

Wasserlinienextraktion aus optischen Nahbereichsaufnahmen mittels Texturmessverfahren

MELANIE KRÖHNERT¹, ROBERT KOSCHITZKI¹ & HANS-GERD MAAS¹

Zusammenfassung: In diesem Beitrag wird ein Verfahren zur Detektion von Wasserlinien offener Gewässer mithilfe optischer Nahbereichsaufnahmen auf Basis von Textur- und Spektralinformationen vorgestellt und evaluiert. In zwei Studiengebieten unterschiedlicher Topographie wurden mit handelsüblichen Amateurkameras Studien im Uferbereich eines Flusses in Sachsen und an einem Gletscherrandsee in Chile durchgeführt. Die Auswertung liefert eine Charakterisierung des Bildinhalts in Wasser- und Nicht-Wasserflächen anhand differenzierter Texturmerkmale und Spektralinformationen, welche anschließend den Merkmalsraum einer unüberwachten Klassifikation aufspannen.

1 Einführung

Angesichts weltweit zunehmender Überflutungsereignisse mit immer wieder verheerenden Zerstörungen, welche nur schwer vorherzusagen sind, gewinnen Fragen des Hochwasserschutzes und der Hochwasservorhersage zunehmend an Bedeutung. Neben wetterinduzierten Hochwasserereignissen in und an Flüssen seien hier exemplarisch sogenannte *Glacial Lake Outburst Floods* (kurz: GLOFs) genannt. Infolge des Gletscherrückgangs sind Phänomene solcher Gletscherseeausbrüche in den letzten Jahren vermehrt global zu beobachten. Sie äußern sich in der spontanen Entleerung von Gletscherseen und der damit verbundenen Überflutung talabwärts gelegener Gebiete (KOSCHITZKI et al. 2014, DUSSAILLANT et al. 2010).

Im Nachfolgenden werden Verfahren der Bildanalyse mit dem Ziel der zuverlässigen, automatischen Erkennung von Wasserspiegellagen in Bildern terrestrischer Kameras als Komponente eines photogrammetrischen Hochwasserfrühwarnsystems präsentiert und analysiert. Der hier vorgestellte Ansatz basiert auf der Auswertung monoskopischer Aufnahmen handelsüblicher Digitalkameras. Die zuverlässige Extraktion von Wasserlinien an verschiedenartigen Gewässertypen stellt dabei eine zentrale Herausforderung dar. Die Grundlage hierfür bilden Texturmaße (*Gray Level Co-occurrence Matrices*, GLCMs), welche Nachbarschaftsbeziehungen über die räumliche Verteilung von Grauwerten innerhalb eines zu untersuchenden Bildes repräsentieren und somit dessen Textur beschreiben. Bildtexturen können sowohl homo- als auch heterogener Natur sein (HALL-BAYER 2007, HARALICK et al. 1973). Die GLCM liefert Informationen über die Häufigkeitsverteilung einzelner Grauwertübergänge in einem Bildkanal (THAKARE et al. 2013). Führt man unterschiedliche Gewichtsfunktionen bezüglich der genannten Pixelnachbarschaften ein, ergeben sich spezifische Texturcharakteristika. HARALICK et al. (1973) definieren 14 Texturmerkmale (u. a. Kontrast, Entropie oder Homogenität), welche in verschiedensten wissenschaftlichen Disziplinen Anwendung finden (TAHIR et al. 2005, DE MARTINAO et al. 2003, PALM et al. 1999). Der Einsatz aus der Fernerkundung bekannter Verfahren zur unüberwachten Klassifikation mittels

¹ Technische Universität Dresden, Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung, Helmholtzstraße 10, 01062 Dresden; E-Mail: [melanie.kroehnert, robert.koschitzki, hans-gerd.maas]@tu-dresden.de

Texturinformationen (VERMA 2011, ZHANG 1999, HE & WANG 1992) kann auch auf die Anwendung im Nahbereich adaptiert und zur Bildsegmentierung in Wasser- und Nicht-Wasserflächen verwendet werden. Dabei dienen differenzierte spektrale Informationen des initialen RGB Bildes als zusätzliche Parameter.

2 Methodik

Im Fokus der hier gezeigten Arbeiten steht die Entwicklung eines weitestgehend automatisiert ablaufenden Verfahrens, welches zugleich Uferbereiche verschiedenster Topographien in Wasser und Land segmentiert.



Abb. 1: Lago Cachet II (links); Weißeritz (rechts).

