

JAVA-basierte Texturanalyse mittels Neighborhood Gray-Tone Differenz Matrix (NGTDM) zur Optimierung von Landnutzungsklassifikationen in hoch auflösenden Fernerkundungsdaten

NORMAN RENGERS & TORSTEN PRINZ, MÜNSTER

Keywords: Texture Analysis, Remote Sensing, Neighborhood Gray-Tone Difference Matrix, Classification, Land Use

Summary: *JAVA-based Texture Analysis Employing Neighborhood Gray-Tone Difference Matrix (NGTDM) for Optimization of Land Use Classifications in High Resolution Remote Sensing Data.* Due to the increasing demand for current and consistent datasets concerning land use and land cover, especially regarding silvicultural and agricultural areas, the analysis and classification of high resolution remote sensing data represents an important component of today's remote sensing methodology. In this process the rapid and distinct assignment of its type of use plays a major role, apart from the size, location or geometry of the used areas. At the present time most analysis and classification methods are pixel-based on colour or brightness differences of respective land use. Further classification methods try to consider additional features and to describe them mathematically. In this context the attribute texture lies in the focus of high resolution land use feature extraction, in particular regarding object-orientated classification methods but also in terms of web-based, interoperable remote sensing applications. In order to examine the value of the yet theoretical conceived Neighborhood Gray-Tone Difference Matrix- (NGTDM) texture analysis for practical land use classification methods, the NGTDM has been JAVA-based implemented for the first time and is therefore applicable for many platforms as a prototype. The evaluation followed on basis of high resolution remote sensing data. The study exhibits a great practical potential for the NGTDM-method, since it is capable by all means to identify silvicultural and agricultural areas automatically purely based on texture.

Zusammenfassung: Aufgrund der wachsenden Nachfrage nach aktuellen und konsistenten Datensätzen im Bereich der Landnutzung und Landbedeckung, insbesondere im Hinblick auf forst- und landwirtschaftliche Nutzflächen, stellt die Analyse und Klassifikation hochauflösender Fernerkundungsdaten einen wichtigen Bestandteil der heutigen Fernerkundungsmethodik dar. Dabei spielt neben den Informationen über die Größe, Lage oder Geometrie der jeweiligen Nutzungsflächen insbesondere ihr genauer Typus und seine rasche Erfassung eine große Rolle. Die hierzu derzeit verwendeten pixelbasierten Analyse- und Klassifikationsverfahren basieren zum größten Teil auf den Farb- und Helligkeitseigenschaften der jeweiligen Landnutzungsfläche. Weiterführende Klassifikationsverfahren versuchen darüber hinaus zusätzliche Merkmalseigenschaften zu berücksichtigen und mathematisch zu beschreiben. In diesem Kontext steht das Merkmal Textur insbesondere bei objekt-orientierten Klassifikationsmethoden aber auch hinsichtlich interoperabler, web-basierter Fernerkundungsanwendungen im Focus der hochauflösenden Merkmalsextraktion von Landnutzungstypen. Um den Nutzen des bisher nur theoretisch konzipierten Neighborhood Gray-Tone Differenz Matrix- (NGTDM) Texturanalyseverfahrens für die praktische Landnutzungsklassifikation zu testen wurde das Verfahren erstmalig JAVA-basiert, und damit für viele Plattformen zugänglich prototypisch umgesetzt. Die Evaluation erfolgte auf der Basis hochauflösender Fernerkundungsdaten. Die Studie zeigte das große praktische Potential der NGTDM-Methodik, da sie durchaus in der Lage ist rein texturbasiert forst- und landwirtschaftliche Nutzflächen automatisiert zu identifizieren.

1 Hintergrund

Die Entwicklung der Bildanalyse hat in den letzten Jahren dazu geführt, dass man heute auf einige leistungsstarke Algorithmen und Methoden in der theoretischen Texturanalyse zurückgreifen kann. Trotzdem muss festgestellt werden, dass speziell im Bereich der Klassifikation von Landnutzungsflächen zusätzliches Optimierungs- und Entwicklungspotential besteht. Hierfür ist es notwendig, die gängigen Algorithmen und Methoden aus der Texturanalyse mit dem Fachwissen aus dem Bereich der Landnutzung zu verknüpfen.

2 Grundlagen der Texturanalyse

Es gibt keine einheitliche formale Definition für Texturen, obwohl in der Literatur Ansätze zur Formalisierung existieren (HERMES 1999, DUDA et al. 2001, BISHOP 2005). Dennoch ist der Begriff der Textur für die Unterscheidung von Objekten enorm wichtig, da der Mensch bestimmte Bildbereiche anhand der Textur gegeneinander abgrenzt und als objektspezifisch betrachtet.

2.1 Texturen

Der Ursprung des Wortes „Textur“ lässt sich auf das lateinische Wort „texere“ bzw. „textura“ zurückführen, was soviel bedeutet wie „flechten“ oder „weben“ bzw. „Gewebe“. Bei der intensiven Betrachtung unserer Umwelt lässt sich erkennen, dass sich nahezu alle Gegenstände, die uns umgeben, durch bestimmte Oberflächen mit strukturellen Mustern auszeichnen und dadurch unterscheiden. Diese Muster sind häufig charakteristisch für das jeweilige Objekt. Dabei spielen insbesondere die Objektprimitive, Farbwerte und deren spe-

zifische Verteilungen und Wiederholungen eine wichtige Rolle. Der Begriff der Objektprimitive umfasst dabei geordnete Elemente wie Punkte, Linien oder einfachste geometrische Formen, die zusammengesetzt eine Struktur oder ein Muster bilden (GOOL et al. 1995). So weisen z. B. die Rinde eines Baumes, die Oberfläche einer Mauer oder einer Marmorplatte typische und leicht erkennbare Strukturen auf. Aber auch Objekte wie Wasser- oder Grasflächen besitzen eine Oberflächenstruktur, die allerdings nicht auf den ersten Blick vom menschlichen Auge visuell wahrnehmbar sind (vgl. Abb. 1).

