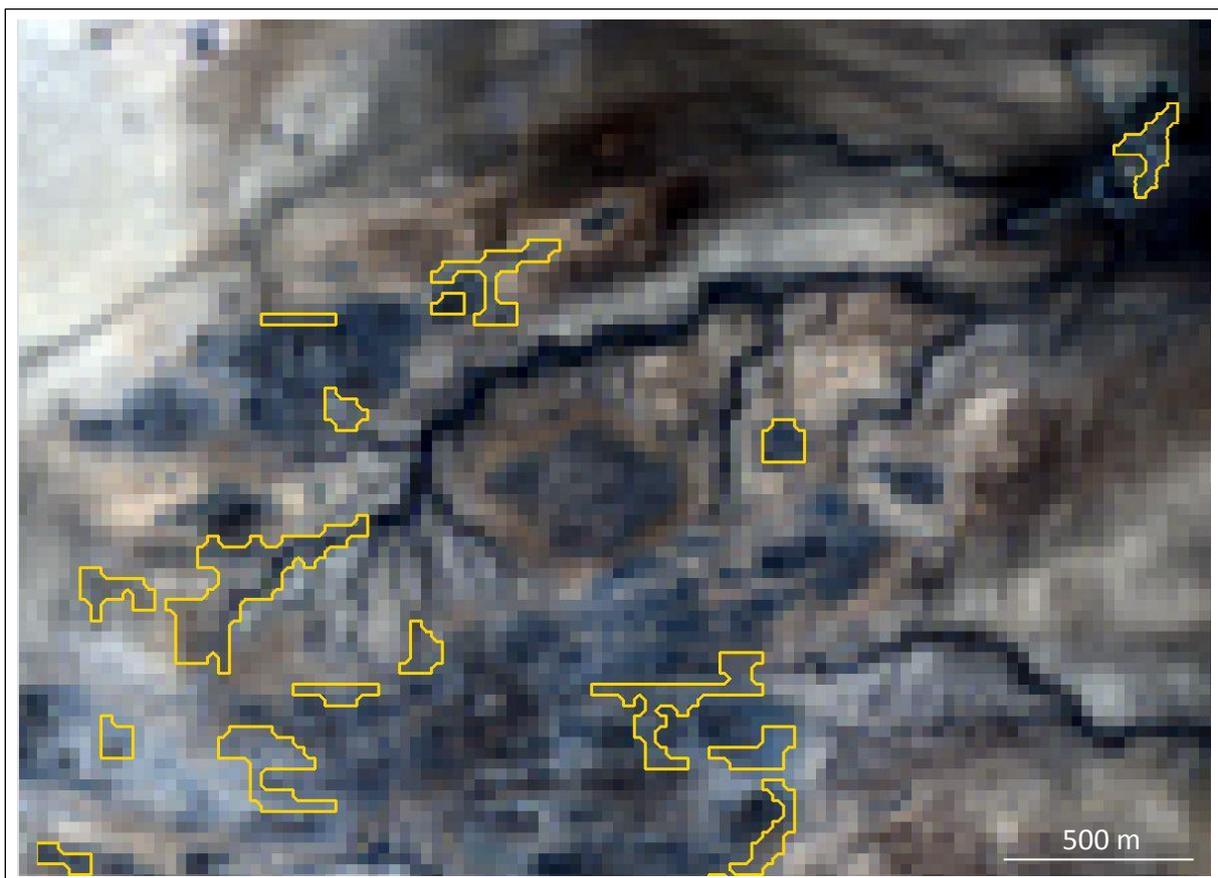


Abb. 34: Sedimente und Basiskomplex, die vom Modell fälschlicherweise als Minen (Polygone mit gelben Rändern) klassifiziert werden vor der LANDSAT 8 vom Aufnahme 15.2.2014. Lage Bildmittelpunkt: 15,013° N 34,996°E. Erläuterungen im Text.

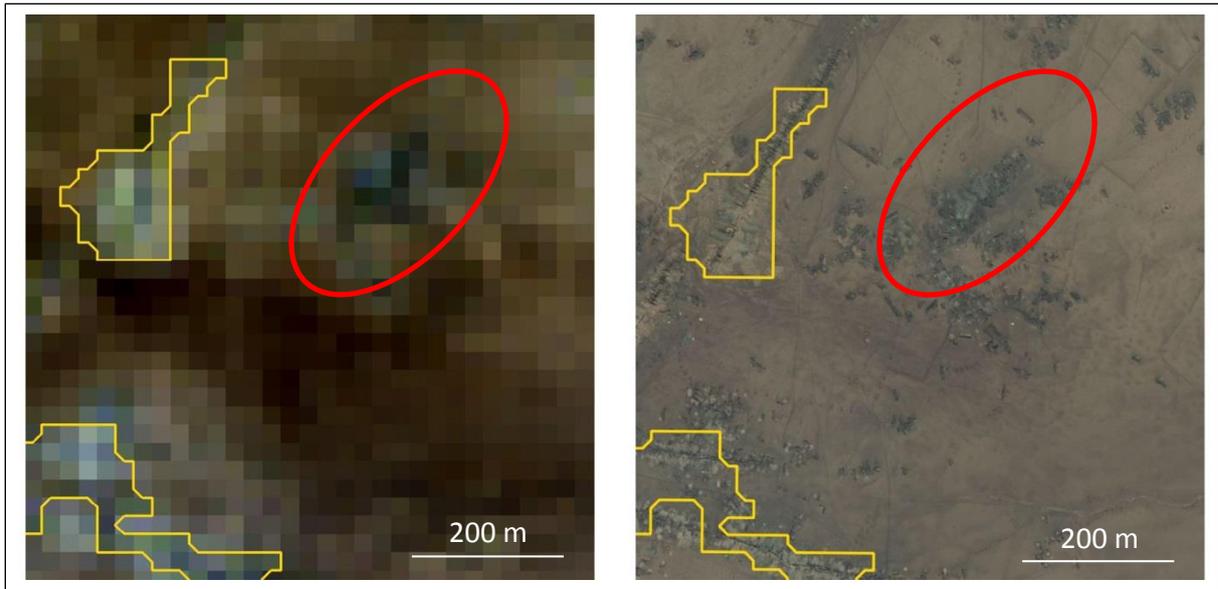


Abb. 35: Eine vom Modell nicht erkannte Mine in der östlichen Bildmitte (rote Ellipse). Links: LANDSAT 8. Rechts: Bing Maps™. Lage Bildmittelpunkt: 15,244°N 34,918°E.

Abb. 36 zeigt einen Signaturenplot der am häufigsten als Minen fehlklassifizierten Objekte. Es zeigt sich, dass überstrahlte Flächen durch einen Schwellwert im Infrarot relativ leicht von den Minen getrennt werden können. Für weitere Trennungen müssen neue Identifikationsparameter beansprucht werden. Dazu werden die zwei LANDSAT 8 TIRS-Kanäle herangezogen, die im thermalen Infrarot operieren. Wadi-Ablagerungen sowie Äcker, können in TIRS 1 über einen Schwellwert unterschieden werden. Gesteine des Basiskomplexes zeigen eine Trennbarkeit über Ratio-Bildung von OLI 7 zu TIRS 1. Der Anstieg der Grauwerte ist bei Minen geringfügig größer. Diese neuen Parameter werden ausschließlich auf den objektbasierten Teil des Detektionsmodells übertragen. Im pixelbasierten Teil werden lediglich die Schwellwerte geringfügig angepasst. Die Segmentierungsparameter bleiben unverändert.

Nach Umsetzung der Korrekturmaßnahmen beträgt die Klassifikationsgenauigkeit bei ebenfalls 100 Stichproben 59%. Den Hauptanteil der Fehlklassifikationen stellen, wie Tab. 15 zeigt, nach wie vor Sedimente in und um Wadis, sowie die Gesteine des Basiskomplexes. Über 12% kann mangels aktueller Referenz nicht genau gesagt werden, ob es sich um einen Mine handelt oder nicht. Als gänzlich neu präsentiert sich das Problem der *Hafirs*, der traditionellen Wasserspeicher. Diese sind teilweise nur zwei Pixel groß, haben aber aufgrund eines hohen Suspensionsanteils ähnliche Eigenschaften wie Artisanal Mines. Das erzielte Ergebnis wird anschließend manuell korrigiert.

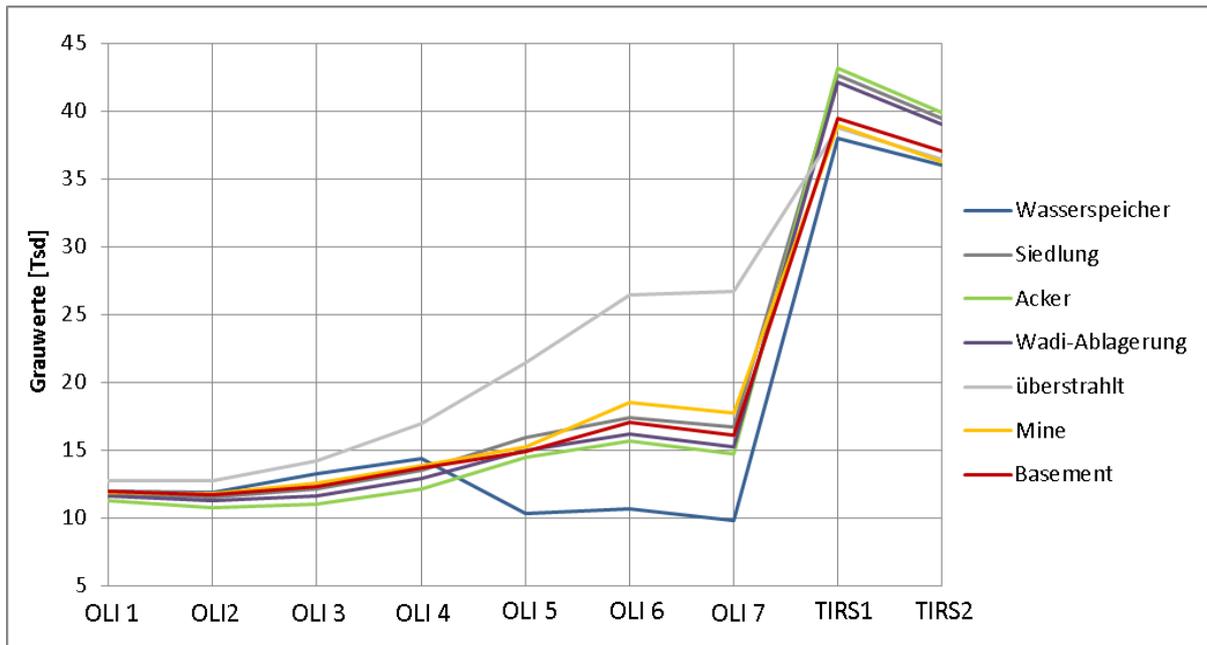


Abb. 36: LANDSAT 8 Signatureplot der häufigsten Fehlklassifikationen. Erläuterungen im Text.

Tab. 15: Als Minen fehlklassifizierte Objekte mit relativer Häufigkeit vor und nach der Modellanpassung.

fehlklassifiziert als	Unangepasst	Angepasst
	Häufigkeit [%]	Häufigkeit [%]
Sedimente	75	37
Basiskomplex	5	22
Wadi Ablagerungen	14	15
Acker	3	7
Hafirs	-	7
Siedlungen	1	-
Sonstiges	-	-
keine aktuelle Referenz	1	12

Recherchen zum Klima des Sudans während des Analyseprozesses ergeben, dass das UG wie fast alle Bereiche des Sudans von einer großen Flut im August 2013 betroffen war. Ein vom Dartmouth Flood Observatory in Boulder, Colorado, USA zur Verfügung gestelltes MODIS-Band7-Interferenzbild in Abb. 37 zeigt die wahrscheinlich von der Flut betroffenen Gebiete in Blau (Dartmouth Flood Observatory 2014). Der schwarze Kasten repräsentiert das Minengebiet um El Subbagh. Besonders entlang der Wadis gibt es viele blaue Stellen. In der LANDSAT 8-Szene von Februar 2014 in Abb. 38 zeigen die vermeintlich betroffenen Stellen dieselben Reflexionseigenschaften wie die Minen und sind mit selbst für das menschliche Auge nicht eindeutig unterscheidbar. Genauere Erkenntnisse können nur durch Erhebungen vor Ort oder hochauflösende Referenzbilder gewonnen werden. Da beides aber nicht vorliegt, können die Ergebnisse für 2014 nicht als repräsentativ angesehen werden.

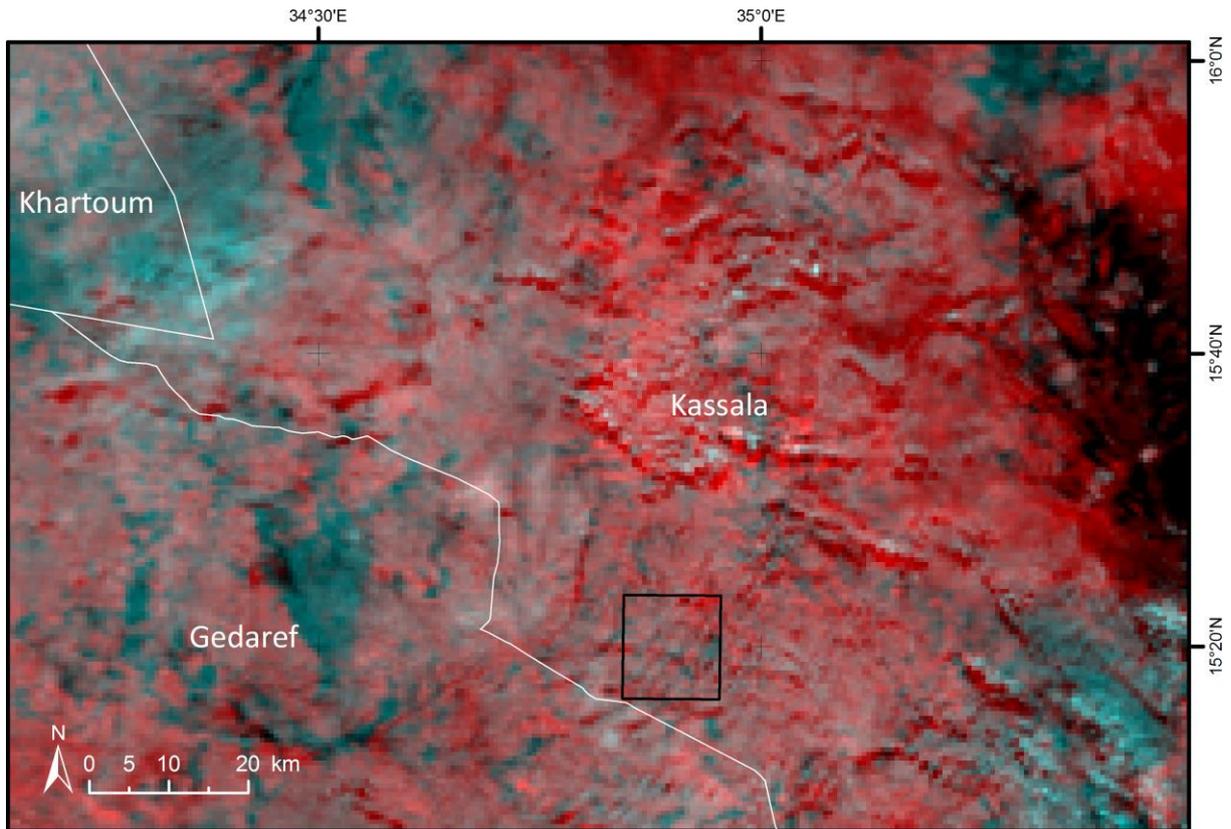


Abb. 37: MODIS 7 Interferenzbild vor und nach der Flut. Die blauen Bereiche sind durch vermutlich von der Flut betroffen (nach Dartmouth Flood Observatory 2014). Schwarzer Kasten markiert das engere Untersuchungsgebiet.



Abb. 38: Wahrscheinlich vom Flutereignis des Augusts 2013 betroffene Stelle (rote Ellipse). Im Hintergrund: LANDSAT 8-Szene vom 15.2.2014. Lage Bildmittelpunkt: 15,283°N 34,861° E.

Aus diesem Grund wird die Genauigkeit an einem neuen LANDSAT 8- Mosaik aus April 2013 wiederholt, da zur LANDSAT-Szene von März 2013, an der das Modell entwickelt wurde, keine zusätzliche Szene existiert, was eine Gesamterfassung des erweiterten UG unmöglich macht.

Zuerst wird wieder das Standard-LANDSAT 8-Modell zur Detektion eingesetzt, wobei die gleichen Probleme wie zuvor bei der Szene aus 2014 auftreten. Häufige Fehlklassifikationen von Sedimenten um und in Wadis, Gesteinen des Basiskomplexes und überstrahlten Flächen sind die Folge. Die Anpassung der Werte gestaltet sich als komplexer als zuvor.

