

Schlussbericht für die Fördermaßnahme:
**Entwicklung innovativer Methoden zur Erstellung
erdbeobachtungsbasierter Informationsprodukte**

AssimEO – Berechnung der Komponenten des Gesamtwasserdargebots für die Pflanzenproduktion durch Assimilation von Erdbeobachtungsdaten

Förderzeitraum: 1.10.2019 – 31.12.2023

Ein Einzelprojekt des Antragstellers:

Dr. Carsten Montzka

Forschungszentrum Jülich GmbH
Institut für Bio- und Geowissenschaften: Agrosphäre (IBG-3)
52425 Jülich
Telefon: +49 2461 61-3289
E-Mail: c.montzka@fz-juelich.de

Assoziierte Partnerin (zuvor Partnerin im Verbundprojekt):

Prof. Maïke Schumacher

Department of Planning
Aalborg University
Rendsburggade 14
9000 Aalborg
Dänemark
Email: maikes@plan.aau.dk

Unterauftragnehmer:

Dr. Thomas Jagdhuber

Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)
Institut für Hochfrequenztechnik und Radarsysteme
Münchner Strasse 20
82234 Weßling
Telefon +49 8153-28-2329
E-Mail: Thomas.Jagdhuber@dlr.de

Inhalt

I.	Kurzdarstellung.....	4
I.1	Aufgabenstellung.....	4
I.2	Voraussetzungen.....	5
I.3	Planung und Ablauf.....	5
I.4	Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn.....	6
I.5	Zusammenarbeit mit Dritten.....	7
II.	Eingehende Darstellung.....	8
II.1	Die erzielten Ergebnisse im Einzelnen.....	8
II.1.1	Bodenfeuchtebestimmung mit P-Band Synthetic Aperture Radar.....	8
II.1.1.1	Bodenfeuchtebestimmung mit P-Band SAR in der Wurzelzone.....	8
II.1.1.2	Bestimmung von Bodenfeuchteprofilen mit P-Band SAR und hydrologischer Modellierung.....	10
II.1.2	Bodenfeuchtebestimmung mit C-Band Synthetic Aperture Radar.....	12
II.1.2.1	Kampagnenanalysen.....	12
II.1.2.2	Zeitreihenanalysen.....	16
II.1.3	Kombination von C- und L-Band SAR.....	23
II.1.4	Hydrologische Simulationen.....	27
II.1.5	Assimilierung von Bodenfeuchtedaten.....	34
II.1.6	Assimilierung von Schwerefeldmessungen.....	36
II.1.7	Prüfung einer operationellen Implementierung.....	37
II.2	Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises.....	38
II.3	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit.....	38
II.4	Voraussichtlicher Nutzen.....	38
II.5	Fortschritt bei anderen Stellen.....	39
II.6	Veröffentlichungen und Konferenzbeiträge.....	39
II.6.1	Zeitschriftenbeiträge (peer-review).....	39
II.6.2	Beiträge auf internationalen Konferenzen.....	40
II.6.3	Datenveröffentlichungen.....	44
II.6.4	Öffentlichkeitsarbeit.....	44
III.	Erfolgskontrollbericht.....	45
III.1	Beitrag zu den förderpolitischen Zielen.....	45

III.2	Wissenschaftlich-technische Ergebnisse.....	45
III.3	Fortschreibung des Verwertungsplans.....	45
III.3.1	Schutzrechte	45
III.3.2	Wirtschaftliche Erfolgsaussichten.....	46
III.3.3	Wissenschaftlich/technische Erfolgsaussichten	46
III.3.4	Wissenschaftliche/wirtschaftliche Anschlussfähigkeit	46
III.4	Arbeiten, die zu keiner Lösung geführt haben	47
III.5	Anwenderbeteiligung	47
III.6	Einhaltung der Kosten- und Zeitplanung.....	47
IV.	Literatur	47

I. Kurzdarstellung

I.1 Aufgabenstellung

Das Forschungsvorhaben AssimEO zielte darauf ab, einen integrierten Datensatz des Gesamtwasserdargebots für Pflanzenwachstum zu erstellen. Hierfür wurden multisensorielle Ansätze angewandt, um Boden- und Grundwassergehalte aus verschiedenen Satellitendaten zu assimilieren. Informationen wie Bodenfeuchte in Oberflächennähe und der oberen Wurzelzone sowie Gesamtwasserspeicheränderungen wurden aus Fernerkundungsdaten abgeleitet. Ein multisensoraler Datenassimilationsansatz wurde entwickelt, um diese Informationen in ein hydrologisches Modell (CLM-ParFlow) zu integrieren und die raum-zeitliche Dynamik der Wasserressourcen realitätsnah abzubilden (Abb. 1). Das Ziel war zu prüfen, ob eine operationelle Umsetzung in nahe Echtzeit möglich ist, um langfristig eine Echtzeitüberwachung und -vorhersage landwirtschaftlicher Produktionsparameter zu ermöglichen. Das Forschungsvorhaben beinhaltete die Entwicklung neuer Methoden zur Generierung von Informationsprodukten aus Schwerefelddaten und Mikrowellendaten verschiedener Satellitenmissionen, sowohl aktueller als auch zukünftiger. Die wissenschaftlichen und technischen Ziele umfassten die Berechnung des Bodenwassergehalts aus P-Band Mikrowellendaten, multisensorale Datenassimilation, multiskalige Datenassimilation sowie die Vorbereitung auf kommende Erdbeobachtungsmissionen auf nationaler und internationaler Ebene.

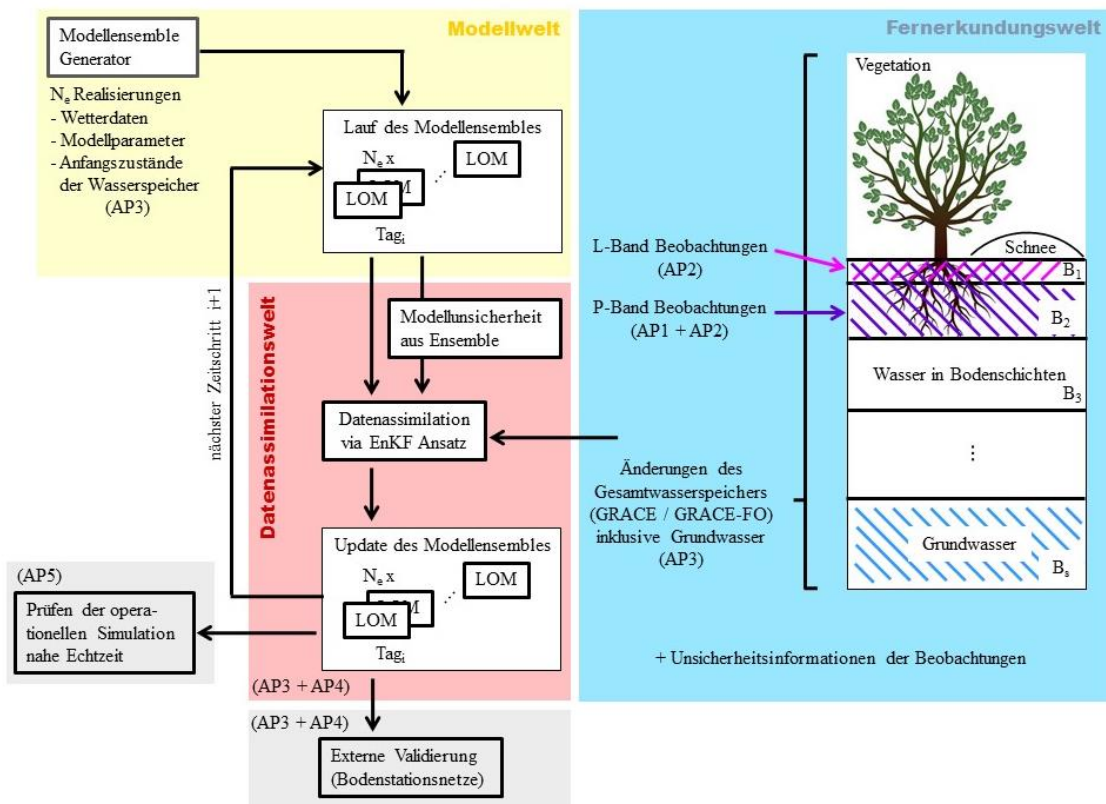


Abbildung 1: Struktur des Datenassimilationssystems und Zusammenspiel der Arbeitspakete (LOM=Landoberflächenmodell, EnKF=Ensemble Kalman Filter).

I.2 Voraussetzungen

Voraussetzung für die Nutzung der Satellitendaten ist die Verfügbarkeit entsprechender Daten. Dies beinhaltet L-Band, P-Band SAR und GRACE-Daten. Da P-Band SAR Daten lediglich für kleine Bereiche in den USA von Flugzeugmessungen vorhanden sind, wurden diese herangezogen, um die entsprechende Bodenfeuchte-Methodik zu entwickeln. Bei ersten Satellitenmessungen z.B. der ESA BIOMASS Mission können die Methoden direkt angewendet werden. L-Band-Daten müssen ebenso verfügbar sein. Hier wurde auf ALOS-2 fokussiert, da sich der Start der NiSAR Mission ebenfalls verzögert hat. Durch die geringe Wiederholrate von ALOS-2 musste Sentinel-1 als C-Band SAR mit den wenigen ALOS-2 Aufnahmen kombiniert werden. Darüber hinaus musste ein lauffähiges komplexes Landoberflächen-Grundwassermodell im Ensemble-Modus existieren, das in eine Datenassimilierungsumgebung eingebettet wurde. CLM-ParFlow-PDAF wurde zur Datenassimilierung genutzt. Für die gemeinsame Assimilierung von Gesamtwasserspeicheränderungen und Bodenfeuchte muss das Parallel Data Assimilation Framework (PDAF) eine Erweiterung des State-Vektors unterstützen. Dies ist auch der Fall, doch die effiziente Implementierung bereitete Probleme, da die Bodenfeuchte Teil des Gesamtwasserspeichers ist. An der multivariaten Assimilierung wird daher über das Ende von AssimEO hinaus gearbeitet.