Obwohl der Begriff „Textur“ intuitiv klar zu sein scheint, lässt sich aufgrund der vielfältigen Ausprägungen und der von verschiedenen Personen unterschiedlich wahrgenommenen und interpretierten Erscheinungsformen der Textur keine formale Aussage und genaue Definition des Begriffs Textur festlegen. Der Begriff Textur beschreibt in der digitalen Bildverarbeitung eine Bildregion, die sich durch die spezielle Anordnung von Bildpunkten und deren Grauwerte zueinander auszeichnet. Dabei wird die Anordnung der Grauwerte als Variation sich wiederholender Muster von Grauwerten innerhalb lokaler Nachbarschaften angesehen. Eine Textur wird demnach wahrgenommen, wenn sich diese Muster in einer größeren Bildregion wiederholen. Die visuelle Wahrnehmung hängt darüber hinaus von der jeweiligen Perspektive und Entfernung und somit von dem jeweiligen Maßstab der Textur ab.

An dieser Stelle sei noch auf einen weiteren wichtigen Aspekt der digitalen Bildverarbeitung hingewiesen: die 2D- und 3D- Eigenschaften bei Texturen. Bei realen Objekten handelt es sich in der Regel um Texturen mit 3D- Eigenschaften. Da in Anbetracht der Untersuchung von Texturanalyseverfahren bisher ausschließlich die Methoden und Verfahren



Abb. 1: Beispiele für Texturen: Rinde, Marmor, Mauer, Wasser, Gras (nach FOHT 2007).

für zweidimensionale Fernerkundungsdaten betrachtet werden können, wird der Ansatz der dreidimensionalen Eigenschaften ausklammert.

2.2 Texturmerkmale und -modelle

Im Hinblick auf die Analyse und Klassifikation von Texturen ist es notwendig die speziellen Eigenschaften und Merkmale von Texturen genauer zu betrachten und zu beschreiben. Dabei stehen die vom Menschen visuell wahrgenommenen Eigenschaften von Texturen und die verbalen Beschreibungen und verwendeten Begriffe des Gesehenen im Vordergrund. Der Begriff der Visuellen Eigenschaften (HERMES 1999) beruht auf den vom Menschen wahrgenommenen Eigenschaften und Merkmalen von Texturen. Es ist möglich, die visuell wahrgenommenen Textureigenschaften mit individuellen, verbalen Begriffen zu beschreiben, zu charakterisieren und weiter zu klassifizieren (HERMES 1999). Die in dem Werk von Asendorf und Hermes (ASENDORF & HERMES 1996) vorgeschlagenen Begriffe und Beschreibungen, wie Form der Primitiva, Grobheit, Gerichtetheit, Regelmäßigkeit, Kontrast, Linienhaftigkeit und Geschmeidigkeit dienen als Grundlage für die verbale Beschreibung

der visuellen Eigenschaften von Texturen. Um die Eigenschaften und Merkmale von Texturen auch in der digitalen Bildverarbeitung nutzen zu können, ist es erforderlich, die jeweilige Beschaffenheit der Textur mit Hilfe von mathematischen Modellen zu beschreiben (Texturmodelle). In der Literatur findet man unterschiedliche theoretische Ansätze, die sich zur mathematischen Beschreibung eignen (HERMES 1999). Die verschiedenen Texturmodelle wurden in der Vergangenheit meist singular betrachtet und lassen sich dabei wie folgt grob unterscheiden (vgl. Abb. 2).

Strukturelle Texturmodelle zeichnen sich dadurch aus, dass sie durch sog. Texturprimitive und deren Aufbauregeln beschrieben werden. Dabei geben diese Aufbauregeln den genauen geometrischen Aufbau der Textur wieder und erlauben so eine fehlerfreie Rekonstruktion der Textur. Strukturelle Texturmodelle eignen sich demnach insbesondere gut zur Analyse von Texturen, die die geometrischen Beziehungen der strukturierenden Elemente zueinander nutzen. Da diese Texturen aber einen hohen Grad an Regelmäßigkeiten aufweisen und fast nur in künstlich erzeugten Bilddaten vorkommen, sind die rein strukturellen Texturmodelle zur Analyse realer Texturen weniger geeignet (HERMES 1999, DUDA et al. 2001).

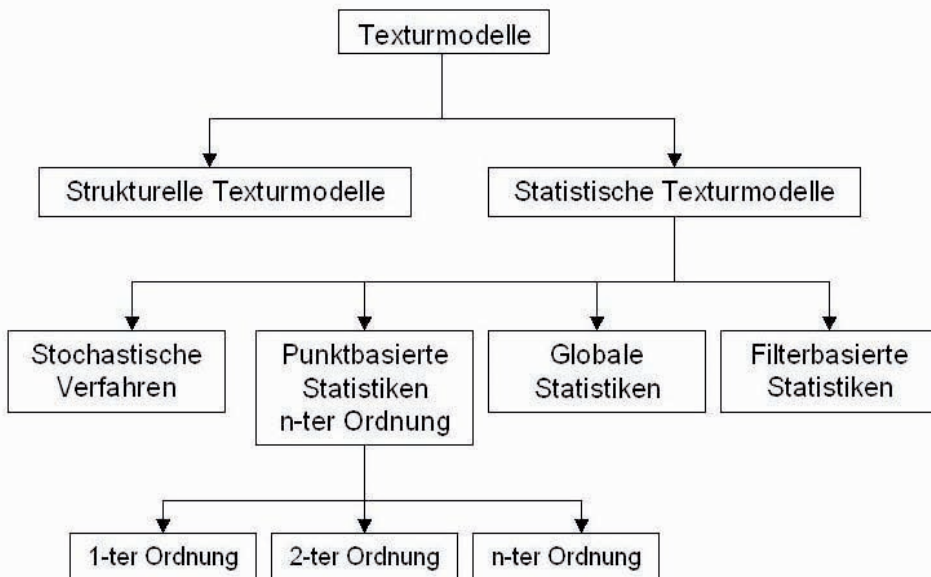


Abb. 2: Überblick Texturmodelle.

Die statistischen Texturmodelle lassen sich im Gegensatz zu den strukturellen Texturmodellen auf ein breites Feld von Texturen anwenden und in rein stochastische Verfahren, in punktbasierte Statistiken n-ter Ordnung und in filterbasierte Statistiken unterteilen (HERMES 1999, BISHOP 2005).