Das Modell muss an sämtlichen Stellen adaptiert werden. Zunächst müssen die Pixel-Schwellwerte angepasst werden. Um auch kleine Minen zu erfassen, wird der Skalierungsfaktor bei der Segmentierung von 25 auf 20 herabgesetzt. Darüber hinaus wird für die kleinen Minenobjekte eine temporäre Hilfsklasse beim objektbasierten Teil eingeführt. Als zusätzlicher Parameter gegenüber dem Original-Modell wird der NDQI herangezogen. Beide Klassen werden durch einen relativ komplexen Regelsatz bestehend aus spektralen Schwellwerten bereits bekannter Parameter, Ausdehnung nach Objektgröße und Berücksichtigung von Nachbarschaftsbeziehungen verfeinert, bevor sie wieder zu einer Klasse vereint werden.

Im Ergebnis schlägt sich der Aufwand jedoch kaum nieder. Wie zuvor werden wieder 100 stratifiziert zufällig gezogene Stichproben visuell mit hochauflösenden Luftbildern von Bing Maps™ und Google Earth™ verglichen. Nur 55% stellen sich als richtig klassifizierte Minen heraus. Über 90% davon sind, wie in Abb. 39 ersichtlich, beziehen sich auf die Lithologie, 7% können mangels aktueller Aufnahmen nicht definitiv als Mine oder Nicht-Mine klassifiziert werden und 2% der Verwechslungen betreffen Äcker.

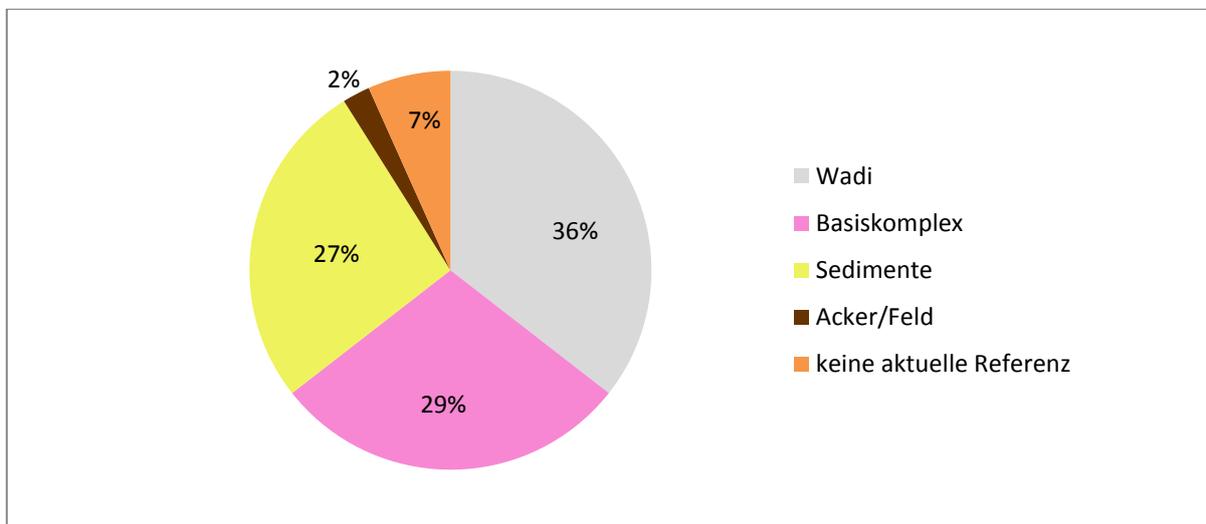


Abb. 39: Häufigkeit der als Minen fehlklassifizierten Objekte nach Anpassung des Modells an die LANDSAT 8-Aufnahme vom 21.4.2013.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass das Modell trotz sorgfältig gewählter Parameter nicht dem Anspruch eines universalen Kartierungsansatzes für *Artisanal Gold Mines* genügt. Dafür sind zu viele Anpassungen und schlussendlich manuelle Korrekturen notwendig.

Nach Ansicht des Autors kommen folgende Ursachen für den nur mäßigen Klassifikationserfolg des Modells in Frage:

1. Der gewählte Modellansatz ermöglicht keine besseren Ergebnisse.
2. Das erweiterte UG ist sehr groß. Es erstreckt sich über zwei LANDSAT-Szenen und über zwei unterschiedliche Klimabereiche. Relative radiometrische Korrekturmethode können eine Grauwertangleichung zwischen den Szenen nicht ausreichend gut bewerkstelligen.
3. Spektrale Eigenschaften von Wadi-Ablagerungen, Gesteinen des Basiskomplexes und deren Erosionsschutt sind den Minen spektral zu ähnlich.
4. Das verwendete Datenmaterial erlaubt möglicherweise keine bessere Differenzierung von Minen und Nicht-Minen

Unterschiede in geometrischer, radiometrischer und spektraler Auflösung der Sensoren wirken sich auch auf die Ergebnisse aus. So werden bei ASTER auch kleinere Minen erkannt, während diese bei LANDSAT nicht mehr erkennbar sind. Entsprechend tauchen im ASTER-Ergebnis für 2012 Minen auf, die 3,5 Monate später in der LANDSAT 8-Szene nicht erfasst werden. Der optische Vergleich mit hochauflösenden Aufnahmen bestätigt aber deren Existenz. LANDSAT-Aufnahmen wiederum erlauben durch mehr verfügbare Kanäle im VNIR- und SWIR-Bereich des EMS eine geringfügig bessere Differenzierung zwischen Minen und Nicht-Minen. Diese Unterschiede zwischen den Sensoren sind auch in Abb. 40 sehr gut erkennbar.

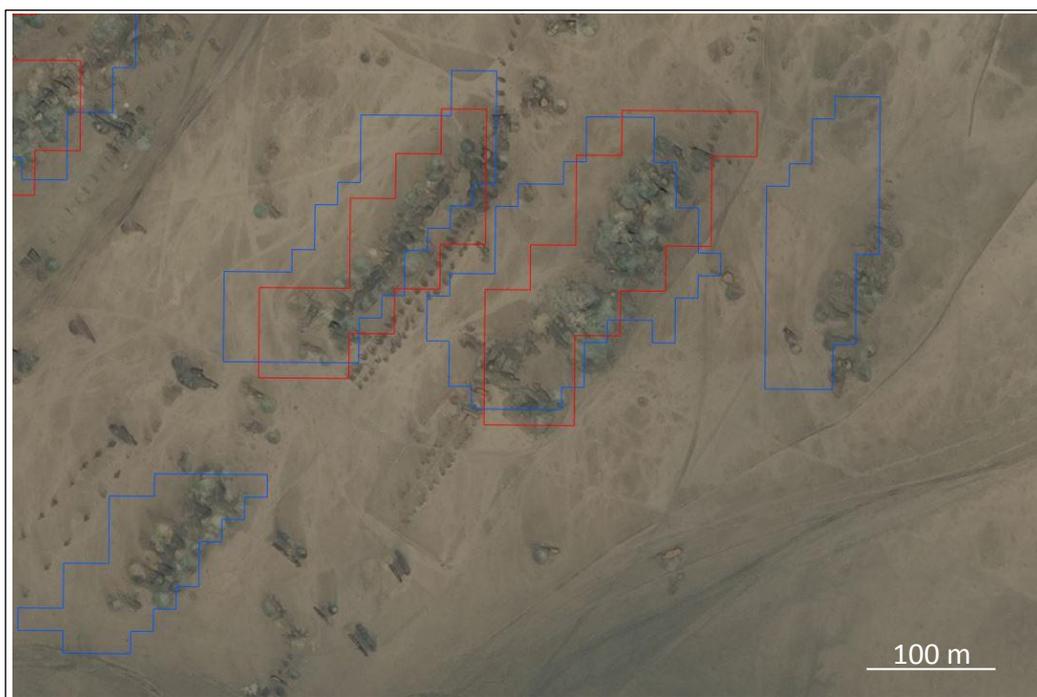


Abb. 40: Sensorbedingte Unterschiede in der Minen-Klassifikation. Rot: LANDSAT 8 2013. Blau: ASTER 2012. Orthophoto Bing Maps™. Lage Bildmittelpunkt: 15,341°N 34,910° E

5.3.4 Change Detection

Aufbauend auf den manuell korrigierten Ergebnissen der Detektionsmodelle wird zunächst die Flächenänderung zwischen den Zeitständen ermittelt. Die spektralen Änderungen im Minengebiet können, wie in Kapitel 5.1.2 erklärt, nur für multitemporale Daten desselben Sensors ermittelt werden. Da die Ausbreitung der Minen im Februar 2014 aufgrund der Flutereignisse stark zu hinterfragen sind, wird die spektrale CD nur für die ASTER Daten zwischen November 2010 und Dezember 2012 ausgeführt. Zu diesem Zweck werden die in Kapitel 2.3.1 beschriebenen CVA- Techniken mit dem ERDAS Model Maker umgesetzt. Da die Änderungen der Nicht-Minen-Gebiete für keine Fragestellung dieser Arbeit relevant sind, werden die gewonnenen Ergebnisse ausmaskiert, um zu sehen, welche Mine den größten spektralen Veränderungen unterlegen ist.

Abb. 41 zeigt einen Vergleich der Methoden für eine ausgewählte Mine im SE des engeren UG. Es zeigt sich, dass der SCM (f) die Veränderungen in den Minen nicht so stark erfasst wie die anderen Methoden. Am besten kristallisieren sich die Veränderung in der Mine im SID-Bild (d) heraus. ED (c) und SAM (e) liefern aufgrund ihrer mathematischen Ähnlichkeit optisch annähernd gleiche Ergebnisse. Generell fällt auf, dass das SCM-Ergebnis teilweise gegenteilige Ergebnisse liefert als die anderen CVA-Methoden, etwa beim Inselberg im SE des Ausschnitts. Die Ursache dafür könnte darin liegen, dass SCM möglicherweise die spektralen Unterschiede zwischen den Szenen überkompensiert und ins Gegenteil verkehrt. Für die weitere Analyse wird das SID-Bild herangezogen.

In Kapitel 5.1.2 wird auch die Änderung der Oberflächentemperatur als potentieller Veränderungs-parameter angeführt. Diese kann aus thermalen Fernerkundungsdaten bestimmt werden. Der Zusammenhang wird in Kapitel 2.2.1 dargestellt. Dazu sind prinzipiell drei Schritte notwendig:

1. Umrechnen der Grauwerte des Sensors in Strahldichte
2. Eliminieren der atmosphärischen Störeinflüsse
3. Trennen von Temperatur und Emissionsgrad

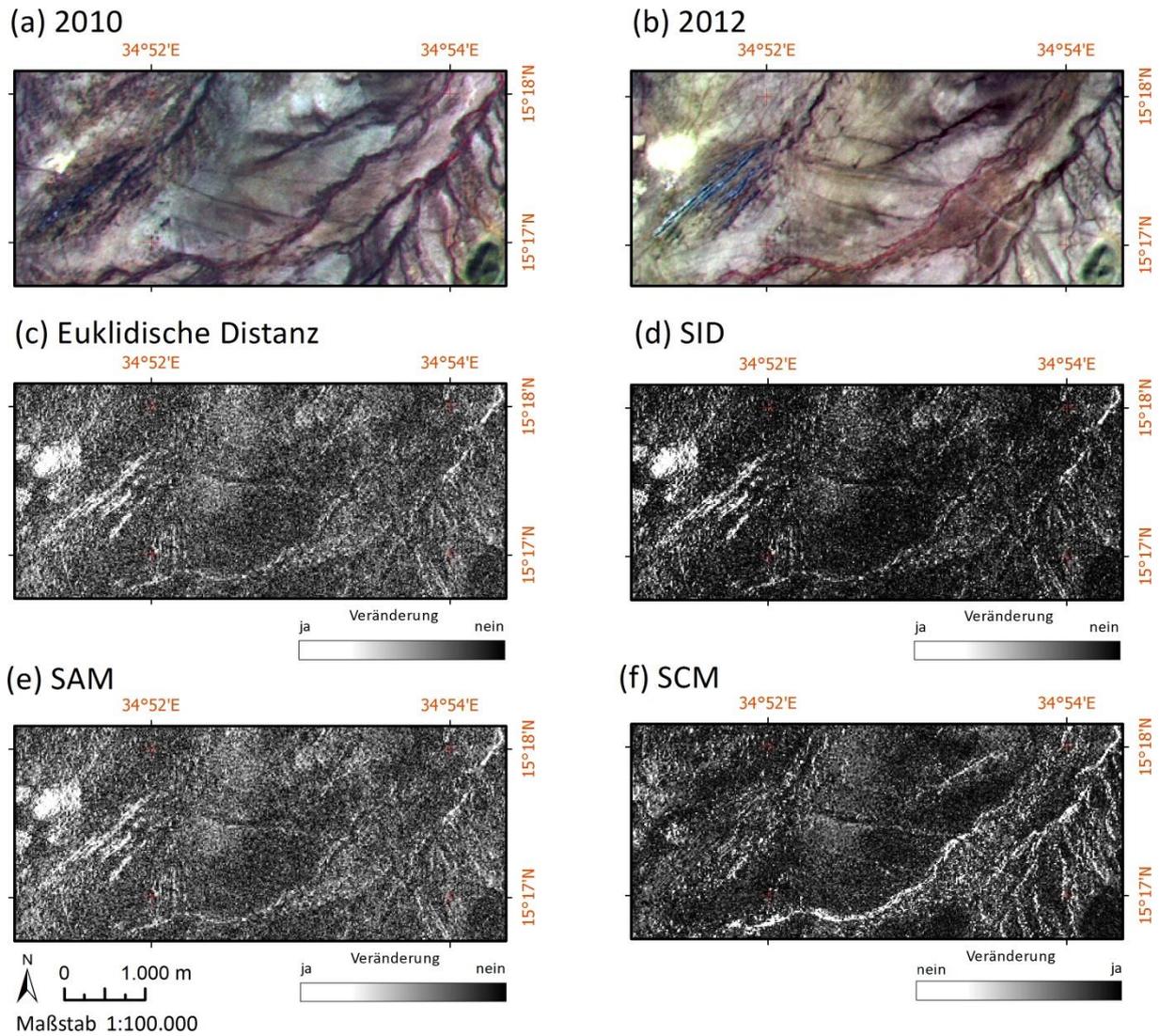


Abb. 41: Vergleich von CVA-Methoden. Erläuterungen im Text.

Punkt 1 erfolgte im Zuge der radiometrischen Bildkorrektur (siehe Kapitel 5.2.3). Für Punkt 2 werden Daten über den atmosphärischen Zustand zum Aufnahmezeitpunkt oder Ground Truth-Daten benötigt, um die korrekten Oberflächentemperaturen zu bestimmen, welche beide nicht vorhanden sind. Für Punkt 3 müsste beispielsweise der TES Algorithmus von Gillespie et al. (1999) mangels Software nachprogrammiert werden, was den Rahmen dieser Arbeit sprengt. Alternativ könnte man die Emissionsgrade ε in der Literatur nachschlagen, wenn Proben vorhanden wären. Vernachlässigt man jedoch die atmosphärischen Störeinflüsse und nimmt die materialabhängigen ε -Werte sowie die Transmissivität der Atmosphäre τ mit 1,0 an, so wird aus Gleichung 6 (S.24) das Plancksche Strahlungsgesetz:

$$L_{sen}^i = \frac{c_1}{\lambda^{i5} \exp\left(\frac{c_2}{\lambda^i * T}\right) - 1} \quad (32)$$

Durch Umformen dieser Gleichung in

$$T = \frac{c_2}{\lambda^{i5} \ln \left(\frac{c_1}{\lambda^i * L_{sen}^i} + 1 \right)} \quad (33)$$

ist es möglich, die sogenannte Strahlungstemperatur T zu ermitteln. Diese entspricht nicht den tatsächlichen Oberflächentemperaturen, weil Oberflächen selektive, graue Strahler sind, sondern der Temperatur eines schwarzen Körpers. Da in diesem Fall aber nur die Änderung der Temperaturen zwischen zwei jahres- und tageszeitlich ähnlichen Aufnahme in einem relativ statischen Untersuchungsgebiet von Interesse ist, kann von einem annähernd gleichen Fehler der Strahlungstemperatur in Bezug auf die Oberflächentemperatur zu beiden Zeitpunkten ausgegangen werden. Die Strahlungstemperatur-Differenz sollte von der tatsächliche Temperaturdifferenz also nur gering abweichen. Mit Hilfe des ERDAS Model Makers werden die Strahlungstemperaturen für die ASTER TIR Daten aus 2010 und 2012 berechnet. Anschließend wird durch einfaches Image Differencing die Änderung in der Strahlungstemperatur ermittelt.

