Journal of Applied Hydrography



Küstenzone DOI: 10.23784/HN132-05

Monitoring küstennaher Flachwasserbereiche durch raumzeitliche Satellitenbilddatenanalyse mittels KI-gestützter optischer Hydrographie für eine anlassbezogene Seevermessung

Ein Beitrag von PETER GRABBERT, MIRKO BOTHE und PATRICK WESTFELD

Die Kenntnis der Variabilität des Meeresbodens ist eine wesentliche Voraussetzung für eine bedarfsgerechte und ressourceneffiziente Seevermessung. Ein möglicher Ansatz zur Generierung dieses Wissens besteht in der Bereitstellung und Analyse raumzeitlich hochaufgelöster Bathymetrien aus multispektralen Satellitenbilddaten. Das auf diesen Entwicklungen basierende Verfahren wurde prototypisch als vollautomatischer operationeller Dienst beim Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie realisiert. Die im ersten Schritt notwendige spektrale Ableitung der Bathymetrie wird mit Hilfe eines Convolutional Neural Network für Flachwasserbereiche bis circa 10 m Tiefe ermittelt. In den durchgeführten Untersuchungen wurde ein mittlerer absoluter Fehler von 0,47 m sowie ein RMSE von 0,86 m ermittelt. Für die anschließende Änderungsanalyse werden verschiedene Verfahren eingesetzt, darunter eine Hauptkomponentenanalyse, eine Change-Vector-Analyse, ein Least-Squares-Tracking und eine robuste Mediandifferenz. Die Ergebnisse werden stochastisch gewichtet, zu einem repräsentativen Änderungswert zusammengefasst, räumlich aggregiert und schließlich in ein intuitives Ampelschema überführt. Auf dieser Grundlage werden für die Einsatzplanung der Seevermessung anlassbezogene Handlungsempfehlungen bereitstellt.

optische Hydrographie | Sentinel-2 | multispektrale Tiefenbestimmung | satellitengestützte Bathymetrie | Änderungsdetektion | Monitoring | Einsatzplanung optical hydrography | Sentinel-2 | spectrally-derived bathymetry | satellite-derived bathymetry | change detection | monitoring | hydrographic survey planning

The knowledge of the variability of the seabed is an essential prerequisite for needs-based and resource-efficient hydrographic surveying. One possible approach to generating this knowledge is to provide and analyse high-resolution bathymetry data from multispectral satellite imagery. The process based on these developments was implemented as a prototype fully automated operational service at the German Federal Maritime and Hydrographic Agency (BSH). The spectral derivation of bathymetry required in the first step is performed using a convolutional neural network for shallow waters up to a depth of approximately 10 m. The investigations carried out determined an average absolute error of 0.47 m and an RMSE of 0.86 m. Various methods are used for the subsequent change analysis, including principal component analysis, change vector analysis, least squares tracking and robust median difference. The results are stochastically weighted, merged into a representative change value, spatially aggregated and finally converted into an intuitive traffic light scheme. On this basis, event-related recommendations for action are provided for the deployment planning of hydrographic surveying at BSH.

1 Einführung

Das Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie (BSH) ist als Hydrographischer Dienst Deutschlands für die Vermessung des Meeresbodens der deutschen Küstengewässer und der ausschließlichen Wirtschaftszone (AWZ) in Nordsee und Ostsee verantwortlich. Ein wichtiges Ziel ist, notwendige Grundlagedaten für eine wirtschaftliche Nutzung bei gleichzeitigem Schutz der Meere bereitzustellen. Hierfür sind insbesondere aktuelle und genaue

Informationen zu Wassertiefen von zentraler Bedeutung. Sie ermöglichen eine sichere Navigation der Schifffahrt, was insbesondere vor dem Hintergrund des zunehmenden Schiffsverkehrs, der wachsenden Schiffsgrößen sowie der räumlichen Einschränkungen durch Naturschutzgebiete, Offshore-Infrastrukturen und anderer Nutzungsansprüche von großer Bedeutung ist. Besonders die Anforderungen an die Genauigkeit und Aktualität bathymetrischer Daten haben in den letzten Jahren deutlich zugenommen. Gleichzeitig unterliegt die Unterwassertopografie insbesondere im Flachwasserbereich kontinuierlich Veränderungen, die durch regelmäßig durchgeführte schiffsgestützte Echolotvermessungen (und perspektivisch Laserbathymetriebefliegungen) erfasst werden. Dabei kann es vorkommen, dass Gebiete einbezogen werden, in denen keine unmittelbar erkennbaren Veränderungen der Meeresbodentopografie vorliegen. Dieses Vorgehen bringt einen gewissen Ressourceneinsatz mit sich und steht zugleich vor der Herausforderung, den unterschiedlichen Anforderungen der Nutzerschaft – insbesondere im Hinblick auf die Aktualität der BSH-Produkte – bestmöglich gerecht zu werden. Eine weitergehende Kenntnis über tatsächliche Veränderungen könnte dazu beitragen, Vermessungseinsätze noch gezielter zu planen und die verfügbaren Kapazitäten entsprechend zu priorisieren.

Um diese Lücke zu schließen, wurde ein prototypischer Dienst entwickelt, der satellitengestützte Erdbeobachtung nutzt, um kontinuierlich Veränderungen der Bathymetrie zu überwachen. Dafür können die Methoden der spektral abgeleiteten Bathymetrie (spectrally-derived bathymetry; konkret satellite-derived bathymetry (SDB) aus passiv erzeugten multispektralen Bilddaten) genutzt werden, um küstennahe Flachwasserbereiche zu vermessen (Lyzenga 1978). Zwar erreichen die Ergebnisse nicht die Genauigkeit von hydroakustischen Messungen, bieten jedoch eine hohe zeitliche Abdeckung bei vergleichsweise geringem Aufwand (Abschnitt 3.2). Die abgeleiteten raumzeitlich aufgelösten Bathymetriedaten bilden die Grundlage für ein kontinuierliches Monitoring, das Veränderungen der Unterwassertopografie detektiert und quantifiziert (Abschnitt 3.3).

Im Ergebnis stehen diverse Entscheidungsparameter zur Verfügung, die der Einsatzplanung der BSH-Seevermessung über ein intuitives Ampelschema Handlungsempfehlungen für die Neuvermessung veränderlicher Flachwassergebiete liefert. Durch eine anlassbezogene Seevermessung können im gesamten Aufgabengebiet die knappen Ressourcen gezielter eingesetzt und zeitgleich die Datenaktualität gesteigert werden. Darüber hinaus trägt eine anlassbezogenen Seevermessung dazu bei, Eingriffe in sensible Meeresökosysteme zu reduzieren.