2.3 *Texturanalyse zur Landnutzungsbestimmung*

Die Texturanalyse ist ein Bereich der Bildverarbeitung, die sich mit dem Erkennen und Beschreiben von Texturmerkmalen beschäftigt. Hierzu verwendet die Texturanalyse die oben genannten mathematischen Texturmodelle, die es ermöglichen, visuell wahrnehmbare Eigenschaften von Texturen zu modellieren und so in weiteren digitalen Bildverarbeitungsprozessen nutzbar zu machen. Die wichtigste Aufgabe der Texturanalyse ist es, Texturen mit Hilfe von bestimmten Detektionsverfahren zu erkennen und genau zu lokalisieren. So spielen u. a. die durch die Texturanalyseverfahren ermittelten Merkmalsinformationen eine wichtige Rolle für weiterführende Segmentierungs- und Klassifikationsaufgaben in der digitalen Bildverarbeitung.

In Bezug auf die angeführten allgemeinen Grundlagen lässt sich der Begriff Textur auf die hochauflösenden Fernerkundungsbilder von Landnutzungsflächen übertragen. Auch hier lassen sich die jeweiligen Anordnungen der Grauwerte und die jeweiligen Wiederholungen von Mustern lokalisieren und detektieren. Die unterschiedlichen Variationen der Muster hängen dabei von den spezifischen Eigenschaften der jeweiligen Landnutzung ab. Die zur prototypischen Untersuchung ausgewählten typischen Landnutzungsarten entsprechen der von der CORINE Land Cover

vorgeschlagenen Nomenklatur der Bodenbedeckungen für Europa (siehe CORINE LAND COVER 2000). Dabei besteht die Nomenklatur der CORINE Land Cover Klassen aus 3 Ebenen, wobei die oberste Ebene durch die fünf Hauptklassen „Bebaute Flächen“, „Landwirtschaftliche Flächen“, „Wälder und naturnahe Flächen“, „Feuchtsflächen“ und „Wasserflächen“ gebildet wird. Demnach werden die Landnutzungsarten Acker, Wald, Wasser, Grünland und urbane Flächen auf ihre speziellen Texturmerkmale und -eigenschaften hin untersucht (vgl. Abb .3).

3 Neighborhood Gray-Tone Difference Matrix (NGTDM)

Bei der Auswahl eines geeigneten Texturanalyseverfahrens im Hinblick auf Landnutzungsklassen gilt es zu überprüfen, inwieweit die visuell wahrgenommenen Eigenschaften und Merkmale von Texturen auch in der digitalen Bildverarbeitung angewendet werden können. Hierzu ist es erforderlich, die zur mathematischen Modellierung verwendeten Texturanalyseverfahren auf ihre Eignung im Bereich der Landwirtschaft, insbesondere bei der Landnutzungsbestimmung zu überprüfen und auf eine mögliche Optimierung hinsichtlich der Analyse und Klassifikation von hochauflösenden landwirtschaftlichen Fernerkundungsdaten zu untersuchen. Darüber hinaus steht die prototypische JAVA-basierte Umsetzung im Vordergrund, um erstmalig plattformunabhängige Texturanalysen zugänglich zu machen. Unter den in der Literatur bekannten theoretischen Analyseverfahren (z. B. Statistical Feature Matrix nach WU & CHEN (1992), Gray Level Run Length Matrix nach JULESZ (1973), filterbasierte Verfahren nach LAWS (1979)) zeichnet sich das Neighborhood Gray-



Abb. 3: Beispiele für Texturen: Acker, Wald, Wasser, Grünland, urbane Fläche (IKONOS Satellitendaten, 1,0 M/Pixel).

Tone Difference Matrix (NGTDM)- Verfahren von AMADASUN & KING (1989) besonders dadurch aus, dass es neben den relevanten Texturmerkmalen Grobheit (coarseness) und Kontrast (contrast) zusätzlich in der Lage ist, essentielle Informationen über die Lebendigkeit (busyness), Komplexität (complexity) und Stärke (strength) einer Textur zu berechnen.

Bei der NGTDM spielen die Differenzen der Grauwerte der jeweiligen Bildpunkte und die Grauwerte der jeweiligen lokalen Nachbarschaft eine wichtige Rolle. Auf Basis der NGTDM werden bestimmte Texturmerkmale berechnet. Dabei entsprechen sie den visuell wahrnehmbaren Eigenschaften von Texturen.

Die NGTDM ist definiert als eine eindimensionale Matrix, wobei der i -te Eintrag als die Summe der Grauwertdifferenzen zwischen allen Bildpunkten bezüglich des i -ten Grauwertes und dessen jeweiligen lokalen Nachbarschaften bestimmt wird. Die NGTDM hat demnach so viele Einträge, wie Grauwerte im Bild vorkommen. Zunächst wird für den Bildpunkt mit den Koordinaten (k, l) der Durchschnittswert der Grauwerte der Nachbarschaftsbildpunkte A_i berechnet, wobei i als der Grauwert des jeweiligen Bildpunktes und d die Größe der Nachbarschaft definiert ist (alle Formeln, tw. modifiziert nach AMADASUN & KING 1989):

$$A_i = A(k, l) = \frac{1}{(2d + 1)^2 - 1} \left[\sum_{m=-d}^d \sum_{n=-d}^d f(k + m, l + n) \right], \quad (m, n) \neq (0, 0) \tag{1}$$

Der i -te Eintrag der NGTDM wird wie folgt berechnet:

$$s(i) = \sum |i - A_i|, \quad \text{für } i \in N_i, \text{ wenn } N_i \neq 0 \tag{2}$$

$$= 0, \text{ sonst}$$

wobei N_i die Menge aller Bildpunkte mit dem Grauwert i ist und sich aus der Summe aller Bildpunkte mit dem jeweiligen Grauwert i berechnet. Aufbauend auf der NGTDM wurden folgende visuell wahrnehmbaren Eigenschaften von AMADASUN & KING (1989) definiert:

Grobheit (coarseness)

Für AMADASUN & KING (1989) wird die Textureigenschaft Grobheit durch die Größe der je-

weiligen Primitiva beschrieben. Dabei besitzen die Primitiva von groben Texturen ein großes Maß an lokaler Gleichmäßigkeit in ihren Grauwertintensitäten. Demnach ist der Grauwert eines Bildpunktes dem mittleren Grauwert der lokalen Nachbarschaft ähnlich. Daher entspricht das Merkmal Grobheit der Summe der Einträge $s(i)$ der NGTDM mit Berücksichtigung der relativen Häufigkeit des jeweiligen Grauwertes p_i und wird wie folgt berechnet:

$$f_{cos} = \left[\epsilon + \sum_{i=0}^{G_h} p_i s(i) \right]^{-1} \tag{3}$$

wobei G_h dem größten Grauwert im Bild entspricht, ϵ als Konstante definiert ist, um Divisionen durch Null (z. B. bei homogenen Bildern) zu verhindern und p_i wie folgt definiert ist:

$$p_i = \frac{N - i}{n \cdot m}, \quad \text{wobei } n = N - 2d \quad \text{und } m = M - 2d \tag{4}$$