I.3 Planung und Ablauf

Die folgende Tabelle listet die Arbeitsschritte und den Ablauf des Projektes AssimEO auf:

	Arbeitsschritte	I	II	III	IV	V	VI
A P 1	Task 1.1: Datenakquise und Vorprozessierung der P-Band-Daten						
	Task 1.2: Analyse der P-Band-Daten auf Sensitivität zu tieferem Bodenwasser						
	Task 1.3: Modellierung des P-Band Rückstreuenszenarios						
	Task 1.4: Entwicklung eines Signalzerlegungsansatz zur Extraktion der P-Band Bodenstreuung						
	Task 1.5: Ableitung des Bodenwassergehalts der oberen Wurzelzone aus dem Bodenstreuanteil						
A P 2	Task 2.1: Umsetzung von Routinen zur Vorprozessierung in GEE						
	Task 2.2: Bodenfeuchtebestimmung im L-Band in GEE						
	Task 2.3: Bodenfeuchtebestimmung im P-Band						
	Task 2.4: Prüfung eines Vegetationsmonitorings aus L- und P-Band für die hydrologische Simulation						
	Task 2.5: Validierung auf Basis von Kampagnen- und ISMN-Messungen						

A P3	Task 3.1: Entwicklung der Operatoren zur Beschreibung der Beziehung zwischen GRACE / GRACE-FO Beobachtungen und Modellvariablen	■					
	Task 3.2: Unsicherheitsanalyse des Modells und Design des Modellensembles	■	■				
	Task 3.3: Entwicklung des EnKF Ansatzes		■	■			
	Task 3.4: Grundwasseränderungen durch Datenassimilation von GRACE / GRACE-FO und Validierung			■	■		
A P4	Task 4.1: Entwicklung der Operatoren, die Beziehung zwischen L- und P-Band Daten und Modellvariablen beschreiben		■	■			
	Task 4.2: Assimilation der L- und P-Band Beobachtungen			■	■		
	Task 4.3: Multisensorale Datenassimilation der L- und P-Band sowie GRACE / GRACE-FO Beobachtungen					■	
	Task 4.4: Validierung der Datenassimilationsergebnisse durch vorhandene Bodenstationsnetze					■	■
A P5	Task 5.1: Auswertung des Gesamtwasserdargebots zur Nutzpflanzenproduktion					■	■
	Task 5.2: Prüfung der Echtzeitbestimmung für Bodenfeuchte					■	■
	Task 5.3: Ermittlung einer theoretischen Latenzzeit					■	■
A P6	Task 6.1: Koordination der APs	■	■	■	■	■	■
	Task 6.2: Veröffentlichung der Prozessroutinen				■		
	Task 6.3: Veröffentlichung eines Testdatensatzes zum Gesamtwasserdargebot						■
	Task 6.4: Beteiligung an internationalen Workshops und Konferenzen					■	■
	Task 6.5: Dokumentation der Ergebnisse		■		■		■

I.4 Wissenschaftlicher und technischer Stand zu Beginn

Satellitenbasierte Mikrowellensensoren, wie die auf SMAP, SMOS, Sentinel-1 und ALOS-2, liefern teilweise operationelle Informationen zum oberflächennahen Bodenwassergehalt. Die Beprobungstiefe ist auf die oberste Bodenschicht beschränkt und hängt von der Wellenlänge ab: ca. 0-1 cm im C-Band und ca. 0-5 cm im L-Band. Satelliten wie ASCAT, SMOS und SMAP sind wegen ihrer groben Auflösung von ca. 10-50 km eher für globale Anwendungen geeignet. SAR-Sensoren können hingegen für lokales/regionales Monitoring auf sub-kilometer Skala genutzt werden. C-Band SAR-Sensoren, wie Sentinel-1 oder ASCAT, haben bei der Bodenfeuchtemessung unter Vegetation Einschränkungen aufgrund der geringeren Vegetationsdurchdringung. Zukünftige L-Band SAR-Missionen wie NISAR, Tandem-L und ROSE-L werden verbesserte räumliche und zeitliche Auflösungen bieten. L-Band Mikrowellen können Vegetation bis zu einem gewissen

Dichtegrad durchdringen und Bodenfeuchte unter Vegetation erfassen. Direkte operationelle Anwendungen von L-Band SAR-Daten fehlen jedoch. Die ESA P-Band Mission BIOMASS wird Vegetationstypen durchdringen und Bodenfeuchte selbst unter Wald und in der Wurzelzone erfassen können. Die Methodik dafür muss noch entwickelt und evaluiert werden.

Die GRACE (2002-2017) und GRACE-FO (seit 2018) Missionen messen Änderungen des Erdschwerefeldes und konvertieren diese in Änderungen von Wassermassen. Diese Daten umfassen Änderungen von Wasser in Vegetation, Oberflächengewässern, oberen und tieferen Bodenschichten sowie Grundwasser. Zur Extraktion von Grundwasseränderungen sind komplementäre Daten und Modellsimulationen notwendig. Eine inkonsistente Verbindung von Informationen kann zu fehlerhaften Rückschlüssen führen. Die Assimilation von GRACE-Daten in Modelle ermöglicht eine physikalisch basierte Extraktion des Grundwassers. Die räumliche Auflösung von mehreren 100 km bei monatlichen Datensätzen ist jedoch oft unzureichend. Forschungen arbeiten an der Verbesserung der zeitlichen und räumlichen Auflösung von GRACE-Daten. Für ein kontinuierliches Monitoring und eine Analyse des Gesamtwasserdargebots ist ein kombinierter Ansatz notwendig, der hydrologische Modelle und Satellitendaten integriert. GRACE-Daten werden hauptsächlich in Wasserbilanzmodelle für große Flusseinzugsgebiete assimiliert. Operationelle Anwendungen im regionalen Wasserressourcenmanagement unter Verwendung von Erdbeobachtungsdaten sind nicht bekannt gewesen.

I.5 Zusammenarbeit mit Dritten

Durch personelle Veränderungen beim Projektpartner an der Universität Hohenheim ergaben sich einschneidende Veränderungen im ursprünglich als Verbundvorhaben angelegtem Projekt AssimEO (FKZ: 50EE1914A/B). Nach der Berufung von Prof. Maike Schumacher an die Universität Aalborg stand die notwendige Expertise in Hohenheim nicht mehr zur Verfügung. Frau Schumacher hat die vorzeitige Beendigung des Fördervorhabens AssimEO (FKZ: 50EE1914B) an der Universität Hohenheim zum 30.11.2020 erbeten. Um die Ziele von AssimEO dennoch zu erreichen, beantragte die Koordination von AssimEO (Dr. Carsten Montzka, Forschungszentrum Jülich) eine Aufstockung, um die Analyse der Schwerfeldmessungen und die Umsetzung der Datenassimilierungsarbeiten in Jülich zu beenden. Aus dem Verbundprojekt wurde auf diese Weise ein Einzelvorhaben mit Unterauftragnehmer DLR. Prof. Maike Schumacher stand dem Projekt AssimEO weiterhin als assoziierte Partnerin zur Verfügung.

Darüber hinaus wurde eine Kooperation mit CNR Bari, Italien, geschlossen. Dr. Balenzano und Prof. Mattia haben den Alpha Approximationsansatz entwickelt, der in AssimEO weiterentwickelt wurde. Es konnte ein dreimonatiger Aufenthalt von David Mengen in Bari eigenfinanziert werden, um die Grundlagen für die Erweiterung in AssimEO bestmöglich umzusetzen.

II. Eingehende Darstellung

II.1 Die erzielten Ergebnisse im Einzelnen

Das Kick-off Meeting aller Projektbeteiligter wurde in Hohenheim am 19.12.2019 veranstaltet. Als Folge der Corona-Pandemie wurden die übrigen Projekttreffen online abgehalten. Zusätzlich erfolgten separate Onlinemeetings zu Spezialthemen (Wahl hydraulischer Parameter, Methodik SAR Zeitreihenanalyse, etc.). Das finale AssimEO-Treffen fand am 21.11.2023 in Jülich statt.

Im Rahmen des Projektes wurden die Promotionen von Anke Fluhrer und David Mengen begleitet. Die einzelnen Forschungsarbeiten hierzu, welche auch in peer-reviewed Journalen veröffentlicht wurden, werden im Folgenden detailliert erläutert.

II.1.1 Bodenfeuchtebestimmung mit P-Band Synthetic Aperture Radar

Im Rahmen der Promotion von Anke Fluhrer (DLR) wurden zwei Methoden zur Bodenfeuchtebestimmung mittels P-Band SAR Daten entwickelt, welche in zwei peer-reviewed Journalen veröffentlicht (Fluhrer et al., 2022; Fluhrer et al., submitted) sowie auf drei internationalen Konferenzen (2 x IGARSS, 1 x AGU) vorgestellt wurden. Beide Ansätze sollen im Nachfolgenden näher beschrieben werden.

II.1.1.1 Bodenfeuchtebestimmung mit P-Band SAR in der Wurzelzone

Bodenfeuchte wurde von der globalen Meteorologie-Organisation (GCOS) als eine der essentiellen Klimavariablen (ECV) deklariert, da sie wesentlich zur Charakterisierung unseres Klimas beiträgt. Bereits seit Jahrzehnten wird intensiv an der Bestimmung der Bodenfeuchte mittels Fernerkundungsdaten geforscht. Durch Satellitenmissionen wie NASA's Soil Moisture Active Passive (SMAP) oder ESA's Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) gibt es globale und zeitlich hochaufgelöste Bodenfeuchte-Produkte. Beide Missionen nehmen passive Mikrowellendaten im L-Band (1.4 GHz) auf, welche dann mittels Modellen, wie dem Tau-Omega Modell, zur Bestimmung der Bodenfeuchte nahe der Bodenoberfläche (0-5 cm) verwendet werden. Um Bodenfeuchte in größeren Tiefen bestimmen zu können, braucht es Fernerkundungssensoren mit niedrigerer Frequenz, da aufgrund der längeren Wellenlänge eine höhere Durchdringung durch Vegetation und Eindringung in tiefere Bodenschichten möglich wird. Demnach wurde eine Methode entwickelt, welche mittels P-Band (430 MHz) das Bodenwassergehalt in größeren Tiefen bis zur oberen Wurzelzone bestimmt. Fernerkundlich erhobene P-Band SAR Daten gibt es Stand heute nur von Flugzeug- oder Bodenmissionen. Die erste P-Band Satellitenmission wird mit ESA's Biomass Mission Anfang 2025 verwirklicht.

In diesem Projekt wurden P-Band SAR Daten der flugzeugetragenen AirMOSS (Airborne Microwave Observatory of Subcanopy and Subsurface) Mission der NASA verwendet. Die voll polarimetrischen SAR Daten werden mittels einer eigens weiterentwickelten hybriden Dekompositionsmethode in die einzelnen Streuteile für Boden, Boden und Vegetation, und Vegetation zerlegt (siehe Abb. 2). Hierbei wurde bei genauerer Analyse aller bestimmten

Streuanteile vornehmlich dominierende Doppelstreuung (Boden und Vegetation) in Waldgebieten festgestellt, wohingegen in landwirtschaftlich geprägten Gebieten die Vegetationsstreuung dominiert. In Graslandgebieten sowie Gebieten mit niedriger Vegetation dominiert der Bodenstreuanteil im P-Band Signal. Basierend auf der reinen Bodenstreuanteile kann dann die komplexe Permittivität, bestehend aus Real- und Imaginärteil, bestimmt werden. Zudem kann mittels dielektrischer Modelle der Realteil der Permittivität in Bodenfeuchte umgerechnet werden (siehe Abb. 2). Die Methode ist exemplarisch für ein AirMOSS Untersuchungsgebiet in Oklahoma dargestellt. Das Gebiet ist im östlichen Teil von Grasland dominiert und weist hier Bodenfeuchtwerte zwischen 23 vol.% und 32 vol.% auf, während das von Landwirtschaft geprägte Gebiet im westlichen Teil des Gebietes mehr Variationen in der bestimmten Bodenfeuchte zeigt, da hier die Werte zwischen 16.5 vol.% und 37 vol.% schwanken.