2 Methodische Grundlagen und Stand der Forschung

2.1 Multispektrale Tiefenbestimmung

SDB zielt darauf ab, einen Zusammenhang zwischen den am Bildsensor empfangenen Reflexionswerten der unterschiedlichen spektralen Kanäle und der Gewässertiefe herzustellen. Die gemessenen Reflexionswerte sind allerdings nicht nur von der Gewässertiefe, sondern auch von weiteren Faktoren wie der atmosphärischen Beschaffenheit (z.B. Wasserdampf, Aerosole und Wolken), dem Reflexionsverhalten an der Wasseroberfläche (unter anderem bedingt durch Wellen und Sonnenspiegelung), der Beschaffenheit der Wassersäule (unter anderem beeinflusst durch Trübung) und den Reflexionseigenschaften des Gewässeruntergrunds abhängig. Um aus den gemessenen Reflexionswerten die Gewässertiefe zu ermitteln, werden unterschiedliche Ansätze verfolgt. Diese reichen von physikalischen Modellierungen (z.B. Lyzenga et al. 2006; Hartmann et al. 2022) bis hin zu datengetriebenen Regressionsverfahren, wie beispielsweise klassische KI-basierte Techniken (z.B. Mudiyanselage et al. 2022; Susa 2022). Einen umfassenden methodischen Überblick geben Laporte et al. (2020), Mandlburger (2022) und IHO (2024). SDB ist ein passives optisches Messverfahren, das messprinzipbedingt eine geringere Tiefenmessperformance als vergleichbare aktive Fernerkundungstechniken wie Laserbathymetrie aufweist. Die maximale Eindringtiefe entspricht circa der einfachen Sichttiefe (1x-Secchi) (Jégat et al. 2016), was den Einsatzbereich von SDB auf Flachwasserbereiche beschränkt.

Der Großteil der bisher veröffentlichten SDB-Ansätze sind Arbeiten, die Bathymetrie in sehr klaren Gewässern mit entsprechend hohen Sichttiefen ableiten (z.B. in Karibik und Mittelmeer) (Geyman und Maloof 2019; Najar 2022; Susa 2022; Chu et al. 2023; Xie et al. 2024). Die Ziele sind dabei in der Regel die einmalige Ableitung der Bathymetrie eines Gebietes; nicht aber das Monitoring, also die Ableitung einer hochaufgelösten bathymetrischen Zeitreihe. Dieser Ansatz ermöglicht eine überaus strenge Auswahl des genutzten Satellitenbildes bzw. der genutzten Satellitenbilder, sodass lediglich nahezu optimale Satellitenbilder im Hinblick auf Bewölkung, atmosphärische Bedingungen, Seegang, Sonnenreflexion und Trübung analysiert werden müssen. Um eine kontinuierliche Zeitreihe zu erhalten, muss aber auch auf Satellitenbilder zurückgegriffen werden, die herausforderndere Umweltbedingungen aufweisen. In diversen Studien konnten dabei deren negative Einflüsse und zugleich die begrenzten Möglichkeiten der Kompensation gezeigt werden (Ashphaq 2023; Caballero und Stumpf 2023; Zhuang et al. 2025).

Um die Gewässertiefe unter herausfordernden

Autoren

Peter Grabbert, Mirko Bothe und Dr. Patrick Westfeld arbeiten beim Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie (BSH) in Rostock.

peter.grabbert@bsh.de

Das vorliegende Manuskript stellt die gekürzte deutsche Fassung eines begutachteten Fachzeitschriftenartikels dar, der im November 2024 in der *The International Hydrographic Review (IHR)* erschienen ist. Der Originaltitel lautet: »Spatiotemporal analysis of satellite imagery using Al-based optical hydrography for adaptive planning of hydrographic resources«. DOI: 10.58440/ihr-30-2-a15

HN 132 — 10/2025

Bedingungen spektral ableiten zu können, sind unter anderem Convolutional Neural Networks (CNN) geeignet. Diese können aufgrund ihrer integrierten räumlichen Filter komplexe Strukturen und Situationen analysieren (LeCun et al. 1998). CNNs sind künstliche neuronale Netze und verfolgen einen rein empirischen Ansatz, bei dem der Zusammenhang zwischen den Eingangsgrößen und der Zielgröße (Bathymetrie) mit Hilfe von bereitgestellten Referenzdaten hergestellt wird. Dabei haben sich insbesondere CNNs in U-Net-Struktur aufgrund ihrer Kombination aus der Analyse von klein- bis großräumigen Nachbarschaftsverhältnissen als besonders geeignet erwiesen (Ronneberger et al. 2015). Auch für die SDB finden CNNs in U-Net-Struktur Anwendung. So konnte die Gewässertiefe von Mandlburger et al. (2020) mit einer Standardabweichung von 40 cm bis circa 5 m Tiefe in Süßwasserseen, von Knudby und Richardson (2023) mit einem mittleren absoluten Fehler (MAE) von 1,13 m bis 20 m Tiefe im Mittelmeer und von Lumban-Gaol et al. (2022) mit bis zu 1,22 m als Wurzel des mittleren guadratischen Fehlers (root mean square error, RMSE) bis 20 m Tiefe erreicht werden.

2.2 Stand der Forschung zur Änderungsanalyse auf Grundlage spektral abgeleiteter Bathymetrien

Die Analyse von bathymetrischen Änderungen auf Basis spektral abgeleiteter Wassertiefen ist eine Kernaufgabe des zu entwickelnden Dienstes und ein bisher wenig untersuchtes Forschungsfeld. So führten Hermann et al. (2022) einen Vergleich zweier Zeitpunkte für die Jahre 2019 und 2021 in einem Küstenabschnitt des Golfs von Mexiko durch, wobei je ein Sentinel-2-Bild und ICESat-2-Track verwendet wurde. Die Wassertiefen wurden mit Hilfe des Bandverhältnisverfahrens nach Stumpf et al. (2003) berechnet. Die ICESat-2-Daten dienten als Referenz für die lineare Regression. Die Änderungsanalyse erfolgte über eine einfache Differenzbildung, gefolgt von einer Medianfilterung zur Glättung der Ergebnisse. Zur Validierung wurden luftgestützte LiDAR-Daten (Light Detection and Ranging) herangezogen, wobei die Standardabweichung 1,29 m und der RMSE 2,11 m betrug. In einer weiteren Studie von Lowell und Rzhanov (2025) wurden die durch den Hurricane Irma im Jahr 2017 verursachten Meeresbodenänderungen über einen Vergleich der Zeitpunkte 2016 und 2019 ermittelt. Dafür wurden pro Zeitpunkt die Gewässertiefen über den semi-empirischen Ansatz nach Stumpf et al. (2003) aus jeweils mehreren Landsat-Aufnahmen berechnet. Die Ergebnisse wurden mit auf Laserbathymetriebefliegungen basierenden Referenzänderungen verglichen. Die erzielten Ergebnisse variieren gebietsabhängig deutlich und reichen von einem RMSE von 0,12 m

bis 0,59 m bzw. einem RMSE von 6 % bis 41 % im Verhältnis zur Wassertiefe.

