

Entwicklung einer zeitoptimierten automatischen Extraktion von Wasserflächen aus hochauflösenden Luftbilddaten (True Ortho Mosaik, Digitales Oberflächenmodell)

ANJA GÄNSRICH¹, STEVEN BAYER² & TILMAN BUCHER²

Zusammenfassung: Für die pixelscharfe Erfassung und Korrektur von Wasserflächen in photogrammetrisch erzeugten hochauflösenden digitalen Oberflächenmodellen wurde ein automatisiertes objektbasiertes Verfahren entwickelt. Zur Verkürzung der Laufzeit wurde diesem die automatische Berechnung einer Wassererwartungsmaske vorangestellt, welches Regionen, die potentiell Wasser beinhalten, selektiert und somit das Datenvolumen bis >60 % reduziert.

Der objektbasierte Ansatz nutzt Informationen aus dem Bildmatching (Zuverlässigkeit, Höhe), spektrale Indizes und Textur- und Formparameter, es extrahiert die Wasserflächen mit einer Genauigkeit von >90%. Durch die Vielzahl von Eingangsdaten ist das Ruleset sehr robust und sensorunabhängig. Um die Laufzeit weiter zu verringern (>50%), werden vereinfachte Segmentierungs- und Stapelverarbeitungsalgorithmen auch auf niedrigeren Bildpyramiden eingesetzt.

1 Einleitung

Die Berechnung und Weiterverarbeitung von kostengünstigen photogrammetrisch erzeugten Digitalen Oberflächenmodellen (DOM) stehen in zunehmendem Interesse (vgl. MEIJERINK & MANNAERTS 2000; MATTIKALLI & ENGMAN 2000). Bei der photogrammetrischen Erstellung von DOMs kommt es zu Artefakten (ZHANG & GRUEN 2006): Gewässer sind meist sehr homogen, haben keine eindeutige Textur, sie unterliegen ständiger Bewegung und ihre Reflektions-eigenschaften sind richtungsabhängig. Dies führt im Bildzuordnungsprozess zu Fehlern und Lücken. Die Erstellung einer Wassermaske kann diese Fehler bereinigen und nachfolgende Analysen erleichtern (vgl. MAUNE & DEWBERRY 2010). Ein automatisiertes Verfahren zur Klassifizierung von Wasseroberflächen, das uferkantengenau und mit möglichst wenig Prozessier- und Zeitaufwand arbeitet, wurde bisher in der Literatur kaum behandelt. Es ist stets ein hoher manueller Aufwand zur Bereinigung von Fehlklassifizierungen in Schatten- und Straßenbereichen notwendig, um eine gute Wassermaske zu erhalten. Die Modelle besitzen in der Regel nur regionale Gültigkeit und sind nicht global übertragbar.

2 Kontext und Ziel

Zur Wasserklassifikation werden vor allem Satellitenbilddaten unterschiedlicher Auflösungen genutzt. Ansätze von HERRERA-CRUZ & KOUDOGBO (2009), HAHMANN et al.

¹ Beuth Hochschule für Technik Berlin, Luxemburger Straße 10, D-13353 Berlin, E-Mail: anja-gaensrich@gmx.de

² German Aerospace Center (DLR), Institute of Optical Sensor Systems, Rutherfordstraße 2, D-12489 Berlin, E-Mail: [steven.bayer, tilman.bucher]@dlr.de

(2009), UCA AVCI et al. (2014), DRONOVA et al. (2011) u.a. sollen für die vorliegenden hochauflösenden Luftbildaufnahmen bewertet und verfeinert werden. Die Übertragbarkeit der in diesen Studien vorgestellten Ansätze ist nicht gegeben. Bis auf bei HAHMANN et al. (2009) wurden die entwickelten Verfahren nur regional eingesetzt und nicht mit anderen Sensorsystemen getestet.

Ziel dieser Arbeit ist es, einen objektbasierten Workflow zu entwickeln, der automatisiert pixelscharfe Wassermasken in einem beliebigen Untersuchungsgebiet auf Basis von hochauflösenden True Ortho Luftbild Mosaiken (TOM) und photogrammetrisch erzeugter DOM ableitet. Der Workflow soll sensorunabhängig ohne Anpassung funktionieren.