Ein Hauptaugenmerk liegt dabei auf der flexiblen Adaption des Verfahrens auf stehende, ruhige sowie fließende und dynamische Gewässer (Abb. 1). In dieser Studie wird einerseits das innerstädtische Emerich-Ambros-Ufer an der Weißeritz in Dresden observiert. Die Kamera-Objektdistanz beträgt hier nur wenige Meter. Strömungsbedingt zeigt sich ein stark ausgeprägtes Wellenmuster auf der Wasseroberfläche. Der Uferbereich wird unregelmäßig durch Kies und Steine begrenzt. Die Wassertiefe beträgt in diesem Bereich nur wenige Zentimeter, sodass mehrere Steine unter der Wasseroberfläche erkennbar sind. Dem entgegen steht der Lago Cachet II, ein Gletschersee in Chile. Infolge seiner wiederkehrenden unvorhersehbaren Ausbrüche ist dieser seit einigen Jahren Gegenstand von Studien und Veröffentlichungen (KOSCHITZKI et al. 2014, MULSOW et al. 2013, CASASSA et al. 2008). Das Seeufer lässt sich aufgrund der Seeausmaße und schwierigen Zugänglichkeit lediglich aus einem knappen Kilometer Entfernung beobachten.

Aus den zuvor genannten Ufercharakteristika ergeben sich zahlreiche Anforderungen an den zu entwickelnden Vorgang. Abb. 2 zeigt eine schematische Darstellung des Workflows, welcher in den nachfolgenden Abschnitten ausführlich erläutert wird.

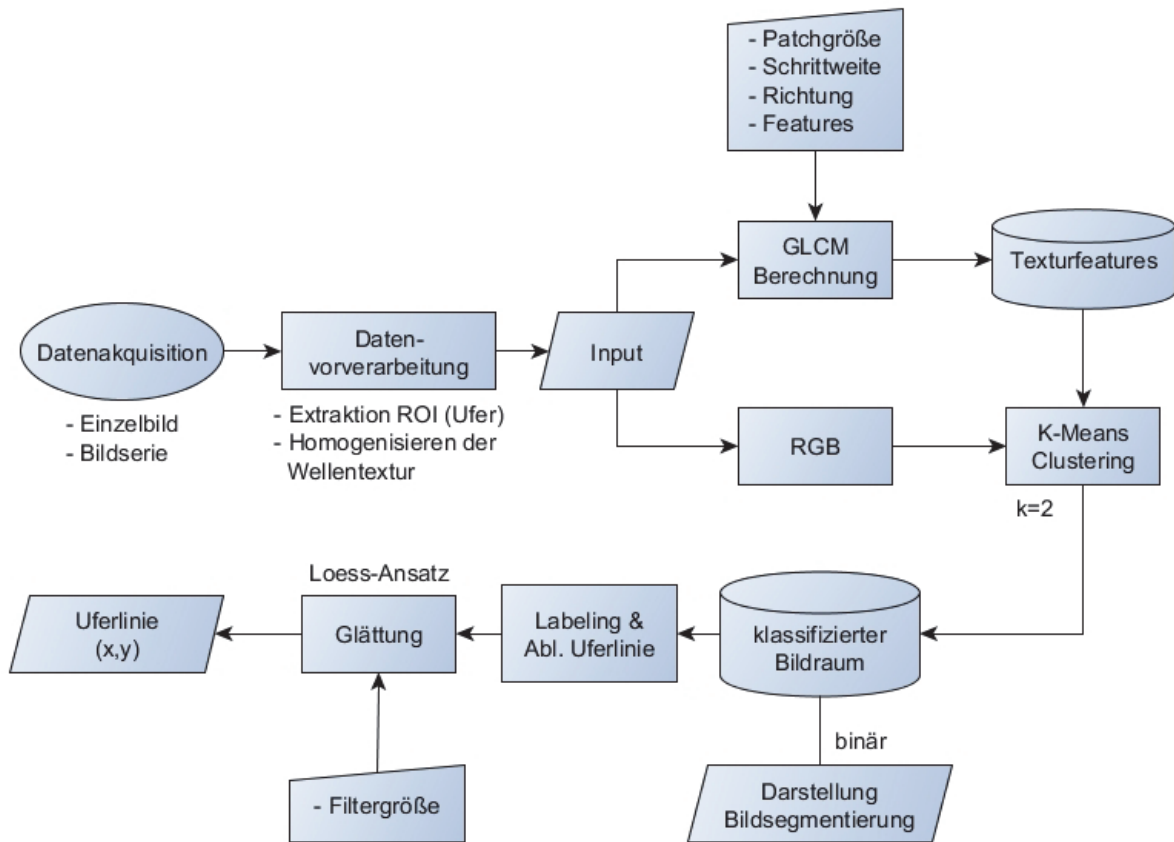


Abb. 2: Schematische Darstellung des vorgestellten Verfahrens.