5.3.5 Kartieren von Alterationszonen mit ASTER

Grundlagen zu Entstehung, Aufbau und Kartierung von Alterationszonen werden im Kapitel 3.2.2. näher erläutert. Beim Kartieren von potentiellen Alterationszonen wird auf die radiometrisch absolut korrigierten ASTER VNIR- und SWIR-Daten aus 2005 zurückgegriffen. Zunächst wird die geometrische Auflösung der sechs SWIR-Bänder von 30 m auf 15 m mit *Nearest-Neighbor*-Resampling reduziert. Im nächsten Schritt werden die bearbeitet SWIR- mit den VNIR-Kanälen zu einem einzigen Multispektralbild mit neun Bändern mit einer geometrischen Auflösung von 15 m vereinigt. Nachfolgend wird auf drei Techniken zurückgegriffen:

1. Ratios

Es werden 6 Ratios berechnet, die in zwei RGB Bildern zusammengefasst sind. Im ersten Bild werden die in Kapitel 3.2.2 vorgestellten RBD-Ratios zur Kartierung von Serizit-, Argillit- und Propylit-Alterationszone vereint. Das zweite Bild vereint die ASTER Ratios 4/8 zum Kartieren von alteriertem Gestein, 4/2 zum Finden von eisenreichen Mineralen und 8/9 zur Kontrastverstärkung. Diese Ratio-Kombination wurde der Arbeit von GABR ET AL. (2010) übernommen (GABR ET AL. 2010, S.66) und basiert in den ersten zwei Kanälen auf den LANDSAT TM Ratios von SABINS (1999), die ebenfalls in Kapitel 3.2.2 näher besprochen werden.

2. Feature orientierte Hauptkomponenten Auswahl (FPCS)

Wie in Kapitel 3.2.3 erklärt, wird für jedes gesuchte Alterationsmineral ein spektrales Subset von vier Kanälen aus einem spektralen Referenzsignatur des gesuchten Minerals bestimmt. In dieser Arbeit stammen die Referenzsignaturen aus ASTER Spectral Library v2 des JPL (BALDRIGE ET AL. 2009). Die Auswahl der Alterationsminerale orientiert sich am Zonarbau von hydrothermalen Lagerstätten, wie er in Kapitel 3.2.2 skizziert wird. Für die Serizit-Zone werden Serizit (feinkörniger Muskovit) und Illit gewählt. Kaolinit repräsentiert die Argillit-Zone und Chlorit und Epidot stehen stellvertretend für die Propylit-Zone. Die spektralen Signaturen sind in Abb. 42 im Wellenlängenbereich von 0,4-2,5 µm dargestellt. Die Bereiche, die von ASTER abgedeckt werden, sind grau hinterlegt. Vier ausgewählte Extremstellen im Profil werden nun visuell identifiziert. Tab. 16 beschreibt, in welchem ASTER-Band der Reflexionsgrad der untersuchten Alterationsminerale hoch bzw. niedrig ist. Die auf diese Weise selektierten Bänder werden in einem neuen Vierkanal-Multispektralbild, dem spektralen Subset, vereint. Das spektrale Subset für Kaolinit besteht aus den ASTER-Bändern 1, 4, 6 und 7.

Tab. 16: Höhe des Reflexionsgrades ausgewählter Alterationsminerale in den ASTER VNIR und SWIR-Bänder. Weitere Erläuterungen im Text (nach BALDRIDGE ET AL. 2009)

ASTER	Serizit-Zone		Argillit-Zone	Propylit-Zone	
	Illit	Sericit	Kaolinit	Epidot	Chlorit
Band 1			niedrig	niedrig	hoch
Band 2					niedrig
Band 3		hoch			
Band 4			hoch		
Band 5	Hoch			hoch	hoch
Band 6	Niedrig	niedrig	niedrig		
Band 7	Hoch	hoch	hoch		
Band 8	Niedrig			niedrig	niedrig
Band 9		niedrig		hoch	

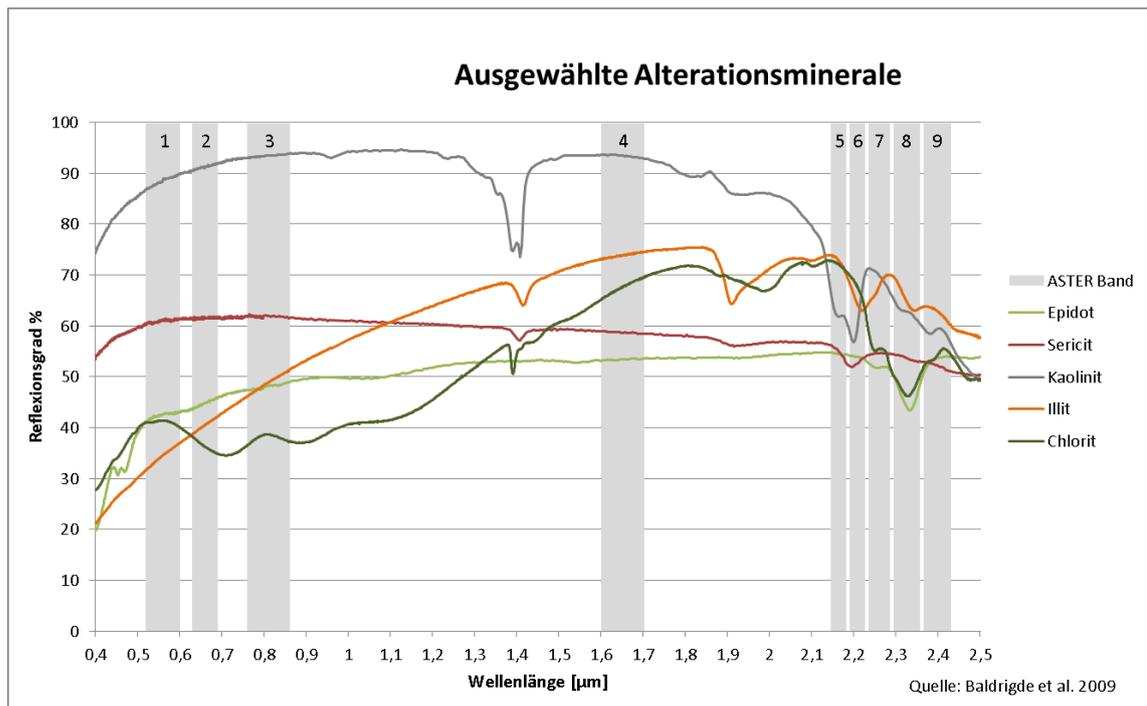


Abb. 42: Spektrale Signaturen ausgewählter Alterationsminerale. Weitere Erläuterungen im Text (nach BALDRIGDE ET AL. 2009)

Im nächsten Schritt wird eine PCA mit den spektralen Subsets mit ERDAS Imagine durchgeführt. Danach werden die Eigenvektor- oder auch Ladungsmatrix sowie die Eigenwerte analysiert. Tab. 17 zeigt die Ladungsmatrix, Eigenwerte und Reflexionsverhalten von Kaolinit im Bereich der Minen. Aus den Eigenwerten geht hervor, dass 95% der gesamten Bildinformation im PC1-Bild enthalten sind. Alterationsminerale stellen aber, wie in 3.2.3 erwähnt, eine spektrale Anomalie dar und sind in somit in den hinteren Hauptkomponenten mit niedrigen Eigenwerten zu finden. Daher sind besonders die Hauptkomponenten 3 und 4 von Interesse, die beide weniger als 0,1% der Bildinformation enthalten. In PC3 und PC4 wird daher nach den stärksten gegensätzlichen Ladungen gesucht. PC 4 erhält von Band 6 eine starke negative und von Band 7 eine stark positive Ladung. Aus Tab. 16 ist bekannt, dass Kaolinit einen hohen Reflexionsgrad in Band 7 und einen niedrigen in Band 6 hat. Daher wird kaolinitreiches Gestein im PC4-Bild heller dargestellt.

Tab. 17: Ladungsmatrix von Kaolinit. Gelb unterlegt: die stärksten konträren Ladungen, ρ = Reflexionsgrad. Weitere Erläuterungen im Text.

Kaolinit	PC 1	PC 2	PC 3	PC 4	ρ
Band 1	0,913494728	-0,406689092	-0,009863026	-0,005838308	Niedrig
Band 4	0,388126259	0,878984755	-0,274593403	-0,036636997	Hoch
Band 6	0,088525208	0,187506742	0,800390549	-0,562476202	Niedrig
Band 7	0,083956398	0,163801722	0,532800293	0,82598073	Hoch
Eigenwerte [%]	95,191	4,694	0,076	0,039	

Abschließend wird das PC4-Bild in einem Schwellwertverfahren nach Formel 12 (S.28) mit ERDAS Model Maker gefiltert. Der Skalierungsfaktor α wird mit 1,0 angenommen. Die Kartierung der anderen Alterationsminerale erfolgt nach demselben Schema.

3. Kombinierte Ratio-PCA-Methode nach ZHANG ET AL. (2007)

Der Workflow dieser Methode wird in Kapitel 3.2.3 erklärt und in Abb. 43 dargestellt. Zunächst werden die SWIR-Ratios nach NINOMIYA ET AL. (2003) berechnet und zu einem Vierkanal-Multispektralbild zusammengefügt. Danach wird eine PCA durchgeführt und der Schwellwert mit der einfachen Standardabweichung für das PC1-Bild, das die Hauptinformation aus allen vier Ratios enthält und daher stellvertretend für alle Alterationsminerale angesehen wird, festgelegt. Grauwerte über dem Schwellwert werden als Alterationszonen ausgewiesen.

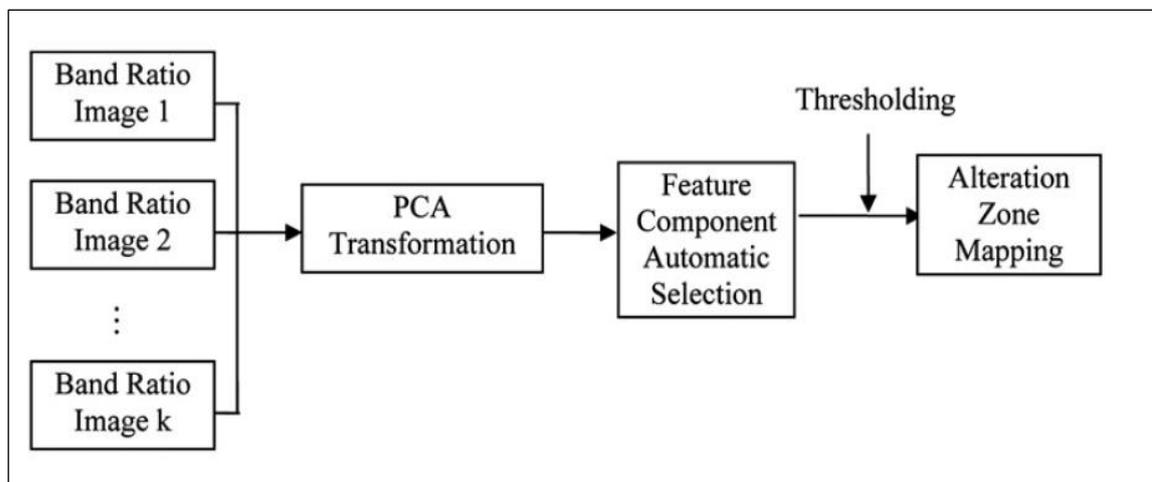


Abb. 43: Kombiniertes Ratio-PCA-Verfahren nach ZHANG ET AL. (2007). Weitere Erläuterungen im Text (Quelle: ZHANG ET AL. 2007, S.277)

6 Ergebnisse

6.1 Entwicklung der Minen zwischen 2010 und 2014

Durch visuelle Bildinterpretation aller akquirierten Datensätze kann der Beginn der Minen-Aktivitäten östlich von El Subbagh in das Jahr 2010 gelegt werden. Ein genauer Monat kann dabei nicht genannt werden. Ausdehnung der Minen im November 2010 und beobachtete Zuwachsraten zwischen den Zeitständen lassen jedoch vermuten, dass der „Goldrausch“ in dieser Gegend schon sehr früh im Jahr eingesetzt hat. Am Anfang konzentrieren sich die mit ASTER und LANDSAT-Daten erfassbaren Tagebauarbeiten auf die Mine im SW, wie aus Abb. 44 hervorgeht. Im Jahr 2011 sind die Aktivitäten bereits auf 3 Hotspots verteilt. Die bekannte Mine wird erweitert und im Zentrum des UG bildet sich ein mächtiger, SW-NE-streichender

Minenkomplex aus, der sich Ende März 2013 über eine Länge von ca. 8,5 km erstreckt. Außerdem werden erstmals auch Aktivitäten im SE des UG registriert. Im Jahr 2012 kommen noch zwei kleinere Abbaugelände nordöstlich der seit 2010 bestehenden Mine und nordwestlich des Binnendeltas im Norden des Gebiets hinzu. 2012 und 2013 werden bestehende Minenkomplexe in erster Linie erweitert. Es folgt eine Zäsur in der Entwicklung durch das Flutereignis von Anfang August 2013, das ein weiteres satellitengestütztes Monitoring der Minen nicht weiter ermöglicht. Die vom Modell detektierte, aber stark zu hinterfragende Minausdehnung im Februar 2014 ist der Vollständigkeit halber als graue Linie angedeutet.

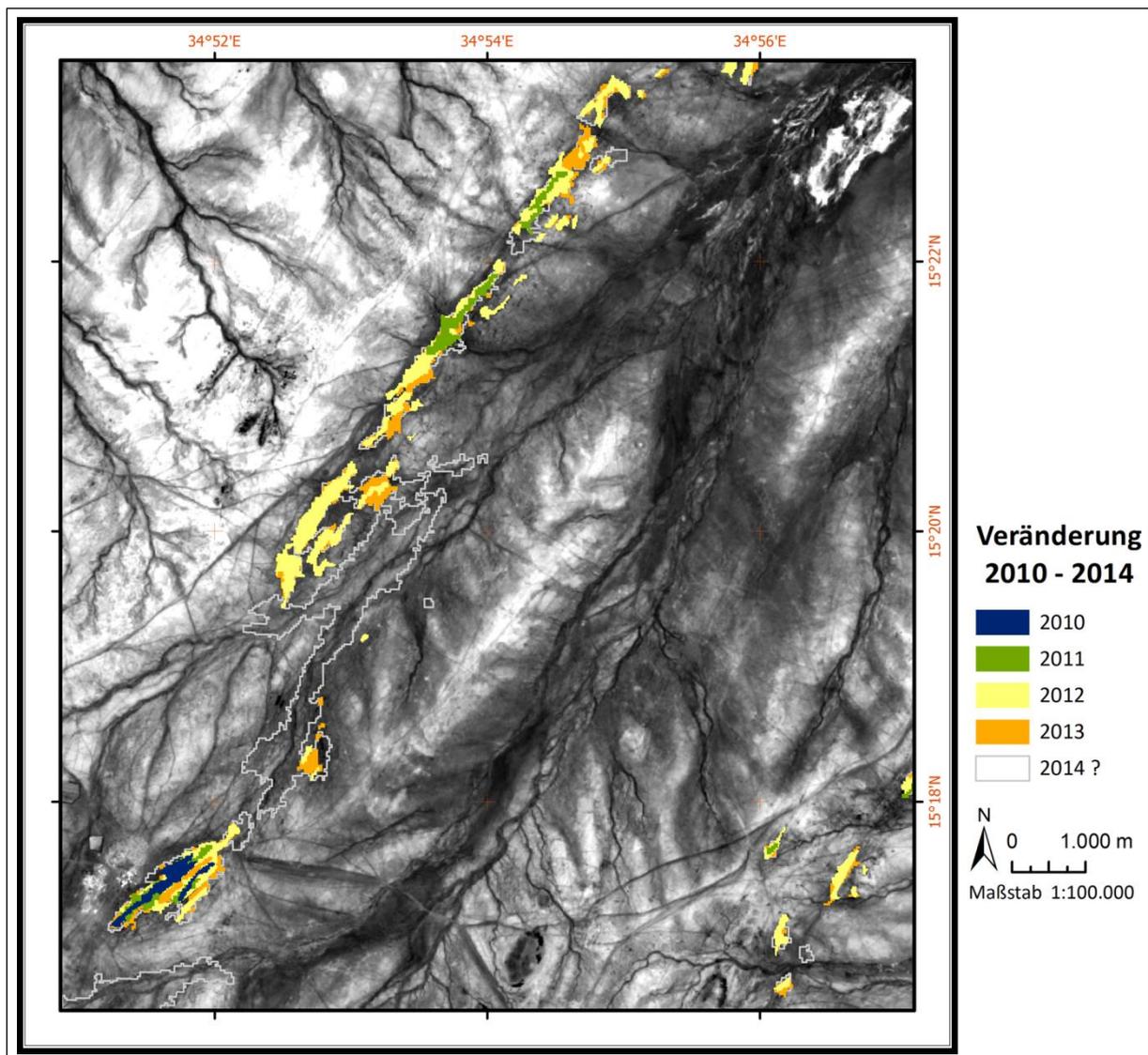


Abb. 44: Change Map der Minenregion um El Subbagh von 2010 bis 2014. Der Ausbreitungsstand ist aufgrund des Flutereignisses von August 2013 zu hinterfragen. Weitere Erläuterungen im Text.