Aufgrund großer Datenvolumen wird zusätzlich ein Modell entwickelt, das initial das Untersuchungsgebiet analysiert und eine Wassererwartungsmaske (WEM) identifiziert. Mit Hilfe dieser Maske kann der Bearbeitungsraum und somit der Zeit- und Prozessierungsaufwand für die objektbasierte Bildauswertung verringert werden. Die Eignung von Texturparametern soll evaluiert werden, um möglichst unabhängig von den spektralen Eigenschaften der Sensoren einen einheitlichen und robusten Workflow aufzubauen.

3 Datengrundlage

Für die Analyse von Gebieten mit unterschiedlichen Typen von Oberflächengewässern (Fließ- & Stillgewässer, Küste) wurden vom Deutschen Zentrum für Luft und Raumfahrt, Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen, Daten zur Verfügung gestellt. Ausgewählt wurden drei Kamerasysteme und unterschiedliche Geländeformen: eine Digital Modular Camera II (DMC II, NEUMANN 2011) – voralpines Gebiet München, eine UltraCamX (UCX, GRUBER et al. 2008) - Urstromtal Berlin und ein Modular Airborne Camera System (MACS, LEHMANN et al. 2011) – Nordseeinsel Helgoland. Die Datensätze (Beispiel Berlin in Abb. 1) bestehen jeweils aus einem TOM (RGBI), dem DOM und dessen Nebenprodukt, der Matching Count Mask (MCM). Die MCM wird bei der Generierung eines DOMs mit dem Semi-Global-Matching Verfahren ausgegeben und gibt die Anzahl der korrespondierenden Punktepaare eines DOM-Pixels wieder, was wiederum ein Maß für die Verlässlichkeit ist. Die MCM ist sowohl von der Befliegungsplanung wie auch vom Untergrund abhängig.

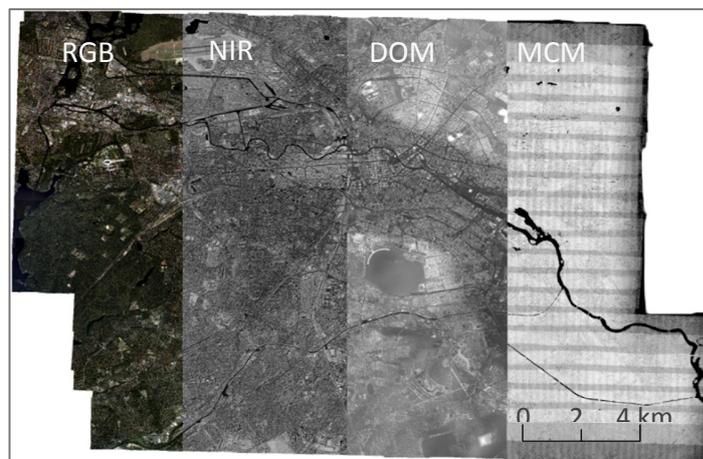


Abb. 1: Datensatz Berlin (UCX, 2010, DLR) bestehend aus TOM (RGBI), DOM und MCM

4 Methodik

4.1 Wassererwartungsmaske (WEM)

Die Erstellung einer WEM kann das Datenvolumen und die Verarbeitungszeit für eine Bildanalyse deutlich reduzieren. Das Modell, das sich in eine hydrologische Simulation und eine Auswertung der Matching-Statistik aufteilt, arbeitet automatisch, so dass der Aufwand gering ist. Um potentielle Artefakte bei der Generierung möglicher Wasserläufe zu bereinigen werden die DOM geglättet. Das Glättungsverfahren nach JACKSON (2014) erwies sich als am geeignetsten. Auf Grundlage der Strömungsrichtung wird die Abflussakkumulation bestimmt. Nach STRAHLER (1957) werden die Abflusslinien mit den meisten Zuflüssen selektiert.

Die MCM gibt Aufschluss darüber, an welchen Pixeln keine korrespondierenden Punktepaare gefunden worden sind. Fehlende Matchings deuten u.a. auf bewegte Objekte (z. B. Autos, Wellenkämme) oder sehr homogene Flächen (z.B. ruhige Wasserflächen oder Schattenbereiche) hin. Als mögliche Wasserflächen werden Pixelgruppen $> 300 \text{ m}^2$ kategorisiert.