2.3 Weiterführende Techniken zur Änderungsanalyse

Die vorhandenen Studien zur Ableitung der Änderungen aus SDB nutzen vergleichsweise einfache SDB-Methodiken und Differenztechniken (Abschnitt 2.2). Daher wurde zur Entwicklung dieses Dienstes auf weitere in der Fernerkundung verbreite Änderungsdetektionstechniken zurückgegriffen. Hierfür wurde eine Hauptkomponentenanalyse (HKA) implementiert, um die redundanten Informationen der unveränderten Gebiete in einer Bildsequenz zu reduzieren (Wold et al. 1987). Durch die Transformation der Bildseguenz in den Eigenvektorraum und deren Rücktransformation können insbesondere veränderliche Bildbereiche hervorgehoben werden. Die HKA ist in der Fernerkundung eine bewährte Methode zur Änderungsdetektion und findet in unterschiedlichen Anwendungen Einsatz (Lu et al. 2004; Deng et al. 2008; Afag und Manocha 2021; Dharani und Sreenivasulu 2021). Eine weitere Methode ist die Change-Vector-Analyse (CVA), welche für den ndimensionalen (spektralen) Raum Verschiebungsvektoren berechnet (Malila 1980). Die CVA ist eine verbreitete Technik und findet in unterschiedlichen fernerkundlichen Anwendungen Einsatz (Chen et al. 2003; Singh und Talwar 2013; Thonfeld et al. 2016; Xu et al. 2019). Gebiete, in denen Änderungen detektiert wurden, können einer detaillierten Analyse unterzogen werden. So ermöglicht beispielsweise das durch Westfeld (2012) entwickelte 2,5D-Least-Squares-Tracking (LST) die Berechnung eines raumzeitlich hochaufgelösten 3D-Bewegungsvektorfeldes. 2,5D-LST verarbeitet dabei Intensitäts- und Tiefeninformationen simultan und ermöglicht die zuverlässige Verfolgung von Oberflächensegmenten mit Subpixelgenauigkeit. 2,5D-LST wurde von Westfeld et al. (2013) genutzt, um Richtung und Betrag menschlicher Bewegungen in Bildsequenzen einer 3D-Time-of-Flight-Kamera zu schätzen.

3 Entwicklung und Realisierung eines automatischen operationellen Dienstes

Ziel ist die Entwicklung und Realisierung eines Dienstes, der automatisch auf der BSH-eigenen IT-Infrastruktur arbeitet und nahezu ohne personellen und finanziellen Mehraufwand die Einsatzplanung der Seevermessung optimieren kann. Der Dienst ist modular aufgebaut und verfügt über standardisierte Schnittstellen, sodass Erweiterungen um z.B. neue Datenquellen und Auswertealgorithmen einfach möglich sind. Eine zentrale Steuerungskomponente erlaubt es, den Dienst flexibel auf unterschiedliche Anwendungsfälle anpassen zu können, um die Bearbeitung von sowohl regel-

mäßig wiederkehrenden Standardauswertungen als auch lokale Einzelanalysen zu ermöglichen. Die einzelnen Arbeitsschritte sind dabei so gekapselt, dass eine Ausführung durch unterschiedliche PCs bzw. Server möglich ist und diese Recheneinheiten darüber hinaus flexibel eingebunden werden können. Die Arbeitspakete des Dienstes (Abb. 1) beinhalten dabei unter anderem den Download und die Bereitstellung der multispektralen Satellitenbilder (Abschnitt 3.1), die Ableitung der Gewässertiefe mit Hilfe eines CNN (Abschnitt 3.2) und die Änderungsanalyse auf Grundlage der abgeleiteten bathymetrischen Zeitreihe (Abschnitte 3.3 und 3.4).

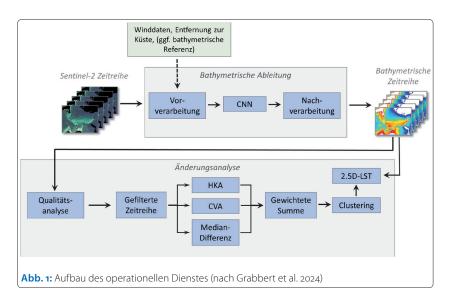
3.1 Datenquellen

Der vorgestellte Dienst basiert auf multispektralen Sentinel-2-Satellitenbilddaten (ESA 2025), welche sich durch eine hohe räumliche Auflösung (bis zu 10 m \times 10 m) und einen kostenfreien Datenzugriff auszeichnen. Die Mission der European Space Agency (ESA) besteht derzeit aus drei Satelliten, wobei diese sich auf einem sonnensynchronen Orbit mit jeweils einer Wiederholrate von zehn Tagen befinden. Die Satellitenbilder bestehen aus 13 spektralen Bändern, von denen fünf Bänder – von coastal blue (B1 mit $\lambda \approx 442$ nm) bis nahes Infrarot (NIR: B5 mit $\lambda \approx 704$ nm) – zumindest teilweise in Wasser eindringen können. Die anderen Bänder unterstützen die SDB-Berechnung durch Extraktion weiterer Merkmale wie Wolken, Eis, Landflächen und Algen (Grabbert et al. 2024).

Damit das CNN für die Bathymetrieberechnung trainiert werden kann, sind Referenzdaten zu den Gewässertiefen erforderlich. Die Datengrundlage wurde hierfür durch Fächer- und Vertikalecholotvermessungen bereitgestellt, wobei jeweils die neuesten verfügbaren Daten zu einem Raster in einer Auflösung von 10 m × 10 m prozessiert wurden. Trotzdem gibt es einen Zeitversatz zwischen Satellitenbild und Aufnahme der Referenzmessung, der von wenigen Tagen bis zu einigen Jahren reichen kann. Mögliche in dieser Zeitspanne auftretende bathymetrische Änderungen führen dazu, dass insbesondere in dynamischen Gebieten die Referenzmessungen veraltet sein können und damit eine ungenaue »Referenz« darstellen. Allerdings sind diese Gebiete, in denen die so entstehenden Ungenauigkeiten die erwartbare SDB-Ungenauigkeit (einige Dezimeter bis wenige Meter) übersteigen, nach den Erfahrungswerten der BSH-Seevermessung für die deutsche Ostsee relativ klein. Daher wird der so erstellte bathvmetrische Referenzdatensatz dennoch als für das Training des CNN geeignet angesehen.

3.2 Entwickelte Methodik zur Ableitung der Bathymetrie

Dieser Abschnitt umfasst die Prozessschritte von der Verarbeitung der bereitgestellten multispek-



tralen Satellitenbilder bis hin zur Ableitung der bathymetrischen Zeitreihe (Abb. 1), welche ausführlich in Grabbert et al. (2024) erläutert werden.