2.1 Datenakquisition und Aufbereitung

Sowohl am Lago Cachet II als auch am Emerich-Ambros-Ufer ist mit handelsüblichen Kameras gearbeitet worden (Canon Rebel XS, EF 35 mm, f/2; Casio EX-F1, 36-432 mm, f/2,7-4,6). Um möglichst differenzierte Texturen zu erhalten wird angenommen, dass Wasserflächen eine sich vom Uferbereich unterscheidende Textur aufweisen, die durch Texturmaße hinreichend zuverlässig beschrieben werden kann. Ein sehr mächtiges Werkzeug ergibt sich durch eine Ausdehnung der Texturanalyse auf die Zeitachse: In kurzen Bildsequenzen (z. B. 10-20 Aufnahmen im Sekundentakt) werden die Grauwerte (bzw. RGB-Werte) von Pixeln auf bewegten Wasseroberflächen eine starke Variabilität über die Zeit zeigen. Die entstehenden Wellenmuster, welche besonders an Fließgewässern ausgeprägt sind, gilt es über die zeitliche Glättung zu homogenisieren, um eine gute Diskriminierbarkeit von Pixeln oberhalb der Uferlinie zu erreichen. Demzufolge wurde das Emerich-Ambros-Ufer mit vier Aufnahmen pro Sekunde unter Einsatz eines Stativs aufgenommen. Im Gegensatz zur Wasserfläche zeigen statische Bildelemente kaum Variationen über die Zeit und erlauben eine starke Segmentierung des hochfrequent texturierten Uferbereichs von der schwach strukturierten Wasserfläche. Zum Vergleich wurde eine geglättete Einzelaufnahme nach Anwendung des Gauß-Filters verwendet.

2.2 Texturerkennung

Entscheidend für den Detaillierungsgrad der Wasserlinie ist eine angemessene Größenanpassung der Filtermaske, welche zugleich Einfluss auf die Rechenzeit hat. Für beide Untersuchungsgebiete stellte sich eine Kernel mit einer Kantenlänge von fünf Pixeln zur Berechnung der GLCMs als günstig heraus. CLAUSI (2002) zeigt, dass die Berechnung der GLCMs anhand von 256 Grauwerten pro Kanal nicht nur zu unverhältnismäßig hohen Rechenzeiten führt, sondern zugleich das Genauigkeitspotential einer anschließenden Klassifikation sinkt.

Hier trägt der Einsatz quantisierter Grauwerte auf 64 Stufen zur Beschleunigung des Verfahrens bei und zeigt sinnvolle Ergebnisse im Clustering in beiden Studiengebieten. Unter Berücksichtigung der horizontalen sowie vertikalen Pixelbeziehungen mit einer Schrittweite (x/y) von (6/0 Pixeln) bzw. (0/6 Pixeln) werden die Features Kontrast, Homogenität sowie die Standardabweichung innerhalb eines Patches empirisch als aussagekräftigste Charakteristika ermittelt und berechnet. Zusätzlich wird für jedes Fenster, der mittlere Grauwert jeweils im Rot- Grün- und Blaukanal berechnet. Potentielles Bildrauschen kann aufgrund der gewählten Schrittgröße bei der Texturermittlung als negativ beeinflussender Faktor vernachlässigt werden.

2.3 Klassifikation

Die Bildsegmentierung in Wasser- und Nicht-Wasserflächen erfolgt ohne Nutzerinteraktion durch das Clusterverfahren K-Means. Der Parameterraum wird durch die festgelegten Texturmerkmale und die spektralen Grauwertinformationen aufgespannt. Ziel ist es, jedes Bildelement über die minimierte Summe der quadrierten euklidischen Distanzen einem Clusterschwerpunkt zuzuordnen. Die Umsetzung erfolgt unter Verwendung des für die Datenanalyse und Visualisierung konzipierten Open-Source-Tools Orange v2.7.8 (DEMŠAR et al. 2013).