Auf Grundlage der Verschneidung dieser Informationen wird eine WEM generiert (Abb.2).

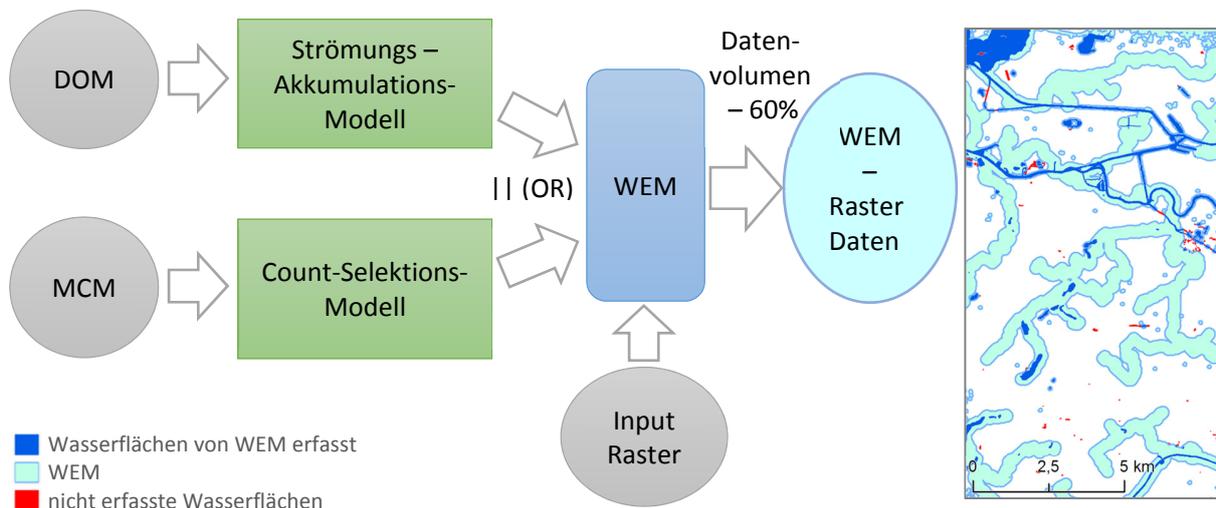


Abb. 2: Modell der Wassererwartungsmaske mit Beispielausschnitt aus dem Datensatz Berlin

4.2 Objektbasierte Bildanalyse

In der Arbeit wurde die Software Trimble eCognition Developer 8.64 genutzt. Um große Daten in möglichst kurzer Zeit auf mehreren Computerkernen zu analysieren, werden die Daten automatisch in Kacheln zerlegt, segmentiert, klassifiziert und wieder zusammengefügt.

Um rechenintensive Algorithmen zu vermeiden, wurde eine Kombination einfacher Segmentierungsverfahren (Quadtree Segmentierung, Spectral Difference Segmentierung) mit unterschiedlicher Gewichtung komplexeren Segmentierungen vorgezogen. Weiterhin werden einzelne temporäre Arbeitsschritte in niedrigeren Bildpyramiden (Faktor 4) durchgeführt. Dadurch konnten in der Hälfte der Prozessierungszeit kompakte Segmente generiert werden. Durch erweiterte Regiongrowing-Verfahren werden die Objektgrenzen in voller Auflösung nach der Klassifizierung verfeinert, so dass uferkantengenaue Ergebnisse die manuelle

Nachbereinigung auf ein Minimum reduzieren. Um falsch positive Klassifizierungen auf spektral ähnlichen Oberflächen zu vermeiden, werden temporäre Hilfsklassen (Schatten, Asphalt, Gebäude, Vegetation) angelegt.

Als wichtigste Eigenschaften wurden genutzt (Tab. 1):

Tab. 1: Überblick der Objekteigenschaften, die für Segmentierung und Klassifizierung genutzt wurden