Die Flächenstatistik in Tab. 18 zeigt, dass der Goldabbau im von November 2011 bis Dezember 2012 sowohl absolut als auch relativ am stärksten zugenommen haben. Die durchschnittliche Zuwachsrate der Minen zwischen den untersuchten Zeitpunkten liegt bis Ende 2012 bei ca.

81 ha bzw. 78%. Die Werte für März 2013 werden bewusst in der Durchschnittsberechnung vernachlässigt, da zwischen den Zeitpunkten 3 und 4 lediglich 3,5 Monate liegen. Simplex Extrapolieren auf das Gesamtjahr ist aufgrund des Flutereignisses und einer möglichen Beeinträchtigung des Minenbetriebs nicht zulässig. Ein Zuwachs wie im Jahr 2012 ist allerdings nicht zu erwarten, weil die Zunahme im ersten Quartal 2013 nur etwa 3,5 ha beträgt. An dieser Stelle wird nochmals darauf hingewiesen, dass aufgrund der geometrischen Auflösung der Daten aller drei eingesetzten Sensoren die Minen, besonders die kleinen Gruben, weder in ihrer Anzahl noch in ihrer exakten geometrischen Form korrekt erfasst werden können. Weiters gilt es zu bedenken, dass jeder Sensor unterschiedliche Eigenschaften besitzt, die sich auch geringfügig auf die Ergebnisse auswirken, wodurch die Sensoren nicht exakt miteinander vergleichbar. Die hier präsentierten Werte sind also als bestmögliche Annäherung mit dem vorhandenen Datenmaterial zu verstehen.

Tab. 18: Flächenänderung der Minen zwischen 2010 und 2013. Weitere Erläuterungen im Text.

Aufnahmedatum	Sensor	Ausdehnung [ha]	Veränderung [ha]	Veränderung [%]
06.11.2009	LANDSAT 5 TM	0	-	-
11.11.2010	ASTER VNIR/TIR	22,725	+22,725	+100,00
06.11.2011	LANDSAT 5 TM	57,87	+35,145	+60,73
12.12.2012	ASTER VNIR/TIR	244,417	+186,547	+76,32
31.03.2013	LANDSAT 8 OLI/TIRS	249,75	+5,333	+2,14
Durchschnitt bis 12.2012		-	81,472	79,02

Diese Entwicklung lässt sich auch anhand des SID-Intensitätsbildes in Abb. 45 für die Minen rekonstruieren. Die spektralen Änderungen zwischen November 2010 und Dezember 2012 sind besonders in den 2011 hinzugekommenen Minen sehr stark. In der südwestlich gelegenen, älteren Mine halten sich die spektralen Änderungen in Grenzen, weil dort bereits 2010 aktiver Goldabbau stattfindet. Der Großteil der im Jahr 2012 hinzugekommenen Abbaugelände weist ebenfalls eine ähnlich geringe Veränderung auf. Die Intensität der Veränderung könnte daher unter Umständen einen Hinweis auf das Alter der Minen ab November 2010 und damit auf die chronologische Entwicklung geben. Diese würde weitestgehend mit den in Abb. 44 gezeigten Expansionsstadien der Minen übereinstimmen. Die südwestliche Mine des langen NE-SW-orientierten Minenkomplexes scheint diesen Zusammenhang nicht ganz zu erfüllen. Möglicherweise erfolgte dort der Beginn des Tagebaus unmittelbar nach dem Aufnahmezeitpunkt der LANDSAT 5-Szene im November 2011 oder der Goldabbau kann

aufgrund methodischer Defizite oder geringerer geometrischer Auflösung von LANDSAT 5 gegenüber ASTER VNIR erst zum Zeitpunkt 2012 registriert werden.

Denkbar wäre allerdings auch, dass ein direkter Zusammenhang zwischen Minenaktivität und spektraler Änderung besteht. Das heißt, dass in Minen mit hohem SID-Wert besonders intensiv und tief gegraben wurde. In der schon zuvor bestehenden Mine sind die Änderungen deshalb gering, weil schon vor November 2010 Goldabbau betrieben wurde. Aufgrund der misslungenen Ableitung von Oberflächenmodellen bzw. ohne Feldbegehung kann dieser Zusammenhang jedoch nicht nachgewiesen werden.

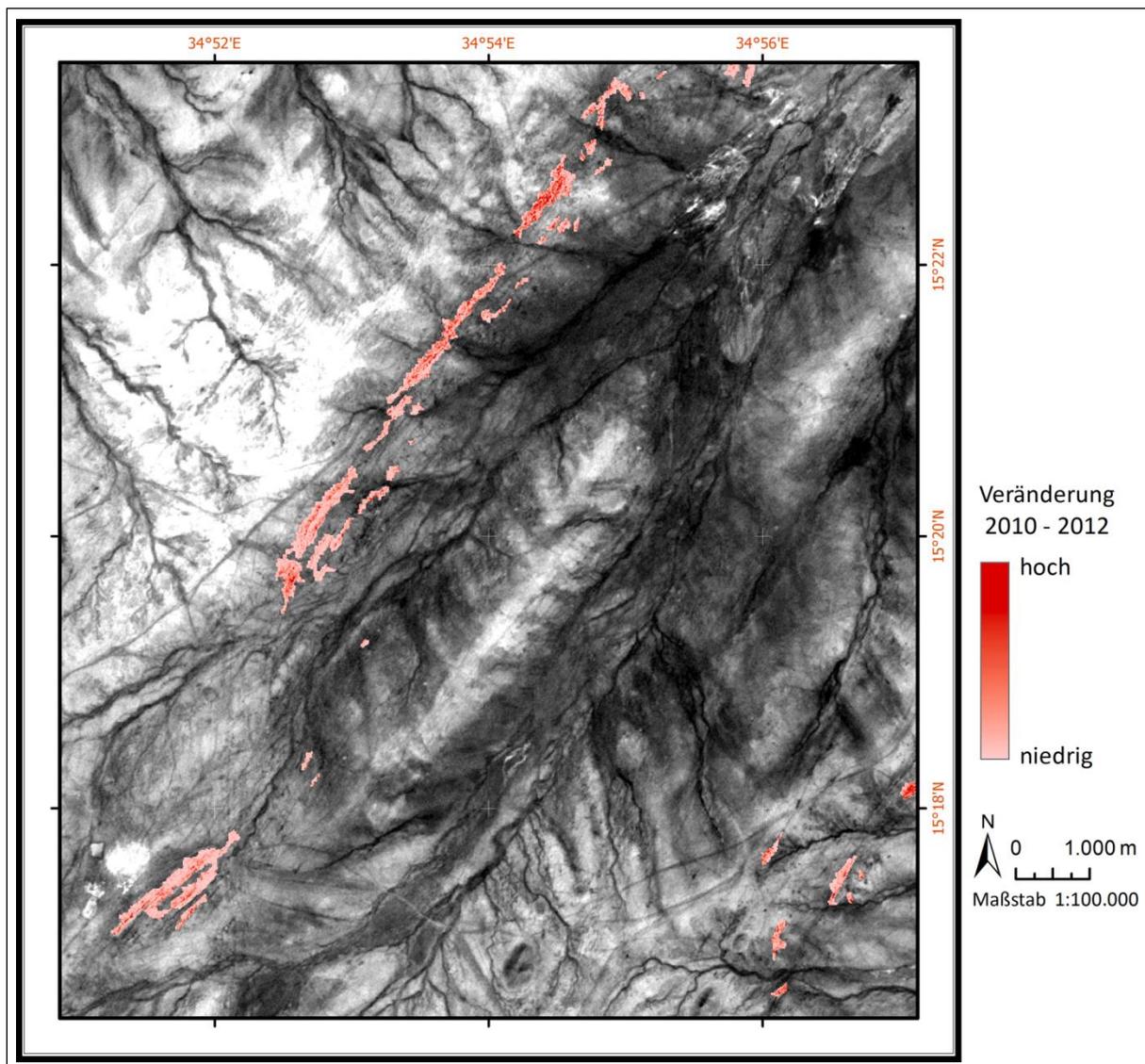


Abb. 45: SID-Veränderungsbild im Bereich der Minen. Weitere Erläuterungen im Text.

Möglicherweise besteht auch ein Zusammenhang zwischen SID-Werten und Lithologie. Niedrige SID-Werte lassen den Schluss zu, dass die überlagernden Sedimente 2010 die goldführenden Quarzadern nur spärlich bedecken und daher ähnliche spektrale Eigenschaften wie die bis

Dezember 2012 angelegten Minen haben. Für die schon vorher bestehende Mine wiederum ist die spektrale Veränderung deshalb geringer, weil die goldführenden Gesteine bereits 2010 freigelegt sind.

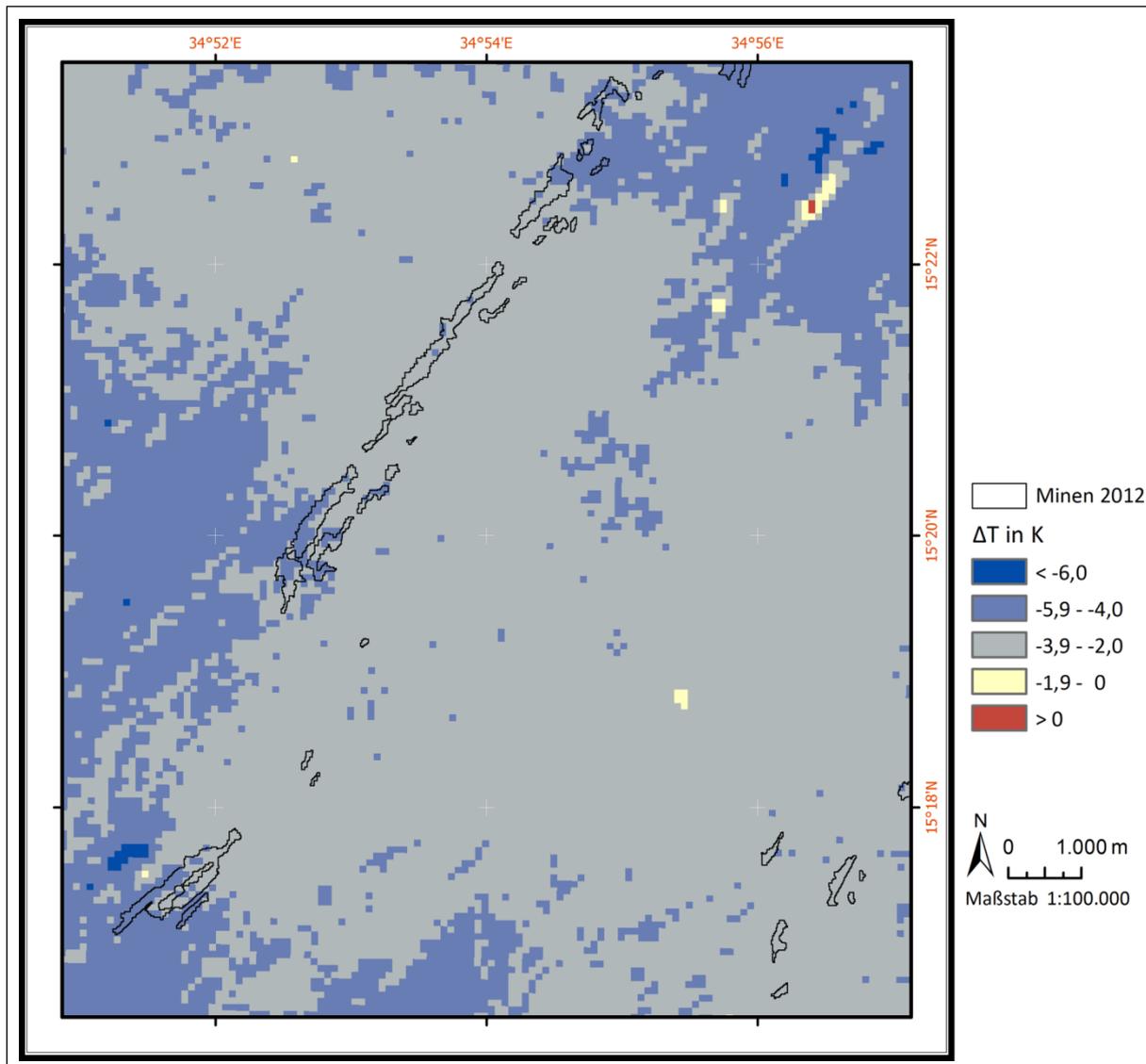


Abb. 46: Differenzkarte der ASTER Band 12-Strahlungstemperatur. Weitere Erläuterungen im Text.

Dem gegenüber stehen allerdings die Differenzen der ASTER-Band 12-Strahlungstemperatur in Abb. 46. Quarz ist ein schlechter Wärmespeicher im Vergleich zu den überlagernden *Butana Clays*, weil er, wie in Kapitel 3.2.1 beschrieben, im Thermalinfrarot stark emittiert, besonders in ASTER-Band 12. Tonminerale haben diese Eigenschaft aufgrund ihres eingebauten Kristallwassers nicht oder nur sehr eingeschränkt. Je größer also die Temperaturdifferenz, desto höher ist 2012 der Anteil von Quarz und desto geringer ist der Anteil von Ton gegenüber 2010. Eine niedrige Temperaturdifferenz legt die Vermutung nahe, dass der Quarzgehalt 2010 ähnlich hoch ist wie 2012, insbesondere dann, wenn man die mittlere Temperaturdifferenz zwischen

November und Dezember mitberücksichtigt, die für das nahe gelegene Halfa El Gedida in etwa 3,2 K beträgt (nach KNMI, abgerufen 6.2014).

Eine niedrige Differenz spricht also entweder für eine nicht vollständig ausgebildete sedimentäre Überlagerung des Basiskomplexes oder für quarzreiche Oberflächensedimente. Ein Vergleich des SID-Bildes und des Temperaturdifferenzbildes zeigt, dass Minen mit kleinen Temperaturdifferenzen tendenziell hohe spektrale Änderungen aufweisen, während Minen mit größeren Temperaturdifferenzen niedrigere SID-Werte haben. Dieser indirekt proportionale Zusammenhang spricht gegen eine lokal spärlich ausgeprägte Sedimentauflage vor dem Beginn der Minenaktivität, sondern eher für quarzführende Sedimente, die auf den Tonen abgelagert wurden und gemeinsam mit den Tonen beim Erschließen der goldführenden Quarzader abgetragen wurden. Daher fallen die spektralen Änderungen im VNIR-Bereich hoch aus, während sich die Strahlungstemperatur im selben Zeitraum weniger stark ansteigt. Bei der 2010 schon bestehenden südwestlichen Mine erhöht sich die Strahlungstemperatur deshalb, weil die Quarzadern 2012 gegenüber 2010 besser freigelegt sind.

Ohne genauere Kenntnisse sind diese Überlegungen jedoch theoretischer Natur. Darüber hinaus muss bei der Interpretation der Daten die nicht vollständige Anpassung der Grauwerte trotz Histogramm-Matchings und die damit einhergehenden Fehler in Evidenz gehalten werden. Veränderungen auf Basis der Strahlungstemperaturdifferenzen alleine zu zeigen, ist nur eingeschränkt möglich, wie Abb. 46 verdeutlicht. Zum einen ist die geometrische Auflösung des ASTER TIR-Sensors mit 90 m relativ grob. Zum anderen finden auch temperaturwirksame Änderungsprozesse in den umgebenden Wadis und Binnendeltas statt. Des Weiteren hat es den Anschein, dass auch quarzführende Oberflächensedimente vorhanden sind. Da die Methode der Strahlungstemperaturdifferenzen auf der Annahme aufbaut, dass Tonminerale zugunsten von Quarz im Bereich der Minen abnehmen, kann in solchen Fällen kaum eine Änderung festgestellt werden, obwohl sie stattfindet.