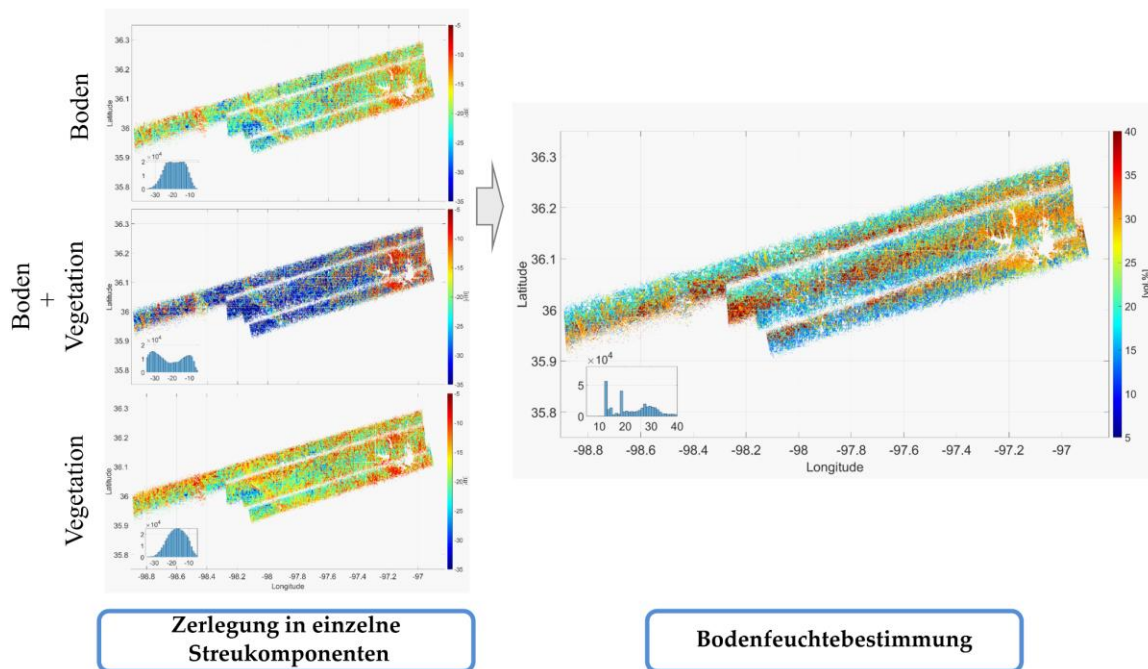


Abbildung 2: Zerlegung der räumlichen P-Band SAR Daten der AirMOSS Mission in die einzelnen Streukomponenten von Boden, Boden und Vegetation, sowie Vegetation. Basierend auf der Bodenstreuanteile wird dann die Bodenfeuchte [vol.%] abgeleitet. Die Ergebnisse sind hier exemplarisch für das AirMOSS Untersuchungsgebiet in Oklahoma dargestellt.

Der Vorteil der vorgeschlagenen Methode ist, u.a., die Bestimmung der komplexen Permittivität, da basierend auf dem Real- und Imaginärteil der Permittivität und der Frequenz zusätzlich die Eindringtiefe der Mikrowellendaten bestimmt werden kann. Somit konnte ermittelt werden, dass die Eindringtiefe der verwendeten P-Band SAR Daten im Allgemeinen zwischen 10 cm und 30 cm schwankt, je nach Höhe der Bodenfeuchte und der Dichte der Vegetationsdecke. Die höchste und über die Zeit konstanteste Permittivität bzw. Bodenfeuchtwerte in der oberen Wurzelzone wurden in dem von dichten Laubwald dominierten Untersuchungsgebiet in Massachusetts, USA, bestimmt, welches geprägt ist von einem kalt feuchten kontinental Klima mit warmen Sommern. Demnach wurden in diesem Gebiet auch die durchschnittlich niedrigsten Eindringtiefen mit

kleinstem Schwankungsbereich ermittelt. Die niedrigste Permittivität bzw. Bodenfeuchte wurde im ariden Wüstenklima des Untersuchungsgebietes in Arizona, USA, erhalten, bei welchem die Eindringtiefen demnach generell am größten sind. Bei genauerer Betrachtung unterschiedlicher Vegetationsklassen wurde zudem festgestellt, dass die Klasse Landwirtschaft den größten Schwankungsbereich an Permittivität bzw. Bodenfeuchtwerten aufweist. Dies liegt an den verschiedenen Bewuchsformen sowie -zuständen und wechselnden Bewässerungsarten. Zur Validierung der Methode wurden die mittels P-Band bestimmte Bodenfeuchte mit in situ gemessenen Bodenfeuchtwerten verglichen. Aufgrund der Diskrepanz der Eindringtiefen (P-Band im Mittel zwischen 24.5–27 cm; in situ Daten im Mittel nahe der Bodenoberfläche zwischen 0-5 cm) konnte allerdings keine signifikante Korrelation zwischen den P-Band und den in situ gemessenen Bodenfeuchten ermittelt werden. Jedoch folgt der bestimmte Wassergehalt in der oberen Wurzelzone den Witterungs- und Klimabedingungen und es konnten realistische Eindringtiefen der P-Band SAR Daten ermittelt werden.

II.1.1.2 Bestimmung von Bodenfeuchteprofilen mit P-Band SAR und hydrologischer Modellierung

In einer weiterführenden Studie basierend auf der im vorherigen Absatz beschriebenen hybriden Dekompositionsmethode sollte die aus P-Band gewonnene Bodenstreukomponente mit hydrologischen Modellierungen kombiniert werden, um nicht nur einen Bodenfeuchtwert in einer bestimmten Tiefe, sondern um das gesamte Bodenfeuchteprofile zu erhalten. Hierfür wurde das boden-hydrologische HYDRUS-1D Modell in Python implementiert, und an ausgewählten in situ Messstationen, an welchen möglichst viele Wetter- und Bodenrelevante Parameter (Niederschlag, Lufttemperatur, Windgeschwindigkeit, Bodentextur, etc.) erhoben werden, wurden dann Bodenfeuchteprofile simuliert. Da nicht alle Eingabeparameter, welche für die Simulationen mit HYDRUS-1D nötig sind, bekannt waren, wurden diese Parameter variabel gehalten und die Simulationen mit variierenden Annahmen für diese Parameter wiederholt, so dass am Ende pro Station und Zeitschritt über 735 Simulationen durchgeführt wurden. Dieses Ensemble an simulierten Bodenfeuchteprofilen wurde dann mit der aus den P-Band bestimmten Bodenstreukomponente auf Basis des Streuwinkels verglichen. Der Streuwinkel, welcher zum Vergleich von Fernerkundung und Modell herangezogen wurde, wird zum einen aus den P-Band SAR Daten während der hybriden Dekompositionsmethode bestimmt, und zum anderen wird jedes simulierte Bodenfeuchteprofil für das multi-layer SPM (Small Perturbation Method) verwendet, um modellierte Rückstreuoeffizienten zu erhalten, welche dann zur Berechnung des simulierten Streuwinkels herangezogen werden. Somit wird letztlich ein Ensemble an simulierten Streuwinkeln mit dem P-Band bestimmten Streuwinkel verglichen und anhand der größten Übereinstimmung kann dann das finale Bodenfeuchteprofil bestimmt werden.

Insgesamt konnten mit der in diesem Projekt entwickelten Methode drei unterschiedliche Bodenfeuchteprofil-Typen bestimmt werden (siehe Abb. 3).

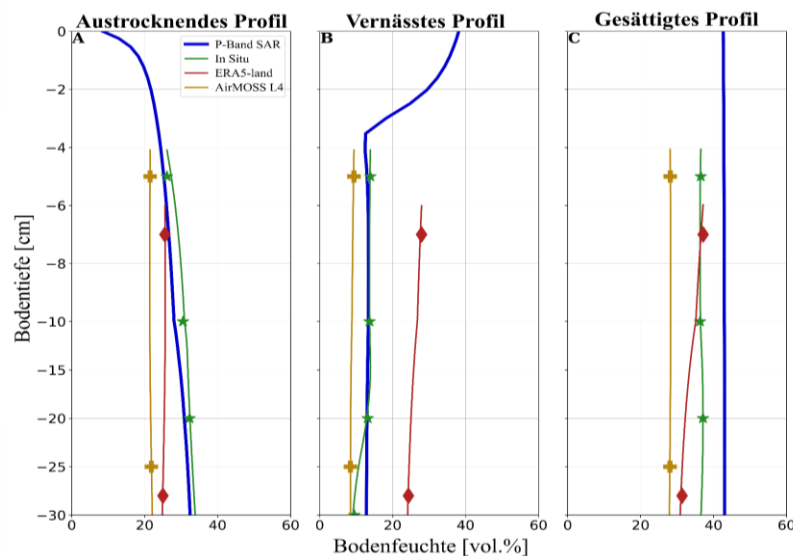


Abbildung 3: Typische Bodenfeuchteprofile, welche mit der kombinierten Methode aus Fernerkundung und hydrologischer Modellierung bestimmt wurden. A) Austrocknendes Profil, B) Vernässtes Profil, C) Gesättigtes Profil.

Je nach Wetter- und Vegetationsbedingungen nimmt die Bodenfeuchte in der Tiefe zu, da aufgrund mangelnden Niederschlags und stattfindender Austrocknung an der Bodenoberfläche die Bodenfeuchte sukzessive Richtung Oberfläche abnimmt. Diese Typen wurden als austrocknende Bodenfeuchteprofile bezeichnet (siehe Abb. 3A). Dahingegen wurden nach Niederschlagsereignissen Bodenfeuchteprofile bestimmt, welche mit zunehmender Bodentiefe abnehmen, da aufgrund der Infiltration des Niederschlags die höchsten Bodenfeuchtwerte nahe der Bodenoberfläche zu finden sind und erst nach wenigen Minuten, Stunden oder sogar Tagen in tiefere Bodenschichten vordringen. Diese wurden als vernässte Bodenfeuchteprofile bezeichnet (siehe Abb. 3B). Letztlich wurden vernässte Profile, welche keine oder kaum Variation in der Bodenfeuchte über die Tiefe aufwiesen, als gesättigte Bodenfeuchteprofile deklariert (siehe Abb. 3C).

Die erhaltenen Bodenfeuchteprofile wurden mit in situ gemessenen Bodenfeuchtwerten sowie dem ERA5-land und dem offiziellen AirMOSS L4 Missionsprodukt verglichen. Hierbei wurde ein Polynom 2. Grades für die kontinuierlich gemessenen Bodenfeuchtwerte aus verschiedenen Tiefen verwendet, um nicht nur die absoluten Feuchtebedingungen, sondern auch die Profilform zu untersuchen. In Abbildung 3 sind die basierend auf P-Band SAR Daten bestimmten Bodenfeuchteprofile im Vergleich zu den respektiven Bodenfeuchteprodukten zu sehen. Hierbei ersichtlich wird, dass die vorgestellte Methode sehr gute Ergebnisse liefert und oftmals als einzige Methode mit den in situ gemessenen Bodenfeuchtwerten übereinstimmt, wohingegen das Reanalyse Produkt ERA5-land oder das offizielle AirMOSS L4 Missionsprodukt abweichen. Weiterhin wird ersichtlich, dass die vorgestellte Methode als einzige in der Lage ist, kontinuierliche Bodenfeuchtwerte zu schätzen, auch in den ersten 0-5 cm des Bodens, welche mit den anderen Methoden nicht erfasst werden können. Insgesamt wurden bei der Analyse aller erhaltenen Bodenfeuchteprofilen über den Zeitraum 2013-2015 Korrelationen zwischen 0.48 und 0.92, sowie ubRMSE zwischen 1.4 Vol% und 3.7 Vol% erhalten. Weiterhin konnte über die Fréchet

Distanzen zwischen 0.1 und 0.2 eine hohe Ähnlichkeit in den Bodenfeuchteprofil-Formen festgestellt werden. Die vorgestellte Methode funktioniert daher generell sehr gut und ermöglicht es, kontinuierliche Bodenfeuchteprofile aus Fernerkundungsdaten und hydrologischer Modellierung zu bestimmen. Lediglich an einzelnen Stationen, wie sehr trockenen Wüsten- oder sehr feuchten Waldstationen wurden die in situ gemessenen Referenz-Bodenfeuchtwerte deutlich unter- bzw. überschätzt, da hier das HYDRUS-1D Modell an seine Grenzen stößt.

II.1.2 Bodenfeuchtebestimmung mit C-Band Synthetic Aperture Radar

Flugzeugmessungen wurden herangezogen, um die Streumechanismen von Böden und Pflanzen genau zu untersuchen und die Unterschiede in verschiedenen Wellenlängenbereichen zu klären. Dies erfolgte zur besseren Berücksichtigung in Zeitreihenmethoden zur Abschätzung der Bodenfeuchte.