2.4 Detektion und Optimierung der Wasserlinie

Das Klassifikationsergebnis liegt in Form eines Binärbildes vor, welches kleinere Unstetigkeiten innerhalb der Wasserfläche zeigt. Abhilfe schafft der Einsatz von Labels, welche jeder separierten Fläche zugewiesen werden. Die Wasserlinie wird durch die Abgrenzung des größten Labels repräsentiert. Kleinere, verdeckte oder abgeschattete Uferbereiche zeigen kaum Texturinformationen, weshalb hier mit vereinzelt Ausreißern gerechnet werden muss. Diese lassen sich anschließend durch einen Mittelwertfilter, z. B. dem *Locally weighted scatterplot smoothing* Algorithmus (kurz: Loess, CLEVELAND 1979) eliminieren. Zugleich wird die anzupassende Kernelgröße dazu verwendet, die Detailstufe der Uferlinie bzw. deren Glättungsgrad festzulegen. Ist diese sehr feingranular zu erfassen, bietet sich eine verhältnismäßig kleine Filtergröße an. Am Emerich-Ambros-Ufer ist eine von Ausreißern befreite Grenze gewünscht. Sämtliche Steine, welche aus dem Wasser herausragen, sollten jedoch bei der Segmentierung berücksichtigt werden. Im Rahmen der Studie erfolgte die Glättung über 15 aufeinanderfolgende Werte für beide Studiengebiete.

3 Evaluierung der Ergebnisse

Abb. 3 veranschaulicht die Ergebnisse der Wasserlinienextraktion in Abhängigkeit der Eingangsdaten. In die Auswertung fließen Aufnahmen beider Studiengebiete unter günstigen wie auch schwierigen Aufnahmebedingungen ein.