6.2 Alterationskartierung im engeren Untersuchungsgebiet

In Abb. 47 ist die Ratio-Kombination nach GABR ET AL. (2010) - 4/8,4/2 und 8/9 in RGB - der ASTER-Aufnahme von März 2005 dargestellt. Die Minen sind mit schwarzen Linien zum Ausbreitungsstand März 2013 angedeutet. Sie werden größtenteils von hellgrünen bis gelblichgrünen Sedimenten unterlagert, was auf einen hohen Eisengehalt hindeutet. Mit zunehmendem Gelb gewinnen Alterationsminerale an Bedeutung. Die in gelb gefärbten Inselberge im Süden des UG bestehen demnach aus zur Hälfte aus eisenhaltigen und alteriertem Gestein. Ein Vergleich

mit der geologischen Karte in Abb. 13 (S.56, links) legt nahe, dass es sich dabei um metavulkanisches Gestein handelt, dessen gelblich-grün gefärbter Erosionsschutt entlang der Wadis nach Norden transportiert wird. Alterationsminerale werden durch die pinken Bildbereiche repräsentiert und kommen verstärkt im östlichen UG vor. Allerdings handelt es sich dabei um erodiertes Material und nicht um anstehendes Gestein. Violette und bläuliche Bereiche repräsentieren Bereiche, in denen weder eisen- noch hydroxidreiche Minerale stark vertreten sind.

Dabei könnte es sich um die quarzführenden Oberflächensedimente handeln, die im Kapitel zuvor vermutet werden. Die Lage der Minen mit niedrigen Strahlungstemperaturdifferenzen stimmt relativ gut mit den bläulich-violetten Bildbereichen überein. Oberflächliche Alterationszonen, die laut GABR ET AL. (2010) durch einen zartrosa bis weißen Farbton auftreten, können im UG nicht festgestellt werden (GABR ET AL. 2010, S.66).

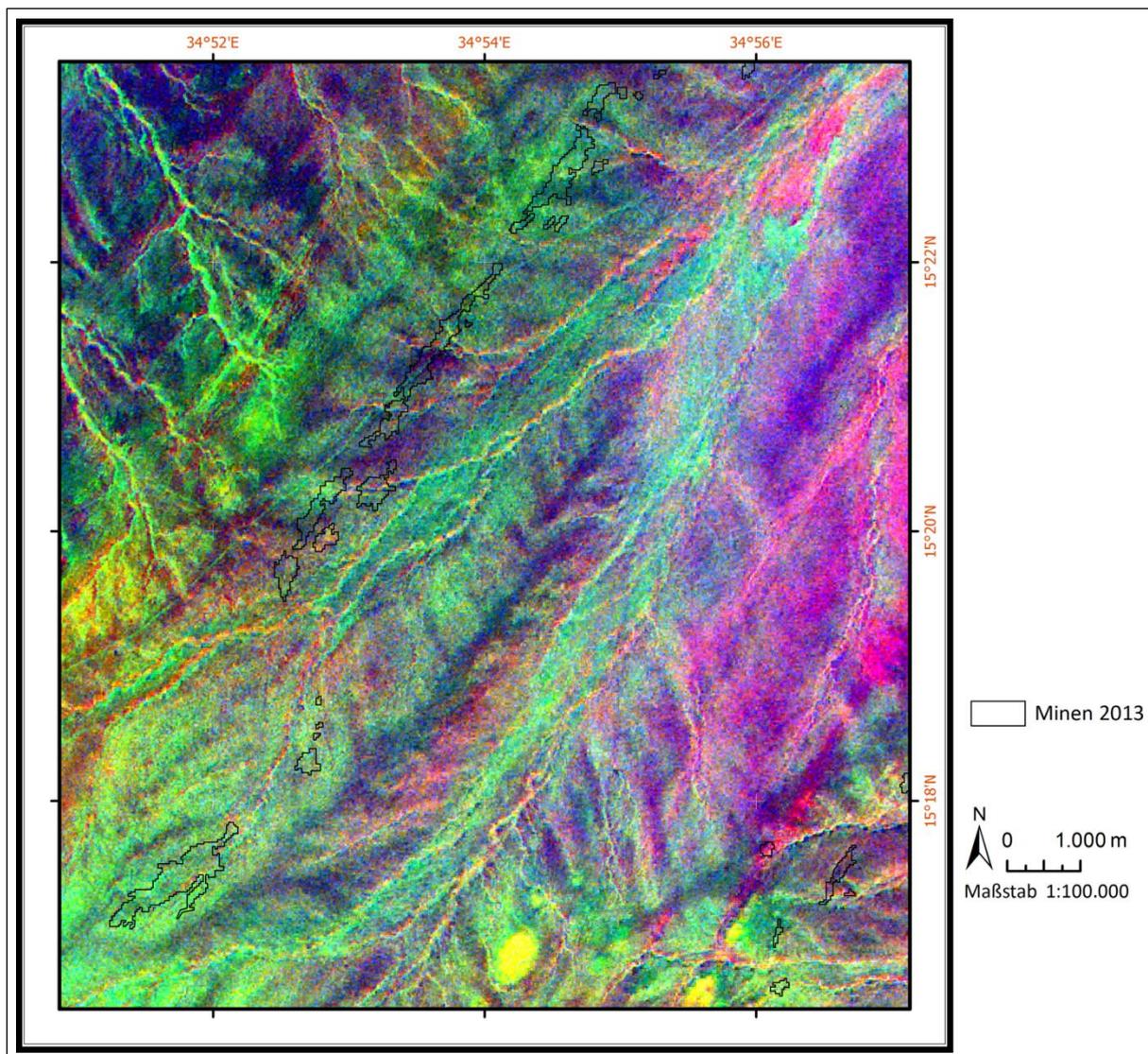


Abb. 47: ASTER Ratio-Kombination 4/8, 4/2, 8/9 in RGB nach GABR ET AL. 2010. Weitere Erläuterungen im Text.

Dieses Ergebnis wird durch die kombinierte Ratio-PCA-Methode von ZHANG ET AL. (2007) bestätigt, das in Abb. 48 dargestellt ist. Die darin ausgewiesenen Alterationszonen decken sich mit den bläulich-violetten Bildbereichen in Abb. 47, bei denen es sich vermutlich um quarzführende Sedimente handelt. Die Auswertung der Eigenvektor-Matrix zeigt, dass insbesondere der OH-Index einen hohen Beitrag zur abgebildeten PC1-Bild leistet, das mit einem Eigenwert von 80% den Großteil der spektralen Information beinhaltet. Weniger stark ist der Beitrag von Kaolinit. Der Beitrag von Calcit und Alunit ist indes minimal. Das lässt vermuten, dass es sich bei den betreffenden Gebieten um kristallinen Erosionsschutt bestehend aus Quarz und Verwitterungsprodukten von Feldspäten und Glimmern handelt. Die Minen sind nur marginal im zentralen UG und im SE von diesen Zonen kaum betroffen.

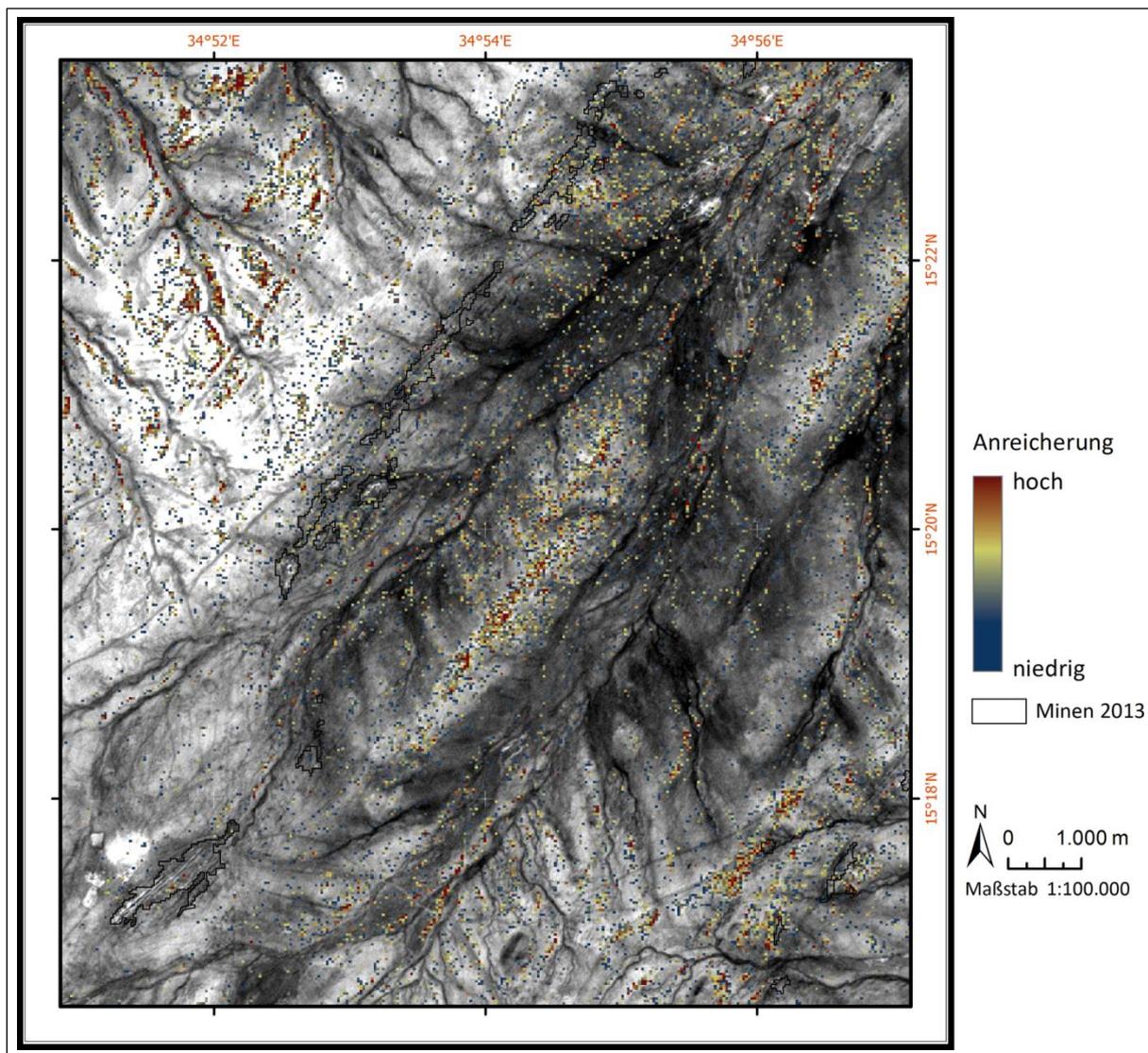


Abb. 48: Ergebnis der kombinierten Ratio-PCA-Methode von ZHANG ET AL. 2007. An der Oberfläche sind keine geschlossenen Alterationszonen zu erkennen. Weitere Erläuterungen im Text.

Das RBD-Ratio-Bild in Abb. 49 versucht die Sedimente an der Oberfläche einer bestimmten Alterationszone zuzuweisen. Da aber, wie die vorher präsentierten Ergebnisse zeigen, keine nachweisbaren, oberflächlichen Alterationszonen existieren, ist die Karte eher als Klassifikation von bestimmten Mineralgesellschaften zu interpretieren. Des Weiteren muss bei der Interpretation berücksichtigt werden, dass der SWIR Crosstalk nicht korrigiert wurde und daher die Resultate einem gewissen Fehler unterliegen, besonders die Argillit- und Propyllit-Zone (Agar o.J., S.9).

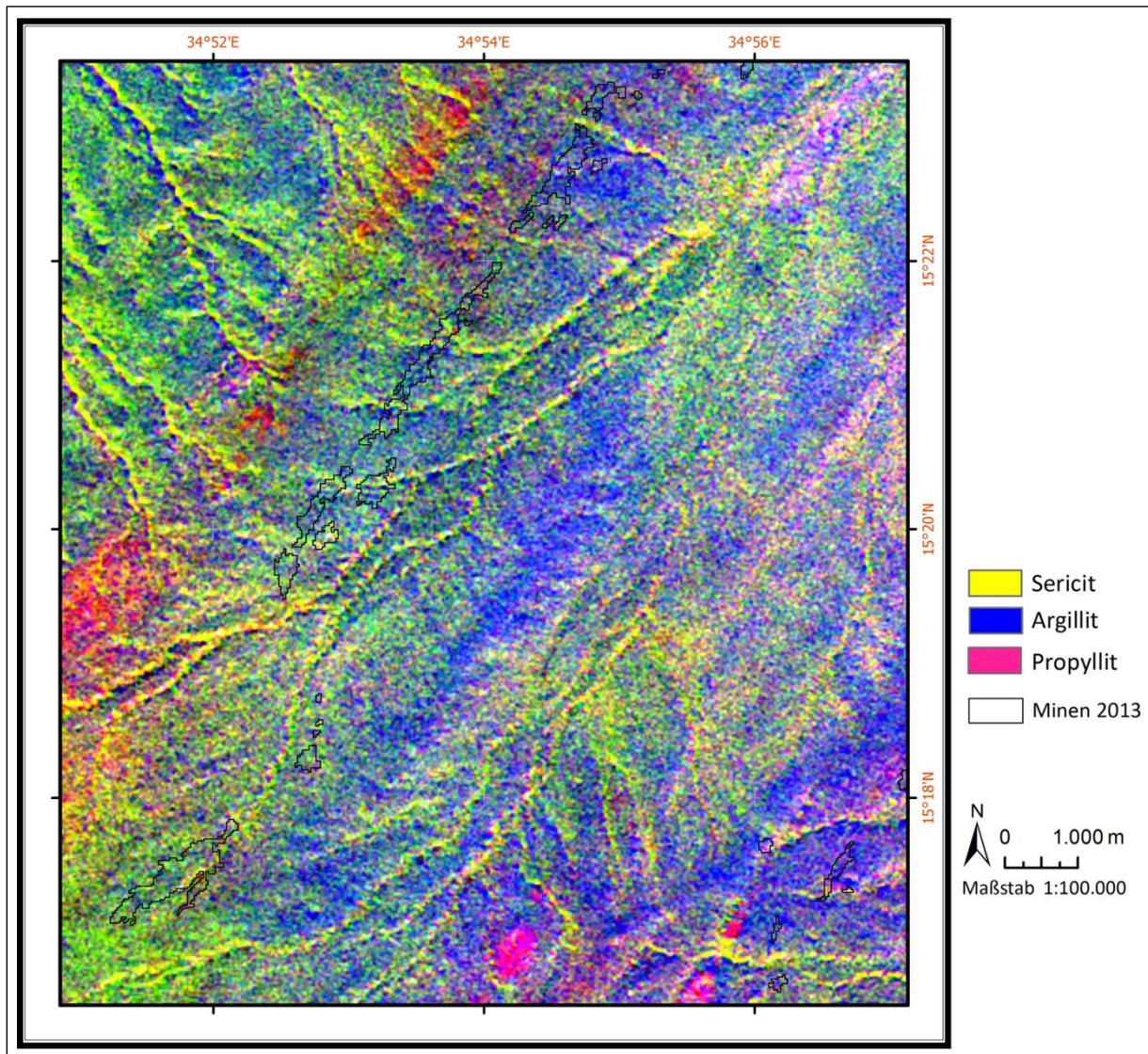


Abb. 49: Alterationszonen dargestellt in einem RBD-Ratio-Bild. Weitere Erläuterungen im Text.

Die grün-gelblichen Bereiche repräsentieren Minerale der Serizit-Zone, blaue Gebiete Minerale der Argillit-Zone und die roten bis pinken Bereiche Minerale der Propyllit-Zone. Die Minen stehen hauptsächlich in Kontakt zu argillitischen Mineralen. Minerale mit serizitischem Trend sind eher wenig ausgeprägt. Dabei dürfte es sich allerdings weniger um Alterationsminerale als viel mehr

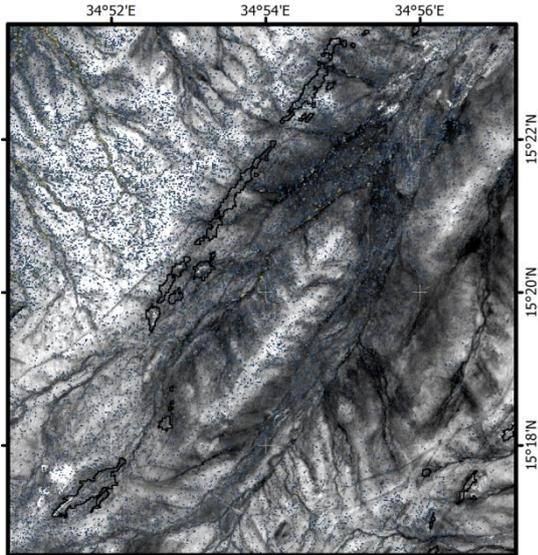
um kristallinen Erosionsschutt handeln. Kaolinit ist ein Verwitterungsprodukt von Feldspat, Illit ein Verwitterungsprodukt von Muskovit.