II.1.2.1 Kampagnenanalysen

Die Sarsense-Kampagne untersucht das Potential von C- und L-Band Synthetic Aperture Radar (SAR)-Daten, die zwischen Juni und August 2019 in Selhausen (Deutschland) erhoben wurden. Diese Kampagne zielte darauf ab, Boden- und Pflanzenparameter, insbesondere Bodenfeuchte, Vegetationshöhe und Vegetationswassergehalt, mithilfe von Luft- und Weltraumbeobachtungen zu analysieren. Die Untersuchung konzentriert sich auf die zeitlichen und räumlichen Rückstreuverhaltensmuster von C- und L-Band, wobei die Flugzeugmessungen mit den entsprechenden Satellitendaten verglichen wurden. Insbesondere wurden die Unterschiede in der Sensitivität der Rückstreuungskoeffizienten für Veränderungen dieser Parameter sowie deren Einfluss auf verschiedene Kulturpflanzenarten (zwei breitblättrige Wurzelgemüse: Kartoffel und Zuckerrübe, sowie zwei schmalblättrige Getreide: Weizen und Gerste) analysiert.

Die temporale Entwicklung der Rückstreuungssignale von Flugzeug- und Satelliten-SAR-Daten wurde bewertet, wobei die Flugzeugbahnen mit den Satellitendaten verglichen wurden. Die mittleren Rückstreuwerte der Flugbahnen tendieren dazu, generell niedriger zu sein als die Werte von Sentinel-1. Die Unterschiede sind insbesondere in den Monaten Juni und August erkennbar, wobei im August größere Abweichungen zwischen den Flugzeug- und Satellitendaten festgestellt werden. Die Variabilität der Rückstreuwerte innerhalb der Flugzeugdaten ist höher als bei den Satellitendaten, insbesondere im Juni, was zu signifikanten Unterschieden in den Rückstreuverhaltensmustern führt.

Sensitivität von C- und L-Band zu Bodenfeuchte

Um das Verhalten des von C- und L-Band in Bezug auf Veränderungen der Bodenfeuchte zu bewerten, wurde das Rückstreusignal von Sentinel-1 und ALOS-2 Aufnahmen innerhalb eines Radius von 11 Metern um die jeweiligen Bodenfeuchtemessungen an den entsprechenden Überflug-Tagen korreliert. Dabei wurde sich auf die Kulturpflanzen Kartoffel, Zuckerrübe, Gerste und Weizen konzentriert. In diesem Zusammenhang wurden die Sentinel-1-Szenen vom 21. und 27. Juni mit den an den entsprechenden Tagen gemessenen Bodenfeuchtwerten korreliert,

wobei beide Szenen im absteigenden Modus mit einem Einfallswinkel von 43° über dem Testgebiet Selhausen aufgenommen wurden. ALOS-2-Szenen vom 22. und 27. Juni wurden mit den In-situ-Messungen vom 21. und 27. Juni korreliert, mit Einfallswinkeln von 34° und 35° , beide im aufsteigenden Modus. Die auf den Feldern gemessene Bodenfeuchte ist mit Werten zwischen 1 Vol.-% und 17 Vol.-% sehr trocken. Nur auf einem Kartoffelfeld, welches am 27. Juni vom örtlichen Landwirt bewässert wurde, sind höhere Bodenfeuchtwerte mit bis zu 31 Vol.-% gemessen worden. Das Entwicklungsstadium von Zuckerrüben liegt im Juni zwischen BBCH 35 und 40, bei Kartoffeln bei 31, bei Weizen bei 77 und bei Gerste zwischen 77 und 92.

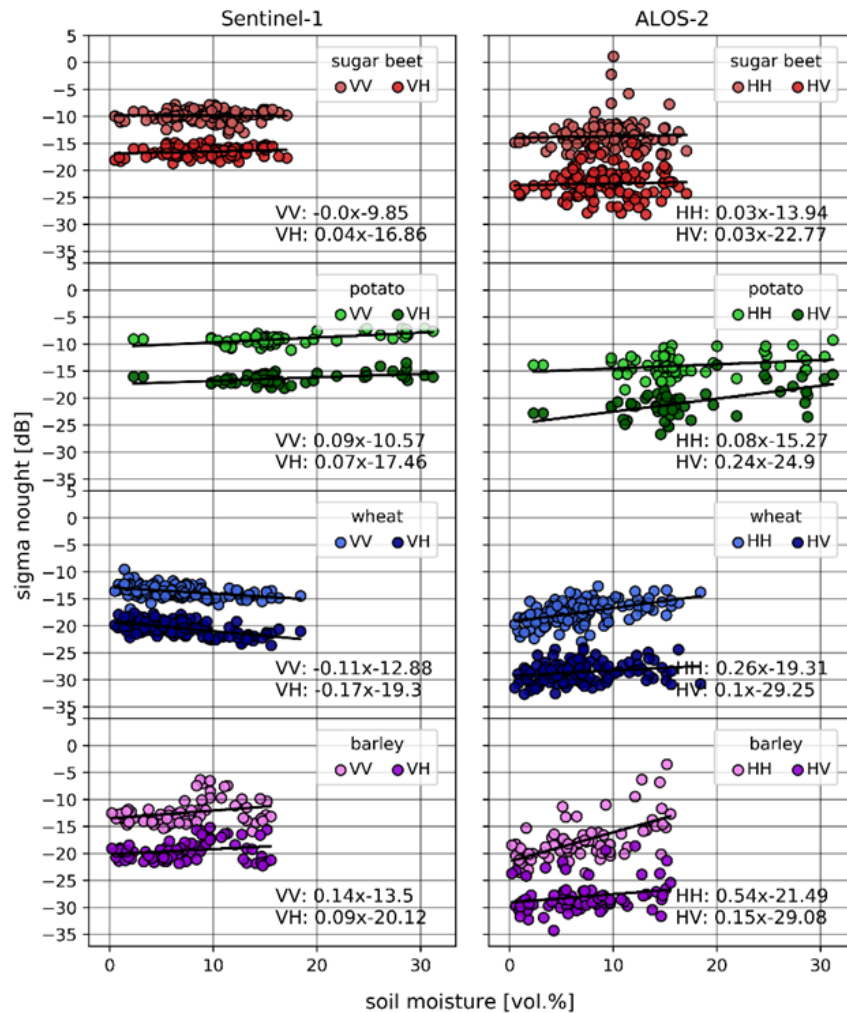


Abbildung 4: Korrelation zwischen Bodenfeuchte und Rückstreusignal von co- und cross-polarisierten Kanälen von C- und L-Band-Satellitendaten.

Mit R^2 zwischen 0,00 und 0,36 sind keine oder nur mäßige Korrelationen zwischen Rückstreusignalen und Bodenfeuchte vorhanden. Im L-Band kann die höchste Korrelation im co-polarisierten Kanal für die Gerstenfelder mit $R^2 = 0,36$ beobachtet werden, während die niedrigste Korrelation für die Zuckerrübenfelder mit $R^2 = 0,00$ sowohl im co- als auch im cross-polarisierten Kanal beobachtet wird (Abbildung 4). Im C-Band kann die maximale Korrelation im co-polarisierten Kanal für die Kartoffelfelder mit $R^2 = 0,35$ beobachtet werden, während der co-

polarisierte Kanal für die Zuckerrübenfelder mit $R^2 = 0,00$ unkorreliert ist. Während die meisten Korrelationen positiv sind, korreliert das C-Band-Rückstreusignal bei Weizen in beiden Kanälen negativ mit der Bodenfeuchte. Dabei erreicht der kreuzpolarisierte Kanal mit $R^2 = 0,28$ den zweithöchsten Wert im C-Band, während das co-polarisierte Signal mit $R^2 = 0,18$ korreliert.

Betrachtet man die Korrelationen der beiden Polarisierungen, so kann man feststellen, dass im L-Band immer eine Polarisation eine signifikant höhere Korrelation aufweist, außer bei Zuckerrüben. In diesem Zusammenhang weist das co-polarisierte Signal der schmalblättrigen Kulturen Weizen und Gerste signifikant höhere R^2 -Werte (0,25 und 0,36) auf als das kreuzpolarisierte Signal (0,04 und 0,05). Bei der Kartoffelpflanze mit breiten Blättern ist der Trend umgekehrt, mit $R^2 = 0,31$ im kreuzpolarisierten Signal und $R^2 = 0,05$ im co-polarisierten Signal. Hier weist das C-Band tendenziell keine so großen Unterschiede zwischen Kreuz- und Co-Polarisation auf. Auf den Kartoffel- und Weizenfeldern, wo die höchsten Korrelationen beobachtet werden, sind die Unterschiede deutlich geringer, mit $R^2 = 0,35$ im co- und $R^2 = 0,20$ im kreuzpolarisierten Signal und $R^2 = 0,18$ im co- und $R^2 = 0,28$ im kreuzpolarisierten Signal. Die größeren Unterschiede zwischen den co- und den kreuzpolarisierten Kanälen im L-Band deuten darauf hin, dass in jeder Polarisation zwei verschiedene Streuungsmechanismen gemessen werden, während im C-Band in beiden Polarisierungen eher nur ein Streuungsmechanismus im Vordergrund steht. Da die L-Band-Wellen tiefer in die Vegetationsschicht eindringen sollten, enthält das ko-polarisierte Signal mehr von der Oberflächenrückstreuung, während das kreuz-polarisierte Signal mehr Volumenrückstreuung misst [80]. Das C-Band, dessen Wellenlänge etwa vier- bis fünfmal kürzer ist, dringt weniger tief in die Vegetationsschicht ein als das L-Band und könnte daher nur geringe Signalbeiträge der Bodenoberflächenstreuung enthalten. In dieser Hinsicht enthalten sowohl co- als auch kreuzpolarisierte Kanäle hauptsächlich die gleichen Informationen aus der Volumenstreuung der Vegetation [10].

Sensitivität von C- und L-Band zu Vegetationsparametern

Um das Verhalten der C- und L-Band-Rückstreuung auf Veränderungen der Pflanzenparameter zu bewerten, wurden die Messungen bzgl. Vegetationswassergehalt (VWC) und Pflanzenhöhe vom 25. Juni und 7. August 2019 mit den Signalen der co- und cross-polarisierten Kanäle (VV und VH für C-Band, HH und HV für L-Band) verglichen. Da die Aufnahmezeitpunkte nur teilweise mit den In-situ-Messdaten übereinstimmen, wurden die Sentinel-1 Szenen vom 26. Juni und 7. August sowie die ALOS-2-Szene vom 27. Juni korreliert. Da zwischen den In-situ-Messungen und den ALOS-2-Aufnahmen im August eine Differenz von zehn Tagen besteht, wurden diese Daten aufgrund der zeitlichen Dekorrelation nicht berücksichtigt. Zudem wurden Weizen und Gerste im August bereits geerntet. Der VWC liegt für Zuckerrüben zwischen 72 % und 90 %, für Weizen zwischen 43 % und 60 %, für Gerste zwischen 19 % und 43 % und für Kartoffeln zwischen 71 % und 81 %. Die Pflanzenhöhe wurde bei Zuckerrüben zwischen 20 cm und 40 cm für das C-Band und 30 cm und 40 cm für das L-Band gemessen, bei Kartoffeln zwischen 40 und 60 cm, bei Weizen zwischen 55 cm und 95 cm und bei Gerste zwischen 65 cm und 105 cm (Abbildung 5).

Betrachtet man den VWC, so zeigt sich, dass das C-Band bei Zuckerrüben empfindlicher auf Veränderungen des Wassergehalts der Vegetation reagiert, wobei insbesondere das co-

polarisierte Signal mit $R^2 = 0,64$ sensitiver ist als das co-polarisierte L-Band-Signal mit $R^2 = 0,27$. Bei Kartoffeln ist das L-Band tendenziell empfindlicher, mit $R^2 = 0,24$ und $R^2 = 0,55$ für den co- und cross-polarisierten Kanal im C-Band und $R^2 = 0,27$ und $R^2 = 0,76$ im L-Band. Abgesehen von dem kreuzpolarisierten Kanal in den Gerstenfeldern reagiert das L-Band-Signal bei den länglichen, schmalblättrigen Kulturen deutlich empfindlicher auf Veränderungen der VWC, mit R^2 -Werten zwischen 0,58 und 0,65 im Vergleich zu R^2 -Werten zwischen 0,12 und 0,33.