Objekt	Eigenschaften / Index
Wasser dunkel	<ul style="list-style-type: none"> • Große Homogenität (Texturparameter, GLCM) • hohe Absorption im NIR (NDWI (MCFEETERS 1996), LWM (UDDIN 2010)) • niedriges MCM
Wasser hell (Gischt, Schaum, spiegelnd)	<ul style="list-style-type: none"> • Nachbarschaftsbeziehungen Wasser dunkel • Hohe Varianz und Helligkeit • HSI Intensität (IR, G und B) ↔ helle Dächer
Schatten	<ul style="list-style-type: none"> • Blue-Red Ratio • Nachbarschaft zu erhöhten Objekten
Gebäude	<ul style="list-style-type: none"> • Höhe im DOM, Fläche • helle Dächer, Glasreflektion: HSI Intensität (IR, G und B)
Hohe Vegetation	<ul style="list-style-type: none"> • NDVI (TUCKER 1979) , DOM

5 Ergebnisse und Diskussion

Es wurde objektbasierter Ansatz entwickelt, der ohne individuelle Anpassung Wasserflächen mit einer Nutzergenauigkeit von 93-95% aus hochauflösenden Fernerkundungsdaten unterschiedlicher Sensoren (UltraCamX, DMC II, MACS) extrahiert (siehe Tab. 2 und Abb. 3). Diese Ergebnisse übertreffen die Ergebnisse aus den Studien von HAHMANN et al. (2009), UCA AVCI et al. (2014) oder HERRERA-CRUZ & KOUDOGBO (2009), die Satellitenbilddaten als Grundlage nutzen, jedoch sensorspezifisch ausgelegt sind.

Tab. 2: Ergebnisse der objektbasierten Klassifikation von Wasser

Datensatz	Nutzergenauigkeit in %	Produzenten- genauigkeit in %	Gesamtklassifikations- genauigkeit in %	Kappa- Koeffizient
MACS Hale	97,78	93,62	95,56	0.9111
UCX	95,10	100	97,37	0.9473
DMC II	96,77	100	98,33	0.9667

Mit wenigen Einschränkungen ist es gelungen, Wasserflächen nahezu uferkantengenau zu extrahieren, auch flache Gewässer mit hohem Vegetations- und Schwebstoffanteil wurden größtenteils korrekt erfasst. Zu den Fehlklassifikationen zählen Schatten und spektral und textuell ähnliche versiegelte Flächen und Dächer. Vereinzelt nicht erfasst wurden zudem sehr flache Uferregionen, kleine überschattete oder stark mit Gischt und Schaum bedeckte Wasserflächen. Um noch bessere Klassifizierungsergebnisse zu generieren, wäre es notwendig,

die Regelbasis an das jeweilige Untersuchungsgebiet und die Eigenschaften der verwendeten Sensorik direkt anzupassen. Zugunsten einer sensorübergreifenden Kompatibilität wurde darauf verzichtet.

Um die die Algorithmen sensorunabhängig einsetzen zu können, standen die Texturparameter und Nachbarschaftsbeziehungen bei der Entwicklung der Regelbasis im Vordergrund. Es konnte jedoch nicht gänzlich auf multispektrale Eigenschaften verzichtet werden. Insbesondere die Absorption im NIR ist für eine klare Abgrenzung von Wasser hilfreich.

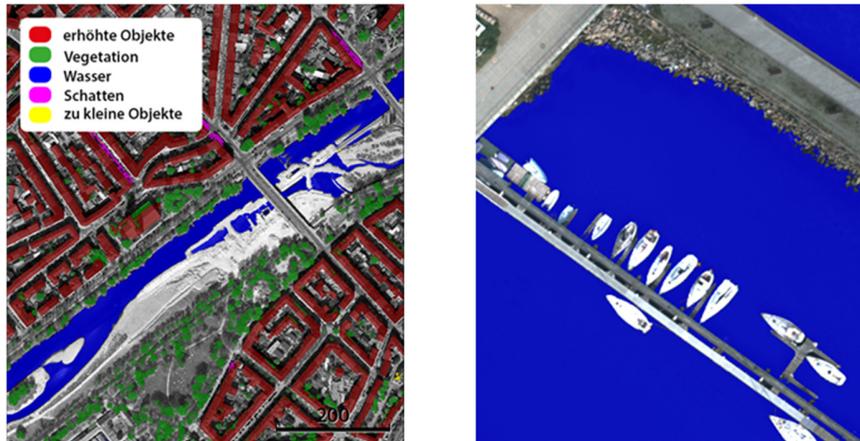


Abb. 3: Beispielhafte Klassifizierungsergebnisse mit pixelscharfen Grenzen

Die Prozessierungszeit wurde durch ein kombiniertes Modell aus vollautomatischer hydrologischer Simulation in einem GIS und einer statistischen Auswertung der MCM zur Generierung einer Wassererwartungsmaske (WEM) reduziert. Im Datensatz von Berlin werden 96,5% der Gewässer durch die WEM erfasst, die fehlenden Gewässer sind überwiegend anthropogen beeinflusst. Die Datengrundlage wurde mittels der WEM durchschnittlich um 60% reduziert, was eine Verkürzung der Laufzeit der objektbasierten Analyse um mehr als 50% bewirkt.