Die Minerale der Propylit-Zone sind vor allem auf die freiliegenden Gesteine des Basiskomplexes beschränkt. Das indiziert einen hohen Anteil an Epidot und Chlorit, deren Auftreten in Kombination mit der geologischen Karte diese Gesteine zweifelsfrei als Metavulkanite identifiziert. Beide Minerale sind typisch für die Grünschieferfazies, wodurch zwei der Voraussetzungen für den Lagerstättentyp einer nicht schichtgebundenen, goldführenden Quarzadern, die BOTROS (2004) nennt (siehe Kapitel 4.1.1) mit dieser ASTER-Ratio nachweisbar sind. Aber auch hier gilt, dass die Entstehung nicht auf eine hydrothermale Alteration zurückzuführen ist, sondern auf die Regionalmetamorphose während der pan-afrikanischen Orogenese.

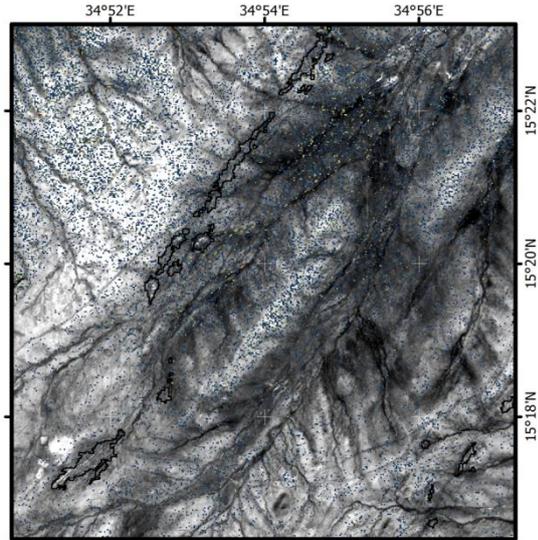
Die Mineralienkartierung nach der FPCS-Methode, dargestellt in Abb. 50, bestätigt das RBD-Ratio-Bild. Illit und Serizit sind nur spärlich vorhanden und sind zufällig im UG verteilt. Epidot und Chlorit konzentrieren sich, wie erwartet, auf die aufgeschlossenen Gesteine des Basiskomplexes. Kaolinit kommt demzufolge in hoher Konzentration im NW und SE des UG vor und decken sich mit den blauen Gebieten des RBD-Bildes und den violetten Bereichen der Ratio-Kombination nach GABR ET AL. (2010).

Wie sich zeigt, liefern die verschiedenen Methoden konsistente Ergebnisse. Der gewünschte Zusammenhang zwischen Minen und Lithologie in Form von Alterationszonen kann damit nicht gezeigt werden. Zu mächtig ist die sedimentäre Auflage auf den goldführenden Quarzadern und zu gering ist die oberflächliche Ausprägung der kristallinen Gesteine des Basiskomplexes. Dort, wo sie die Tonebene im UG überragen, offenbaren sie allerdings keine, zumindest mit ASTER nicht nachweisbare Alteration. Dafür sind sie vermutlich zu weit von den Minen entfernt. Gezeigt werden hingegen kann, dass die quartären Sedimente höchstwahrscheinlich kristallinen Ursprungs sind und der unterliegende Basiskomplex sehr wahrscheinlich aus grünschieferfaziell überprägten Gesteinen vulkanischen Ursprungs besteht.

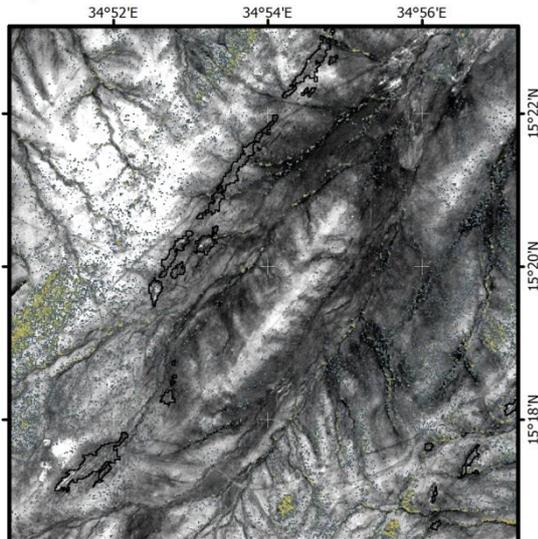
Serizit



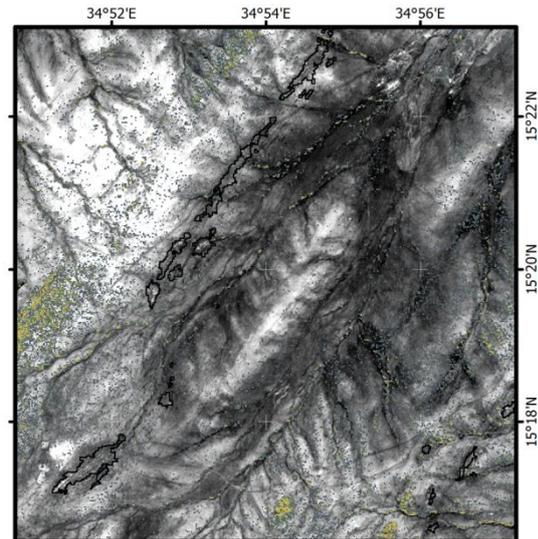
Illit



Epidot



Chlorit



Kaolinit

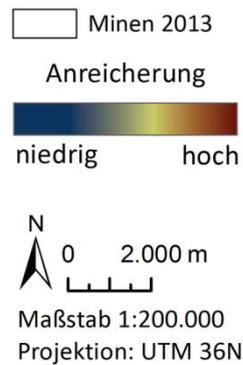
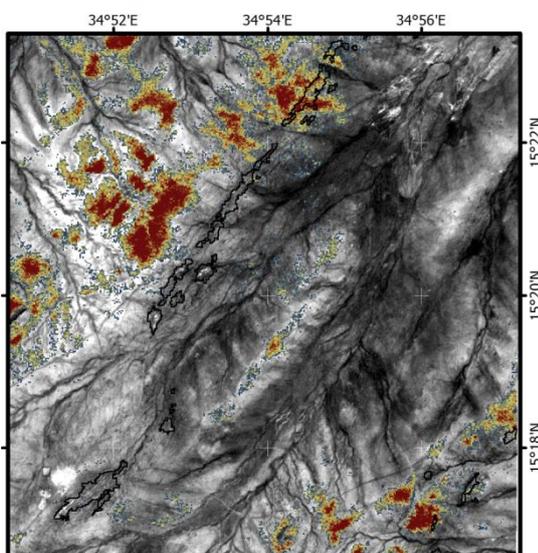


Abb. 50: Alterationsmineralkartierung mit der FPCS-Methode nach CROSTA ET AL. 2004. Weitere Erläuterungen im Text.

6.3 Minen im erweiterten Untersuchungsgebiet

Trotz großer Schwierigkeiten bei der Übertragung des entwickelten Detektionsmodells auf das erweiterte UG können mit Hilfe des Modells in Kombination mit hochauflösenden Aufnahmen von Bing Maps™ und Goolge Earth™ zum Stand April 2013 sechs weitere Abbaugelände in Butana nachgewiesen werden. Diese sind in Abb. 51 als rote Kästen über der LANDSAT 8-Szene dargestellt. Die Größe dieser Minenkomplexe ist aber im Verhältnis zu den Gruben östlich von El Subbagh relativ klein und entspricht mit einer Länge zwischen 200 und 500m jener der Abbaugelände SE des engeren UG. Eine Ausnahme bildet der etwa drei km lange Komplex westlich von Badriya.

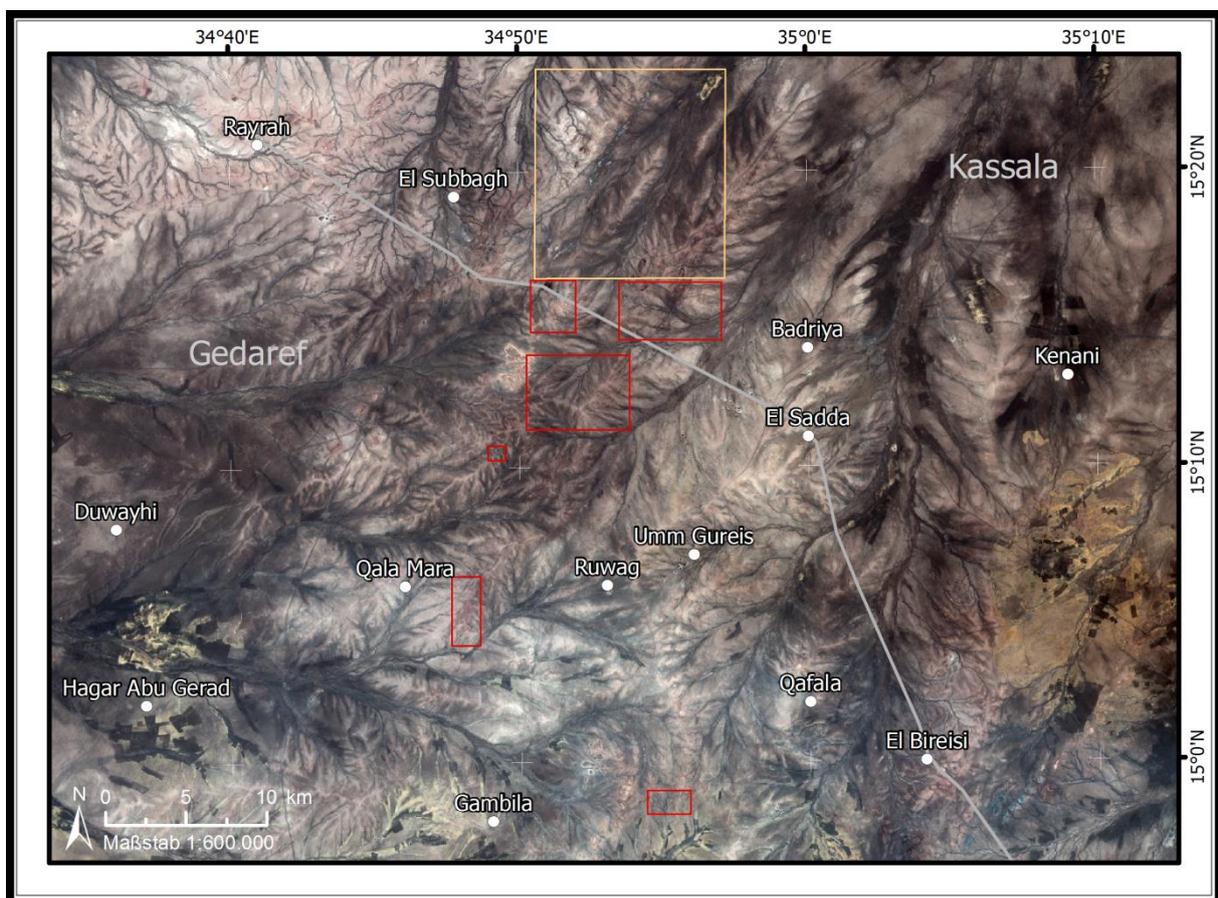


Abb. 51: Minengebiete im erweiterten Untersuchungsgebiet. Gelber Kasten: bekanntes Gebiet. Roter Kästen: neue Gebiete. Weitere Erläuterungen im Text.

Größe und Dichte der Minen nehmen Richtung Süden ab. Die südlichste Mine, die im erweiterten UG ausgemacht werden kann, liegt östlich von Gambila. Südlich von Gambila und Hagar Abu Gerad beginnen die Ackerbaugelände der industriellen Landwirtschaft. Die charakteristische, langgestreckte Form mit größtenteils nördlich bis nordöstlicher Ausrichtung ist im gesamten UG anzutreffen. Das lässt vermuten, dass es sich um den gleichen überall um denselben Lagerstättentyp handelt. Mit Ausnahme einer Grube an der nordöstlichen Ecke des

Inselbergs auf halbem Weg zwischen El Subbagh und Ruwag befinden sich keine Minen direkt an den oberflächlich sichtbaren Gesteinen des Basiskomplexes, sondern oft in der Nähe von Wadis. Offensichtlich orientieren sich die Bergmänner bei Auswahl des Abbauplatzes mehr an den Wadis, die den geologischen Störungszonen mit den goldführenden Quarzadern folgen, als am oberflächlich anstehenden Gestein.

7 Diskussion und Ausblick

Zum Abschluss der Arbeit werden die in Kapitel 1.2 formulierten Forschungsfragen unter Berücksichtigung der gewonnenen Ergebnisse beantwortet und ein Ausblick auf Verbesserungsmöglichkeiten und offen gebliebene Fragestellungen gegeben.

7.1 Ergebnisse im Kontext der Forschungsfragen

- 1. Kann eine Veränderung der Minen im Untersuchungsgebiet mit Hilfe von LANDSAT und ASTER-Daten mit Techniken der Fernerkundung festgestellt werden?*

Wie die Ergebnisse verdeutlichen, können Veränderungen der Minen mit allen drei untersuchten Sensoren – ASTER, LANDSAT 5 TM, LANDSAT 8 OLI/TIRS – festgestellt werden. Bedingt durch unterschiedliche Eigenschaften muss jedoch jeder Sensor individuell aufbereitet und analysiert werden. ASTER-Daten eignen sich für die Fragestellung dieser Arbeit gut, vor allem wegen ihrer nativen, geometrischen Auflösung im VNIR von 15 m. Diese erweist sich nach Ansicht des Autors als idealer Kompromiss zwischen geometrischer Genauigkeit und nötiger Generalisierung der Minen für Überblickszwecke. LANDSAT-Daten hingegen punkten mit höherer Spektralinformation und einer geringfügig besseren Trennbarkeit zwischen Minen und Nicht-Minen, erfassen aber mit einer geometrischen Auflösung von 30 m kleinere Gruben nicht. Verbesserung der Auflösung durch *Pansharpening* auf 15 m geht zu Lasten der spektralen Trennbarkeit, bietet jedoch keine bessere Trennbarkeit hinsichtlich ihrer Textur. Eine Texturfilterung des panchromatischen Kanals alleine ermöglicht auch keine bessere Unterscheidung. Der große Vorteil von LANDSAT-Daten ist, dass sie kostenfrei zur Verfügung stehen und ein Monitoring über große Gebiete ermöglichen. LANDSAT 8 bietet darüber hinaus eine sehr gute temporale Auflösung und mit den zwei TIRS Kanälen zusätzliche Möglichkeiten, die in der aktuellen Literatur zum Tagebau noch nicht erforscht sind.

Hinsichtlich der eingesetzten Methode bringt der in dieser Arbeit gewählte hybride pixel-objekt-basierte Postklassifikationsansatz Vor- und Nachteile. Das Modell ist einerseits sehr flexibel, da es dem Nutzer mit der Pixelklassifikation, der Bildsegmentierung und der Objektklassifikation

drei Eingriffsmöglichkeiten in den Klassifikationsablauf bietet. Andererseits müssen diese Ebenen in einem langwierigen Prozess in sich optimiert und trotz radiometrischer Bildvorverarbeitung an die jeweilige Szene angepasst werden, um die benötigte Genauigkeit zu erzielen. Die gewählten Modellparameter zur Erfassung der Minen sind nach Ansicht des Autors gut gewählt und berücksichtigen neben spektralen Eigenschaften auch externes Wissen, wie etwa den Quarzgehalt.

Trotzdem stößt das Modell schnell an seine Grenzen, zum Beispiel beim Unterscheiden der Minen von Basiskomplex und Wadi-Sedimenten, deren spektrale Signaturen und Texturen jenen der Minen ähneln. Verbesserungen des Modells können möglicherweise durch Finden neuer Ratios oder dem Einbinden anderer, eventuell besser geeigneter Filteroperationen wie gerichtete Filter oder Nullsummenfilter erfolgen. Erhebungen von Ort sowie Einbeziehung von Gesteins- und Sedimentproben liefern möglicherweise neue Erkenntnisse dazu. Weiteres Verbesserungspotential bietet unter Umständen auch ein *Decision Tree Classifier* (DTC), bei dem die Schwellwerte der gewählten Parameter im pixelbasierten Teil des Modells durch maschinelles Training festgelegt werden. Interessant in diesem Zusammenhang wäre auch ein Vergleich mit alternativen Klassifikationsverfahren, wie zum Beispiel mit den in der Literatur zum Tagebau-Monitoring oft herangezogenen *Support Vector Machines* (SVMs). Ursprünglich als binärer Klassifikatoren konzipiert, könnten sie sich gut für derartige Fragestellung eignen.