Kontrast (contrast)

Der Kontrast einer Textur kann durch die Häufigkeit der räumlichen Veränderung von Grauwertintensitäten beschrieben werden. Hierbei bedeutet ein hoher Kontrastumfang einen relativ großen Unterschied der Grauwertintensität zwischen benachbarten Bereichen einer Textur. Dieses kommt vor, wenn das Intervall der vorkommenden Grauwerte einen großen Teil des Intervalls der möglichen Grauwerte abdeckt oder wenn das Intervall gestreckt ist. Aufgrund dessen wird von AMADASUN & KING (1989) folgende Berechnung des Merkmals Kontrast vorgeschlagen:

$$f_{con} = \left[\frac{1}{N_g (N_g - 1)} \sum_{i=0}^{G_h} \sum_{j=0}^{G_h} p_i p_j (i - j)^2 \right] \cdot \left[\frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=0}^{G_h} s(i) \right] \tag{5}$$

wobei N_g die Anzahl der tatsächlich vorkommenden Grauwerte beschreibt und wie folgt definiert ist:

$$N_g = \sum_{i=0}^{G_h} Q_i, \quad \text{für } Q_i = 1, \text{ wenn } p_i \neq 0 \tag{6}$$

$$= 0, \text{ sonst}$$

Lebendigkeit (busyness)

Das Texturmerkmal Lebendigkeit wird als eine starke Veränderung der Grauwertintensitäten eines Bildpunktes einer Textur zu seiner lokalen Nachbarschaft angesehen. Demnach definiert sich das Maß der Lebendigkeit durch die Häufigkeit der räumlichen Grauwertintensitätsveränderungen. Dabei hängt die jeweilige Veränderung der Grauwertintensitäten vom Intervall der vorkommenden Grauwerte bzw. vom Merkmal Kontrast ab. AMADASUN & KING (1989) definieren die Lebendigkeit wie folgt:

$$f_{bus} = \frac{\left[\sum_{i=0}^{G_h} p_i s(i) \right]}{\left[\sum_{i=0}^{G_h} \sum_{j=0}^{G_h} i p_i - j p_j \right]}, \quad p_i \neq 0, p_j \neq 0 \quad (7)$$

wobei Zähler und Nenner der Formel jeweils mit den relativen Häufigkeiten gewichtet werden.

Komplexität (complexity)

Das Merkmal Komplexität beschreibt den visuellen Informationsgehalt einer Textur. Dabei hängt der Grad der Komplexität von der Anzahl unterschiedlicher Grauwerte ab, die mit einer geringeren relativen Häufigkeit in den Texturprimitiven vorkommen. Texturen mit einer großen lokalen Gleichmäßigkeit von Grauwertintensitäten besitzen demnach eine geringere Komplexität als Texturen, die sich aus einer größeren Anzahl unterschiedlicher Grauwerte zusammensetzen. So lässt sich die Komplexität über die Größe der Primitive und die relative Häufigkeit des Vorkommens der einzelnen Grauwerte beschreiben und wird wie folgt definiert (AMADASUN & KING 1989):

$$f_{con} = \frac{\left[\sum_{i=0}^{G_h} \sum_{j=0}^{G_h} (p_i + p_j)(i - j)^2 \right]}{\left[\epsilon + \sum_{i=0}^{G_h} s(i) \right]}, \quad p_i \neq 0, p_j \neq 0 \quad (8)$$

Die Differenz der Grauwertpaare wird durch die Summe der zu den Grauwerten gehörenden Einträgen der NGTDM gewichtet und der Normierungsfaktor $n * m(p_i + p_j)$ nimmt große Werte für grobe und kleine Werte für feine Texturen an. Je größer der Wert f_{con} , desto höher ist der Informationsgehalt und damit die Komplexität der Textur.

Texturstärke (texture strength)

Nach AMADASUN & KING (1989) besitzt eine Textur eine große Stärke, wenn die Primitive der Textur deutlich erkennbar und eindeutig definierbar sind. Dieses Erkennen hängt zum größten Teil von der jeweiligen Abgrenzung der Grauwerte bzw. der Differenzen der Grauwertintensitäten ab. Demnach spielen sowohl die Grobheit als auch der Kontrast einer Textur bei der Bestimmung der Texturstärke eine wichtige Rolle. Die Texturstärke wird wie folgt definiert:

$$f_{str} = \frac{\left[\sum_{i=0}^{G_h} \sum_{j=0}^{G_h} (p_i + p_j)(i - j)^2 \right]}{\left[\epsilon + \sum_{i=0}^{G_h} s(i) \right]}, \quad p_i \neq 0, p_j \neq 0 \quad (9)$$

wobei ein hoher Wert f_{str} für eine starke Textur steht.

4 Prototypische Umsetzung

Die prototypische Umsetzung des NGTDM-Verfahrens erfolgte in der von Sun Microsystems entwickelten, objektorientierten und plattformunabhängigen Programmiersprache Java. Für die Implementierung wurde die Java 2 Plattform Standard Edition (J2SE) 5.0 eingesetzt. Neben den Vorteilen der Programmiersprache Java, wie Portierbarkeit, Robustheit, Sicherheit, Dynamik, stand das breite Einsatzspektrum in Form von lokalen, als auch webbasierten Anwendungen für die prototypische Umsetzung des Algorithmus im Vordergrund (z. B. als add-on zu Google Earth oder Open Arial Map bzw. anderen verfügbaren webbasierten Geodatenservern und Services).