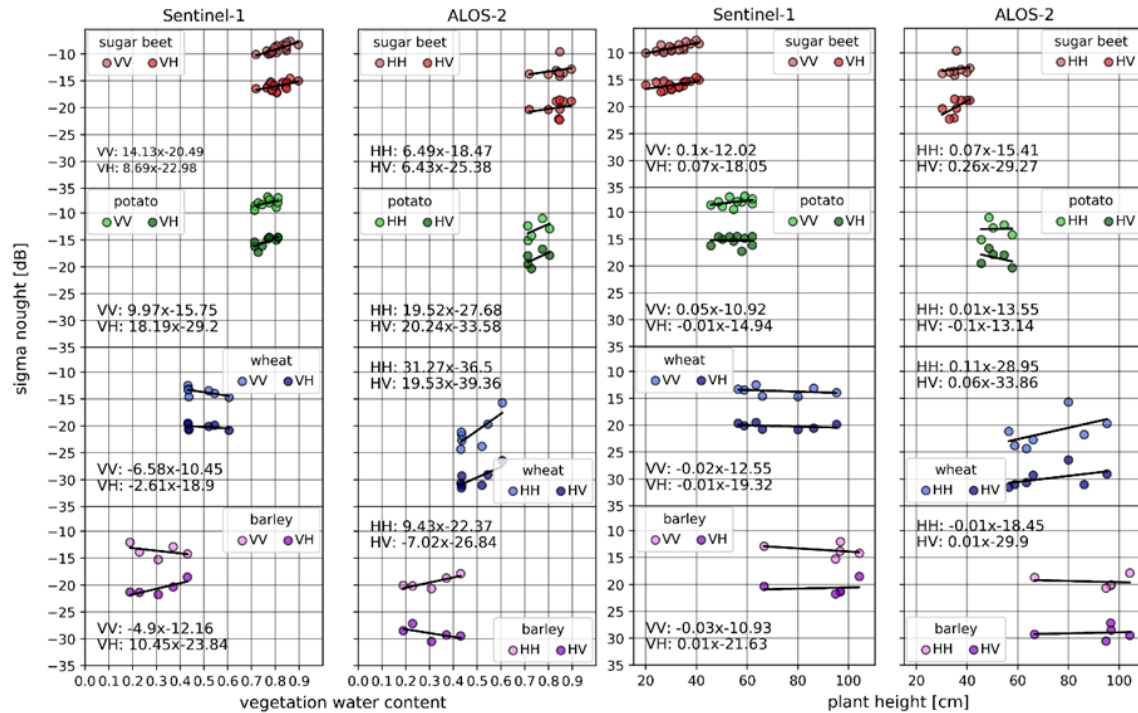


Abbildung 5: Korrelation zwischen Vegetationswassergehalt (links) und Pflanzenhöhe (rechts) und Rückstreusignal von co- und cross-polarisierten Kanälen von C- und L-Band-Satellitendaten.

Die Korrelation zwischen dem Rückstreusignal und der Pflanzenhöhe ist im Vergleich zur VWC geringer. Für das C-Band weist nur das co-polarisierte Signal vom Zuckerrübenfeld eine signifikante Korrelation mit $R^2 = 0,55$ auf, während alle anderen Regressionen R^2 -Werte zwischen 0,00 und 0,25 aufweisen. Für das L-Band kann die höchste Korrelation für das kreuzpolarisierte Signal vom Zuckerrübenfeld mit $R^2 = 0,41$ beobachtet werden, während die anderen R^2 -Werte zwischen 0,00 und 0,22 liegen. Betrachtet man das Verhalten der jeweiligen Polarisationen innerhalb der Bänder, so weisen die co-polarisierten Signale im C-Band und die kreuzpolarisierten Signale im L-Band höhere R^2 -Werte für die breitblättrigen Pflanzen auf. Bei den schmalblättrigen Pflanzen kann kein solcher Trend beobachtet werden.

Sensitivität von C- und L-band zu Interzeption

Zur Untersuchung der Sensitivität von C- und L-band bzgl. Interzeption wurde eine szenenbasierte Analyse basierend auf den luftgestützten SAR-Daten durchgeführt. Während der Überflugs am 27. Juni wurde ein Kartoffelfeld vom örtlichen Landwirt teilweise bewässert, wodurch ein direkter Vergleich zwischen dem Rückstreusignal eines unbewässerten und eines bewässerten Feldes

möglich ist. Vergleicht man die Histogramme der Rückstreusignale, so ist der größte Unterschied zwischen bewässerten und unbewässerten Flächen im L-Band zu beobachten, mit einer Differenz von 3,27 dB im kreuzpolarisierten und 2,20 dB im co-polarisierten Kanal zwischen den jeweiligen Mittelwerten (Abbildung 6). Dies deckt sich mit den Ergebnissen von Vermunt et al. [81], die nach leichten Niederschlagsereignissen für Zuckermais einen Unterschied von 3 dB bei der Kreuzpolarisation und 2 dB bei der Co-Polarisation gemessen haben, was mit dem zeitlich in der Interzeption gespeicherten Wasser zusammenhängt. Das C-Band für das Kartoffelfeld weist einen geringeren Unterschied von 1,98 dB im kreuzpolarisierten und 1,78 dB im co-polarisierten Kanal auf. Die Auswirkungen von Interzeptionswasser auf die Rückstreusignale von Kartoffeln wurden auch schon früher beobachtet, auch wenn die entsprechenden Veränderungen bei X-, C- und L-Band-Aufnahmen drei Stunden nach einem Niederschlagsereignis von Riedel et al. deutlich geringer beschrieben wurden [82]. Hier scheint die Zeit zwischen einem Niederschlags- oder Bewässerungsereignis und einer SAR-Beobachtung entscheidend zu sein. Während Ulaby [83] feststellte, dass die Wirkung von Niederschlägen in Weizenfeldern nur etwa eine Stunde lang sichtbar ist, dürfte zumindest die Zeit in Kartoffeln in dieser Hinsicht ähnlich kurz sein.

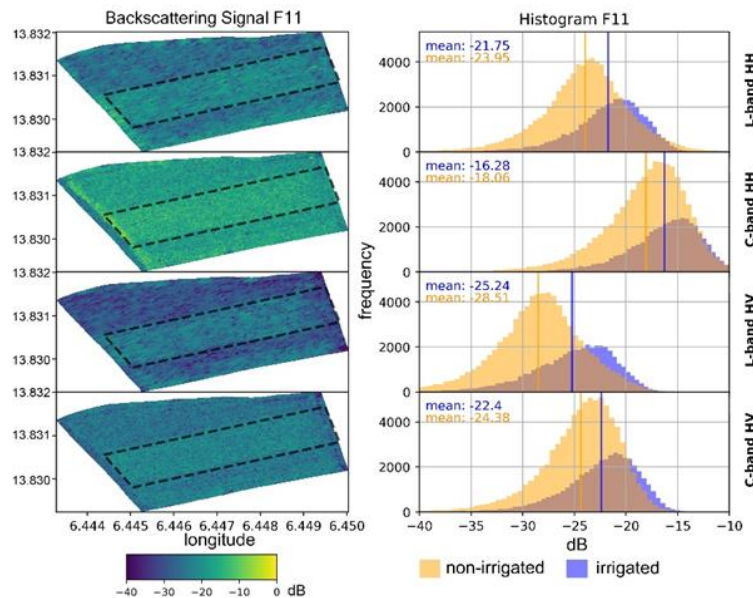


Abbildung 6: Rückstreusignal in Dezibel (dB) für bewässerte und unbewässerte Flächen (links) und entsprechende Histogramme von beiden Flächen (rechts).

Die Analyse hebt die Bedeutung eines Multi-Frequenz-Ansatzes hervor, um Boden- und Pflanzenbeiträge zu den SAR-Signalen zu entwirren. Trotz einiger Abweichungen zwischen Luft- und Satellitendaten betonen die Ergebnisse das Potenzial von Flugzeugdaten für detaillierte und zeitlich hochauflösende Analysen landwirtschaftlicher Parameter.

II.1.2.2 Zeitreihenanalysen

Derzeitige, SAR-basierte Bodenfeuchteprodukte sind aufgrund ihrer groben räumlichen oder zeitlichen Auflösung in der Landwirtschaft nur begrenzt anwendbar [30]. Das Fehlen öffentlich

verfügbarer vollpolarimetrischer SAR-Beobachtungen schränkt die Verwendung physikalischer Rückstreumodelle zur Zerlegung des SAR-Signals ein, während empirische Modelle durch ihre Standortabhängigkeit eingeschränkt in der Übertragbarkeit insbesondere in heterogenen Agrarlandschaften sind [31]. Ansätze zur Erkennung kurzfristiger Veränderungen aus kontinuierlichen SAR-Zeitreihen sind daher vielversprechend, da sie unabhängig von Oberflächenparametern sind, die sich im Verhältnis zur Bodenfeuchte nicht signifikant ändern (z. B. Bodenrauigkeit und Bodentextur). In diesem Sinne haben eine neue Methode entwickelt, um aus Sentinel-1 C-Band SAR Zeitreihen die Bodenfeuchte abzuschätzen. Durch die Ausweitung des Alpha-Approximationsansatzes auf Zeitreihen mit mehreren Orbits kann eine hohe möglichst hohe zeitliche Auflösung erreicht werden. Darüber hinaus haben wir eine Methode entwickelt, um den Einfluss der Vegetation auf die entsprechenden Rückstreusignale zu verringern.

Untersuchungsgebiet und Datengrundlage

Zwei verschiedene Untersuchungsgebiete, das Rur-Einzugsgebiet in Westdeutschland und die Apulische Tavoliere in Süditalien, wurden für zur Evaluierung ausgewählt. Das Rur-Einzugsgebiet befindet sich im Bundesland Nordrhein-Westfalen im Westen Deutschlands, während kleine Teile davon auch in Belgien und den Niederlanden liegen. Es hat eine Gesamtfläche von 2.354 km² mit einer Höhe von 680 m über NN im Süden und 30 m über NN im Norden (Abbildung 7) [32]. In den nördlichen, flachen Teilen des Einzugsgebiets dominiert der Ackerbau, hauptsächlich mit Zuckerrüben, Mais und Wintergetreide [33]. In der südlichen Region, die in der Mittelgebirgslandschaft der Eifel liegt, werden hauptsächlich Weiden und Wälder mit Laub- und Nadelbäumen bewirtschaftet [32]. Der mittlere Jahresniederschlag liegt zwischen 650 mm und 850 mm im nördlichen Teil. Das zweite Untersuchungsgebiet befindet sich im Versuchsbetrieb Segezia (41°22'16"N 15°29'30"E) mit einer Fläche von etwa 4 km² im Cervaro-Becken (nordwestlicher Teil der Region Apulien, Süditalien). Die Hauptanbaukulturen sind Getreide (Hartweizen, Gerste, Hafer) sowie Weiden (natürliches oder einjähriges Gras von gemischten Getreide- und Hülsenfruchtkulturen). Das semiaride Mittelmeerklima zeichnet sich durch heiße und trockene Sommer sowie kurze und gemäßigte Winter aus. Die jährliche Niederschlagsmenge beträgt etwa 550 mm, wobei sie sich hauptsächlich auf die Wintermonate konzentriert. Die Topographie ist durch ein leichtes Gefälle gekennzeichnet, das zwischen 130 m und 200 m ü. NN liegt.