Unter den angewandten *Change Vector Analysis*-Verfahren erweist sich das komplexere *Spectral Information Divergence*-Verfahren (SID) als sehr gut geeignet. *Spectral Angle Mapper* und *Euklidische Distanz* liefern passable Resultate, allerdings ist der Kontrast bei SID zwischen veränderten Gebieten und nicht veränderten Gebieten etwas besser. Entgegen den Erwartungen und Erkenntnissen aus der Literatur schneidet *Spectral Correlation Mapper* in Bezug auf diese Fragestellung nicht gut ab. Den Ansatz, Veränderungen der Minen über die Strahlungstemperatur nachzuweisen, erachtet der Autor prinzipiell als gut, jedoch als nicht ausreichend geeignet in vegetationsfreien Wüstengebieten. Dazu ist der Temperaturkontrast zwischen Sedimenten und den Minen zu gering.

2. Wie groß ist das Ausmaß dieser Veränderungen?

Die Beantwortung dieser Frage muss erneut zunächst in Abhängigkeit vom eingesetzten Sensor und insbesondere von der zur Verfügung stehenden geometrischen Auflösung beantwortet werden. ASTER-Daten erfassen auch kleinere Abbaustätten, LANDSAT-Daten ermöglichen aber eine geringfügig bessere Differenzierung zwischen Minen und Nicht-Minen. Im Sinne einer

besseren Verständlichkeit für die Gesamtentwicklung sieht der Autor dennoch eine gemeinsame Darstellung der Zeitreihe unter Verweis auf den Fehler als gerechtfertigt an. Das Ausmaß der flächenbezogenen Veränderung ist in Tab. 18 (S.106) dargestellt und bestätigt eindrucksvoll den in der Literatur beschriebenen Goldrausch.

Über spektrale Änderungen festzustellen, in welcher Mine besonders intensiv abgebaut wird, ist nicht möglich. Dazu müssten die Ausgangsoberflächen vor Beginn der Minenaktivität annähernd gleiche spektrale Eigenschaften aufweisen. Das ist jedoch, wie die lithologischen Kartierungen mit den ASTER-Daten aus dem Jahr 2005 zeigen, im Untersuchungsgebiet nicht der Fall. Eine erhöhte Minenaktivität über Höhenunterschiede herzuleiten, ist dem Autor ebenfalls nicht möglich, weil keine ausreichend genauen ASTER-Oberflächenmodelle abgeleitet werden konnten, die für die Fragestellung notwendig sind.

3. Kann ein Modell, das auf den räumlichen und spektralen Merkmalen der bekannten Minen basiert, entwickelt werden, um unbekannte Minen zu finden?

Die Übertragung des Detektionsmodells von den bekannten Minen auf das erweiterte Untersuchungsgebiet zu einem anderen Zeitpunkt ist mit einigen Schwierigkeiten behaftet. Nur mühsames Adaptieren der Modellparameter bringt den gewünschten Erfolg, sodass von einem automatisierten Prozess, wie ursprünglich angedacht, nicht die Rede sein kann. Allerdings haben sich auch hier die ursprünglich gewählten Identifikationsparameter bewährt. Insgesamt werden dennoch im erweiterten Untersuchungsgebiet sechs neue Abbaugelände lokalisiert, deren Größe und Minendichte von Norden nach Süden stark abnehmen. Auch in diesem Zusammenhang wäre ein Vergleich mit SVMs interessant.

4. Kann im Untersuchungsgebiet ein Zusammenhang zwischen Minen und Lagerstättentyp über die Lithologie mit Hilfe der LANDSAT und ASTER-Daten und Methoden der Fernerkundung hergestellt werden?

Um diese Fragestellung zu beantworten, werden in der Literatur weitverbreitete Ratio- und PCA Techniken eingesetzt. Der direkte Nachweis des gesuchten Zusammenhangs über die Kartierung von hydrothermalen Alterationszonen kann nicht erbracht werden. Dazu ist das sedimentäre Cover des Basiskomplexes im Bereich der Minen zu stark ausgeprägt. Indirekt kann jedoch ein Zusammenhang über die wenigen oberflächlich aufgeschlossenen Gesteine des Basiskomplexes hergestellt werden, welche die Minen im SE und im W des Abbaugeländes flankieren und hohe Anteile an Chlorit und Epidot aufweisen. Beide Minerale sind typisch für grünschieferfaziell

überprägte Metavulkanite, womit sowohl das Nebengestein als auch der Metamorphosegrad die von BOTROS (2004) beschriebenen Voraussetzungen erfüllen.

7.2 Zusammenfassung und Ausblick

Der vielzitierte Goldrausch im Sudan kann sehr gut anhand der Entwicklung der Artisanal Mines östlich von El Subbagh in der zentralen Butana nachvollzogen werden. Wachstumsraten durchschnittliche 79%/Jahr in der Fläche und Minenkomplexe von über 8 km Länge lassen sich durch Methoden der Fernerkundung nachweisen. Fehlende Ground Truth-Informationen, unterschiedliche Sensoren und variierende spektrale Informationen aufgrund von Unterschieden in Sonneneinstrahlung, Bodenfeuchte und Gesamtalbedo stellen jedoch große Hindernisse für automatisierte Methoden, wie den in dieser Arbeit entwickelte Hybridansatz, dar. Möglicherweise liefern absolut korrigierte Daten hier bessere Ergebnisse. Dazu sind jedoch Daten über den Zustand der Atmosphäre zum Aufnahmezeitpunkt oder Gesteinsproben zum Kalibrieren der Atmosphäre notwendig.

Wie die Ergebnisse zum Ausbreitungsstand der Minen im Februar 2014 zeigen, versagt das Detektionsmodell bei der Unterscheidung von überschwemmten Gebieten. Eine effiziente Methode zum Trennen dieser Flächen von den Minen könnte ein Fortsetzen der Zeitreihe mit dem Hybridansatz ermöglichen. Für die Lösung einer solchen Fragestellung bieten sich in der Literatur höchst positiv bewerteten Techniken des maschinellen Lernens wie Support Vector Machines oder *Artificial Neural Networks* an. Weitere Erkenntnisse können möglicherweise durch Kartierungsarbeiten vor Ort gewonnen werden. Nicht angesprochen, weil in dieser Arbeit nicht von Interesse, werden Möglichkeiten, über spektrale Signaturen auf den Anreicherungsgrad von Gold zu schließen. Hierzu müssen allerdings Referenzproben direkt vor Ort genommen werden.

Die eingesetzten ASTER und LANDSAT-Daten eignen sich größtenteils gut für die aufgeworfenen Fragestellungen, weil ihre geometrische Auflösung für Überblicke gut geeignet ist. Hochauflösende optische Daten wie WorldView 2, IKONOS oder QuickBird führen nach Ansicht des Autors nicht zwangsweise zu einem besseren Ergebnis. Abgesehen von dem enormen Kostenaufwand haben diese Sensoren eine für Überblicksfragen eine zu hohe geometrische Auflösung, sodass die charakteristische blaue Reflexion der Minen im Detailreichtum des Satellitenbildes verloren geht. Ein vergleichbares Detektionsmodell müsste mit großer Wahrscheinlichkeit neu entworfen werden. Darüber hinaus verfügen alle genannten Sensoren über kein ausreichend großes Archiv für Fragen der Change Detection.

Eine ansprechende Datenalternative zu ASTER und LANDSAT könnten SPOT-Daten darstellen. Die geometrische Auflösung von SPOT 5 mit 10 m im sichtbaren Licht und nahem Infrarot bzw. 20 m im mittleren Infrarot könnte unter Umständen zu einer Verbesserung des Detektionsmodells führen ohne dabei weder die für Überblicksfragen notwendige Abstraktion noch die spektrale und räumliche Merkmale der Minen zu verlieren. Außerdem verfügt SPOT über ein relativ großes Archiv, sodass auch Fragen zu Change Detection Fragen beantwortet werden können.

Eine weitere Verbesserung des Detektionsmodells bringt mit hoher Wahrscheinlichkeit die Einbindung eines aktuellen Oberflächenmodells mit einer geometrischen Auflösung von 10 m. Dieses kann unter Umständen aus Radardaten, wie RADARSAT oder ALOS-PALSAR, abgeleitet werden.

Quellenverzeichnis

- ABBAS, B., CHABEUF, N., SAINT-MARTIN, G., BONNET, P., MILLAIRD, A., BESHIR, H., und MUSA, B.E. (1992): Camel pastoralism in the Butana and Northeastern Sudan: an interdisciplinary study. – In: Nomadic Peoples 31, S. 64-84.
- ABDALLA ELTAYEB ELHADARY, Y., und SAMAT, N. (2011): Pastoral Land Rights and Protracted Conflict in Eastern Sudan. – In: The Journal of Pan African Studies, Vol. 4, No. 8, S. 74-90.
- ABDELSALAM, M.G. und STERN, R.J. (1996): Sutures and shear zones in the Arabian-Nubian Shield. - In: Journal of African Earth Sciences, Vol. 23, No. 3, S. 289-310.
- ABDELSALAM, M.G., STERN, R.J., COPELAND, P., ELFAKI, E.M., ELHUR, B., und IBRAHIM, F.M. (1998): The Neoprotozoic Kerf Suture in NE Sudan: Sinistral Transpression along the Eastern Margin of West Gondwana. – In: The Journal of Geology, Vol. 106, S. 133-147.
- ABDELSALAM, M.G., LIÉGEOIS, J.P. and STERN, R.J. (2002): The Saharan Metacraton. – In: Journal of African Earth Sciences, Vol. 34, S. 119-136.
- ABDELSALAM, M.G., ABDEL-RAHMAN, E.M., EL-FAKI, E.M., AL-HUR, B., EL-BASHIER, F.M., STERN, R.J. und THURMOND, A. (2003): Neoproterozoic deformation in the northeastern part of the Saharan Metacraton, northern Sudan. – In: Precambrian Research 123, S. 203-221.
- Abrams, M. und Hook, S. (2000): ASTER User Handbook. Version 2.
http://asterweb.jpl.nasa.gov/content/03_data/04_Documents/aster_user_guide_v2.pdf
(Zugriff 06/2013)
- ABRAMS, M., ASHLEY, R.P., ROWAN, L.C., GOETZ, A. F. H. und KAHLE, A.B. (1977): Mapping of hydrothermal alteration in the Cuprite mining district, Nevada, using aircraft scanner images for the spectral region 0.46 to 2.36 μm . – In: Geology 1977, 5, S. 713-718.
- Abu-Alam, T. und Stüwe, K. (2012): The Butana Region of Central Sudan: Sahara Craton or Arabian-Nubian Shield? <http://adsabs.harvard.edu/abs/2012EGUGA..14.8291A> (Zugriff 06/2014)
- ADAR, S., SHKOLNISKY, Y. und BEN DOR, E. (2012): New approach for spectral change detection assessment using multi-strip airborne hyperspectral data. – IGARSS 2012, S. 4966-4969
- Afrika-Verein der Deutschen Wirtschaft (2013): Bergbau/Gold: Sudan meldet Goldexport im Wert von US-\$ 2,2 Mrd. <http://www.afrikaverrein.de/nachrichten/nachrichten-im-ueberblick/oeffentliche-nachrichten/date/2013/04/14/article/bergbaugold-sudan-meldet-goldexport-im-wert-von-us-22-mrd/>, (Zugriff 08/2014)

- Agar, B. (o.J.): ASTER Alteration Mineral Mapping; Las Pampas, Cajamarca, Peru.
http://www.vreh.com/satellite/Min_Map.pdf, (Zugriff 02/2014)
- AKTHAR, M., und MENSCHING, H.G. (1993): Desertification in the Butana. – In: GeoJournal, Vol. 31, No. 1. S. 41-50.
- ALBERTZ, J. (1991): Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern: eine Einführung in die Fernerkundung. – Wissenschaftliche Buchgesellschaft, Darmstadt, 204 S.
- AMER, R., KUSKY, T. und GHULAM, A. (2010): Lithological mapping in the Central Eastern Desert of Egypt using ASTER data. – In: Journal of African Earth Sciences, Vol. 56, S. 75-82.
- AMER, R., KUSKY, T. und EL MEZAYEN, A. (2011): Remote sensing detection of gold related alteration zones in Um Rus area, Central Eastern Desert of Egypt. – In: Advances in Space Research, Vol.49, S. 121-134.
- AYOUB, F., LEPRINCE, S. und AVOUAC, J.P. (2009): Co-registration and correlation of aerial photographs for ground deformation measurements. – In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 64, S. 551-560.
- BABIKER, A. (1982): The Role of Rural Industries in the Arid and Semi-Arid Areas of the Sudan. – In: Geo Journal, Vol. 6, No. 1, S. 49-55.
- BALDRIGDE, A.M., HOOK, S.J., GROVE, G.I., RIVERA G. (2009): The ASTER spectral library version 2.0. – In: Remote Sensing of Environment 113, S. 711-715.
- Bernd, H. (2014): Kalender Umrecher. <http://www.heinrichbernd.de/calendar/> (Zugriff 07/2014)
- BLASCHKE, T. (2005): Towards a Framework for Change Detection based on Image Objects. – In: ERASMI, S., CYFFKA, B. und KAPPAS, M. (Hrsg.), Remote Sensing & GIS for Environmental Studies. Göttinger Geographische Abhandlungen, Vol. 113, Göttingen, S. 1-9.
- BLASCHKE, T. (2010): Object based image analysis for remote sensing. – In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 65, S. 2-16.
- BOTROS, S.N. (2004): A new classification of the gold deposits of Egypt. – In: Ore Geology Reviews, Vol. 25, S. 1-37.
- CARVALHO JUNIOR, O.A., GUIMARAES, R.F., GILLESPIE, A.R., SILVA, N.C., und GOMES R.A.T. (2011): A New Approach to Change Vector Analysis Using Distance and Similarity Measures. – In: Remote Sensing, Vol. 3, S. 2473-2493.

- CHANDER, G., MARKHAM, B.L. und HELDER, D.L. (2009): Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. – In: Remote Sensing of Environment 113, S. 893-903.
- CHANG, C. (2000): An Information-Theoretic Approach to Spectral Variability, Similarity, and Discrimination for Hyperspectral Image Analysis. – In: IEEE Transactions on information theory, Vol. 46, No. 5, S. 1927-1932.
- CHAVEZ, P.S. (1996): Image-Based Atmospheric Corrections – Revisited and Improved. – In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 62, No. 9, S. 1025-1036.
- CHEN, X., VIERLING, L. und DEERING, D. (2005): A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. – In: Remote Sensing of Environment 98, S. 63-79.
- CHITADE, A.Z. und KATYAR, S.K. (2010): Impact Analysis of Open Cast Coal Mines on Land Use/ Land Cover Using Remote Sensing and GIS Technique. A Case Study. – In: International Journal of Engineering Science and Technology, Vol. 2, No. 12, S. 7171-7176.
- CORTES, C. und VAPNIK, V. (1995): Support Vector Networks. – In: Machine Learning, 20, S. 273-297.
- COX, P.T. (2010): Conserving water for livestock in Butana, Sudan. <http://www.new-ag.info/en/focus/focusItem.php?a=1675>, (Zugriff 06/2013)
- CROSTA, A.P., DE SOUZA FILHO, C.R., AZEVEDO, F., und BRODIE, C. (2003): Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis. – In: International Journal of Remote Sensing, Vol. 24, No. 21, S. 4233-4240.
- CROWLEY, J.K., BRICKEY, D.W. und ROWAN, L.C. (1989): Airborne Imaging Spectrometer Data of the Ruby Mountains, Montana: Mineral Discrimination Using Relative Absorption Band-Depth Images. – In: Remote Sensing Environment. 29, S. 121-134.
- Darthmouth Flood Observatory (2014): July-August 2013 Flooding in Sudan. <http://floodobservatory.colorado.edu/Customized/2013Sudan.html>, (Zugriff 06/2014)
- DEMIREL, N., KEMAL EMIL, M., und SEBNEM DUZGUN, H. (2011): Surface coal mine area monitoring using multi-temporal high-resolution satellite imagery. – In: International Journal of Coal Geology, Vol. 86, S. 3-11.