Das NGTDM-Verfahren wird durch die Klasse NGTDM umgesetzt und durch die Variablen (vgl. Abb. 4, mittlerer Kasten) und Methoden (vgl. Abb. 4, unterer Kasten) definiert:

Als Variablen werden die Merkmale Texturstärke, Grobheit, Komplexität, Kontrast und Lebendigkeit verwendet. Als weitere zur Berechnung notwendige Variablen wird das Eingabebild, die Höhe und Breite des Eingabebildes, der maximale Grauwert des Eingabebildes, die Anzahl der im Bild vorkommen-

definiert. Die Methoden der Klasse sind „NGTDM()“ für das Einlesen des Eingabebildes, die Berechnung der Höhe und Breite des Eingabebildes, die Umwandlung des Eingabebildes in ein Grauwertbild und die Übergabe der Grauwerte des Eingabebildes an das Grauwertarray. Weitere für die Berechnung der Texturmerkmale erforderliche Methoden sind die Berechnungen des maximalen Grauwertes, die Berechnungen der relativen Häufigkeiten und die Berechnung der NGTDM. Die NGTDM dient dabei als Basis zur Berechnung der Texturmerkmale Grobheit, Kontrast, Lebendigkeit, Komplexität und Texturstärke. Das in JAVA umgesetzte NGTDM-Verfahren ist unter der URL ivvgeo.uni-muenster.de/images/NGTDM.html (html-Seitenquellcode anzeigen lassen!) einseh- bzw. nutzbar. Um das Verfahren auf seine Eignung und praktische Anwendbarkeit zu überprüfen, wurden aus den hochauflösenden Fernerkundungsdaten, Stichproben der verschiedenen Landnutzungsarten Ackerfläche, Waldfläche, Wasserfläche, Grünlandfläche und urbane Fläche festgelegt. Im Anschluss daran wurde das in Java prototypisch umgesetzte NGTDM-Verfahren auf die Stichproben angewendet um die Berechnungsergebnisse für die speziellen Texturmerkmale zu bestimmen (vgl. Abb. 5).

5 Ergebnisse

Abb. 4: Klassendiagramm des NGTDM-Verfahrens.

den unterschiedlichen Grauwerte, das Grauwertarray des Eingabebildes, die NGTDM und die relativen Häufigkeiten der Grauwerte

Die ermittelten Berechnungsergebnisse zeigten, dass das NGTDM-Verfahren von AMADASUN & KING (1989) aufgrund der Kombination aus den berechneten Merkmalen Grobheit, Kontrast, Lebendigkeit, Komplexität sowie Texturstärke in der Lage ist, die ausgewählten

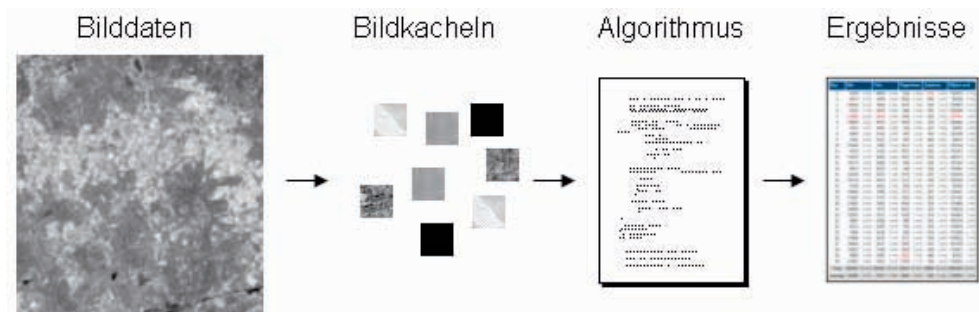


Abb. 5: Klassendiagramm des NGTDM-Verfahrens.

Landnutzungsarten Wald-, Wasserflächen und urbanen Flächen eindeutig zu bestimmen und daraus eigenständige Merkmalsklassen zu definieren. Allerdings zeigte sich auch, dass unter Umständen Texturen mit sehr ähnlichen Merkmalsstrukturen, wie sie bei Acker- und Grünlandflächen durchaus während der phänologischen Vitalitätsphase auftreten können, vom NGTDM-Verfahren mit Hilfe der zur Verfügung gestellten modellierten Parameter nur schwer bzw. nicht eindeutig zu bestimmen sind (vgl. Abb. 6). Im Gegensatz zu einer reinen Spektralanalyse tritt dieses Manko jedoch erst ab einem relativ hohem Analyseniveau auf, da sich Texturen wesentlich stabiler als Differenzierungsmerkmal (auch während wechselnder Vitalitätszustände von Pflanzen) verhalten. So weisen z. B. entlaubte Baumgruppen immer noch spezifische Texturen auf, während ihre Spektralcharakteristika deutlich zurücktreten. Insofern ist das NGTDM-Verfahren im Hinblick auf Fehlklassifikationen stabiler als eine rein spektralbasierte Analyse

und bietet sich somit als Ergänzung herkömmlicher Klassifikationsmethoden an.

Die Berechnungsergebnisse der Grobheit zeigen beispielsweise, dass sich die Stichproben der Acker- und Grünlandfläche in einem geringen Wertebereich bewegen. Dieses ist auf das relativ große Maß an lokaler Gleichmäßigkeit in den Grauwertintensitäten der Objektprimitive zurückzuführen. Dementsprechend handelt es sich bei Acker- und Grünlandflächen im Vergleich zu den anderen untersuchten Landnutzungsflächen um gröbere Texturen. Die geringen Grauwertveränderungen lassen sich dabei auf die typischen Grauwertintensitätsverteilungen von Acker- und Grünlandflächen zurückführen, welche in der regelmäßigen Bearbeitung und natürlichen Ausprägung begründet liegen. Die Berechnungsergebnisse der Waldflächen und urbanen Flächen zeichnen sich durch einen mittleren Wertebereich aus. Dabei kann auf das durchschnittliche Maß an lokaler Gleichmäßigkeit in den Grauwertintensitäten der Ob-