709 dualpolarisierte (VV + VH) Sentinel-1A- und Sentinel-1B-Szenen für das Rur-Einzugsgebiet und 361 Szenen für den apulischen Standort Tavoliere werden für den Zeitraum von Januar 2018 bis Dezember 2020 verwendet und decken das gesamte oder Teile des Untersuchungsgebiets ab. Die polumlaufende Zwillingssatellitenkonstellation überwacht die Erdoberfläche mit 5.400-MHz-C-Band-SAR-Instrumenten und folgt dabei der gleichen Bahnebene in einem Abstand von 180°. Dabei kann eine kombinierte Wiederholungszeit von 6 Tagen erreicht werden [44,45]. Je nach Breitengrad sind sogar noch dichtere Zeitreihen möglich, da mehrere Umlaufbahnen ein bestimmtes Gebiet abdecken können. In dieser Studie decken vier Orbits (Orbit 139, Orbit 88, Orbit 15, Orbit 37) das Einzugsgebiet der Rur ab und zeichnen es in wechselnden Einfallswinkeln auf (Desc.: 43,8°, Asc.: 30,2°, Asc.: 35,4°, Desc.: 39,5°). Somit wird hier eine zeitliche Auflösung von ein bis zwei Tagen erreicht [46]. Für den Standort Apulien werden zwei Orbits verwendet

(Orbit 124, Orbit 146), die in wechselnden Einfallswinkeln (Desc.: 38,9°, Asc.: 32,3°) aufzeichnen und so eine zeitliche Auflösung von fünf bis zwei Tagen erreichen. Die Szenen liegen im Interferometric Wide-Swath Mode (IW) und Ground Range Detected High Resolution (GRDH) Format vor [47].

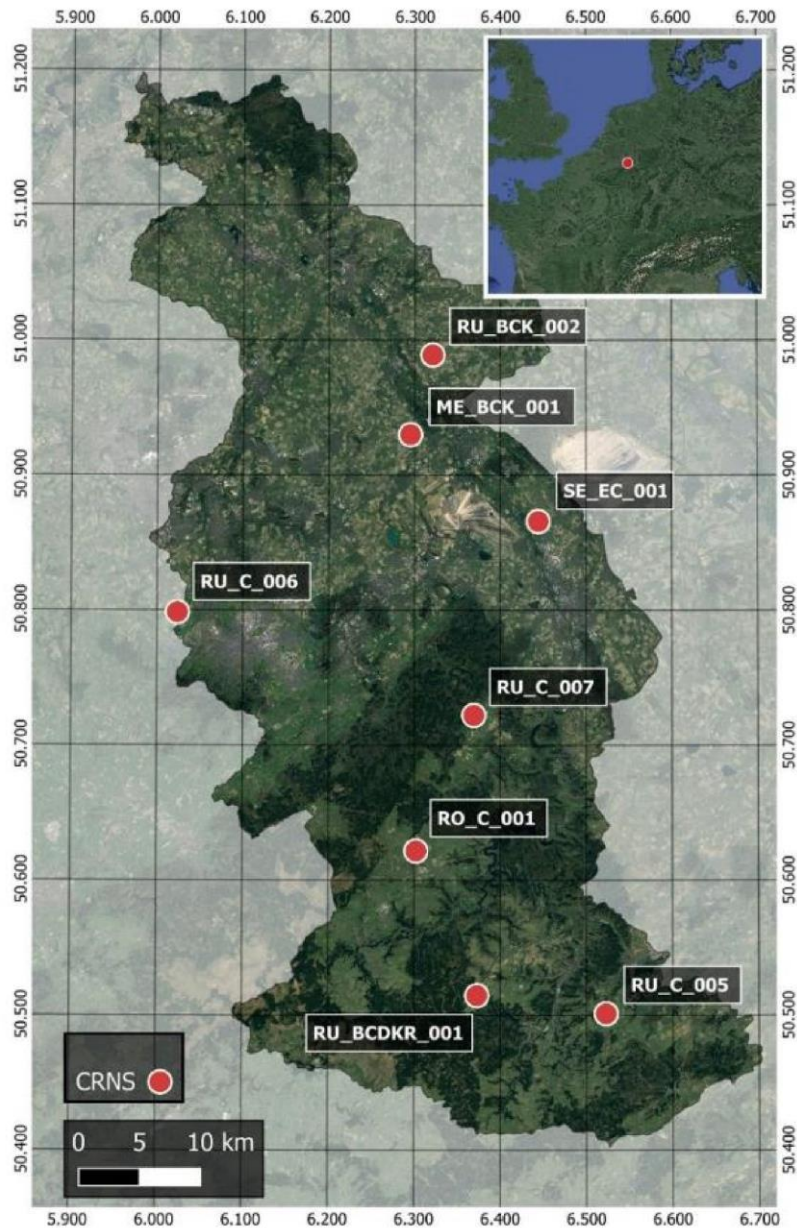


Abbildung 7: Überblick über das Rur-Einzugsgebiet mit den Standorten der für die Validierung verwendeten Cosmic-Ray Neutron Sensing(CRNS) Stationen

Zur Maskierung nicht-landwirtschaftlicher Flächen wurde der CORINE (The Coordination of Information on the Environment Land Cover) Datensatz verwendet, der eine Landbedeckungsklassifizierung für Europa mit einer Auflösung von 100 m bereitstellt. Für die Inversion zwischen Bodenfeuchte und Dielektrizitätskonstante wurde der OpenLandMap-Datensatz genutzt, der Bodeninformationen mit einer räumlichen Auflösung von 250 m für sechs

verschiedene Bodentiefen enthält. Zur Skalierung der Ergebnisse zwischen minimalen und maximalen Bodenfeuchte wurden die Global Land Data Assimilation System (GLDAS) Daten benutzt. Die Methode wurde anhand acht Cosmic-Ray Neutron Probe Stationen (CRNS) evaluiert, die auf landwirtschaftlich genutzten Flächen im Rur-Einzugsgebiet aufgestellt wurden. Die Stationen, die stündlich die Neutronenintensität messen, verwenden entweder die CRS-1000 oder die CRS-2000/B Neutronensonde und liefern Informationen über die Bodenfeuchtigkeit in einem kreisförmigen Bereich von 150 bis 200 m Durchmesser um die CRNP in einer Bodentiefe von 15 cm bis 70 cm. Für den Teststandort in Apulien wurden kapazitive Bodenfeuchtesensoren zur Evaluierung verwendet, eingebaut in Tiefen von 0,025 m und 0,10 m.

Methode

Der Arbeitsablauf zur Schätzung der Bodenfeuchte ist vollständig in der Cloud-Plattform Google Earth Engine (GEE) implementiert, was die Verarbeitung rechenintensiver Zeitreihendaten auf Einzugsgebietsebene in erheblich kürzerer Zeit ermöglicht. Der Arbeitsablauf kann in zwei Hauptteile unterteilt werden: (1) Vorprozessierung der Sentinel-1 SAR-Daten und (2) Bodenfeuchteabschätzung mit der Alpha-Approximationsmethode (Abbildung 8). Die finale Bodenfeuchteprodukt hat eine Auflösung von 200 Metern, d.h. alle Eingangsdaten (Sentinel-1, CORINE, OpenLand-Map, GLDAS) wurden durch räumliche Mittelung auf das gleiche 200 m x 200 m Pixelraster aggregiert. Die Sentinel-1-Daten wurden down-gesampelt, während die gröberen Datensätze (CORINE, GLDAS, Open-LandMap) up-gesampelt wurden. Durch das Downsampling der Sentinel-1-Daten auf eine Auflösung von 200 m wurden die Auswirkungen des Speckle-Rauschens verringert und die räumliche Heterogenität ausgeglichen, da ein größerer Maßstab die Auswirkungen heterogener Oberflächenparameter (z.B. Bodenrauigkeit, Vegetationsstruktur und Wassergehalt der Vegetation) verringert.

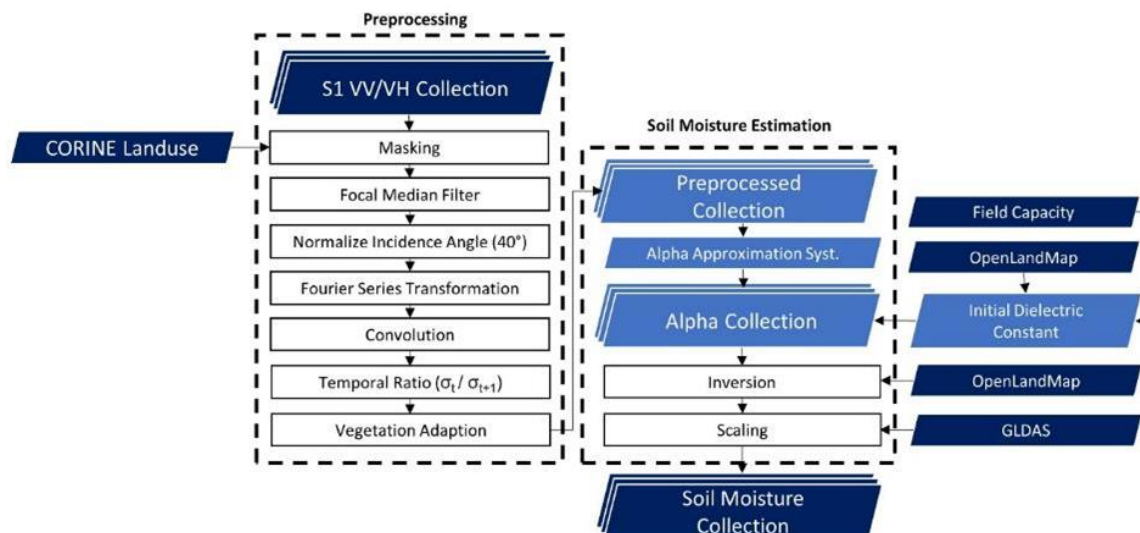


Abbildung 8: Arbeitsablauf des Algorithmus zur Schätzung der Bodenfeuchte, der in zwei Abschnitte unterteilt werden kann: Vorverarbeitung (1) und Schätzung der Bodenfeuchte (2).

Ein wichtiger Prozessierungsschritt ist die Normalisierung des Einfallswinkels. Durch die Verwendung verschiedener Orbits und damit auch verschiedener Einfallswinkel enthält die Zeitreihe Änderungen im Rückstreusignals, die nichts mit einer Veränderung der Bodenfeuchte zu tun haben. Um das Signal zu entfernen, wird die Zeitreihe in eine Fourier-Reihe transformiert, bei der die Frequenzen kleiner als die Revisit-Zeit der Sentinel-1 Satelliten, also kleiner als 12 Tage, entfernt werden. Ein weiterer wichtiger Prozessierungsschritt ist die Vegetationskorrektur. In Gebieten, in denen der landwirtschaftliche Anbau vorherrscht, wechselt die Oberfläche innerhalb einer Vegetationsperiode von nackten Bodenverhältnissen zu vollständig bewachsenen Verhältnissen. Hierdurch ändert sich auch die Zusammensetzung des Rückstreusignals systematisch und ist innerhalb der Vegetationsperiode weniger sensitiv für Veränderungen der Bodenfeuchte. Zur Vereinfachung nehmen wir an, dass eine systematische Änderung der Sensitivität bzgl. Bodenfeuchtveränderung zwischen nacktem Boden und Vegetationsbedingungen beobachtet und durch eine lineare Beziehung unter Verwendung eines geeigneten Parameters abgeschätzt werden kann. Als geeigneter Parameter hat sich das co-polarisierte Rückstreusignal herausgestellt, bei dem niedrige absolute Rückstreusignale mit geringeren konsekutiven Rückstreuveränderungen einhergehen (Abbildung 9).