6 Acknowledgement

Für die Bereitstellung der Daten und die Kooperation bedankt sich die erste Autorin beim DLR-Institut für Optische Sensorsysteme, Abteilung Sensorkonzepte und Anwendungen, Berlin.

7 Literaturverzeichnis

- DRONOVA, I., GONG, P. & WANG, L., 2011: Object-based analysis and change detection of major wetland cover types and their classification uncertainty during the low water period at Poyang Lake, China. *Remote Sensing of Environment* **115** (12), 3220-3236.
- GRUBER, M., PONTICELLI, M., BERNÖGGER, S. & LEBERL, F., 2008: UltracamX, the Large Format Digital Aerial Camera System by Vexcel Imaging / Microsoft. *The International Archives*

- of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **37** (B1), 665-670.
- HAHMANN, T., MARTINIS, S., TWELE, A. & BUCHROITHNER, M., 2009: Strategies for the automatic mapping of flooded areas and other water bodies from high resolution TerraSAR-X data. *Cartography and Geoinformatics for Early Warning and Emergency Management: Towards Better Solutions*, 207-214.
- HERRERA-CRUZ, V., KOUDOGBO, F. & HERRERA, V., 2009: TerraSAR-X rapid mapping for flood events. *Proc. Int. Soc. Photogramm. Rem. Sens. (Earth Imaging for Geospatial Information)*, 170-175.
- JACKSON, S., 2014: Optimized Pit Removal. Center for Research in Water Resources. <http://tools.crwr.utexas.edu/OptimizedPitRemoval/CRWR%20Tools%20Optimized%20Pit%20Removal.html>, letzter Zugriff 2015-05-10.
- LEHMANN, F., BERGER, R., BRAUCHLE, J., HEIN, D., MEIBNER, H., PLESS, S., Strackenbrock, B. & Wieden, A., 2011: MACS - Modular Airborne Camera System for generating photogrammetric high-resolution products. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, (6), 435-446.
- MATTIKALLI, N.M. & ENGMAN, E.T., 2000: Integration of remotely sensed data into geographical information systems. *Remote Sensing in Hydrology and Water Management*, Springer Berlin Heidelberg, 65-82.
- MAUNE, D.F. & DEWBERRY, C., 2010: Digital Elevation Model (DEM) Whitepaper NRCS High Resolution Elevation Data. Dewberry, Arlington, 3-19.
- MCFEETERS, S.K., 1996: The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing* **17** (7), 1425-1432.
- MEIJERINK, A.M.J. & MANNAERTS, C.M., 2000: Introduction to and general aspects of water management with the aid of remote sensing. *Remote sensing in hydrology and water management*, Schultz, G.A. & Engman, E.T. (eds.), Springer, Berlin, 329-356.
- NEUMANN, K., 2011: The Z/I DMC II – Imaging Revolution. *PhotogrammetricWeek '11*, Fritsch, D. (ed.), Wichmann Verlag, 97-101.
- STRAHLER, A. N., 1957: Quantitative analysis of watershed geomorphology. *Transactions of the American Geophysical Union* **38** (6), 913-920.
- UCA AVCI, Z.D., KARAMAN, M., OZELKAN, E., KUMRAL, M. & BUDAKOGLU, M., 2014: OBIA based hierarchical image classification for industrial lake water. *Science of the Total Environment* **487**, 565-573.
- UDDIN, K., 2010: Introduce variable indices using landsat image. *GIS and Remote Sensing Analyst at International Centre for Integrated Mountain Development*. <http://www.slideshare.net/kabiruddin/introduce-variable>, letzter Zugriff 2015-02-14.
- ZHANG, L. & GRUEN, A., 2006: Multi-image matching for DSM generation from IKONOS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **60** (3), 195-211.