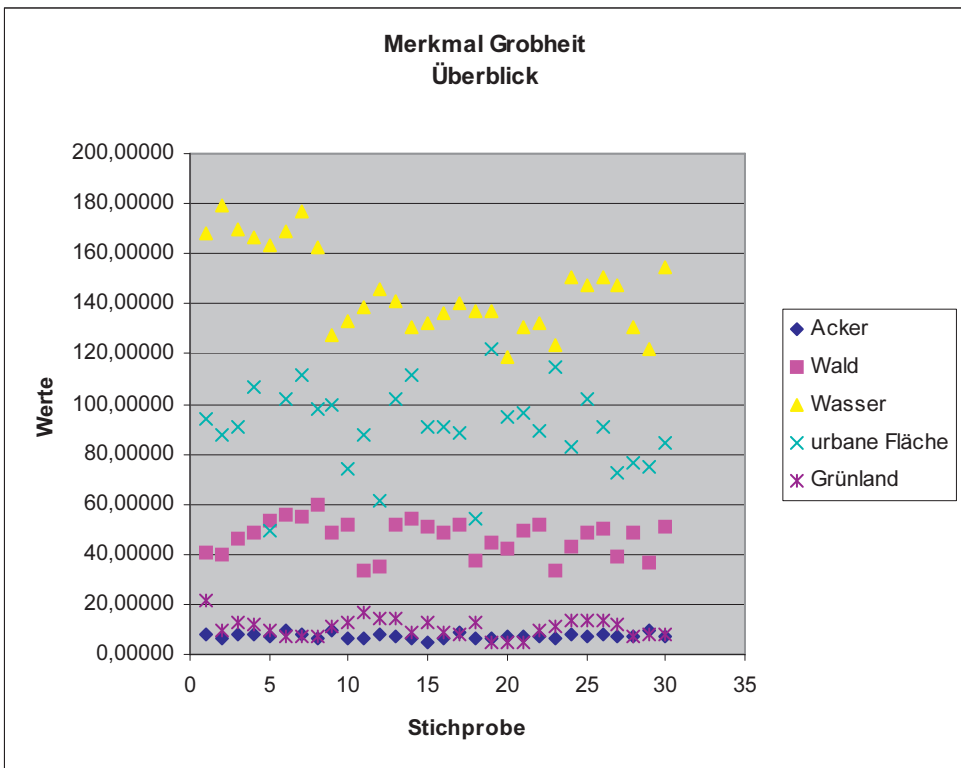


Abb. 6: Grobheit für Acker, Wald, Wasser, Grünland, urbane Flächen.

jektprimitive verwiesen werden, wobei der Wertebereich der Waldflächen geringer ist, als jener urbaner Flächen, was sich mit der biologischen Ausprägung von Wäldern begründen lässt. Die Waldflächen und urbanen Flächen können als Landnutzungen mit einer mittleren Grobheit beschrieben werden. Im Gegensatz dazu liegen die Berechnungsergebnisse der Wasserfläche in einem sehr hohen Wertebereich. Aufgrund dessen lassen sich Wasserflächen als feinere Textur beschreiben, wobei einzelne Objektprimitive schwer bzw. gar nicht zu identifizieren sind. Das Merkmal Grobheit ist in der Lage, die untersuchten Landnutzungsflächen über seine Wertebereiche zu identifizieren und eingeschränkt voneinander abzugrenzen. So kann zum Beispiel die Landnutzungsfläche Wasser aufgrund der berechneten Wertebereiche eindeutig von den Landnutzungsflächen Wald, Acker und Grünland abgegrenzt werden. Darüber hinaus lassen sich die urbanen Flächen von den Acker- und Grünlandflächen eindeutig abgrenzen.

Betrachtet man die Berechnungsergebnisse für die Komplexität wird deutlich, dass sich die Stichproben der Acker-, Grünland- und Wasserflächen in einem geringen Wertebereich bewegen, was auf die geringe Anzahl an unterschiedlichen Grauwerten zurückzuführen ist. Demnach handelt es sich im Vergleich zu den anderen untersuchten Landnutzungen um weniger komplexe Flächen, die einen geringeren Informationsgehalt besitzen. Im Gegensatz dazu bewegen sich die Berechnungsergebnisse der Waldflächen in einem mittleren Wertebereich. Dementsprechend handelt es sich bei der Landnutzung Wald um eine komplexere Textur, die einen höheren Informationsgehalt besitzt. Dieses liegt in der größeren Anzahl unterschiedlicher Grauwerte begründet, die jeweils mit einer geringeren relativen Häufigkeit vorkommen. Bei den urbanen Flächen handelt es sich um eine Textur, die sich durch eine große Anzahl unterschiedlicher Grauwerte mit geringer relativer Häufigkeit auszeichnet. Dabei liegen die Berechnungs-

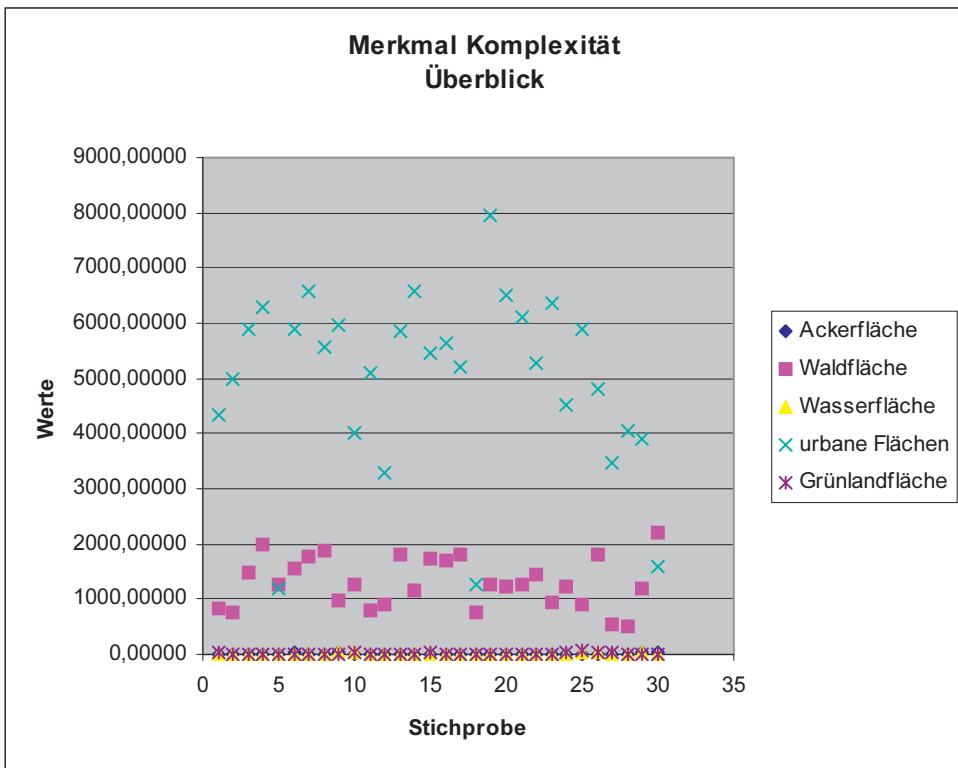


Abb. 7: Komplexität für Acker, Wald, Wasser, Grünland, urbane Flächen.

werte in einem sehr hohen Wertebereich. Dieses ist in der Vielfalt und unterschiedlichen Ausprägung, Größe und Wiederholung der Objektprimitive begründet, was für einen höheren Informationsgehalt und eine komplexere Textur spricht. Das Merkmal Komplexität ist in der Lage, die untersuchten Landnutzungsflächen über seine Wertebereiche zu identifizieren und so voneinander abzugrenzen. So kann zum Beispiel die Landnutzung urbane Fläche aufgrund der berechneten Wertebereiche eindeutig von den Landnutzungs-klassen Grünland-, Wasser- und Ackerflächen abgegrenzt werden. Die urbanen Flächen besitzen dabei eine geringere Anzahl unterschiedlicher Grauwerte und haben demnach eine weniger komplexere Textur. Darüber hinaus lassen sich die Waldflächen von den Grünland-, Wasser- und Ackerflächen eindeutig abgrenzen.