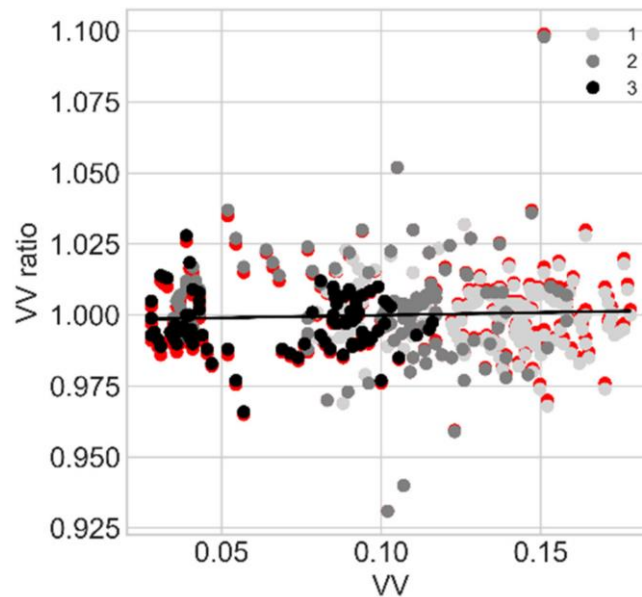


Abbildung 9: Vergleich zwischen originalen (rot) und korrigierten (grau) Rückstreuverhältnissen zu absoluten Rückstreusignalen.

Ergebnisse

Mit einer insgesamten Pearson Korrelation von $R = 0,68$, einem R^2 von $0,46$ und einem unbiased Root Mean Square Error (uRMSE) von $0,056 \text{ m}^3/\text{m}^3$ am Rur-Einzugsgebiet sowie einem insgesamten R-Wert von $0,56$ ($0,63$), einem R^2 von $0,31$ ($0,40$) und einem uRMSE von $0,065 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ($0,064 \text{ m}^3/\text{m}^3$) am Standort Apulian Tavoliere in $0,025 \text{ m}$ ($0,1 \text{ m}$) Bodentiefe erzielt die vorgeschlagene Methode zur Schätzung der Bodenfeuchte konsistente Ergebnisse (Abbildung 10).

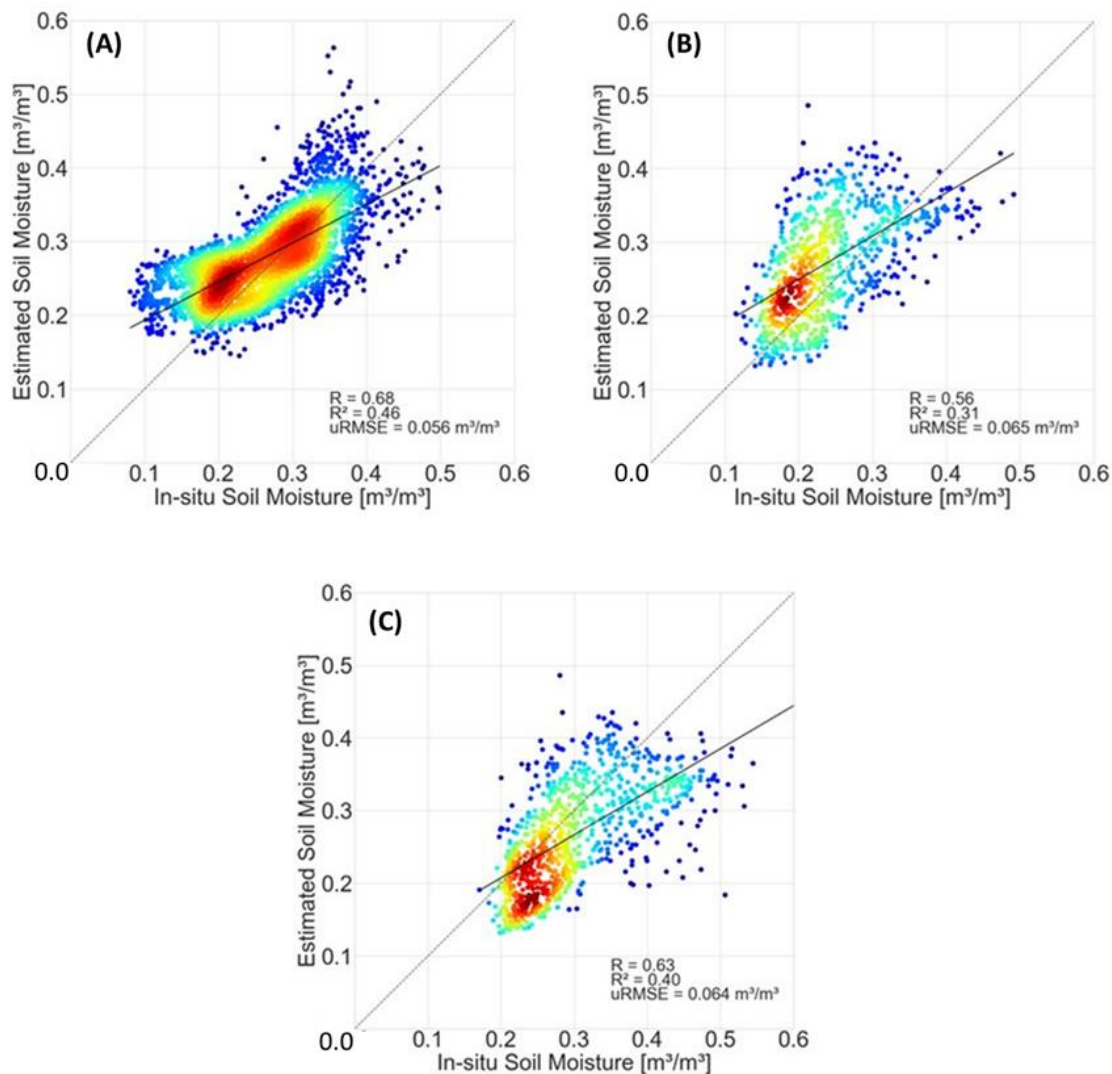


Abbildung 10: Streudiagramm zwischen geschätzter und in-situ gemessener Bodenfeuchte von allen acht CRNP-Stationen (A) und allen sechs Kapazitätsstationen für 0,025 m (B) und 0,1 m Bodentiefe (C) für den Zeitraum 2018 bis 2020.

Hier ist die höchste Korrelation bei den CRNP-Stationen zu beobachten, gefolgt von der Kapazitätsstation in 0,1 m Bodentiefe. Die Performanz für die flache Bodentiefe von 0,025 cm ist geringer, was wahrscheinlich auf die höhere räumliche Variabilität der Bodenfeuchte an der Oberfläche zurückzuführen ist. Da Oberbodenmessungen tendenziell heterogener sind und für einen 40.000 m² großen Bildpunkt möglicherweise nicht ausreichend räumlich repräsentativ sind, repräsentieren Messungen aus tieferen Bodenschichten, die weniger variabel sind, eher die durchschnittliche Dynamik und erzielen bessere Korrelationen mit räumlichen SAR-Messungen. Andererseits könnte dies auch durch den Ausschluss hoher Frequenzen aus den Fourier-transformierten Rückstreuzeitreihen verursacht werden. Da der Oberboden eine höhere zeitliche Dynamik der Bodenfeuchte aufweist, könnte der Effekt der Tiefpassfilterung zu einer geringeren Korrelation für diese Bodentiefe geführt haben, obwohl sie in Bezug auf die Eindringtiefe des SAR-Signals am vergleichbarsten ist. Bodenfeuchtemessungen aus größerer Tiefe, die mehr

wöchentliche und saisonale Veränderungen widerspiegeln, könnten daher eine höhere Korrelation mit den SAR-Zeitreihen mit Tiefpassfilterung aufweisen. Da an der CRNP-Station sowohl die flächenhafte Messung der Bodenfeuchte als auch die niederfrequente Dynamik der Bodentiefe von 0,15-0,70 cm kombiniert werden, könnte dies möglicherweise der Grund für die hier beobachtete höchste Korrelation und den niedrigsten uRMSE zwischen geschätzter und in-situ gemessener Bodenfeuchte sein.

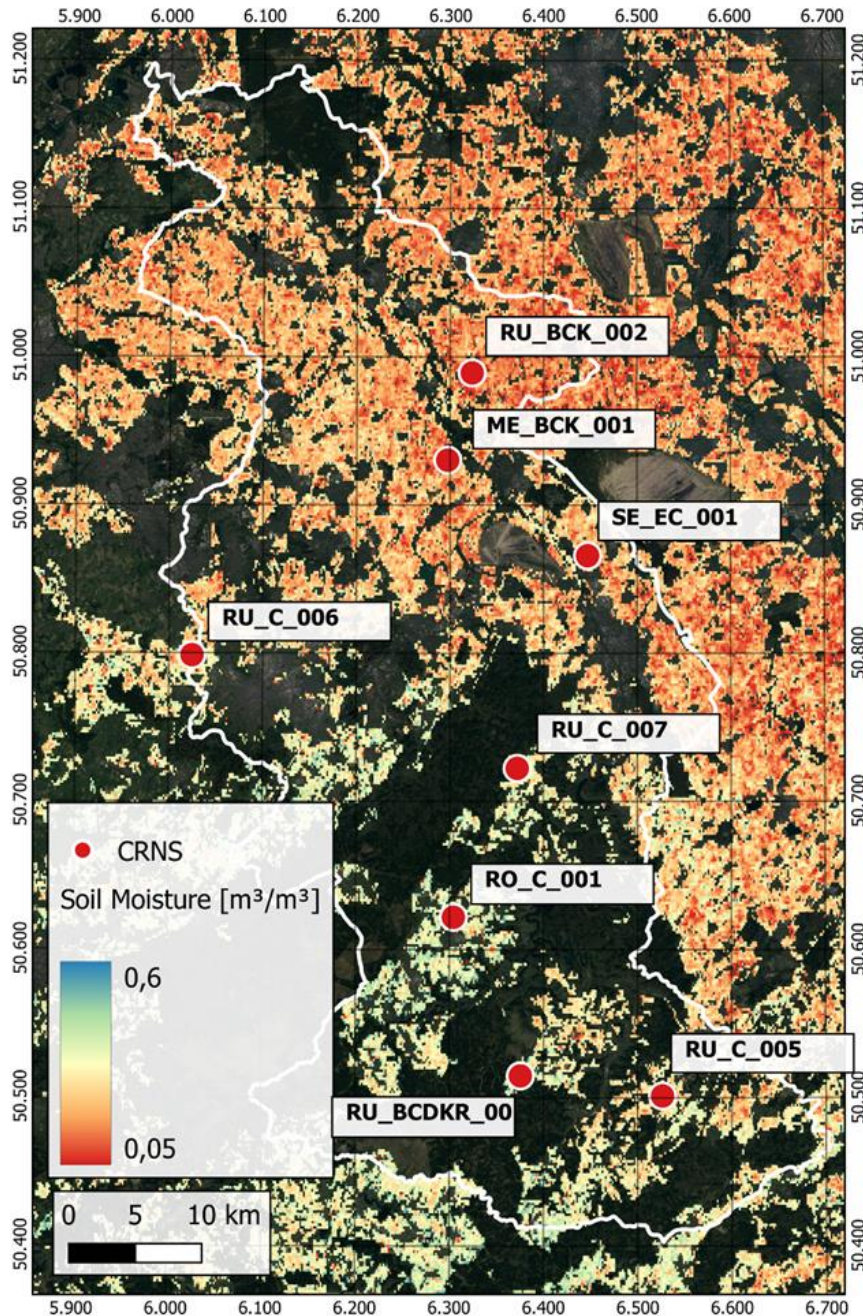


Abbildung 11: Beispielhafte Bodenfeuchtekarte für das Einzugsgebiet der Rur für den 1. Juni 2019.