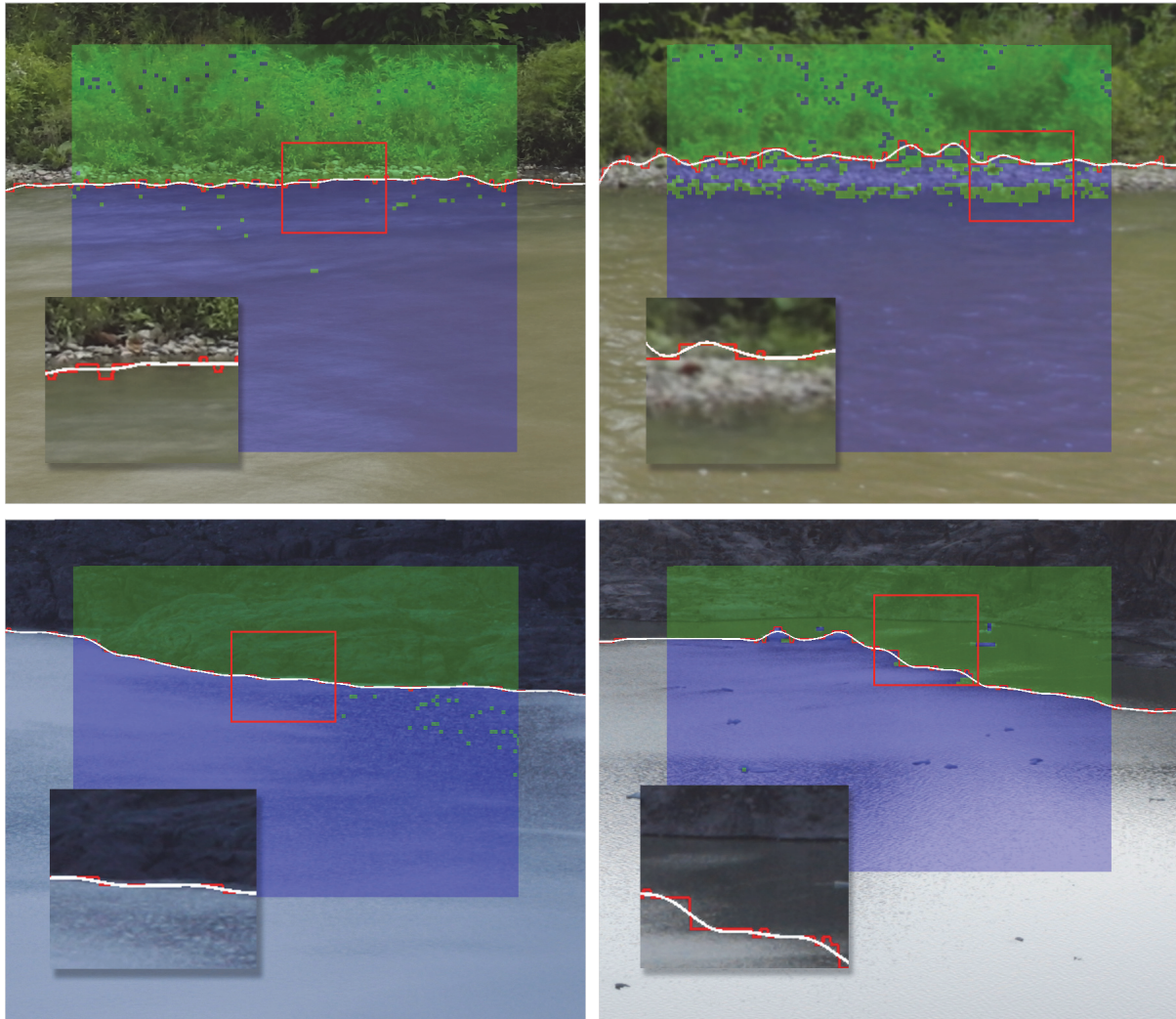


Abb. 3: Darstellung der Studienergebnisse, von links oben nach rechts unten: Emerich-Ambros-Ufer: Glättung der Wasserfläche durch 1) Mittelung einer Aufnahmeserie, 2) Gauß-Filter; Lago Cachet II: Aufnahme 3) unter günstigen Beleuchtungsverhältnissen, 4) mit starken Spiegelungen und Abschattungen.

Das Interessengebiet liegt jeweils auf dem zu klassifizierenden Uferbereich. Am Emerich-Ambros-Ufer wurde das Verfahren anhand eines Durchschnittsbildes einer Bildreihe und einer geglätteten Aufnahme getestet. Der Uferbereich am Lago Cachet II ist einmal unter günstigen Beleuchtungsverhältnissen (keine Abschattungen) und einmal bei starkem Gegenlicht aufgenommen worden. Im Overlay wird die entsprechende Segmentierung in Wasser- (blau) und

Nicht-Wasserelemente (grün) dargestellt. Die davon abzuleitende Wasserlinie wird durch eine rote, das geglättete finale Ergebnis durch eine weiße Linie repräsentiert.

Nennenswert ist die zuverlässige, detailreiche Uferlinienextraktion im Falle des steinigen, unregelmäßigen Emerich-Ambros-Ufers unter Verwendung des Bildseriendurchschnitts. Wasser- und Nicht-Wasserelemente sind klar voneinander getrennt. Aufgrund des flächenanalysierenden Labelingansatzes fallen Ausreißer der Klassifikation, begründet durch ähnlich homogen texturierte Flächen sowie ähnliche RGB-Werte, bei der Uferdetektion nicht ins Gewicht. Zieht man das geglättete Bild vergleichend heran, sind Falschzuordnungen im Uferbereich erkennbar. Der Grund dafür liegt offensichtlich in den ähnlichen RGB-Werten zwischen den Ufersteinen und den unzureichend geglätteten Reflektionen an der Wasseroberfläche. Ähnliches lässt sich am Beispiel des Lago Cachet II beobachten. Unter guten Beleuchtungsbedingungen ist eine nahezu fehlerfreie Uferlinienextraktion möglich. Treten hingegen starke Spiegelungen, Überbelichtungen oder Abschattungen auf, sind weder ausreichend markante Texturen noch differenzierte RGB-Werte erkennbar. Abhilfe könnte der Einsatz einer überwachten Klassifikation schaffen, welcher die entsprechenden Gebiete differenziert betrachtet, jedoch liegt der Fokus auf der Entwicklung eines automatisierten Verfahrens, welches so wenig Nutzerinput wie möglich erfahren sollte. Eine einmalige Anpassung der Parameter auf das zu untersuchende Ufergebiet unter Berücksichtigung des Gewässertyps, der Kamera-Objektdistanz sowie des gewünschten Detaillierungsgrads ist jedoch unumgänglich.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Zusammenfassend ist festzustellen, dass das vorgestellte Verfahren prinzipiell zur Wasserlinienextraktion unter Verwendung von low-cost-Komponenten geeignet ist, aber starke Abhängigkeiten von der Qualität der Bilddaten aufzeigt. Ist die Texturdarstellung von extremen Abschattungen (beispielsweise durch Gegenlicht), Spiegelungen oder Überbelichtungen beeinträchtigt, kann an den betroffenen Bildelementen keine zuverlässige Aussage über die Wasserlinie getroffen werden. Aktuell werden die spektralen Grauwertinformationen im RGB-Raum betrachtet. Andere Farbräume wie der Hue-Saturation-Intensity- (HSI-) Farbraum vermeiden intensitätsbedingte Korrelationen zwischen den RGB-Werten und könnten alternativ in den Klassifikationsprozess eingebracht werden. Ferner sollen in weiteren Arbeiten andere Clusterverfahren geprüft werden.