Die Berechnungsergebnisse der Texturstärke zeigen, dass sich die Stichproben der

Acker-, Grünland- und Wasserflächen in einem geringen Wertebereich bewegen. Demnach handelt es sich bei der Landnutzung Acker, Wasser und Grünland um Texturen, die eine geringere Texturstärke besitzen. Im Gegensatz dazu, bewegen sich die Berechnungsergebnisse der Waldflächen in einem mittleren Wertebereich. Dementsprechend handelt es sich bei der Landnutzung Wald um eine stärkere Textur. Dieses liegt in der jeweiligen Größe der Objektprimitive bzw. den Differenzen der Grauwertintensitäten begründet. Bei den urbanen Flächen handelt es sich um eine Textur, die sich durch die hohen Differenzen der durchschnittlichen Grauwertintensitäten auszeichnet. Dabei liegen die Berechnungswerte in einem sehr hohen Wertebereich. Dementsprechend handelt es sich bei den urbanen Flächen um eine starke Textur. Das Merkmal Texturstärke ist in der Lage, die untersuchten Landnutzungsflächen über seine Wertebereiche zu identifizieren und so vonein-

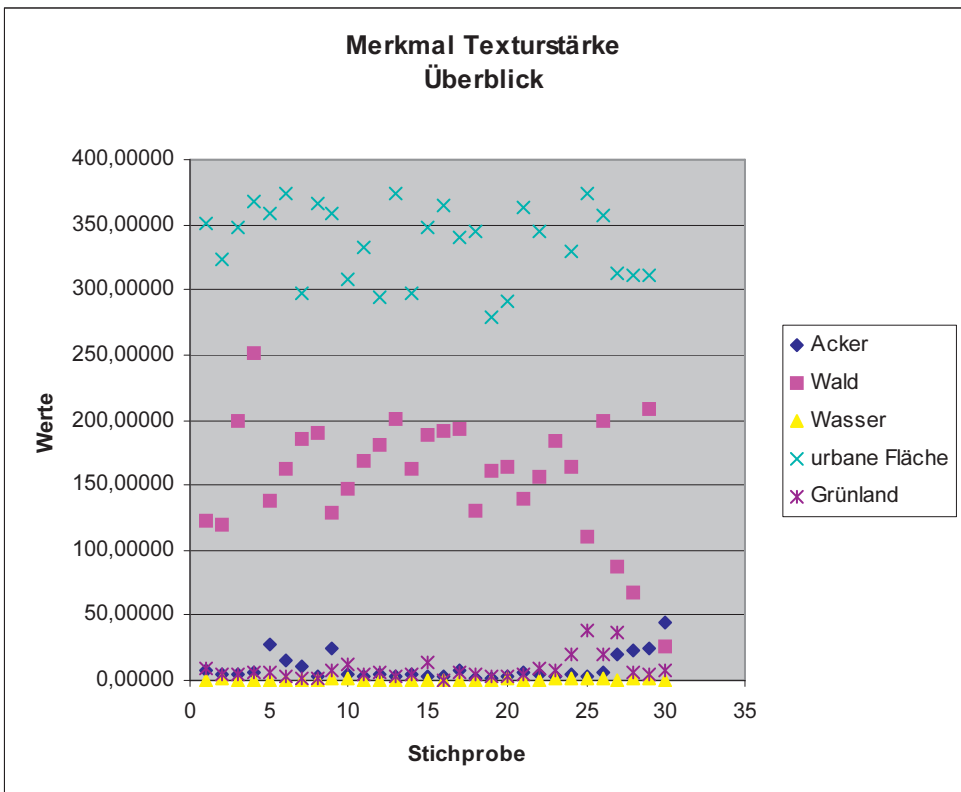


Abb. 8: Texturstärke für Acker, Wald, Wasser, Grünland, urbane Flächen.



Abb. 9: Klassifikationsbeispiele auf Basis zweier panchromatischer Luftbildausschnitte nach dem NGTDM-Verfahren. Merkmalsklassen hier Gelb: Acker/ Grünland, Grün: Wald, Blau: Wasser, Rot: urbane Flächen.

ander abzugrenzen. So kann zum Beispiel die Landnutzung urbane Flächen aufgrund der berechneten Wertebereiche eindeutig von den Landnutzungsklassen Wald, Grünland-, Wasser- und Ackerflächen abgegrenzt werden. Die urbanen Flächen besitzen dabei eine hohe Differenz der durchschnittlichen Grauwertintensitäten und haben demnach starke Texturen. Darüber hinaus lassen sich die Waldflächen von den Wasserflächen eindeutig abgrenzen.

Zusammenfassend ist das NGTDM-Verfahren aufgrund der Berechnungsergebnisse in der Lage, die Merkmalsklassen Acker/ Grünland-, Wald-, Wasserflächen und urbane Flächen in panchromatischen Luftbildern zu trennen (vgl. Abb. 6–9).