Zunächst wird die Eignung der multispektralen Satellitenbilder für die SDB-Analyse untersucht, wobei insbesondere die Umweltbedingungen unter Berücksichtigung von Wolken, Wolkenschatten, sonstigen atmosphärischen Bedingungen, Trübung, Seegang, Sonneneinstrahlung, Schaum, Algen und Eis zu berücksichtigen sind. Dabei werden nicht nutzbare bzw. stark gestörte Satellitenbilder oder Satellitenbildbereiche detektiert und von der weiteren Analyse ausgeschlossen. Für die geeigneten Bildbereiche findet eine Vorprozessierung statt, bei der unter anderem Trübungsindizes und logarithmische Bandkombinationen nach Geyman und Maloof (2019) berechnet werden.

Die anschließende Schätzung der Bathymetrie findet durch eine Regression mit Hilfe eines CNNs statt. Das genutzte CNN wurde von Żak (2020) entwickelt und weist eine U-Net-Struktur nach Ronneberger et al. (2015) auf. Das aktuell genutzte Modell wurde mit Hilfe von circa 350 Sentinel-2-Bildern trainiert, die zu insgesamt circa 10000 Bildsegmenten verarbeitet wurden. Jedes Bildsegment beinhaltet sowohl die spektralen Bänder von coastal blue bis NIR als auch die während der Vorprozessierung berechneten Trübungsindizes und logarithmischen Bandkombinationen. Das Modelltraining umfasste 80 Epochen, wobei 80 % der Bildsegmente auf das Training und 20 % auf die Validierung entfielen. Während der Berechnung der SDB wird dieses Modell genutzt, um die Gewässertiefe aus den vorverarbeiteten Satellitenbildern zu bestimmen. In einer Nachbereitung werden die bathymetrischen Ergebnisse unter hoher Überlappung (80 %) arithmetisch gemittelt und zu einer für die weitere Verarbeitung zweckdienliche Größe von circa 20 km × 20 km zusammengefügt.

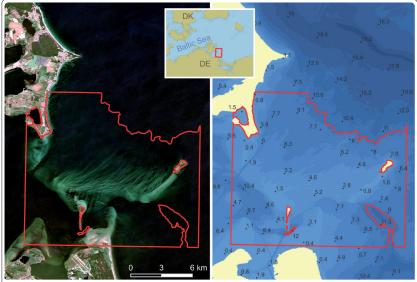


Abb. 2: Darstellung des rot umrandeten Untersuchungsgebietes im Greifswalder Bodden bis zu einer Tiefe von circa 10 m. Hintergrund: Sentinel-2 RGB (links), Wassertiefen in [m] (rechts)

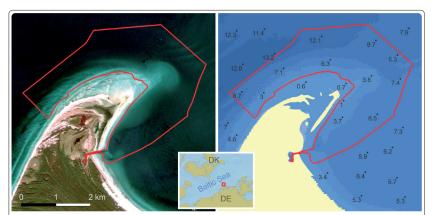


Abb. 3: Darstellung des rot umrandeten Untersuchungsgebietes bis zu einer Tiefe von circa 10 m nördlich »Darßer Ort«, Halbinsel Fischland-Darß-Zingst. Hintergrund: Sentinel-2 RGB (links), Wassertiefen in [m] (rechts)

3.3 Änderungsanalyse

Die Änderungsanalyse basiert auf den SDB-Ergebnissen (Abschnitt 3.2) zu verschiedenen Zeitpunkten. Diese bathymetrische Zeitreihe bildet die Grundlage für die Detektion und Quantifizierung der geometrischen Veränderungen des Meeresbodens (Abb. 1). Im ersten Schritt wird eine Qualitätsanalyse durchgeführt, bei der die einzelnen Satellitenbilder und die daraus abgeleitete Bathymetrie bewertet werden. Dabei werden zum einen die Konsistenz zu den benachbarten Zeitpunkten betrachtet. Zum anderen werden die Umweltbedingungen berücksichtigt, wobei Bewölkung, Windstärke, Trübung/Algen und Sonnenstand mit einfließen. So werden insbesondere Satellitenbilder mit hohen bathymetrischen Differenzen zu den zeitlich benachbarten Satellitenbildern bei zugleich hohen Wolken-, Wind- oder Trübungswerten aussortiert. Im Ergebnis entsteht eine auf die geeigneten Bilder reduzierte Zeitreihe, welche im Durchschnitt aus fünf bis zehn Zeitpunkten

pro Jahr besteht. In empirischen Untersuchungen hat sich eine strenge Filterung und ein Fokus auf wenige Zeitpunkte unter möglichst ungestörten Umweltbedingungen gegenüber einer milden Filterung und der Auswertung von mehr, aber teils gestörten Zeitpunkten bewährt.

Im nächsten Schritt werden verschiedene Methoden der Änderungsdetektion genutzt, um die Variabilität jedes Pixels über die Bildsequenz hinweg zu guantifizieren. Dafür werden eine HKA, eine CVA und eine robuste Mediandifferenz berechnet, die jeweils einen oder mehrere Parameter zur Beschreibung der Veränderlichkeit erzeugen. Im Anschluss werden diese Werte normalisiert, gewichtet und zu einem Gesamtveränderungswert summiert. Dieser wird mit Hilfe des k-Means-Algorithmus (MacQueen 1967) geclustert, morphologisch gefiltert und in vier Klassen von 0 (keine Veränderung) bis 3 (sehr starke Veränderung) eingeteilt, welches dem angestrebten Ampelschema entspricht. Für die als veränderlich erkannten Gebiete werden mit 2,5D-LST Bewegungsvektorfelder berechnet und Bewegungsrichtung und -betrag als zusätzliches Ergebnis ausgegeben.

4 Untersuchungen

4.1 Untersuchungsgebiete

Die Untersuchungen wurden in zwei unterschiedlichen Gebieten durchgeführt. Für die Betrachtung der SDB ist ein statisches Gebiet mit wenigen Veränderungen vorteilhaft, wohingegen für die Untersuchung der Änderungsanalyse ein dynamisches Gebiet zielführend ist.

Die Untersuchung der SDB-Methodik (Abschnitt 3.2) wurde im Gebiet des Greifswalder Boddens durchgeführt, welcher von ausgedehnten Flachwasserbereichen geprägt ist (Abb. 2). Der Gewässeruntergrund ist überwiegend mit hellen Sand- und Kiesböden bedeckt, unterbrochen von einigen im Bild dunkel erscheinenden mit Vegetation bedeckten Gebieten.

Das Untersuchungsgebiet zur Erprobung der entwickelten Methodik zur Änderungsanalyse (Abschnitt 3.3) liegt nördlich der Halbinsel Fischland-Darß-Zingst in der deutschen Ostsee (Abb. 3). Die Küstenlinie und der vorgelagerte Küstenabschnitt »Darßer Ort« gehören nach den Erfahrungswerten des BSH zu den hochdynamischen Gebieten in der deutschen Ostsee. Der Meeresboden wird von hellen, sandigen Sedimenten dominiert, wobei im östlichen Teil einige dunkel erscheinende Gebiete mit Vegetation auftreten.

4.2 Ergebnisse der spektral abgeleiteten Bathymetrie

Für die Testuntersuchung zur Bathymetrieableitung (Abschnitt 3.2) wurde die Sentinel-2-Aufnahme vom 23.06.2019 als Eingangsdatensatz

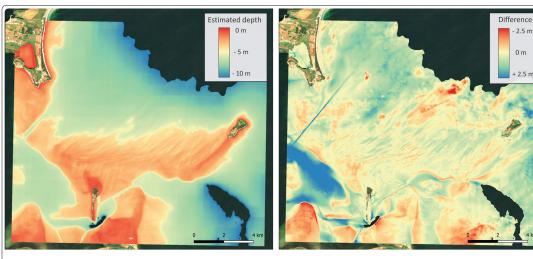


Abb. 4: Abgeleitete Bathymetrie aus der automatischen SDB-Berechnung des Dienstes (links) und die Abweichungen zu den Referenztiefen (rechts) (Grabbert et al. 2024)

genutzt. Die Ergebnisse sind in Abb. 4 dargestellt und werden ausführlicher in Grabbert et al. (2024) erläutert.

Die abgeleiteten SDB-Ergebnisse wurden mit einem Referenzdatensatz von 10 m \times 10 m verglichen, welcher aus Echolotdaten der BSH-Seevermessung zwischen 2013 bis 2020 berechnet wurde. Die durchschnittliche Abweichung weist einen RMSE von 0,86 m auf. Der Median des absoluten Fehlers (MedAE) beträgt 0,47 m (Tabelle 1). Damit liegen die erzielten Genauigkeiten im Bereich vergleichbarer SDB-Auswertungen (Abschnitt 2.1). Für den Anwendungsfall des entwickelten Dienstes ist dabei zu berücksichtigen, dass sich im Rahmen der Änderungsanalyse systematische Fehler durch die integrierte Differenzbildung minimieren.

4.3 Ergebnisse der Änderungsanalyse

Die im Untersuchungsgebiet durchgeführte Änderungsanalyse wurde auf Grundlage von 43 Sentinel-2-Satellitenbildern zwischen 2018 und 2022 durchgeführt. Die erzeugten und in Abb. 5 dargestellten Ergebnisse wurden mit Referenzdaten verglichen, die aus zwei Vermessungsepochen in 2018 und 2022 erzeugt wurden. Für eine Genauigkeitsabschätzung wurden die Referenzänderungen und die vom Dienst berechneten Änderungen binarisiert (keine Änderung/Änderung). Die Klassifikationsunterschiede sind in Abb. 6 zu sehen, wo-

Median (E)	0,26 m
Standardabweichung (E)	0,79 M
RMSE (AE)	o,86 m
MedAE (AE)	0,47 M
90. Perzentil (AE)	1,37 M
95. Perzentil (AE)	1,74 M

Tabelle 1: Im Untersuchungsgebiet erreichte statistische Parameter zum einfachen Fehler (E) und zum absoluten Fehler (AE)

bei der Großteil mit 85 % der Fläche richtig, 10,5 % falsch positiv (Änderung erkannt, obwohl keine vorlag) und 4,5 % falsch negativ (keine Änderung erkannt, obwohl eine Änderung vorlag) klassifiziert wurden. Die berechnete Änderung weist im Vergleich zur Referenzänderung eine geringere räumliche Schärfe auf. Dies lässt sich zum Teil darauf zurückführen, dass die Satellitenbilder den gesamten Zeitraum und damit die kontinuierliche Änderung abbilden, während die Referenzmessung lediglich zwei spezifische Zeitpunkte berücksichtigt. Weite-

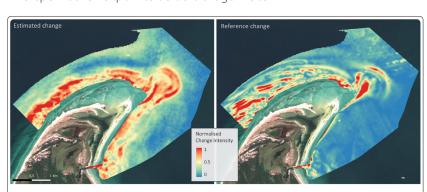


Abb. 5: Darstellung der normierten absoluten Veränderungsintensität der Ergebnisse des Veränderungsanalyse-Workflows (links) und der Referenzveränderung (rechts) (Grabbert et al. 2024)

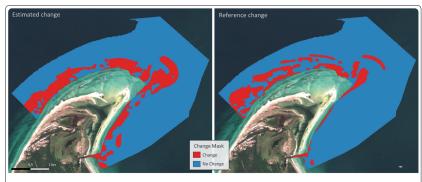


Abb. 6: Binarisierte Änderung der berechneten Änderung (links) und der Referenzänderung (rechts) (Grabbert et al. 2024)

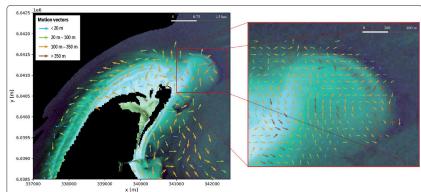


Abb. 7: Das abgeleitete Bewegungsvektorfeld des 2,5D-LST generalisiert (links) und im Detail (rechts). Hintergrund: RGB-Visualisierung der Sentinel-2 Szene vom 26.07.2019 (Grabbert et al. 2024)

re fälschliche Klassifikationen sind auf temporäre Ablagerungen von Vegetationsresten oder eine temporäre starke Trübung zurückzuführen.

4.4 Ergebnisse zum Tracking des Gewässeruntergrunds

Das in Abb. 7 dargestellte Bewegungsvektorfeld wurde mit 2,5D-LST berechnet. Die Standardabweichung der lateralen Bewegung beträgt dabei 0,29 px, was 5,9 m entspricht. Die Standardabweichung in Tiefenrichtung beträgt 0,15 m. Darüber hinaus beträgt die Medianunsicherheit der berechneten Verschiebung im Durchschnitt ein Zehntel der Vektorlänge. Zu beachten ist, dass diese Genauigkeitsangaben innere Genauigkeiten sind, da aufgrund fehlender Referenzwerte zu den realen Verschiebungen einzelner Gewässerbodenoberflächensegmente keine äußeren Genauigkeiten bestimmt werden können. Dennoch wurde eine Plausibilitätsprüfung mittels Zeitreihenseguenzen der Satellitenbilder durchgeführt, welche die ermittelten Bewegungsrichtungen und -beträge bestätigen.

5 Diskussion

Auch in Zukunft wird der Bedarf einer anlassbezogenen Seevermessung bestehen bleiben, um die begrenzten Ressourcen der schiffgestützten hydroakustischen und der flugzeuggestützten LiDAR-Vermessung möglichst effizient priorisieren zu können. Die Untersuchungen zeigten, dass sich durch die Auswertung von multispektralen Bildsequenzen mittels SDB und anschließender Änderungsanalyse der Meeresbodentopografie Ansätze zur Priorisierung ergeben können. Der hierfür entwickelte Dienst wird derzeit prototypisch für die deutsche Ostsee bis zu einer Tiefe von etwas über 10 m genutzt, was in etwa 25 % der Fläche der deutschen Ostsee entspricht. Eine Effizienzsteigerung in der BSH-Seevermessung ist zu erwarten, da küstennahe Flachwasserbereiche in der Regel sowohl besonders dynamisch als auch aufwendig in der Vermessung mittels Echolot sind.

Für die Ergebnisse des Dienstes ist die Berechnung der SDB als Grundlage für die Änderungsanalyse von zentraler Bedeutung. Die Genauigkeit der SDB-Ergebnisse ist von zahlreichen Umweltfaktoren wie Wolkenbedeckung, Trübung, Algen, Schaumkronen, Untergrund, Sonnenreflexion, Wellen und Sonnenstand abhängig, welche durch die getroffenen Maßnahmen zur Reduktion bzw. Kompensation nicht vollständig aufgefangen werden können (Abschnitt 3.2) (Grabbert et al. 2024). Dennoch konnten in der Untersuchung in Abschnitt 4.2 ein MedAE von 0.47 m und ein RMSE von 0,86 m erreicht werden, was vergleichbar mit den Ergebnissen aktueller SDB-Verfahren ist (Chu et al. 2023). Ebenso wird durch die Änderungsanalyse der Einfluss von systematischen Fehlern reduziert, sofern sie über die Zeitreihe hinweg konsistent auftreten.

Die in Abschnitt 4.3 dargestellten Ergebnisse zeigen, dass der entwickelte Dienst circa 85 % der Gebiete korrekt klassifiziert, was auf ein vielversprechendes Potenzial hinweist. Die aktuelle Konfiguration der Algorithmen tendiert dazu, die veränderlichen Gebiete zu überschätzen, wodurch falsch-positive Klassifikationen etwa doppelt so häufig wie falsch-negative Klassifikationen auftreten. Ein Hauptgrund hierfür ist eine signifikante Änderung der Reflektanz ohne zugehörige Tiefenänderung, welche von der derzeitigen SDB-Methodik nicht abgefangen werden kann. Das führt dazu, dass diese nicht gesuchten Änderungen von der Änderungsanalyse erkannt und nicht vollständig von den gesuchten Tiefenänderungen unterschieden werden können. Die größte Herausforderung stellen dabei langfristige Reflexionsänderungen (ohne Tiefenänderung) dar, welche zum Beispiel durch das Wachsen bzw. Absterben von Seegrasflächen oder das Ablagern bzw. Wegschwemmen von Seetang hervorgerufen werden. Ein Ausschluss dieser Gebiete oder eine Korrektur muss dabei im Vorfeld der Änderungsanalyse erfolgen, da eine Kompensation dieser Effekte während der eigentlichen Änderungsanalyse nicht mehr möglich ist. Zum derzeitigen Entwicklungsstand werden diese vereinzelt auftretenden Gebiete interaktiv als irrelevante Änderung gekennzeichnet. Weiter stellen periodische radiometrische Unterschiede aufgrund saisonaler Vegetationszyklen von beispielsweise Seegras, Kelp oder Algenblüten in Bodden oder tiefen Buchten eine Herausforderung dar. Die vollständige Korrektur ist zwar theoretisch möglich, erfordert aber eine dichte ganzjährige Zeitreihe von Satellitenbildern. Dies ist durch die eingeschränkte Bildverfügbarkeit in den Wintermonaten und aufgrund der wetterabhängigen Wachstumszyklen nicht umsetzbar. Weiterhin sind Gebiete mit ständigen starken Schwankungen der Reflexionseigenschaften problematisch, was insbesondere

Bereiche in der und um die Brandungszone betrifft. Aufgrund von aufgewirbeltem Sediment, Wellen, Schaum und Vegetationsresten sind hier die Unsicherheiten der abgeleiteten Bathymetrie besonders groß; die Gebiete werden daher als variabel erkannt. Abhilfe kann die ausschließliche Nutzung ungestörter Satellitenbilder schaffen, indem beispielsweise nur windstille Tage betrachtet werden. Dies würde allerdings den verfügbaren Datenpool erheblich einschränken. Der Großteil der Reflexionsänderungen ist allerdings kurzzeitiger und unregelmäßiger Natur und wird durch Wolken bzw. atmosphärische Einflüsse, Trübung, Algen, Sonnenreflexion oder Schiffe verursacht. Diese Einflüsse werden überwiegend durch die Nutzung der Information aus der gesamten Zeitreihe in der Änderungsanalyse mit der integrierten Mittelung bzw. Medianbetrachtung und der vorherigen Bildauswahl bzw. Bildmaskierung abgefangen. Diese Maßnahmen sind geeignet, um zumindest teilweise Effekte der oben beschriebenen periodischen und der hochfrequenten Änderungen zu reduzieren.

Die Robustheit des entwickelten Dienstes resultiert aus der gezielten räumlichen und zeitlichen Glättung der Messdaten zur Änderungserkennung. Dieser Ansatz erweist sich vor dem Hintergrund der messprinzipbedingten Einschränkungen von SDB und des Anwendungsziels als zweckdienlich, um Fehlalarme zu minimieren und die Einsatzplanung der Seevermessung zu unterstützen. So erfordert in der aktuellen Konfiguration mit einer Pixelgröße von 20 m \times 20 m und einer Filterung über 3 px × 3 px eine detektierbare Veränderung eine Mindestfläche von 60 m \times 60 m. Darüber hinaus muss diese Änderung über mehrere Epochen hinweg bestehen. Je nach Stärke der Änderung müssen in der aktuellen Konfiguration circa zwei bis fünf Satellitenbilder beeinflusst sein, um eine zuverlässige Unterscheidung zu Messrauschen treffen zu können. Schließlich ist eine Mindeständerung der Wassertiefe notwendig, die von der Präzision der lokalen SDB-Berechnungen abhängt. So war während der Entwicklung in der Regel eine Änderung von mindestens einigen Dezimetern notwendig.

Die vollautomatische Erkennung von bathymetrischen Veränderungen erfordert einen robusten Workflow und bleibt herausfordernd. Dennoch ist der bisher entwickelte prototypische Dienst in der Lage, dynamische Bereiche zu erkennen. Er besitzt damit schon jetzt das Potenzial, einen wertvollen Beitrag für die Einsatzplanung der BSH-Seevermessung zu leisten. Dies gilt insbesondere vor dem Hintergrund, dass der Dienst kostenfreie Sentinel-2-Daten nutzt und vollautomatisiert ist, sodass ein nur vernachlässigbarer finanzieller und personeller Mehraufwand im Betrieb besteht.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Ziel ist die Entwicklung eines vollautomatischen Dienstes zur Detektion von Veränderungen der Meeresbodentopografie in Flachwasserbereichen auf der Basis von multispektralen Sentinel-2-Satellitenbildern. Der Dienst umfasst dabei zwei Phasen: die Schätzung der Bathymetrie mittels SDB und eine darauf aufbauende Änderungsanalyse. In der ersten Phase werden die Satellitenbilddaten vorverarbeitet, gefiltert, die Tiefenbestimmung mittels eines U-Net-basierten CNN durchgeführt und die abgeleitete Tiefe zu einem Bathymetriedatensatz aufbereitet. Die Genauigkeit der Wassertiefenberechnung konnte in einer Untersuchung mit einem MedAE von 0,47 m und einem RMSE von 0.86 m bestimmt werden. Die zweite Phase des Dienstes umfasst die Änderungsanalyse auf Grundlage der zuvor berechneten raumzeitlich aufgelösten Bathymetrien. Diese bathymetrische Zeitreihe wird mittels einer Qualitätsanalyse gefiltert, sodass gestörte Satellitenbilder bzw. Bathymetrien ausgeschlossen werden. Im Anschluss werden verschiedene Verfahren der Änderungsdetektion angewandt, um Parameter zur Beschreibung der Variabilität zu bestimmen. Diese Parameter werden zu einem gewichteten Gesamtindikator zusammengeführt, klassifiziert, in einem Ampelsystem visualisiert und mit konkreter Handlungsempfehlung versehen. In einer Fallstudie konnte der Dienst eine Klassifikationsgenauigkeit von 85 % bei der Unterscheidung zwischen stabilen und veränderlichen Gebieten erreichen Damit unterstützt der Dienst die effizientere Planung der hydrographischen Vermessung, indem dynamische Bereiche priorisiert und Wiederholungsmessungen in stabilen Regionen reduziert werden können. Der entwickelte vollautomatische Dienst hat das Potenzial, einen erheblichen Mehrwert für mit der großflächigen Erfassung von Flachwasserbereichen betraute Institutionen zu bieten. Darüber hinaus werden durch den Dienst zeitlich hochaufgelöste bathymetrische Daten von Flachwassergebieten geliefert, die einen Beitrag zum Umweltmonitoring und für ähnliche Anwendungen mit im Vergleich zur Seevermessung geringeren Genauigkeitsanforderungen an die Bathymetrie leisten können.

Der Dienst befindet sich bereits in der operativen Phase des Prototypenstadiums und generiert kontinuierlich sowohl auf SBD basierende Flachwasserbathymetrien bis zur 10-m-Wassertiefenlinie als auch die darauf basierenden Änderungsdaten für die deutsche Ostsee. Beide Datentypen sind zeitnah über das frei zugängliche SVDB-Portal, dem öffentlichen Zugang zur Seevermessungsdatenbank beim BSH, abrufbar (Bothe et al. 2024).

Zukünftige Arbeiten beschäftigen sich mit der Verbesserung des Genauigkeits- und Zuverlässigkeitspotenzials der SDB-Ergebnisse durch unter

Danksagung

Wir danken dem Bundesministerium für Verkehr (BMV) für die Finanzierung dieser Forschungsarbeiten im Rahmen des Förderprogramms »DLR – Entwicklung und Implementierungsvorbereitung von Copernicus Diensten für den öffentlichen Bedarf in Deutschland« unter dem Förderkennzeichen 50EW2204.

anderem die Einbindung aktueller »Referenz«-Daten höherer Genauigkeit aus Crowdsourced Bathymetry und Bathymetrie aus satellitengestützten LiDAR-Messungen (z.B. ICESat-2). Aufgrund der begrenzten räumlichen Verteilung sind diese Daten für flächendeckende Analysen wenig geeignet, erlauben jedoch die Erkennung und/oder Korrektur systematischer Fehler innerhalb der SDB bzw. eine lokale Korrektur der daraus abgeleiteten Bathymetrie. Weiterhin ist die Einbindung der Ergebnisse des 2,5D-LST in die gewichtete Zusammenführung der Ergebnisse der Änderungsanalysetechniken unter Abschnitt 3.3

geplant. Dafür müssen die berechneten Verschiebungsvektoren unter Berücksichtigung ihrer Richtung und Länge gemittelt und in eine gerasterte, normalisierte Änderungsinformation transformiert werden. Darüber hinaus erlaubt der modulare Aufbau des Dienstes eine flexible Weiterentwicklung und erleichtert die Integration zukünftiger technologischer Fortschritte. Dazu zählen insbesondere neue Satellitenmissionen mit höherer räumlicher und zeitlicher Auflösung, leistungsfähigere Rechenkapazitäten sowie fortgeschrittene Auswertemethoden wie neue Entwicklungen im Bereich der KI-Verfahren. //

Literatur

- Afaq, Yasir; Ankush Manocha (2021): Analysis on change detection techniques for remote sensing applications: A review. Ecological Informatics, DOI: 10.1016/j. ecoinf.2021.101310
- Ashphaq, Mohammad; Pankaj K. Srivastava; D. Mitra (2023):
 Preliminary examination of influence of Chlorophyll, Total
 Suspended Material, and Turbidity on Satellite DerivedBathymetry estimation in coastal turbid water. Regional
 Studies in Marine Science, DOI: 10.1016/j.rsma.2023.102920
- Bothe, Mirko; Patrick Westfeld; Frank Sellerhoff
 (2024): SVDB-Portal Öffentlicher Zugang zur
 Seevermessungsdatenbank beim Bundesamt für
 Seeschifffahrt und Hydrographie. In: Ralf Bill; Marco
 L. Zehner (Hrsg.): GeoForum MV 2024 20 Jahre
 Geoinformation Quo vadis? GEOMV, www.geomv.de/
 wp-content/uploads/2024/09/Tagungsband_GeoForumMV-2024_epdf.pdf
- BSH (2025): Grundlagen der Seevermessung Sollaufgabe. Bundesamt für Seeschifffahrt und Hydrographie, www. bsh.de/DE/THEMEN/Vermessung_und_Kartographie/ Seevermessung/Grundlagen/grundlagen_node.htm
- Caballero, Isabel; Richard P. Stumpf (2023): Confronting turbidity, the major challenge for satellite-derived coastal bathymetry. Science of the Total Environment, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.161898
- Chen, Jin; Peng Gong; Chunyang He; Ruiliang Pu; Peijun Shi (2003): Land-use/land-cover change detection using improved change-vector analysis. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, DOI: 10.14358/PERS.69.4.369
- Chu, Sensen; Liang Cheng; Jian Cheng; Xuedong Zhang; Jinming Liu (2023): Comparison of Six Empirical Methods for Multispectral Satellite-derived Bathymetry. Marine Geodesy, DOI: 10.1080/01490419.2022.2132327
- Deng, J. S.; K. Wang; Y. H. Deng; G. J. Qi (2008): PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data. International Journal of Remote Sensing, DOI: 10.1080/01431160801950162
- Dharani, Mundluru; G. Sreenivasulu (2021): Land use and land cover change detection by using principal component analysis and morphological operations in remote sensing applications. International Journal of Computers and Applications, DOI: 10.1080/1206212X.2019.1578068

- ESA (2025): Overview of Sentinel-2 Mission. SentiWiki. https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-mission
- Geyman, Emily C.; Adam C. Maloof (2019): A simple method for extracting water depth from multispectral satellite imagery in regions of variable bottom type. Earth and Space Science, DOI: 10.1029/2018EA000539
- Grabbert, Peter; Mirko Bothe; Patrick Westfeld (2024):

 Spatiotemporal analysis of satellite imagery using Al-based optical hydrography for adaptive planning of hydrographic resources. The International Hydrographic Review,

 DOI: 1058440/ihr-30-2-a15
- Hartmann, Knut; Mona Reithmeier; Kim Knauer; Julian Wenzel; Christoph Kleih; Thomas Heege (2022): Satellite-derived bathymetry online. The International Hydrographic Review, DOI: 10.58440/ihr-28-a14
- Herrmann, Joan; Lori A. Magruder; Jonathan Markel; Christopher E. Parrish (2022): Assessing the ability to quantify bathymetric change over time using solely satellite-based measurements. Remote Sensing, DOI: 103390/rs14051232
- IHO (2024): Guidance to Satellite-derived Bathymetry (1st ed.). IHO Publication B-13, International Hydrographic Organization, Monaco. https://iho.int/uploads/user/pubs/bathy/B_13_Ed100_032024.pdf
- Jégat, Veronique; Shachak Pe'eri; Ricardo Freire; Anthony Klemm; John Nyberg (2016): Satellite-derived bathymetry: Performance and production. Canadian Hydrographic Conference, S. 16–19
- Knudby, Anders; Galen Richardson (2023): Incorporation of neighborhood information improves performance of SDB models. Remote Sensing Applications: Society and Environment, DOI: 10.1016/j.rsase.2023.101033
- Laporte, Jean; Henri Dolou; Joseph Avis; Olivier Arino (2020): Thirty years of Satellite Derived Bathymetry: The charting tool that Hydrographers can no longer ignore.

 The International Hydrographic Review, DOI: 10.58440/ihr-20-a20
- LeCun, Yann; Léon Bottou; Yoshua Bengio; Patrick Haffner (1998): Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, DOI: 10.1109/5.726791
- Lowell, Kim; Yuri Rzhanov (2025): An Empirical Evaluation of the Localised Accuracy of Satellite-Derived

- Bathymetry and SDB Depth Change. Marine Geodesy, DOI: 10.1080/01490419.2024.2402884
- Lu, Dengsheng; Paul Mausel; Eduardo Brondizio; Emilio Moran (2004): Change detection techniques. International Journal of Remote Sensing, DOI: 10.1080/0143116031000139863
- Lumban-Gaol, Yustisi; Ken Arroyo Ohori; Ravi Peters (2022): Extracting coastal water depths from multi-temporal Sentinel-2 images using convolutional neural networks. Marine Geodesy, DOI: 10.1080/01490419.2022.2091696
- Lyzenga, David R. (1978): Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features. Applied Optics, DOI: 10.1364/AO.17.000379
- Lyzenga, David R.; Norman P. Malinas; F. J. Tanis (2006): Multispectral bathymetry using a simple physically based algorithm. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, DOI: 10.1109/TGRS.2006.872909
- MacQueen, J. B. (1967): Some methods of classification and analysis of multivariate observations. In: Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, S. 281–297
- Malila, William A. (1980): Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat. In: LARS symposia; S. 326–335
- Mandlburger, Gottfried; Michael Kölle; Hannes Nübel; Uwe Soergel (2021): BathyNet: A deep neural network for water depth mapping from multispectral aerial images. PFG – Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science, DOI: 10.1007/S41064-021-00142-3
- Mandlburger, Gottfried (2022): A Review of Active and
 Passive Optical Methods in Hydrography. The International
 Hydrographic Review, DOI: 10,58440/ihr-28-a15
- Mudiyanselage, Sanduni Disanayaka; Amr Abd-Elrahman; Benjamin Wilkinson; Vincent Lecours (2022): Satellitederived bathymetry using machine learning and optimal Sentinel-2 imagery in South-West Florida coastal waters. GlScience & Remote Sensing, DOI: 10.1080/15481603.2022.2100597
- Najar, Mahmoud Al; Rachid Benshila; Youssra El Bennioui et al. (2022): Coastal bathymetry estimation from Sentinel-2 satellite imagery: Comparing deep learning and physicsbased approaches. Remote Sensing, DOI: 10.3390/ rs14051196
- Ronneberger, Olaf; Philipp Fischer; Thomas Brox (2015):
 U-net: Convolutional networks for biomedical image
 segmentation. Medical Image Computing and ComputerAssisted Intervention MICCAI 2015, DOI: 10.48550/
 arXiv:1505.04597

- Singh, Sartajvir; Rajneesh Talwar (2013): Review on different change vector analysis algorithms based change detection techniques. 2013 IEEE Second International Conference on Image Information Processing (ICIIP-2013), DOI: 10.1109/ICIIP.2013.6707570
- Stumpf, Richard P.; Kristine Holderied; Mark Sinclair (2003):

 Determination of water depth with high-resolution
 satellite imagery over variable bottom types. Limnology
 and Oceanography, DOI: 10.4319/lo.2003.48.1_part_2.0547
- Susa, Tyler (2022): Satellite derived bathymetry with Sentinel-2 imagery: Comparing traditional techniques with advanced methods and machine learning ensemble models. Marine Geodesy, DOI: 10.1080/01490419.2022.2064572
- Thonfeld, Frank; Hannes Feilhauer; Matthias Braun; Gunther Menz (2016): Robust change vector analysis (RCVA) for multi-sensor very high resolution optical satellite data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, DOI: 10.1016/j.jag.2016.03.009
- Westfeld, Patrick (2012): Geometrische und stochastische Modelle zur Verarbeitung von 3D-Kameradaten am Beispiel menschlicher Bewegungsanalysen. Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, ISBN 978-3-7696-5099-0
- Westfeld, Patrick; Hans-Gerd Maas; Oliver Bringmann; Daniel Gröllich; Martin Schmauder (2013): Automatic techniques for 3D reconstruction of critical workplace body postures from range imaging data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, DOI: 10.1016/j. isprsiprs.2013.08.004
- Wold, Svante; Kim Esbensen; Paul Geladi (1987): Principal component analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, DOI: 10.1016/0169-7439(87)80084-9
- Xie, Congshuang; Peng Chen; Siqi Zhang; Haiqing Huang (2024): Nearshore Bathymetry from ICESat-2 LiDAR and Sentinel-2 Imagery Datasets Using Physics-Informed CNN. Remote Sensing, DOI: 10.3390/rs16030511
- Xu, Hanqiu; Yifan Wang; Huade Guan; Tingting Shi; Xisheng Hu (2019): Detecting ecological changes with a remote sensing based ecological index (RSEI) produced time series and change vector analysis. Remote Sensing, DOI: 10.3390/rs11202345
- Žak, Karol (2020): keras-unet. GitHub. https://github.com/ karolzak/keras-unet?tab=readme-ov-file
- Zhuang, Qizhi; Shanlin Gao; Yitong Liu et al. (2025): Analysis of sentinel-2 image time series for enhancing satellite-derived bathymetry. Marine Geodesy, DOI: 10.1080/01490419.2025.2470705