Eine Stärkung des gesamten Verfahrens kann bereits durch die Anpassung des Kamerasystems an die Aufnahmesituation erfolgen. Um Wasserflächen von vornherein homogen abzubilden bietet sich bspw. der Einsatz einer Langzeitbelichtung an.

Abschließend ist auf einen alternativen Ansatz zur Analyse der Pixelvariabilität innerhalb der Wasserfläche unter Berücksichtigung der Zeitreihen hinzuweisen. Entgegengesetzt zur Homogenisierung der Wellenbewegungen, können diese über die Differenz zeitlich benachbarter Aufnahmen hervorgehoben werden. Statische Uferbereiche sollten hingegen konvergent abgebildet werden und eine Segmentierung der genannten Bildelemente zulassen.

5 Literaturverzeichnis

- CASASSA, G., LEIDICH, J., RIVERA, A., WENDT, J., ORDENES, F., ESCOBAR, F., GUZMÁN, F., CARRASCO, J. & LÓPEZ, P., 2008: Sudden drainage of glacial Lake Cachet 2, Patagonia. EGU Alexander von Humboldt International Conference (Nov.), The Andes: Challenge for Geosciences: 24-28. Santiago, Chile.
- CLAUSI, D. A., 2002: An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey-level quantization. *Canadian Journal of Remote Sensing* **28** (1), S. 45-62.
- CLEVELAND, W. S., 1979: Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American statistical association* **74** (368), S. 829-836.
- DE MARTINO, M., CAUSA, F. & SERPICO, S. B., 2003: Classification of optical high resolution images in urban environment using spectral and textural information. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, Proceedings IGARSS 2003*, **1**, S. 467-469.
- DEMŠAR, J., CURK, T. & ERJAVEC, A., 2013: Orange: Data Mining Toolbox in Python. *Journal of Machine Learning Research* **14** (1), S. 2349-2353.
- DUSSAILLANT, A., BENITO, G., BUYTAERT, W., CARLING, P., MEIER, C. & ESPINOZA, F., 2010: Repeated glacial-lake outburst floods in Patagonia: an increasing hazard? *Natural hazards* **54** (2), S. 469-481.
- HALL-BAYER, M., 2007: GLCM Texture: A Tutorial. National Council on Geographic Information and Analysis Remote Sensing Core Curriculum. Version 2.10. Verfügbar unter: <http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/tutorial.htm> [07.01.2015].
- HARALICK, R. M., SHANMUGAM, K. & DINSTEN, I. H., 1973: Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* **6**, S. 610-621.
- HE, D. C. & WANG, L., 1992: Unsupervised textural classification of images using the texture spectrum. *Pattern Recognition* **25** (3), S. 247-255.
- KOSCHITZKI, R., SCHWALBE, E. & MAAS, H.G., 2014: An autonomous image based approach for detecting glacial lake outburst floods. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* **1**, S. 337-342.
- MULSOW, C., KOSCHITZKI, R. & MAAS, H. G., 2013: Photogrammetric Monitoring of Glacier Margin Lakes. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* **1** (3), S. 1-6.
- PALM, C., METZLER, V., MOHAN, B., DIEKER, O., LEHMANN, T. & SPITZER, K., 1999: Co-Occurrence Matrizen zur Texturklassifikation in Vektorbildern. *Bildverarbeitung für die Medizin*, Springer Berlin Heidelberg, S. 367-371.
- TAHIR, M.A., BOURIDANE, A. & KURUGOULLU, F., 2005: An FPGA based coprocessor for GLCM and Haralick texture features and their application in prostate cancer classification. *Analog Integr. Circuit Signal Process* **35**, S. 205-215.
- THAKARE, V. S., PATIL, N. N. & SONAWANE, J. S., 2013: Survey on image texture classification techniques. *International Journal of Advancements in Technology* **4** (1): 97-104.
- VERMA, A., 2011: Identification of Land and Water Regions in a Satellite Image: A Texture Based Approach. *International Journal of Computer Science Engineering and Technology* **1**, S. 361-365.
- ZHANG, Y., 1999: Optimisation of building detection in satellite images by combining multispectral classification and texture filtering. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **54** (1), S. 50-60.