6 Schlussfolgerungen und Ausblick

Im Hinblick auf eine möglichst fehlerfreie teilautomatisierte Fernerkundungsinterpretation und dem Bestreben, die vom Menschen visuell wahrgenommenen spezifischen Eigenschaften von Fernerkundungsdaten mathematisch auszudrücken, zu modellieren sowie

umzusetzen, bietet das Merkmal Textur, die damit in Verbindung stehende Texturanalyse unter Nutzung des vorgestellten NGTDM-Verfahrens nach AMADASUN & KING (1989) einen praktisch umsetzbaren, viel versprechenden methodischen Ansatz. Es ist zukünftig notwendig, die bereits implementierten Anwendungen im Bereich der Texturanalyse standardisiert um das NGTDM-Verfahren zu erweitern, um so eine Optimierung der Landnutzungsbestimmung herbeizuführen. Bei sehr ähnlichen Landnutzungstypen ist es weiterhin vorstellbar, die in dieser Arbeit vorgestellten Texturmerkmale des NGTDM-Verfahrens mit zusätzlichen Parametern zu kombinieren. So wäre z. B. die Erweiterung des NGTDM-Verfahrens um die von HERMES (1999) vorgeschlagenen Texturmerkmale Linienhaftigkeit oder Gerichtetheit denkbar und sinnvoll (z. B. im Hinblick auf Schlaggrenzen, landwirtschaftliche Nutzflächen oder Forstareale). Inwieweit diese möglichen Erweiterungen für Anwendungen eine Rolle spielen, kann an dieser Stelle jedoch noch nicht beantwortet werden, sondern muss Inhalt weiterführender untersuchender Arbeiten in den Bereichen Texturanalyse und Fernerkundungsinterpretation sein.

Ausblickend auf weitere mögliche Nutzungspotentiale, Entwicklungs- oder Anwendungsmöglichkeiten zeigt sich, dass ein stärkerer Focus auf Texturanalyseverfahren für den Bereich der Interpretation von Fernerkundungsdaten im Bezug auf die teilautomatisierte Landnutzungsbestimmung zu einer weiteren Optimierung der Analyse und Klassifikation führt. Darüber hinaus werden durch das Merkmal Textur zusätzliche potentiell sehr aufschlussreiche räumliche Zusammenhänge benachbarter Bildpunkte für die Analyse und Klassifikation bereitgestellt. Das in der objektorientierten und plattformunabhängigen Programmiersprache Java umgesetzte und hier prototypisch vorgestellte NGTDM-Texturanalyseverfahren bietet darüber hinaus die Möglichkeit lokale als auch webbasierte Entwicklungen- und Anwendungen für die Texturanalyse öffentlich zugänglicher Fernerkundungsdaten zu erschließen. Gerade webbasierte GDI-Strukturen und Dienste, welche Rasterdaten anbieten, könnten von einer der Visualisierung vorgeschalteten thematischen Analysefunktion mit Texturbezug deutlich profitieren (z. B. IMS-Systeme). Die demnach erforderlichen und ausstehenden notwendigen Untersuchungen können als Motivation für weitere interessante Arbeiten in diesem Bereich angesehen werden.

So wäre zu prüfen, inwieweit eine Kombination von anderen bekannten Texturanalyseverfahren, wie der Ansatz von WU & CHEN (1992), die Statistical Feature Matrix mit Texturmerkmalen Grobheit, Kontrast, Regelmäßigkeit, Periodizität und Rauheit oder die von HARALICK et al. (1973) definierte Co-occurrence-Matrix und dessen Merkmale Homogenität, Kontrast, Korrelation, Varianz, Entropie zu einer Verbesserung der (möglicherweise webbasierten) Klassifikationsergebnisse führen kann.

Literatur

- ABMAYR, W., 1994: Einführung in die digitale Bildverarbeitung. – Teubner, Stuttgart.
- AMADASUN, M. & KING, R., 1989: Textural features corresponding to textural properties. – IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics **19** (5): 1264–1274.
- ASENDORF, G. & HERMES, T., 1996: On Textures: An Approach for a New Abstract Description Language. – IS & T SPIE: Human Vision and Electronic Imaging **2657**: 98–106.
- BÄHR, H.P. & VÖGTLE, T., 2005: Digitale Bildverarbeitung. Anwendungen in Photogrammetrie, Fernerkundung und GIS. – Wichmann, Heidelberg.
- BISHOP, C.M., 2005: Pattern recognition and machine learning. – Springer, Heidelberg.
- CORINE LAND COVER, 2000: Bodenbedeckungsdaten für Deutschland. – DLR, Köln.
- DUDA, R.O., HART, P.E. & STORK, D.G., 2001: Pattern Classification. – Wiley, New York.
- FORSYTH, D. & PONCE, J., 2002: Computer Vision – A Modern Approach. – Prentice Hall, New Jersey.
- FOTH, O., 2007: Deutsche 3D-Community, 3D Galerie, Tutorials, Texturen. – www.3d-ring.de (15.01.2008).
- GALLOWAY, M., 1975: Texture analysis using gray level run lengths. – Computer Graphics and Image Processing **4**: 172–179.
- GOOL, L. VAN, DEWAELE, P. & OOSTERLINCK, A., 1985: Texture analysis anno 1983. – Computer Vision, Graphics and Image Processing **29**: 336–357.
- HARALICK, R., SHANMUGAM, K. & DINSTEN, I., 1973: Textural features for image classification. – IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics **3**: 610–621.
- HARALICK, R. & SHAPIRO, L.G., 1992: Computer and Robot Vision. – Prentice Hall, New Jersey, USA.
- HERMES, T., 1999: Texturen: Analyse, Beschreibung und Synthese. – Universität Bremen.
- JULESZ, B., GILBERT, E., SHEPP, L. & FRISCH, H., 1973: Inability of Textured Images by Edge Detection in Multidimensional Features. – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **11** (4): 414–421.
- JAHNE, B., 2002: Digitale Bildverarbeitung. – Springer, Berlin.
- LAWS, K., 1979: Texture Energy Measures. – DARPA Image Understanding Workshop: 47–51.
- NETUSCHIL, K. & FISCHER, M., 2003: Bildverarbeitung. – Vieweg und Teubner, Wiesbaden.
- SUN, C. & WEE, W.G., 1982: Neighboring gray level dependence matrix for texture classification. – Computer Vision, Graphics and Image Processing **23**: 341–352.
- VÖLKER, A., 2005: Automatische Extraktion von Schlaggrenzen für die Erosionsberatung. – Universität Münster.
- WU, C.-M. & CHEN, Y.-C., 1992: Statistical feature matrix for texture analysis. – Computer Vision, Graphics and Image Processing **54**: 407–419.

Adresse der Autoren:

Dr. TORSTEN PRINZ und Dipl. Geoinf. NORMAN RENGERS, Westfälische Wilhelms-Universität Münster, Institut für Geoinformatik, Robert-Koch-Str. 28, D-48149 Münster, Tel.: +49-251-8330015, Fax: +49-251-8330016, e-mail: prinz@uni-muenster.de, norman.rengers@gmail.de.

Manuskript eingereicht: Februar 2009
Angenommen: Juni 2009