- DEMSAR, U., HARRIS, P., BRUNSDON, C., FOTHERINGHAM, A.S. und McLOONE, S. (2012): Principal Component Analysis on Spatial Data: An Overview, *Annals of the Association of American Geographers*. Routledge, Informa Ltd.
- DLR (2014): EnMAP - der deutsche Hyperspektralsatellit zur Erdbeobachtung.
http://www.dlr.de/dlr/desktopdefault.aspx/tabid-10379/567_read-421/#/gallery/2671,
(Zugriff 07/2014)
- DU, Y., TEILLET, P.M. und CIHLAR, J. (2002): Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. – In: *Remote Sensing of Environment* 82, S. 123-134.
- DUNCAN, E.E., KUMA, J.S. und PRIMONG, S. (2009): Open Pit Mining and Land Use Changes: An Example from Bogous-Prestea Area, South West Ghana. – In: *The Electronic Journal on Information Systems in Developing Countries*, Vol. 36, No. 3, S. 1-10.
- ELSAID, M., ABOELKHAIR, H., DARDIER, A., HERMAS, E. und MINORU, U. (2014): Processing of Multispectral ASTER Data for Mapping Alteration Minerals Zones: As an Aid for Uranium Exploration in Elmissikat-Eleridiya Granites, Central Eastern Desert, Egypt. – In: *The Open Geology Journal* 2014, Vol. 8, S. 69-83.
- ESA (2004): The Compact High Resolution Imaging Spectrometer (CHRIS)
https://earth.esa.int/documents/10174/23844/vanMol_Oostende_2004.pdf/b85fb7ce-9abd-4c5d-99fe-d2f5e28c4e88?version=1.0, (Zugriff 06/2014)
- Exelis (1998): How does ENVI's Pixel Purity Index Work?
<http://www.exelisvis.com/Company/PressRoom/TabId/190/ArtMID/786/ArticleID/1631/1631.aspx>, (Zugriff 06/2014)
- FOODY, G.M., LUCAS, R.M., CURRAN, P.J. und HONZAK, M. (1997): Non-linear mixture modelling without end-members using an artificial neural network. – In: *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, Issue 4, S. 937-953.
- FOODY, G.M. und MATHUR, A. (2004): Toward intelligent training of supervised image classifications: directing training data acquisition for SVM classification. – In: *Remote Sensing for Environment* 93, S. 107-117.
- FRITZ, H., ABDELSALAM, M., ALI, K.A., BINGEN, B., COLLINS, A.S., FOWLER, A.R., GHEBREAB, W., HAUZENBERGER, C.A., JOHNSON, P.R., KUSKY, T.M., MACEY, P., MUHONGO, S., STERN, R.J., und VIOLA, G. (2013): Orogen styles in the East African Orogen: A review of the Neoproterozoic to Cambrian tectonic evolution. – In: *Journal of African Earth Sciences*, Vol. 86, S. 65-106.

- GABR, S., GHULAM, A. und KUSKY, T. (2010): Detecting areas of high-potential gold mineralization using ASTER data. – In: Ore Geology Reviews, Vol. 38, S. 59-69.
- GAD, S. und KUSKY, T. (2006): Lithological mapping in the Eastern Desert of Egypt, the Barramiya area, using Landsat thematic mapper (TM). – In: Journal of African Earth Sciences, Vol. 44, S. 196-202.
- Ghulam, A. (2009): How to calculate reflectance and temperature using ASTER data.
<http://www.pancroma.com/downloads/ASTER%20Temperature%20and%20Reflectance.pdf>
 , (Zugriff 01/2014)
- Gillespie, A.R., Rokugawa, S., Hook, S.J., Matsunaga, T. und Kahle, A.B. (1999):
 Temperature/Emissivity Separation Algorithm Theoretical Basis Document, Version 2.4.
<http://terrast.aster.ersdac.jspacesystems.or.jp/en/documnts/pdf/2b0304.pdf> (Zugriff
 01/2014)
- Geovlex (2009): Principal Component Analysis. http://mars.geographie.uni-halle.de/mlucampus/geoglossar/terme_datenblatt.php?terme=Principal%20Component%20Analysis, (Zugriff 06/2014)
- GRAS (2004): Geological Map of the Sudan 1:2.000.000
- GUPTA, R. (2003): Remote Sensing Geology. - Springer Verlag, Heidelberg, 2nd Edition, 655 S.
- HENTSCHEL, T., HRUSCHKA und F., PRIESTER, M. (2002): Global Report on Artisanal & Small-Scale Mining. – In: Mining, Minerals and Sustainable Development, No. 70, S.1-67.
- HUANG, X. und JENSEN, J.R. (1997): A Machine-Learning Approach to Automated Knowledge-Base Building for Remote Sensing Image Analysis with GIS Data. – In: Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Vol. 63, No. 10, S. 1185-1194.
- HUANG, C., DAVIS, L.S. und TOWNSHEND, J.R.G. (2002): An assessment of support vector machines for land cover classification. – In: International Journal of Remote Sensing, Vol. 23, No.4, S.725-749.
- HUNT, G.R. (1977): Spectral signatures of particulate minerals in the visible and near infrared. – In: Geophysics, Vol.42, No.3, S. 501-513.
- Intergraph (2013): Erdas Imagine 2013 Desktop Help
- JENSEN, J.R., IM, J., HARDIN, P. und JENSEN R.R.(2009): Image Classification. – In: WARNER, T.A., NELLIS, M.D. und FOODY G.M.(Hrsg.): The SAGE Handbook of Remote Sensing, SAGE Publications, New New Dehli, S.269-281.

- JOHNSON, P.R., ANDRESEN, A., COLLINS, A.S., FOWLER, A.R., FRITZ, H. GHEBREAB, W., KUSKY, T. und STERN, R.J. (2011): Late Cryogenian–Ediacaran history of the Arabian–Nubian Shield: A review of depositional, plutonic, structural, and tectonic events in the closing stages of the northern East African Orogen. – In: *Journal of African Earth Sciences*, Vol. 61, S. 167-232.
- Kalinowski, A. und Oliver, S. (2004): ASTER Mineral Index Processing Manual.
http://www.ga.gov.au/image_cache/GA7833.pdf, (Zugriff 10/2013)
- KHEIRALLA, K.M. und IBRAHIM, A.E. (2004): Remote sensing and electrical resistivity studies on groundwater structure zones in Central Butana (Sudan). – In: STEPHENSON, SHEMANG und CHAOKA (Hrsg.): *Water Resources of Arid Areas*, Taylor & Francis Group, London, S.330-345.
- KLEMM, D., KLEMM, R. und MURR, A. (2001): Gold of the Pharaohs – 6000 years of gold mining in Egypt and Nubia. – In: *African Earth Sciences*, Vol. 33, S.643-659
- KNMI (2014): KNMI Climate Explorer.
<http://climexp.knmi.nl/selectstation.cgi?id=someone@somewhere>, (Zugriff 07/2014)
- KRUSE, F.A., LEFKOFF, A.B., BOARDMAN, J.W., HEIDEBRECHT, K.B., SHAPIRO, A.T., BARLOON, P.J. und GOETZ, A.F.H. (1993): The Spectral Image Processing System (SIPS) – Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data – In: *Remote Sensing of Environment* 44, S. 145-163.
- LATIFOVIC, R., FYTAS, K., CHEN, J. und PARASZCZAK, J. (2004): Assessing land cover change resulting from large surface mining development. – In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 7, S. 29-48.
- LAWRENCE, R.L. und WRIGHT, A. (2001): Rule-Based Classification Systems Using Classification and Regression Tree (CART) Analysis. – In: *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 67, S. 1137-1142.
- LILLESAND, T.M. und KIEFER, R.W. (1994): *Remote Sensing and Image Interpretation*. - Wiley & Sons, New York, 3rd Edition, 750 S.
- LU, D., MAUSEL, P., BRONDIZIOS, E. und MORAN, E. (2004): Change Detection Techniques. – In: *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 25, No. 12, S. 2365-2407.
- MALILA, W.A. (1980): Change Vector Analysis: An Approach for Detecting Forest Changes with Landsat. – In: *Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data and Soil Information Systems and Remote Sensing and Soil Survey*, S. 326-335.
- MARS, J.C. und ROWAN, L.C. (2006): Regional mapping of phyllic- and argillic-altered rocks in the Zagros magmatic Radiometer (ASTER) data and logical operator algorithms arc, Iran, using

- Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection. – In: Geosphere 2006, No.2, S.161-186.
- MATEJICEK, L. und KOPACKOVA, V. (2010): Changes in Croplands as a Result of Large Scale Mining and the Associated Impact on Food Security Studied Using Time-Series Landsat Images. – In: Remote Sensing 2010, No. 2, S. 1463-1480.
- Matsunaga, T., Kahimura, O., Ogawa, K., Ohgi, N. und Tsuchida, S. (2010): Hisui, Hyperspectral Imager Suite - A Japanese Spaceborne Hyperspectral and Multispectral Remote Sensing Mission.
http://hyspirci.jpl.nasa.gov/downloads/2010_Workshop/day3/day3_9_Matsunaga_1008_HISUI_HyspIRIWS.pdf, (Zugriff 06/2014)
- MEYER, P., ITTEN, K.I., KELLENBERGER, T., SANDMEIER, S. und SANDMEIER, R. (1993): Radiometric corrections of topographically induced effects on Landsat TM data in an alpine environment. – In: ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 48, Issue 4, S.17-28.
- NASA (o.J.): Landsat 7 Science Data Users Handbook.
http://landsathandbook.gsfc.nasa.gov/pdfs/Landsat7_Handbook.pdf, (Zugriff 10/2013)
- NINOMIYA, Y., FU, B. und CUDAHY, T. (2005): Detecting lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) multispectral thermal infrared “radiance-at-sensor” data. – In: Remote Sensing of Environment 99, S. 127-139.
- OKRUSCH, M. und MATTHES, S. (2005): Mineralogie: Eine Einführung in die spezielle Mineralogie, Petrologie und Lagerstättenkunde. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 7. Auflage, 528 S.
- PING, X. (2003): Digital Elevation Model Extraction from ASTER In Support of the “Coal Fire and Environmental Research Project, China”. – Unpubl. Masterarbeit am International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation, Enschede, 92 S.
- J. PLAZA, A. PLAZA, P. MARTINEZ und R. PEREZ (2004): Nonlinear mixture models for analyzing laboratory simulated-forest hyperspectral data. – In: BRUZZONE, L. (Hrsg.): Image and Signal Process. Remote Sensing IX, Vol. 5238, S. 480–487.
- POUR, A.B. und HASHIM, M. (2012): The application of ASTER remote sensing data to porphyry copper and epithermal gold deposits. – In: Ore Geology Reviews 44, S. 1-9.
- PRAKASH, A. und GUPTA, R.P. (1998): Land-use mapping and change detection in a coal mining area – a case study in the Jharia coalfield, India. – In: International Journal of Remote Sensing, Vol.19, No.3, S. 391-410.

- QUATTROCHI, D.A. und LUVALL, J., C. (2009): Thermal Remote Sensing in Earth Research – In: WARNER, T.A., NELLIS, M.D. UND FOODY G.M.(Hrsg.): The SAGE Handbook of Remote Sensing, SAGE Publications, New New Dehli, S. 64-78.
- RICHTER, R., KELLENBERGER, T. und KAUFMANN, H. (2009): Comparison of Topographic Corrections Methods. – In: Remote Sensing 2009, Vol. 1, S. 184-196
- RIDD, M.K. und LIU, J. (1988): A Comparison of Four Algorithms for Change Detection in an Urban Environment. – In: Remote Sensing of Environment 63, S. 95-100.
- ROWAN, L.C. und MARS, J.C. (2003): Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. – In: Remote Sensing of Environment 84, S. 350-366
- SABINS, F. (1999): Remote Sensing for Mineral Exploration. – In: Ore Geology Reviews 14, S. 157-183
- SCHMID, T., RICO, C., RODRIGUEZ-RASTRERO M., SIERRA, M.J., DIAZ-PUENTE, FCO. J., PELAYO, M. und MILLAN, R. (2013): Monitoring of the mercury mining site Almadén implementing remote sensing technologies. – In: Environmental Research 125, S. 92-102.
- SHACKELFORD, A.K. und DAVIS, C.H. (2003): A Combined Fuzzy Pixel-Based and Object-Based Approach for Classification of High-Resolution Multispectral Data Over Urban Areas. – In: IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 41, No. 10, S. 2354-2363.
- SHANNON, C.E. (1948): A Mathematical Theory of Communication. – In: The Bell System Technical Journal, Vol. 27, S. 379-423.
- SINGH, A. (1989): Digital change detection techniques using remotely-sensed data. – In: International Journal of Remote Sensing, Vol. 10, No. 6, S. 989-1003.
- SONG, C., WOODCOCK, C.E., SETO, K.C., LENNEY, M.P. und MACOMBER, S. (2001): Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? – In : Remote Sensing of Environment 75: S. 230-244.
- SP Mining (2012): Geo-Daten zum Sudan.
- Staenz, K. (2009): Terrestrial Image Spectroscopy – Some Future Perspectives.
http://www.earsel.org/workshops/IS_Tel-Aviv_2009/PDF/earsel-PROCEEDINGS/3079%20Staenz.pdf, (Zugriff 04/2014)
- SULTAN, M. ARVIDSON, R.E. und STURCHIO, N.C. (1986): Mapping of serpentinites in the Eastern Desert of Egypt by using Landsat thematic mapper data. – In: Geology 1986, 14, S. 995-999.

- TEILLET, P.M., GUINDON, B. und GOODENOUGH, D.G. (1982): On the Slope-Aspect Correction of Multispectral Scanner Data. – In: Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 8, No.2, S. 84-106.
- THOME, K., BIGGAR S. und SLATER, P. (2001): Effects of assumed solar spectral irradiance on intercomparisons of earth-observing sensors. – In: FUJISADA, H., LURIE, J.B. und WEBER, K. (Hrsg.): Sensors, Systems, and Next-Generation Satellites V, Proceedings of SPIE Vol. 4540, S. 260-269.
- TOWNSEND, P.A., HELMERS, D.P., KINGDON, C.C., McNEIL, B.E., DE BEURS, K.M. und ESHLEMAN, K.N.(2009): Changes in the extent of surface mining and reclamation in the Central Appalachians detected using a 1976–2006 Landsat time series. – In: Remote Sensing of Environment 113, S. 62-72.
- Trimble (2013): eCognition Developer 8.9 Reference Book. 449 S.
- USGS (2014a): Landsat 5 History. http://landsat.usgs.gov/about_landsat5.php, (Zugriff 04/2014)
- USGS (2014b): Landsat 8 (LDCM) History. http://landsat.usgs.gov/about_ldcm.php, (Zugriff 04/2014)
- VAIL, J.R. (1983): Pan-African crustal accretion in north-east Africa. – In: Journal of African Earth Sciences, Vol.1, No-3/4, S. 285-294.
- VAIL, J.R. (1985): Pan-African (late Precambrian) tectonic terrains and the reconstruction of the Arabian-Nubian-Shield. – In: Geology 13, S. 839-842.
- VAIL, J.R. (1988): Lexicon of Geological Terms for the Sudan. -A.A.Balkema - Rotterdam, Brookfield, 212 S.
- VAN DER MEER, F. (2006): The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery. – In: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 8, S. 3-17.
- VAN DER MEER, F. und BAKKER, W. (1997): Cross Correlogram Spectral Matching: Application to Surface Mineralogical Mapping by Using AVIRIS Data from Cuprite, Nevada. – In: Remote Sensing of Environment 61, S. 371-382.
- VAN DER MEER, F., VAN DER WERFF, H. und DE JONG, S.M. (2009): Pre-Processing of Optical Imagery. - In: WARNER, T.A., NELLIS, M.D. UND FOODY G.M. (Hrsg.): The SAGE Handbook of Remote Sensing, SAGE Publications, New New Dehli, S. 229-243.

- VAN DER MEER, F.D., VAN DER WERFF, H.M.A, VAN RUITENBEEK, F.J.A., HECKER, C.A., BAKKER, W.H., NOOMEN, M.F., VAN DER MEIJDE, M., CARRANZA, E.J.M. DE SMETH, J.B. und WOLDAI, T. (2012): Multi- and hyperspectral geologic remote sensing: A review. – In: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 14, S. 112-128.
- WARNER, T.A., ALMUTAIRI, A. und LEE, J.Y. (2009): Remote Sensing of Land Cover Change. – In: WARNER, T.A., NELLIS, M.D. UND FOODY G.M. (Hrsg.): The SAGE Handbook of Remote Sensing, SAGE Publications, New New Dehli, S. 459-481.
- WORALL, G.A. (1957): A simple Introduction to the geology of the Sudan. – In: Sudan Notes and Records, Vol. 38, S. 2-9.
- Yager, T.R. (2012): 2012 Mineral Yearsbook: Sudan [Advance Release].
<http://minerals.usgs.gov/minerals/pubs/country/2012/myb3-2012-su.pdf>, (Zugriff 04/2014).
- Zaroug, M.G. (o.J.): Sudan. <http://www.fao.org/ag/AGP/AGPC/doc/counprof/sudan/sudan.htm>, (Zugriff 06/2013)
- ZHANG, X., PAZNER, M. und DUKE, N. (2007): Lithologic and mineral information extraction for gold exploration using ASTER data in the south Chocolate Mountains (California). – In: ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 62, S. 271-282.
- ZHANG, Y., GUINDON, B., LANTZ, N. SHIPMAN, T., CHAO, D. und RAYMOND, D. (2014): Quantification of anthropogenic and natural changes in oil sands mining infrastructure land based on RapidEye and SPOT5. – In: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation