

SenSituMon – Integration von Satelliten- und In-situ-Sensordaten zur Verbesserung der automatisierten großräumigen Überwachung von Überflutungen

SenSituMon – Integration of Satellite and in-Situ Sensor Data to Improve the Automated, Large-Scale Monitoring of Floods

Arne de Wall | Albert Remke | Bodo Bernsdorf | Thore Fechner | Alexandra Bicsan | Adrian Klink

Zusammenfassung

Mit dem fortschreitenden Klimawandel treten meteorologisch bedingte Extremereignisse mit zunehmender Häufigkeit auf. Das steigende Schadensrisiko im Zusammenhang mit Dürren und Überflutungen zwingt Versicherungsunternehmen dazu, ihre Produkte neu zu kalkulieren und neue Wege in der Schadensabwicklung zu gehen. Das Erdbeobachtungssystem Copernicus stellt ein hervorragendes Datenangebot zur Verfügung, das für die automatisierte großflächige Bereitstellung aktueller Lagebilder von Überflutungen verwendet werden kann. Die zu verarbeitende Datenmenge erfordert allerdings den Einsatz von Cloud-Infrastrukturen und optimierten Analyse- und Prozessierungsverfahren, um die Erstellung gewünschter Informationsprodukte mit optimalem Ressourcen- und Zeitaufwand leisten zu können.

Gegenstand des Forschungsprojektes SenSituMon ist die Entwicklung neuer und verbesserter technischer Verfahren zur Erzeugung von Nahe-Echtzeit-Informationsprodukten für das großflächige Monitoring von Überflutungen. Hierbei spielt der Einsatz von In-situ-Sensordaten eine wesentliche Rolle. Niederschlags- und Wasserstandsdaten dienen dazu, das meteorologische- und hydrologische Geschehen zu beobachten und die rechenintensive Analyse der Bilddaten auf relevante Gebiete und Zeiten zu beschränken. Der Beitrag beschreibt die in SenSituMon bisher verfolgten Lösungsansätze sowie die damit erzielten Ergebnisse und gibt einen Ausblick auf den weiteren Forschungs- und Entwicklungsbedarf.

Schlüsselwörter: Überflutungsflächendetektion, Copernicus, Sentinel-1, In-situ-Daten, Cloud-Processing

Summary

One of the consequences of climate change is that extreme weather events occur with increasing frequency. The increasing risk of damage caused by droughts and floods is forcing insurance companies to recalculate their products and to break new ground in claims processing. The Copernicus earth observation system provides excellent raw data that can be used for the automated large-scale provision of near real-time situation maps of floods. The amount of data to be processed, however, requires the use of cloud infrastructures and optimized analysis and process-

ing methods in order to be able to create the desired information products in-time and with reasonable resources.

The research project SenSituMon focuses on the development of new and improved technical methods for the generation of near-real-time information products for large-scale monitoring of floods. The use of in-situ sensor data plays an important role here. Precipitation and water level data are used to observe meteorological and hydrological events and to limit the computationally intensive analysis of the image data to relevant areas and times. The article describes the approaches pursued in SenSituMon so far and the results achieved and provides an outlook on further research and developments.

Keywords: flood detection, Copernicus, Sentinel-1, in-situ data, cloud processing

1 Einleitung

Nicht nur die Temperaturen, sondern auch die Regenmengen und Regenintensitäten verändern sich mit dem Klimawandel. Die Folgen sind vermehrte Hochwasserereignisse und eine Zunahme der damit einhergehenden Personen- und Vermögensschäden (Blöschl et al. 2019). Für den Zeitraum von 2009 bis 2018 wird der durch Hochwasserereignisse weltweit entstandene Schaden auf ca. 372 Milliarden Dollar geschätzt¹, Tendenz steigend. Der zunehmende Trend stellt gerade die Versicherungsbranche vor große Herausforderungen. Für die Unterstützung der Schadensabwicklung wird zu jedem Zeitpunkt des Hochwasserereignisses ein aktuelles Lagebild benötigt, das über die Ausdehnung und Dauer der Überflutungen informiert und mit dem Bestand an versicherten Standorten abgeglichen werden kann. Ein solches Informationsprodukt sollte innerhalb von weniger als 24 Stunden nach dem Auftreten von Ereignissen (z. B. auch nach kurzfristigen Starkregen) in möglichst hoher Qualität verfügbar sein.

¹ Munich RE, NatCatService, <https://natcatservice.munichre.com>, letzter Zugriff 2020-05-12

Weltraumgestützte Fernerkundungsdaten eignen sich besonders gut für die großflächige Analyse von Hochwassersituationen. Das Europäische Erdbeobachtungsprogramm Copernicus erzeugt mit den Satelliten Sentinel-1 und Sentinel-2 Radar- und Multispektraldaten in einer hohen räumlichen und zeitlichen Auflösung und stellt diese als offene Daten kostenfrei zur Verfügung. Die Copernicus In-situ-Komponente bezeichnet demgegenüber alle erdgebundenen Datenquellen verschiedener Anbieter, die zusammen mit den Satellitendaten für die Erzeugung von Informationsprodukten verwendet werden können. Hierzu zählen auch die Daten automatischer Pegelmessstationen an Gewässern oder Niederschlagsdaten aus Regenradar-Sensoren, die zum Teil ebenfalls als offene Daten kostenfrei verfügbar und für das Hochwassermonitoring wichtig sind.

Bislang existieren allerdings noch keine operativen Verfahren, die eine automatisierte großflächige Detektion offener Wasserflächen aus Copernicus-Daten mit der für die Versicherungswirtschaft erforderlichen Qualität ermöglichen. Hier setzt das Forschungsprojekt SenSituMon an, das vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie bislang über einen Zeitraum von zwei Jahren gefördert wurde. Ein Schwerpunkt der Projektarbeit liegt in der Integration von In-situ-Daten und in der Entwicklung von methodischen und technischen Ansätzen zur effizienten und vollständig automatisierten Prozessierung der hierbei anfallenden großen Datenmengen.

Niederschlags- und Wasserstandsdaten sollen dazu dienen, das meteorologische- und hydrologische Geschehen zu beobachten und die rechenintensive Analyse der Bilddaten auf relevante Gebiete und Zeiten zu beschränken. Die aus der Datenprozessierung gewonnenen Informationsprodukte sollen in Form von WebServices in verschiedene Anwendungsumgebungen integrierbar sein. Die Arbeiten verwenden zunächst das Gebiet des Landes Nordrhein-Westfalen als Testgebiet. Im Zuge der Validierung erfolgt eine Bewertung der Skalierbarkeit für Deutschland und Europa.

Projektpartner sind die Unternehmen con terra GmbH (Koordinator) und EFTAS Fernerkundung Technologietransfer GmbH sowie die Forschungseinrichtung 52°North. Das Projekt wird von den assoziierten Partnern VdS, CLAAS und Wupperverband begleitet, die die Anforderungen der Versicherungswirtschaft, der Landwirtschaft und der Wasserwirtschaft in die Projektarbeit einbringen. Die Projektidee entsprang den Diskussionen des Copernicus Relays »GeoIT Round Table NRW« zur bedarfsgesteuerten Entwicklung von verbesserten Lösungsansätzen und Best Practices zur Integration von Copernicus in die regionale und nationale Geoinformationsinfrastruktur.

Der Beitrag beschreibt die in SenSituMon bisher verfolgten Lösungsansätze sowie die damit erzielten Ergebnisse und gibt einen Ausblick auf den weiteren Forschungs- und Entwicklungsbedarf. Hierzu werden zunächst die verwendeten Copernicus-Datenprodukte und deren Einsatzmöglichkeiten beschrieben. Anschließend werden die Lösungsansätze zur Integration der In-situ-Daten und zur Klassifikation der Überflutungsflächen vorgestellt, bevor die technischen Konzepte zur automatisierten Prozessierung der Daten und zur Bereitstellung der resultierenden Informationsprodukte zusammengefasst werden. Abschließend werden die bisherigen Ergebnisse der Projektarbeit sowie offene Forschungs- und Entwicklungsziele diskutiert.

nisse und gibt einen Ausblick auf den weiteren Forschungs- und Entwicklungsbedarf. Hierzu werden zunächst die verwendeten Copernicus-Datenprodukte und deren Einsatzmöglichkeiten beschrieben. Anschließend werden die Lösungsansätze zur Integration der In-situ-Daten und zur Klassifikation der Überflutungsflächen vorgestellt, bevor die technischen Konzepte zur automatisierten Prozessierung der Daten und zur Bereitstellung der resultierenden Informationsprodukte zusammengefasst werden. Abschließend werden die bisherigen Ergebnisse der Projektarbeit sowie offene Forschungs- und Entwicklungsziele diskutiert.

2 Radarsatelliten zur Erkennung von Überflutungsflächen

Die systematische Hochwasserüberwachung mit Hilfe von optischen Bildgebungsinstrumenten wird in der Regel durch langanhaltende Niederschlagsperioden und die damit einhergehende Bewölkung erschwert. Als Alternative zu optischen Sensoren bieten sich weltraumgestützte Synthetic Aperture Radar (SAR)-Systeme wie das C-Band-Radar des Copernicus Sentinel-1-Satelliten an (ESA 2012). Das aktive Radarsignal durchdringt nicht nur Wolken und Regen, es ist auch vom Tageslicht unabhängig, sodass nutzbare Daten in hoher zeitlicher Frequenz verfügbar sind.

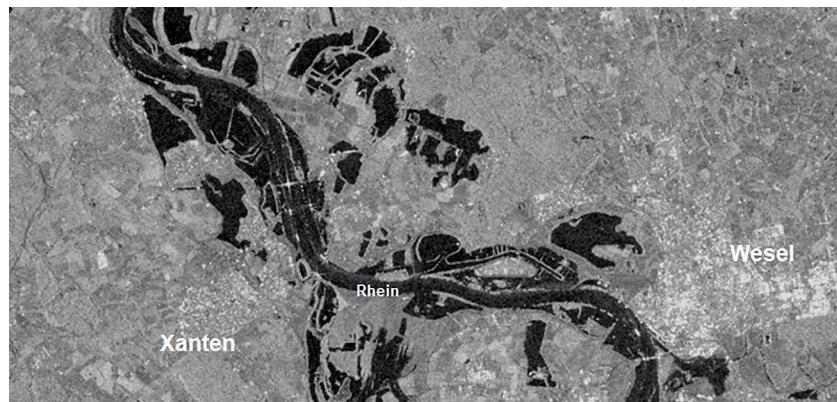


Abb. 1: Sentinel-1-Radarbild (VV-Intensitäten) vom Niederrhein zur Zeit der Sturmereignisse Frederike und Burglind im Januar 2018

Das C-Band-Radar von Sentinel-1 erfasst im Interferometric WideSwath (IW) Modus 250 km breite Streifen, die innerhalb von wenigen Stunden nach der Erfassung für Anwendungen bereitgestellt werden. In diesem Projekt wurden die Level-1 Ground Range Detected (GRD)-Daten mit einer Auflösung von 20 m (10 m Pixelabstand) verwendet. Diese Daten wurden bereits mit Hilfe eines von der ESA zur Verfügung gestellten Erdellipsoid-Modells georeferenziert. Zudem stellen die Daten für europäische Standorte zwei Radarbänder in Dual-Polarisation (VV+VH) bereit. Abb. 1 zeigt exemplarisch einen Ausschnitt der VV-Intensitäten einer Sentinel-1-Szene vom Niederrhein zum Zeitpunkt eines Hochwasserereignisses im Januar 2018. Deutlich zu erkennen ist die dunkle Tonalität der Wasseroberflächen

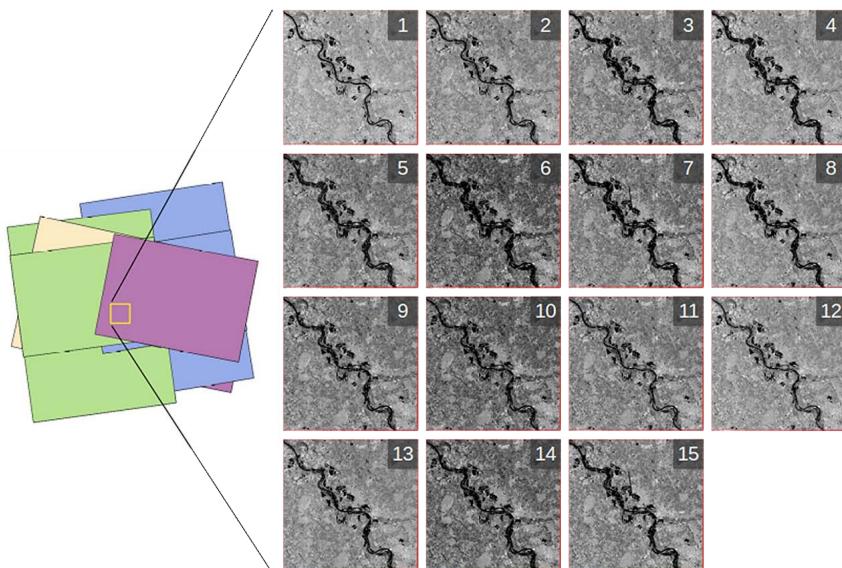


Abb. 2: Sentinel-1-Aufnahmeserie, 31.12.2017 bis 23.1.2018, bei Wesel am Niederrhein. Die linke Seite zeigt die Bildbereiche der verwendeten Szenen und den betrachteten Bildausschnitt (gelbes Quadrat). Rechts ist die Zeitserie der genutzten Bildausschnitte in chronologischer Folge dargestellt.

aufgrund der geringen Rückstreuung des Radarsignals (Specular Reflection), sodass eine gute Unterscheidung der Wasserflächen von anderen Landbedeckungen möglich ist.

Das Sentinel-1-System umfasst derzeit zwei Satelliten (1A und 1B), die die Erde in einem polnahren Orbit in 12-tägigem Zyklus umkreisen. Aufgrund der 180° Orbitalphasendifferenz der beiden Satelliten beträgt das Wiederkehrintervall sechs Tage. Dies erscheint für den Anwendungsfall der Hochwasserüberwachung zunächst zu gering. Allerdings überlappen sich die Aufnahmen der Überflüge erheblich, wodurch nutzbare Daten in höherer Frequenz zustande kommen. Beispielsweise sei hierzu die Hochwassersituation der beiden Sturmereignisse Frederike und Burglind im Januar 2018 bei Wesel in Nordrhein-Westfalen betrachtet (siehe Abb. 2). Im Zeitraum vom 31.12.2017 bis zum 23.1.2018 standen insgesamt 15 Aufnahmen zur Verfügung. Dies entspricht einer Aufnahmefrequenz von 1 bis 2 Tagen. Bei genauerer Betrachtung der einzelnen Bildausschnitte ist der Verlauf der Hochwassersituation gut zu erkennen.

Die Sentinel-1-Radardaten werden innerhalb einer Stunde nach ihrer Erfassung im Weltraum an die Copernicus-Dienste geliefert. Mit dieser kurzen Latenz der Bereitstellung und der hohen Aufnahmefrequenz erfüllt Sentinel-1 bereits zwei wesentliche Voraussetzungen für das Hochwassermonitoring in Nahe-Echtzeit. Zudem ist mit den Satelliten Sentinel-1C und -1D bereits die nächste Generation des Systems in Entwicklung, sodass eine gute Perspektive für die langfristige Verfügbarkeit der Daten gegeben ist (siehe WMO 2020).

Die Rückstreuungsintensität der Radarsignale wird durch viele Faktoren beeinflusst. Dazu gehören unter anderem sensorspezifische Parameter, wie beispielsweise Polarisierung, Wellenlänge und Einfallswinkel (Incidence Angle), aber auch oberflächenspezifische Parameter wie Topographie, Oberflächenrauigkeit sowie die dielektrischen Eigenschaften der Oberfläche in Abhängigkeit vom Wassergehalt. Bei offenen Wasserflächen können insbesondere auch wetterbedingte Einflussfaktoren wie beispielsweise Wind oder Schneefall die Charakteristik der Wasseroberfläche verändern und dadurch die Rückstreuungsintensitäten verändern. Diese Einflussfaktoren bestimmen neben der temporalen Kohärenz auch die Unterscheidbarkeit der Wasserflächen von anderen Landbedeckungen.

Zur Evaluierung der stetigen Unterscheidbarkeit von Wasser- und Landflächen in Sentinel-1 wurde eine Auswahl von fünf Standorten, bestehend aus verschiedenen Wasser- und Landklassen in Nordrhein-Westfalen (NRW), über den Zeitraum von einem Jahr beobachtet und klassifiziert. Abb. 3 zeigt exemplarisch den Zeitverlauf der durchschnittlichen Rückstreuungsintensitäten eines Standortes sowie den jeweils besten Split beider Klassen. Die Zeitreihen zeigen, dass die Klassen Wasser (blau) und Land (gelb) durch die Reflexion (Streuung) im Allgemeinen sehr gut getrennt werden können. Teilweise nähern sich die Intensitäten jedoch sehr stark. In einzelnen Phasen überschneiden

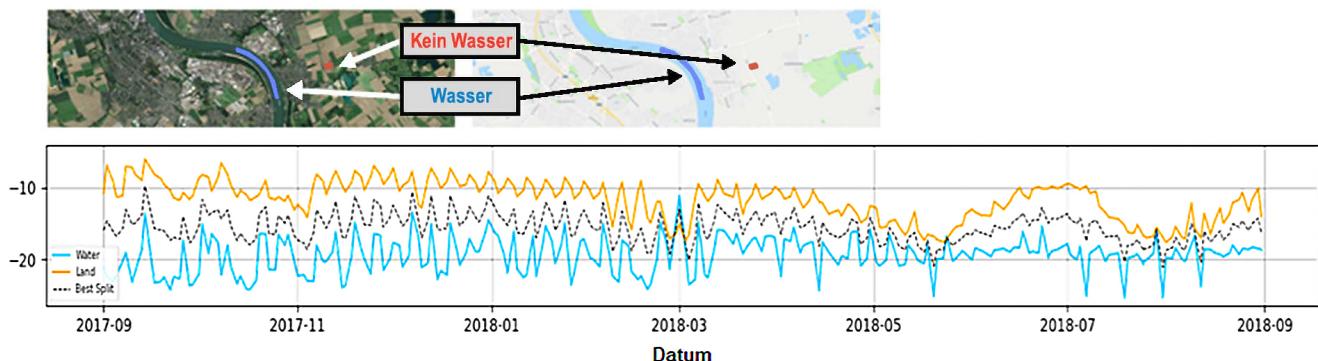


Abb. 3: Best Split (schwarz) der Rückstreuungsintensitäten (VV) von Wasserflächen (blau) und anderen Landbedeckungen (gelb) aus Sentinel-1-VV-Intensitäten im Verlauf eines Jahres. Die darüber liegenden Karten zeigen die verwendeten Stichproben-Elemente.



Abb. 4:
Sentinel-1-Radarbild
(VV-Intensitäten)
vom Niederrhein
während eines
Schneefallereignisses

sich die Zeitreihen sogar, sodass eine Unterscheidbarkeit allein aus der Rückstreuungsintensität nicht gegeben ist. Die Ursachen hierfür können wetterbedingte Einflüsse, wie beispielsweise Schneefall, Wind und dadurch bedingte Wellen sowie trockener Offenboden in Dürreperioden sein. Abb. 4 zeigt exemplarisch die Rückstreuungsintensitäten für ein Schneefallereignis im März 2018, in dem die Identifizierbarkeit der offenen Wasserflächen nicht gegeben war.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass Sentinel-1-Daten aufgrund ihrer Qualität und Verfügbarkeit für das Hochwassermanagement grundsätzlich gut geeignet sind. Es ist allerdings zu berücksichtigen, dass bei besonderen Wetterlagen ein ungünstiges Signal-Rausch-Verhältnis entstehen kann, das die Identifizierbarkeit offener Wasserflächen allein aus diesen Daten stark beeinträchtigt.

3 Integration von In-Situ-Sensordaten zur Indikation von Überflutungseignissen

Die Detektion der Überflutungsflächen erfordert die Verarbeitung großer Mengen an Satellitendaten und ist mit erheblichem Ressourceneinsatz und hohen Kosten verbunden. Die Prozessierung von Sentinel-1-Datensätzen umfasst die Datenvorbereitung, die Adaption von Klassifikatoren, die Klassifikation der Überflutungsflächen sowie die Aufbereitung der Ergebnisse für die Bereitstellung über WebServices (siehe Kap. 4 und 5). Bei einer sequenziellen Ausführung dieser Prozesskette unter Verwendung von Standard-Hardware (z. B. Virtuelle Maschinen mit 2 CPU / 8 GB RAM für die Vorprozessierung und 4 CPU / 32 GB RAM für die Klassifikation) würden durchschnittlich ca. 8 Stunden an Prozessierungszeit je Satellitenszene benötigt. Für das Gebiet von Deutschland stehen pro Jahr ca. 4000 Sentinel-1-GRD-Datensätze zur Verfügung, für deren Verarbeitung eine Prozessierungszeit von mehr als 1300 Tagen anfallen würde.

Durch die Integration von zeitlich hochauflösten In-situ-Sensordaten zu Niederschlägen und zum Abflussgeschehen in Gewässern lassen sich erhebliche Vorteile für das Monitoring von Überflutungsflächen erzielen. Zum einen liefert die Aufbereitung und Visualisierung dieser Daten Informationen über den meteorologischen und hydrologischen Kontext, die helfen, das jeweilige Hochwasserereignis besser zu verstehen. Zum anderen können die-

se Daten dazu dienen, festzustellen, ob das Auftreten von Hochwasserphänomenen ausgeschlossen werden kann. In Gebieten, in denen aktuell weder signifikante Regenereignisse aufgetreten sind, noch erhöhte Wasserstände in den Fließgewässern beobachtet werden, erübrigts sich die aufwändige Analyse der Satellitendaten. Dies reduziert den Ressourcenaufwand und auch die Kosten des Monitoring-Systems erheblich, da die aufwändige Prozessierung auf relevante Orte und Zeiträume beschränkt werden kann.

Hohe Regenintensitäten führen, insbesondere bei längerer Dauer und größerer Ausdehnung der Regengebiete, zu einer Überschreitung der Kapazität der Vorfluter und damit zur Überflutung von Flächen, die hierfür nur zeitweise oder gar nicht vorgesehen sind. In Gebieten, in denen eine hohe Regenintensität beobachtet wird, kann das Auftreten relevanter Hochwasserphänomene also nicht ausgeschlossen werden. Der Deutsche Wetterdienst stellt mit RADOLAN (Abk. f. Verfahren zur Radar On-Line Anreicherung) für das Gebiet von Deutschland räumlich und zeitlich hochauflöste Niederschlagsdaten in Nahe-Echtzeit kostenfrei zur Verfügung. Diese Daten werden aus den Messungen von 17 Wetterradarstationen abgeleitet und automatisch mit Hilfe von Niederschlagsdaten aus Bodenmessstationen (Ombrometern) geeicht. Das Verfahren wurde in einer Kooperation des Deutschen Wetterdienstes (DWD) mit den Wasserwirtschaftsverwaltungen der Bundesländer (LAWA) entwickelt und befindet sich seit Juni 2005 im operativen Betrieb. Die daraus resultierenden sogenannten RW- (1 h Aggregat, korrigiert) und SF-Produkte (24 h Aggregat, korrigiert) sind Deutschlandkomposite mit einer Intensitätsauflösung von 0,1 mm und einer räumlichen Auflösung von ca. 1 km². Abb. 5 zeigt exemplarisch ein solches RW-Produkt.

Zusätzlich bietet der DWD mit DWD-KOSTRA-2010R einen statistischen Datensatz an, der die für verschiedene Dauerstufen (5 Minuten bis 72 Stunden) und Wiederkehrintervalle (1 Jahr bis 100 Jahre) ermittelten Niederschlagshöhen enthält (DWD 2015). Aus dem Datensatz ist beispielsweise abzulesen, dass ein Niederschlagsereignis der Dauerstufe 72 h in der bayerischen Alpenregion eine Niederschlagshöhe von mehr als 22 mm hat, während an der ostfriesischen Küste ein Ereignis gleicher Dauer und Häufigkeit weniger als 14 mm aufweist (siehe Abb. 6). Die KOSTRA-Statistik dient allgemein als Basis für die Bewertung von Starkregen und wird für verschiedene Starkregenindizes verwendet.

Mit Hilfe des KOSTRA-Datensatzes kann der aus RADOLAN bereitgestellten Niederschlagshöhe gemäß ihrer Örtlichkeit und Dauer eine charakteristische Jährlichkeit ($1/a$) zugeordnet werden, anhand derer dann die Relevanz des Niederschlagsereignisses bewertet werden kann. Als Anhaltspunkt für die Festlegung einer kritischen Jährlichkeit von Niederschlagsereignissen können die für die Auslegung von Bauwerken verwendeten Bemessungsniederschläge dienen. Beispielsweise definiert das DWA im »Merkblatt zum Risikomanagement bei der kommunalen Hochwasservorsorge für Entwässerungssysteme bei starken Regenfällen« (DWA 2016) Forderungen an eine ordnungsgemäße Entwässerung und nutzt dabei die KOSTRA-Statistik, wonach Grundstücksentwässerungsanlagen so zu dimensionieren sind, dass sie ein Regenereignis mit 2- bis 5-jährlichem Wiederkehrintervall verarbeiten können.

Im Rahmen des SenSituMon-Projektes wurde für eine Serie von Sentinel-1-Szenen im Zeitraum 1.1.2016 bis 19.7.2018 (1699 Aufnahmen in NRW, 7832 Aufnahmen deutschlandweit) untersucht, ob im Aufnahmegerüst ein Regenereignis bestimmter Dauer und Jährlichkeit stattgefunden hat. Abb. 7 zeigt das Ergebnis, wonach für NRW in 20,5 % der Fälle ein Niederschlagsereignis mit dem Wiederkehrintervall von einem Jahr festgestellt werden konnte. Da man davon ausgehen kann, dass Ereignisse geringerer Intensität nicht unmittelbar zu Hochwasserphänomenen führen, können hier 79,5 % der Satellitenaufnahmen unberücksichtigt bleiben. Wählt man ein höheres Wiederkehrintervall (geringere Jährlichkeit), kann die Anzahl der

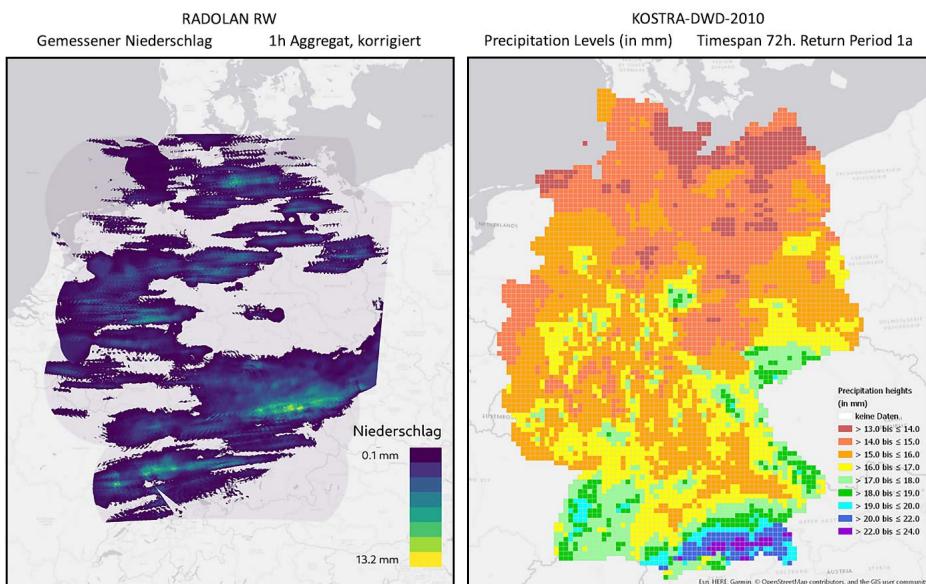


Abb. 5: RADOLAN RW-Produkt, 1 h Niederschlagsaggregat, korrigiert

Abb. 6: KOSTRA-Datensatz, Niederschlagshöhen für die Dauerstufe 72 h und das Wiederkehrintervall 1a

zu verarbeitenden Aufnahmen weiter reduziert werden, gleichzeitig erhöht sich aber auch das Risiko, relevante Aufnahmen außer Acht zu lassen.

Hochwasserphänomene sind aber aufgrund des weiteren Abflussgeschehens im Gewässernetz auch noch in größerer räumlicher Distanz zu Regenereignissen zu beobachten, dies insbesondere beim Zusammentreffen von Hochwasserwellen aus Haupt- und Nebenflüssen. Dementsprechend können relevante Hochwasserphänomene für Gebiete, in denen die automatischen Pegelmessstellen signifikant hohe Wasserstände melden, ebenfalls nicht ausgeschlossen werden. Zur Berücksichtigung des Abflussgeschehens im Gewässernetz wurden Daten von Pegelmessstationen verwendet, die von verschiedenen Einrichtungen der öffentlichen Hand auf Bundes- (PEGELONLINE, siehe WSV 2020), Landes- (HYGON, siehe LANUV NRW 2020) und Regionalebene (FLUGGS, siehe Wupperverband 2020) in Nahe-Echtzeit bereitgestellt werden. Für

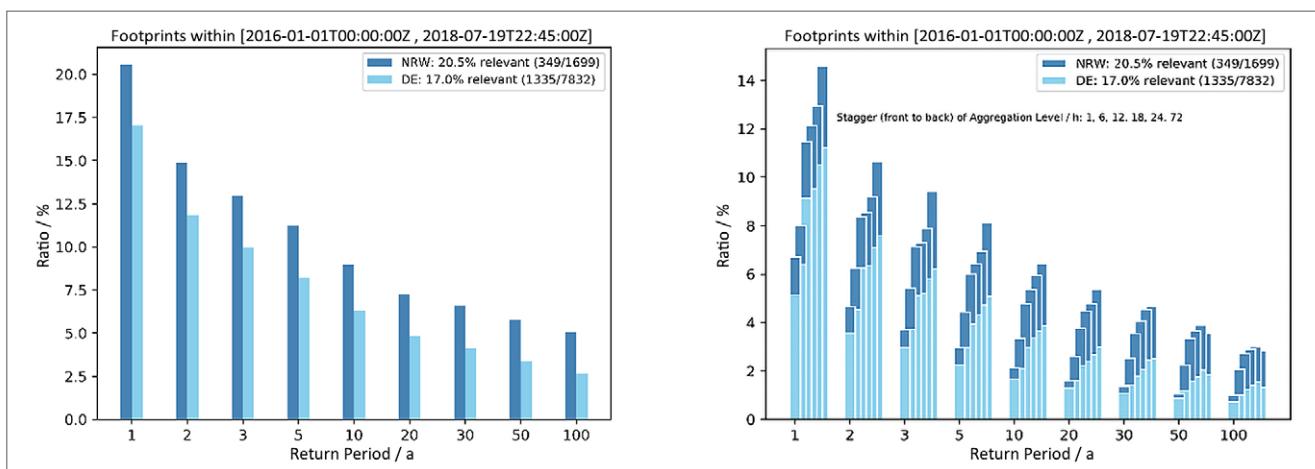


Abb. 7: Links: Anteil der Sentinel-1-Satellitenszenen Januar 2016 bis Juli 2018 im Raum NRW (dunkelblau) bzw. Deutschland (hellblau), in deren Aufnahmegerüst ein Niederschlagsereignis (Dauer 1 bis 72 h) mit bestimmtem Wiederkehrintervall (Jahre) festgestellt wurde. Rechts: Die Abbildung differenziert den Sachverhalt nach Dauerstufen der Niederschlagsereignisse.

die meisten dieser Pegel stehen sowohl Wasserstandsdaten als auch statistische Kennwerte (u.a. MW – Mittelwasser, MHW – Mittleres Hochwasser, MNW – Mittleres Niedrigwasser) zur Verfügung, die aus langjährigen Zeitreihen der Daten an diesen Pegeln gewonnen wurden. Im Rahmen des Projektes wurden die Kennwerte zur Normalisierung der Wasserstandsdaten verwendet ($MW = 0$, $MHW = 1$ und $MNW = -1$), um vergleichbare Wasserstandsinformationen für die Pegelmessstellen zu erhalten.

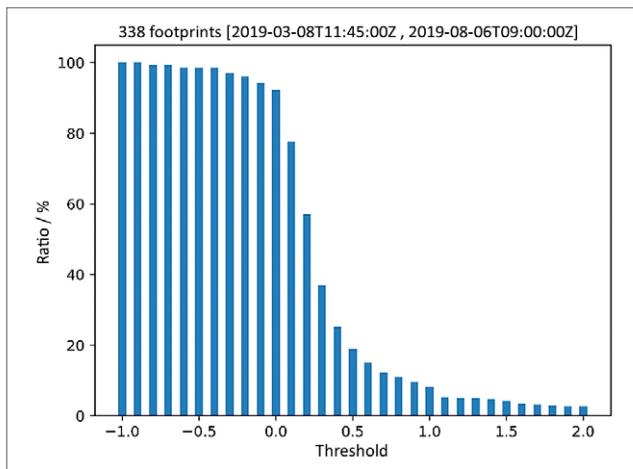


Abb. 8: Anteil der Sentinel-1-Satellitenszenen, März bis August 2019 im Raum NRW, in deren Aufnahmegebiet mindestens eine Pegelmessstelle zum Aufnahmepunkt einen Wasserstand größer oder gleich dem Bezugswert (Threshold) gemeldet hat.

Abb. 8 zeigt für eine Stichprobe von 338 Sentinel-1-Satellitenszenen im Zeitraum 8.3.2019 bis 6.8.2019 für das Gebiet von NRW, wie viele der Radaraufnahmen analysiert werden müssen, wenn mindestens ein Pegel im Aufnahmegebiet einen bestimmten Wasserstand überschreitet. Bei einem Wasserstandswert von 0,5 würden lediglich 20 % der Szenen weiterverarbeitet werden. Die Verwendung dieses kritischen Wertes scheint günstig, da relevante Hochwasserphänomene bei diesem Wasserstand mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit ausgeschlossen werden können und die Zahl der zu verarbeitenden Satellitenszenen bereits drastisch eingeschränkt werden kann. Die Verwendung höherer Wasserstandswerte würde das Risiko falschnegativer Annahmen bezüglich des Auftretens von Hochwasserphänomenen erhöhen, ohne dass hierbei noch erhebliche Effizienzgewinne zu erzielen wären.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass sich die ressourcenintensive Analyse der Sentinel-1-Radaraufnahmen durch die Nutzung der In-situ-Daten auf relevante Situationen beschränken und damit wesentlich effizienter gestalten lässt. Die Wahl der kritischen Werte ist im Rahmen weiterer Forschungsarbeiten durch quantitative Analysen zu erhärten. Zudem sind die besonderen Charakteristika küstennaher Gewässer sowie besonderer Hochwasserereignisse (Taufluten, Sturmfluten im Küstenbereich) ergänzend zu berücksichtigen.

4 Ansatz zur Klassifikation von Überflutungsflächen

Ein wesentliches Ziel des Projektes ist die großflächige automatisierte Detektion von Überflutungsgebieten aus satellitengestützten Radar-Sensoren. Hierzu sind in der Literatur verschiedene Ansätze beschrieben (Bioresita et al. 2018, Clement et al. 2018, Twele et al. 2016). Einige der gängigen Methoden beruhen auf Histogramm-basierten Schwellwertverfahren, bei denen der kritische Schwellwert durch das Aufsuchen eines lokalen Minimums der zumeist bimodalen Verteilung der Rückstreuungsintensitäten bestimmt wird (Martinis et al. 2015). Während sich die häufig verwendete manuelle Bestimmung des Schwellwertes auf die Erfahrung der Bildverarbeiter stützen kann, kommt die automatisierte Bestimmung des kritischen Wertes nach dieser Methode allerdings nicht immer zu guten Ergebnissen.

Im Projekt wurde eine überwachte Klassifikationsmethode aus dem Bereich des maschinellen Lernens verwendet. Dieses Verfahren benötigt Trainingsdaten, um auf die im Anwendungsfall definierten Zielklassen (hier: Land und Wasser) optimiert zu werden. Im Rahmen des Projektes wurden hierzu die bereits vorhandenen und frei verfügbaren ATKIS-Daten verwendet (Erläuterung untenstehend). In weiteren Arbeiten sollen Methoden entwickelt werden, diese Trainingsdaten auch automatisiert zu generieren.

Einer der betrachteten Ansätze ist die Verwendung von Support-Vector-Machines (Stützvektor-Methode), mit denen in früheren Projekten gute Ergebnisse erzielt wurden. Die Methode verwendet sogenannte Hyperebenen, welche durch die namensgebenden Stützvektoren definiert werden, um jeweils zwei Klassen voneinander zu trennen. Mehrere Klassen lassen sich durch eine Jede-gegen-Den-Rest (One Versus Rest) -Strategie trennen, bei der die Klasse mit der besten Trennung zu allen anderen Klassen gewinnt. Da die Hyperebenen per Definition linear (also eben) sein müssen, werden nicht-lineare Merkmalsräume (d.h. die spektralen Eigenschaften des Bildes) mit dem sogenannten Kernel-Trick durch Umwandlung des Merkmalsraums in einen höher-dimensionalen Merkmalsraum erweitert, um die Trennbarkeit von Klassen zu verbessern. Der Nachteil von SVM ist, dass sich der Kernel-Trick für höherdimensionale Merkmalsräume sehr schlecht parallelisieren lässt, sodass der Ansatz sich nicht für eine optimierte Prozessierung mit dem Apache Spark Framework anbietet. Im Projekt hätte dies zu schlechten Ergebnissen geführt, da man nur eine lineare Trennbarkeit der Klassen erreicht hätte (Abb. 9).

Eine Alternative stellt die Random Forest Methode (Abb. 10) dar, eine Erweiterung der Entscheidungsbäume (Decision Trees). Hierbei werden beim Training Schwellwerte für die spektralen Merkmale ermittelt, die zwei Klassen voneinander, beziehungsweise eine Klasse von allen anderen Klassen trennt. In hierarchischen Bäumen werden nacheinander verschiedene Schwellwerte für verschiedene

Merkmale geprüft, um dann die Zugehörigkeit zu einer Klasse zu bestimmen. Um eine gute Trennbarkeit auch nicht linearer Merkmale zu erreichen, werden mehrere dieser Bäume mit per Zufall ausgewählten Merkmalen für jede der Klassen berechnet. Der jeweils beste Entscheidungsbaum gewinnt den einzelnen Fall, aber es werden immer mehrere mögliche Bäume geprüft. Durch die zufällige Auswahl von spektralen Merkmalen können beim Training Bindungen an vielleicht irrelevante spektrale Merkmale vermieden werden und nur diejenigen Bäume mit der besten Repräsentation der Trainingsdaten werden später für

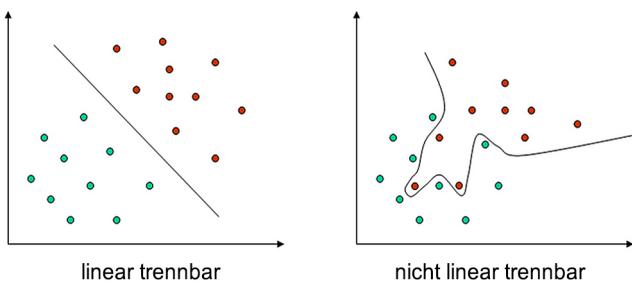


Abb. 9: Lineare Trennbarkeit von Klassen

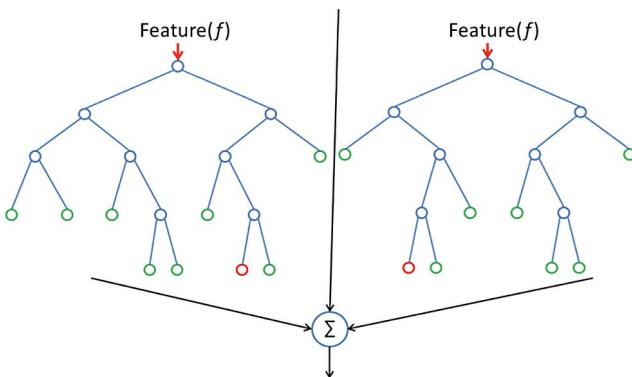


Abb. 10: Random Forest (RF)

die Klassifikation verwendet. Der Ansatz lässt sich erheblich leichter parallelisieren als der Kernel-Trick bei den SVM und ist daher bei der Verwendung von Apache Spark das Mittel der Wahl, weshalb im Projekt SenSituMon die SVM (ohne Kernel Trick nur linear) zugunsten von Random Forest fallengelassen wurde.

In einem Vorverarbeitungsschritt werden zunächst alle Sentinel-1-Daten über das Graph Processing Framework (GPF) der ESA SNAP Toolbox zu Intensitätsprodukten vorverarbeitet. Dies umfasst die Berücksichtigung präziserer Bahndaten und der Geländeoberfläche bei der Georeferenzierung, die Konvertierung der Rohdaten in Radar-Backscatter-Werte in der Dezibel Skala, die Korrektur der Einflüsse des Geländes und des Einfalls winkels auf die Intensitätswerte, die Minderung des Speckle-Effektes und die Abbildung auf ein quadratisches Pixel-Raster.

Wie erwähnt wurde die überwachte Landbedeckungsklassifikation auf die Klassen »Wasser« und »Nicht-Wasser« reduziert. Die dazu notwendigen Trainingsdaten wurden aus den ATKIS-Bestandsdaten übernommen, in die

beiden Klassen Wasser und Land (Nicht-Wasser) unterteilt und insbesondere in der Klasse »Land« stark ausgedünnt. Die Polygone wurden negativ gepuffert, um zu vermeiden, dass sich in den Trainingsdaten Wasser und Land berühren an Stellen, wo möglicherweise Mischpixel mit den spektralen Eigenschaften beider Klassen existieren. Diese Methode wird weiter unten hinterfragt, da sie auch negativen Einfluss auf die Größe der Überflutungsflächen hat (vgl. Kap. 7). Auch wurden Brücken über Wasserflächen aus den Trainingsdaten entfernt. Abb. 11 gibt einen Eindruck der extrahierten Wassergeometrien.

Verwendet werden die Intensitäten der VV- und VH-Radarbänder aus Sentinel-1-GRD-Daten. Mit den vorbereiteten Trainingsdaten werden für einen Untersuchungszeitpunkt die Klassen Wasser und Land (Nicht-Wasser) mit einem Random Forest Ansatz antrainiert und dann flächendeckend für die ganze Sentinel-Szene klassifiziert. Dabei wird auch die Klassifikationswahrscheinlichkeit für jede der beiden Klassen ermittelt. Es ist zu berücksichtigen, dass diese kein Maß für die tatsächliche Qualität der Klassifikation darstellt, da sich diese immer zu 100 % aufsummiert (z.B. 51 % Wasser und 49 % Land), weshalb auch nur die Wahrscheinlichkeit für Wasser angegeben wird.

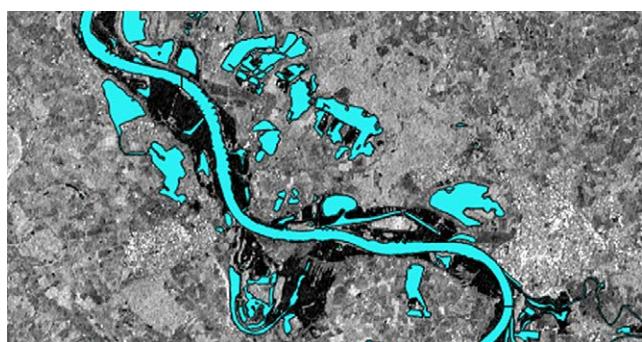


Abb. 11: Sentinel-1-Ausschnitt mit den extrahierten Wassergeometrien aus dem ATKIS/ALKIS-Bestandsdaten überlagert

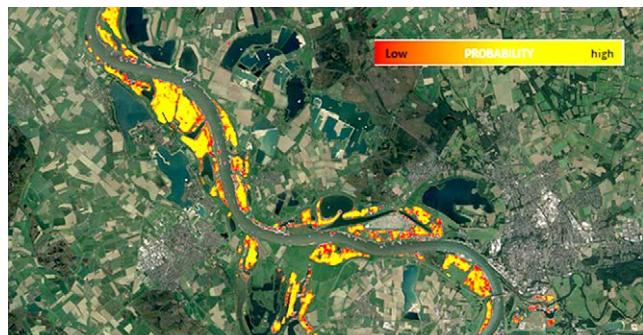


Abb. 12: Luftbild mit Überschwemmungs-Overlay inklusive Wahrscheinlichkeit der Hochwasserlage je Pixel

Die Klassifikationswahrscheinlichkeit sagt nach dem »Zuschlag« für einen aus dem Random Forest Ansatz resultierenden Schwellwert aus, wie wahrscheinlich es ist, dass es sich bei der Klassifikation mit genau diesem Schwellwert um die Klasse Wasser handelt. Wurde durch die Methode bereits der Schwellwert falsch ermittelt, ist auch das Klassifikationsergebnis mit hoher Wahrscheinlichkeit falsch.

Das Ergebnis stellt zunächst nur eine Wasser-Land-Maske (mit Wahrscheinlichkeiten) dar. Die eigentlichen Überflutungsgebiete können erst durch einen Vergleich mit einem Referenzdatensatz (Wasser-Land-Maske außerhalb eines Überflutungszeitpunktes) berechnet werden. Hierzu wird beispielsweise die tatsächliche Nutzung aus ATKIS verwendet, um den »normalen« Wasserkörper vom Wasserkörper aus der Klassifikation abzugrenzen. Diese Differenzbildung weist danach die Überflutungsflächen aus. Der Ablauf wird schematisch in Abb. 13 dargestellt.

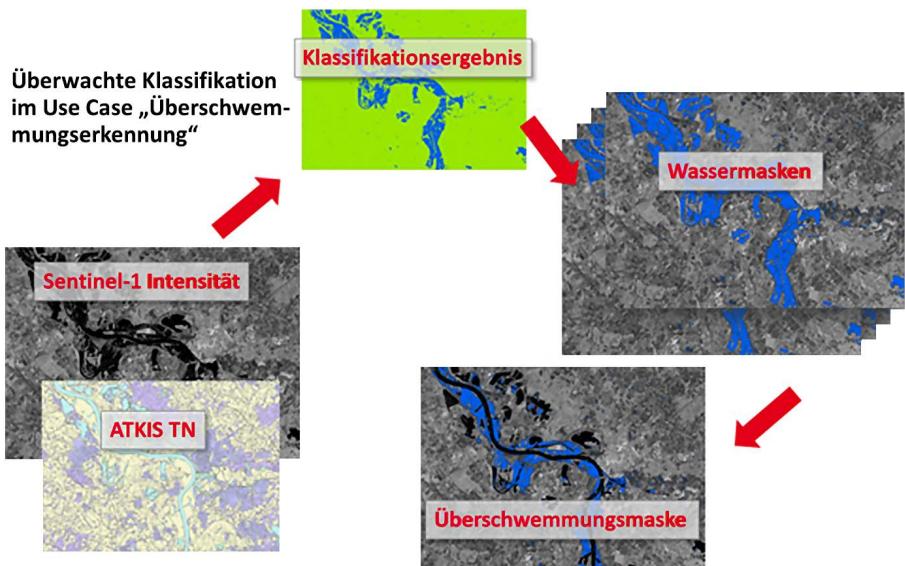


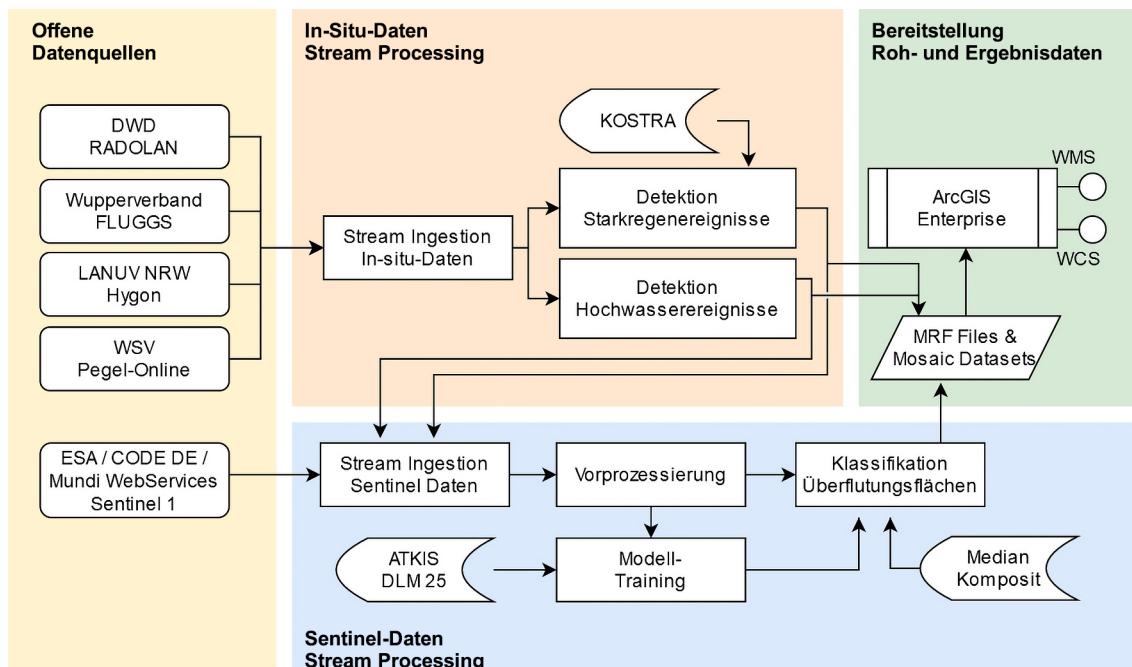
Abb. 13: Verlauf der Klassifikation

5 Automatisierung der Prozesskette in der Cloud

Die gesamte Prozesskette zur automatisierten Verarbeitung der Satelliten- und In-situ-Daten für das Hochwassermanagement umfasst eine Reihe von Teilprozessen und Arbeitsschritten, die in Abb. 14 zusammenfassend dargestellt sind. Die Teilprozesse sind zur besseren Orientierung farblich hinterlegt. Die Prozesskette startet mit der automatisierten Integration von In-Situ-Daten aus diversen Datenquellen (gelb). Mit Ansätzen des Stream-Processing werden die integrierten Daten unverzüglich auf ihre Validität überprüft und auf relevante Ereignisse hin untersucht (rot). Die RADOLAN RW- und SF-Niederschlagsdaten werden hierbei zu verschiedenen Stufen (1, 3, 6, 9, 18, 24, 72 Stunden) aggregiert und es wird deren Jährlichkeit mit Hilfe des KOSTRA-DWD-2010R-Datensatzes bestimmt. Die

Pegeldaten werden zunächst gefiltert und mit Hilfe der stationsbezogenen Kennwerte normalisiert.

Gleichzeitig wird kontinuierlich geprüft, ob neue Sentinel-1-Szenen verfügbar sind. Bei Verfügbarkeit eines neuen Datensatzes für das Zielgebiet (hier: NRW) wird geprüft, ob für den Aufnahmebereich der Szene relevante Niederschlags- oder Abflussereignisse gemeldet wurden, die eine Analyse der Szene sinnvoll erscheinen lassen. Im positiven Fall werden die Datensätze zunächst vorprozessiert und anschließend entsprechend des Ansatzes aus Kap. 4 klassifiziert, die entsprechenden Flutmasken werden extrahiert und für die weitere Verwendung gespeichert (blau). Schließlich werden alle erzeugten Daten noch als Mosaic-Dataset aufbereitet und mit Hilfe der ArcGIS Enterprise Plattform über standardisierte Schnittstellen zugänglich gemacht (grün).

Abb. 14:
Übersicht
über die
Teilprozesse
und Arbeits-
schritte der
SenSituMon-
Prozesskette

Ein Kernziel der SenSituMon-Systemarchitektur ist die vollständige Automatisierung der Prozesskette für die Verarbeitung der Satelliten- und In-situ-Daten unter dem Aspekt der Nahe-Echtzeit-Fähigkeit sowie der Effizienz und Wirtschaftlichkeit des Lösungsansatzes. Wesentliche Architekturmerkmale sind die Verwendung des Streaming-Ansatzes, nach dem jeder neu eintreffende Datensatz unmittelbar in die Prozesskette einbezogen und vollständig weiterverarbeitet wird. Das System reagiert also zum frühestmöglichen Zeitpunkt auf neue Information. Dies ermöglicht auch die einfache Integration der in-situ-basierten Identifikation signifikanter Niederschlags- und Abflussereignisse und die damit verbundene Steuerung der Prozessierung relevanter Sentinel-1-Datensätze.

Im Rahmen des Copernicus-Programmes hat sich die Europäische Kommission an der Entwicklung von fünf Cloud-Plattformen beteiligt – den sogenannten Data and Information Access Services (DIAS). Diese Plattformen stellen umfangreiche XaaS-Angebote bereit: Rechenleistung und Speicherkapazität (Infrastructure as a Service), breitbandigen Zugang zu Satellitendaten (Data as a Service) und spezifische Verarbeitungswerzeuge (Software as a Service)². Mit Hilfe dieses Cloud-Angebotes sind Nutzer in der Lage, ihre eigenen ressourcenintensiven Anwendungen in einer skalierungsfähigen Cloud-Umgebung nah an den Copernicus-Daten zu betreiben. Das Projekt SenSituMon verwendet die auf der Open Telekom Cloud basierende DIAS-Plattform Mundi Web Services als Betriebsumgebung.

Die XaaS-Eigenschaften der Cloud-Umgebung wurden genutzt, um eine elastische Implementierung des Monitoring-Systems zu realisieren. Die SenSituMon Infrastruktur nutzt moderne Containertechnologien, wie beispielsweise Docker und Kubernetes, um Job Scheduling und Workload Automation Mechanismen zu realisieren. Die Systemkomponenten zur Prozessierung der Satellitendaten werden als virtuelle Instanzen nur bei Bedarf aktiviert, sodass die tatsächliche Nutzung der verfügbaren Ressourcen und auch die damit verbundenen Kosten nach dem pay-per-use-Modell auf ein Minimum reduziert sind.

Als technologische Grundlage für die skalierungsfähige Klassifikation der Sentinel-1-Daten dient Apache Spark, eines der führenden OpenSource Frameworks für die verteilte Prozessierung sehr großer Datenmengen in einem Cluster. Diese Technologie zeichnet sich insbesondere durch die effiziente In-Memory-Strukturierung und Prozessierung gegenüber anderen Big Data Prozessierungs-Frameworks aus. Dieser Vorteil macht sich insbesondere in der Ausführung maschineller Lernverfahren bemerkbar. Darüber hinaus bietet Apache Spark mit seinem SparkML Modul zahlreiche maschinelle Lernverfahren, optimiert für die verteilte Prozessierung in einem Spark-Cluster, an. Mit Hilfe des GeoTrellis Frameworks – einer OpenSource Software-Bibliothek für Apache Spark zur skalierungsfä-

higen Verarbeitung georeferenzierter Raster- und Vektor-daten – werden die Sentinel-1-Szenen in kleine Kacheln zerlegt, auf dem Spark Cluster verteilt und dort prozessiert. Die Last der Prozessierung wird dabei von mehreren parallel arbeitenden Knoten übernommen, wodurch sich die Bearbeitungszeit drastisch reduziert.

Die Speicherung der Ergebnisse erfolgt überwiegend mit einem S3-Storage – einem skalierbaren, web-basierten Objektspeicherdienst für Cloud-Infrastrukturen, der mittlerweile zu einem de facto Industriestandard geworden ist. Der Zugriff auf die Ergebnisse wird über standardisierte WebGIS-Schnittstellen (z. B. OGC) ermöglicht, sodass sich die Daten und Dienste des Monitoring-Systems leicht in Geodateninfrastrukturen von Unternehmen und Behörden integrieren lassen.

6 Integration der Ergebnisse in Anwendungsumgebungen

Zur Integration der raster-basierten In-situ-Daten und Klassifikationsergebnisse in GeoIT-Anwendungen wird das Meta Raster Format (MRF) verwendet. Hierbei handelt es sich um eine spezielle Datenstruktur, die die Metadaten und Index-Strukturen von den hierarchisch gekachelten Rasterdaten entkoppelt. Die in der Prozesskette entstehenden MRF-Files werden automatisiert in Mosaic-Datasets zusammengeführt (dynamische Aktualisierung), sodass hier stets ein aktuelles Lagebild verfügbar ist. Die Mosaic-Datasets enthalten dabei lediglich Referenzen auf die Originaldaten, die weiterhin redundanzfrei im S3-Storage verbleiben. Der ArcGIS Image Server wird verwendet, um die im Mosaic-Dataset referenzierten Daten als Image Services zu veröffentlichen. Diese Services können in beliebigen Web-Anwendungen genutzt werden.

Zur Darstellung der klassifizierten Daten wurde eine prototypische Applikation auf Basis des map.apps-Frameworks realisiert. Mit dieser Applikation ist es möglich, die überfluteten Flächen in ihrem räumlichen und zeitlichen Kontext in Form einer interaktiven Karte mit mehreren Kartenebenen, Legenden und verschiedenen Basiskarten anzeigen zu lassen.

Zur Navigation auf der Zeitachse dient ein Time Slider, mit dem die klassifizierten Wasserflächen wie auch die In-situ-Daten in beliebigen Zeitschnitten (Datum und Uhrzeit) betrachtet werden können (siehe Abb. 15). Darüber hinaus ist auch die animierte Visualisierung von Zeitsequenzen möglich.

Durch punktbezogene Abfragen kann auf detaillierte Informationen zu einzelnen Standorten zugegriffen werden (siehe Abb. 16).

Die prototypische Anwendung dient im Wesentlichen der Prüfung und Demonstration der in der Prozesskette erzeugten Datenprodukte sowie dem Nachweis der Integrierbarkeit in Web-Anwendungen für das Hochwasser-monitoring.

² Copernicus DIAS – www.copernicus.eu/de/datenzugriff/dias



Abb. 15:
Darstellung der
Klassifikations-
ergebnisse in einer
Web-Anwendung

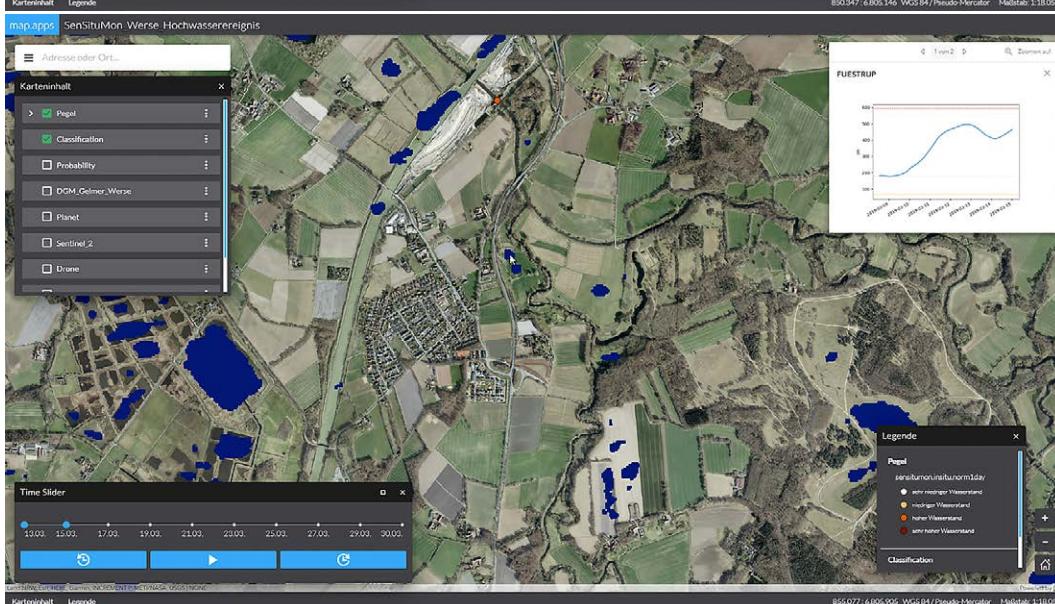


Abb. 16:
Zugriff auf Detail-
informationen
über ortsbezogene
Abfragen

7 Diskussion und Ausblick

Mit den Projektarbeiten konnte gezeigt werden, dass die gesamte Prozesskette des Hochwassermanagements, von der automatisierten Übernahme, Aufbereitung und Analyse der In-Situ-Daten über die Aufbereitung und Klassifikation aktueller Sentinel-1-Satellitendaten bis hin zur Aufbereitung und Bereitstellung der Informationsprodukte vollständig automatisiert durchgeführt werden kann. Die Latenzzeit von der Aufnahme einer neuen Sentinel-1-Raumaufnahme bis zur Bereitstellung der klassifizierten Flutmasken betrug in der ersten Test-Konfiguration 8 bis maximal 40 Stunden. Hierbei wurden noch keine Laufzeit-Optimierungen vorgenommen, wie z.B. die Parallelisierung der Verarbeitung der eintreffenden Satellitenszenen.

Die Qualität der Detektion der Überflutungsflächen konnte bislang aufgrund mangelnder Verfügbarkeit von Ground-Truth-Daten noch nicht quantitativ untersucht werden. Erste qualitative Untersuchungen zeigen, dass die vollständig automatisierte Klassifikation der Senti-

nel-1-Daten nach dem bisher angewandten Verfahren für größere zusammenhängende Wasserflächen durchaus nutzbare Ergebnisse liefert, wenngleich kleinere Flächen und Randbereiche sowie Überflutungen in Gebieten, die mit Vegetation oder baulichen Elementen durchstanden sind, noch nicht erfasst werden.

Im März 2019 konnte ein regionales Hochwasserereignis im Mündungsgebiet der Werse genutzt werden, um durch Geländebegehungen und Drohnenbefliegungen³ den Verlauf des Hochwassers zu verfolgen und die Veränderung der überfluteten Flächen mit den Klassifikationsergebnissen zu vergleichen.

Abb. 17 zeigt die Ergebnisse des Drohnenfluges vom 13.3.2019. Im Oberflächenmodell sind die tiefer liegenden Strukturen der Wasserflächen (schwarz) gut zu erkennen. Die blauen Flächen markieren die aus der Sentinel-1-Aufnahme vom 17.3.2019 klassifizierten Wasserflächen zu

³ Die Drohnenbefliegungen wurden von der Arbeitsgruppe Geo1-Copter der Universität Münster durchgeführt (<https://copter.ifgi.de/>).

einem Zeitpunkt, zu dem die Überflutung bereits teilweise zurückgegangen war. Während der Gewässerverlauf von Ems- und Werse aufgrund der Kleinräumigkeit der Strukturen und aufgrund des Baumbestandes nicht erkannt wurden, entsprechen die detektierten Wasserflächen den realen Verhältnissen. Bei einem Vergleich der automatisierten Klassifikation mittels Random Forest mit einer manuellen Klassifikation auf der Basis eines Schwellwertverfahrens konnte festgestellt werden, dass erstere die tatsächlichen Wasserflächen deutlich konservativer bewertet (d.h. eher unterschätzt). Dies lässt sich gegebenenfalls darauf zurückführen, dass die zur Klassifikation verwendeten Trainingsdaten bislang ausschließlich aus eindeutigen Wasserflächen gewonnen werden, sodass Randbereiche von Gewässern in den Trainingsdaten nicht abgebildet sind.

Im Rahmen weiterer Forschungs- und Entwicklungsarbeiten soll die Qualität der Detektion der Überflutungsflächen durch vollständig automatisierbare Verfahren verbessert und mit quantitativen Methoden validiert werden. Hierbei sollen u.a. weitere Sensoren (TerraSAR-X) und KI-basierte Analyseverfahren (insbesondere Convolutional Neural Networks) eingesetzt werden. Des Weiteren soll die Skalierbarkeit des Ansatzes für den deutschen und Europäischen Raum nachgewiesen werden.

Das SenSituMon-Projekt wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie gefördert und durch das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt als Projektträger begleitet.

Literatur

- Bioresita, F., Puissant, A., Stumpf, A., Malet, J.-P. (2018): A Method for Automatic and Rapid Mapping of Water Surfaces from Sentinel-1 Imagery. *Remote Sensing* 10 (2): 217. DOI: 10.3390/rs10020217.
- Blöschl, G., Hall, J., Viglione, A., et al. (2019): Changing climate both increases and decreases European river floods. *Nature* 573, 108–111, 2019. DOI: 10.1038/s41586-019-1495-6.
- Clement, M. A., Kilsby, C. G., Moore, P. (2018): Multi-Temporal Synthetic Aperture Radar Flood Mapping Using Change Detection: Multi-Temporal SAR Flood Mapping Using Change Detection. *Journal of Flood Risk Management* 11 (2): 152–68. DOI: 10.1111/jfr3.12303.
- DWA (2012): Arbeitsblatt DWA-A 531: Starkregen in Abhängigkeit von Wiederkehrzeit und Dauer. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V. (DWA).
- DWA (2016): Merkblatt DWA-M 119: Risikomanagement in der kommunalen Überflutungsvorsorge für Entwässerungssysteme bei Starkregen. Hennef: Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e. V. (DWA).
- DWD (2015): KOSTRA-DWD-2010: Starkniederschlagsröhren für Deutschland (Bezugszeitraum 1951–2010), Abschlussbericht. Offenbach: Deutscher Wetterdienst (DWD).
- ESA (2012): Sentinel-1. ESA's Radar Observatory Mission for GMES Operational Services. European Space Agency, SP-1322/1, March 2012. ISBN 978-92-9221-418-0. http://esamultimedia.esa.int/multimedia/publications/SP-1322_1, letzter Zugriff 16.4.2020.

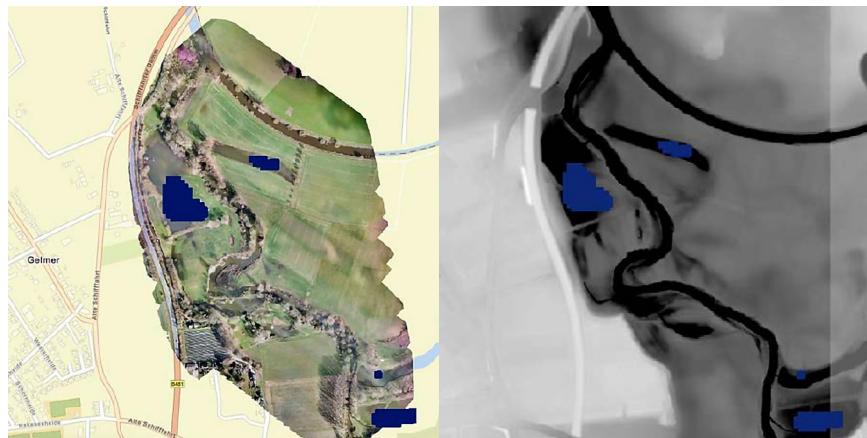


Abb. 17: Drohnenbefliegung vom 13.3.2019 im Mündungsgebiet der Werse:
links: Orthofoto, rechts: Oberflächenmodell

Field, C. B. (2012): Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation. Special report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. New York: Cambridge University Press.

LANUV NRW (2020): WebSite Hydrologische Rohdaten Online (HYGON) des Landesamtes für Natur, Umwelt- und Verbraucherschutz Nordrhein-Westfalen (LANUV NRW). <http://luadb.lsd.nrw.de/LUA/hygon>, letzter Zugriff 18.11.2020.

Martinis, S., Kersten, J., Twele, A. (2015): A Fully Automated TerraSAR-X Based Flood Service. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 104 (June): 203–12. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.07.014.

Twele, A., Cao, W., Plank, A., Martinis, S. (2016): Sentinel-1-Based Flood Mapping: A Fully Automated Processing Chain. *International Journal of Remote Sensing* 37 (13): 2990–3004. DOI: 10.1080/01431161.2016.1192304.

WMO (2020): Informationen zum Sentinel-1-Satellitenprogramm im OSCAR-System (Observing Systems Capability Analysis and Review Tool) der World Meteorological Organization (WMO). www.wmo-sat.info/oscar/satellites, letzter Zugriff 18.11.2020.

WSV (2020): PEGELOWNLINE – WebSite der Wasser- und Schifffahrtsverwaltung des Bundes (WSV). www.pegelonline.wsv.de, letzter Zugriff 18.11.2020.

Wupperverband (2020): WebSite des Flussgebiets-Geoinformationssystems (FluGGS) des Wupperverbandes. <https://fluggs.wupperverband.de>, letzter Zugriff 18.11.2020.

Kontakt

Arne de Wall | Prof. Dr. Albert Remke
52°North GmbH – Initiative for Geospatial Open Source Software GmbH
Martin-Luther-King-Weg 24, 48155 Münster
a.dewall@52north.org | a.remke@52north.org

Dr. Bodo Bernsdorf
Technische Hochschule Georg Agricola
Forschungszentrum Nachbergbau
Herner Straße 45, 44787 Bochum
bodo.bernsdorf@thga.de

Alexandra Bicsan | Adrian Klink
EFTAS Fernerkundung Technologietransfer GmbH
Oststraße 2–18, 48145 Münster
alexandra.bicsan@eftas.com | adrian.klink@eftas.com

Dr. Thore Fechner
con terra GmbH
Martin-Luther-King-Weg 22, 48155 Münster
t.fechner@conterra.de