Abbildung 11 zeigt eine beispielhafte Bodenfeuchtekarte für das Einzugsgebiet der Rur zum 1. Juni 2019. Diese Karte liefert wichtige Informationen über die räumliche Verteilung der Bodenfeuchte in der Region zu einem spezifischen Zeitpunkt. Damit ist eine Aussage über hydrologische Prozesse möglich, die eine wesentliche Rolle bei der Bestimmung des Wasserhaushalts, der landwirtschaftlichen Bewässerung und der Vorhersage von Hochwasserereignissen spielen. Die Karte verdeutlicht die Heterogenität der Bodenfeuchte im Einzugsgebiet der Rur, wobei unterschiedliche Bodentypen, Landnutzungsmuster und topographische Gegebenheiten zu variierenden Feuchtebedingungen führen können. Sie dient als Grundlage für die Analyse von Boden-Wasser-Interaktionen, die Identifizierung von Trockenheits- und Feuchtgebieten sowie die Entwicklung von Maßnahmen zur Bewältigung von Wasserstress und zur Anpassung an den Klimawandel.

II.1.3 Kombination von C- und L-Band SAR

Die alleinige Verwendung von C-Band Zeitreihen zur Abschätzung der Bodenfeuchte auf landwirtschaftliche Flächen kann, abhängig vom Entwicklungsstand der Feldfrucht, zeitweise noch stark durch die Vegetation beeinflusst werden. Wie in der Analyse der Flugkampagne gezeigt, wird das Rückstreusignal des L-Bands durch die größere Wellenlänge weniger von der Vegetation beeinflusst als das kurzwelligere C-Band. Nichtsdestotrotz haben die aktuellen L-Band Satellitenmissionen eine deutlich geringere zeitliche Auflösung (Abbildung 12). Durch die dadurch resultierenden großen zeitlichen Lücken können einerseits die Veränderungen des Rückstreusignals nicht mehr nur auf Veränderungen der Bodenfeuchte zurückgeführt werden. Andererseits werden etwaige, durch Niederschlagsereignisse verursachte Bodenfeuchteveränderungen nicht berücksichtigt. Obwohl das C-Band zwar stärker von der Vegetation beeinflusst wird, kann durch die hohe zeitliche Auflösung der Sentinel-1 C-Band Zeitreihe die Dynamik der Bodenfeuchte besser abgebildet werden. In dieser Hinsicht wird die Möglichkeit bewertet, beide Eigenschaften, die hohe zeitliche Auflösung von C-Band und die Unempfindlichkeit gegenüber Vegetation des L-Bands, miteinander zu kombinieren.

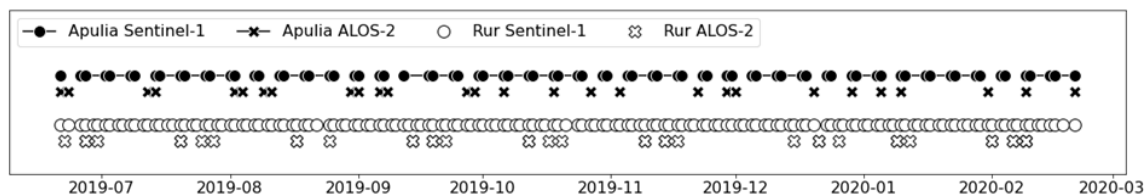


Abbildung 12: Anzahl der SAR-Szenen von ALOS-2 und Sentinel-1 über dem Rureinzugsgebiet und der apulischen Tavoliere

Untersuchungsgebiet und Daten

Die Methode zur Schätzung der Bodenfeuchte unter Verwendung kombinierter C- und L-Band-Zeitserien wird für zwei verschiedene Untersuchungsgebiete angewandt, um sie für unterschiedliche Standortbedingungen und Feldfrüchte zu evaluieren. Das Eifel/Niederrheintal-

Observatorium der Terrestrischen Umweltobservatorien (TERENO) im Rureinzugsgebiet wurde ausgewählt, bestehend aus acht geeigneten Messstellen, die mit Cosmic Ray Neutron Sensing Stationen ausgestattet sind. Für eine detailliertere Bewertung wurde ein besonderer Schwerpunkt auf den Teststandort Selhausen gelegt, der Teil dieses Observatoriumsnetzes ist und über eine umfangreiche Instrumentierung und kontinuierlich überwachte Ackerflächen und landwirtschaftliche Praktiken verfügt. Der zweite Versuchsstandort ist der apulische Standort Tavoliere in Süditalien. Alle Versuchsstandorte wurden in der Vergangenheit ausgiebig für Validierungskampagnen der Bodenfeuchte genutzt.

Für den betrachteten Zeitraum zwischen dem 21.07.2019 und 31. März 2020 wurden 252 Sentinel 1A und Sentinel-1B Szenen im Interferometric Wide-Swath Mode (IW) und Ground Range Detected High Resolution (GRDH) Format für das Rureinzugsgebiet und 138 Szenen für das apulische Tavoliere Gebiet verwendet. Um eine zeitlich dichte Zeitreihe zu erhalten, wurden für das Rureinzugsgebiet alle vier verfügbaren Orbits 139, 88, 15, 37 verwendet, mit wechselnden Einfallswinkeln von 43,8° (desc.), 30,2° (asc.), 35,4° (asc.) und 39,5° (desc.). Für das Testgebiet Apulien-Tavoliere wurden die beiden Orbits 124 und 146 mit abwechselnden Einfallswinkeln von 38,9° (desc.) und 32,3° (asc.) verwendet. Dabei konnte eine zeitliche Auflösung von ein bis zwei Tagen (Rureinzugsgebiet) und zwei bis fünf Tagen (Apulien-Tavoliere) erreicht werden.

Bezüglich ALOS-2 wurden 25 dual-polarisierte (HH + HV) Szenen von ALOS-2 für das Rureinzugsgebiet und 28 Szenen für den apulischen Tavoliere Standort verwendet. Die Szenen wurden im Stripmap Fine Mode (SM3) mit einer Breite von 70 km aufgenommen und haben eine Range-Auflösung von 9,1 m und eine Azimut-Auflösung von 5,3 m. ALOS-2 arbeitet mit dem PALSAR-2-Sensor, der eine Mittenfrequenz von 1267,5 MHz und eine Bandbreite von 28 MHz hat. Mit Einfallswinkeln zwischen 8° und 70° im Allgemeinen haben die ausgewählten Szenen für das Eifel/Niederrheintal-Observatorium einen mittleren Einfallswinkel von 35° und 37° (aufsteigende Umlaufbahn) und 37° (absteigende Umlaufbahn). Die Aufnahmezeitpunkte über beiden Untersuchungsgebieten sind unregelmäßig, mit Aufnahmelücken von bis zu 20 Tagen zwischen den jeweiligen Aufnahmen. Die Single Look Complex-Daten wurden von der Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) auf der Verarbeitungsstufe 1.1 im Rahmen eines gemeinsamen Kooperationsprojekts mit der Europäischen Weltraumorganisation (ESA) bereitgestellt. Die Daten wurden mit der ESA-Toolbox SNAP unter Verwendung einer radiometrischen Kalibrierung vorverarbeitet und auf eine Auflösung von 40 mal 40 Metern geresampelt.

Zudem wurden, analog zur Bodenfeuchtebestimmung aus C-Band Sentinel-1 Zeitreihen, der CORINE und OpenLandMap Datensatz verwendet sowie die CRNS Messungen im Rureinzugsgebiet und die Bodenfeuchtemessungen im apulischen Tavoliere Gebiet zur Validierung der Methode genutzt.

Methode

Die Verarbeitungsschritte zur Schätzung der Bodenfeuchte aus kombinierten C- und L-Band-SAR-Zeitreihen lassen sich in drei Hauptteile unterteilen: Individuelle Vorverarbeitung der Sentinel-1- und ALOS-2-SAR-Zeitreihen (1), Anpassung der C-Band-Rückstreuverhältnisse mit Hilfe von L-

Band-Referenzverhältnissen (2) und Schätzung der Bodenfeuchte mit Hilfe der Alpha-Approximationsmethode (3). Bei der Vorprozessierung wird zunächst eine Maskierung vorgenommen, um Wald- und Stadtgebiete herauszufiltern, die für die Schätzung der Bodenfeuchte ungeeignet sind. Im Folgenden wird ein Fokal Median Filter, die Einfallswinkelnormalisierung und die Fourier-Serientransformation angewandt, um sowohl den Speckle-Effekt als auch den Effekt der wechselnden Einfallswinkel zu reduzieren, die sich aus der Verwendung von Multi-Orbit-Zeitreihen ergeben. Das Referenzieren der C-Band Szenen auf die L-Band Szenen erfolgt über einen Skalierungsfaktor, der aus den sich zeitlich überschneidenden ALOS-2- und Sentinel-1-Verhältnissen berechnet und auf alle Sentinel-1-Verhältnisse zwischen den einzelnen ALOS-2-Szenen angewendet wird (Abbildung 13). Im letzten Schritt wird die Bodenfeuchte aus den angepassten Sentinel-1-Verhältnissen unter Verwendung der Alpha Approximation Methode und der Inversion der Dielektrizitätskonstante berechnet.

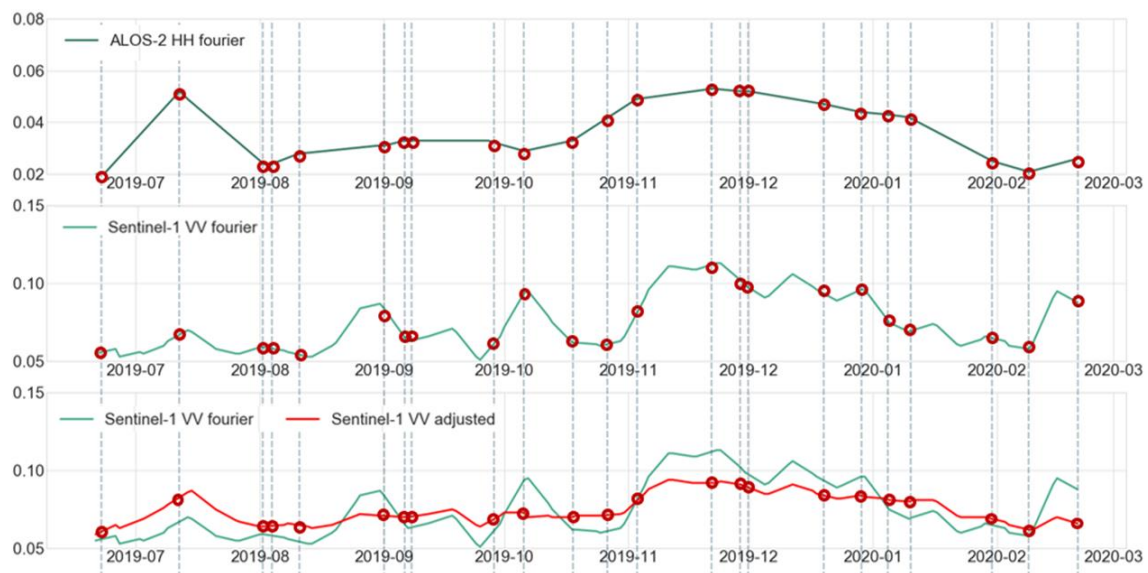


Abbildung 13: Kombination von C- und L-Band. Da das L-Band weniger durch die Vegetation beeinträchtigt wird, dient es als Referenz für die zeitlich hoch aufgelösten C-Band-Zeitreihen.

Ergebnisse

Betrachtet man die kombinierten Zeitreihen von C- und L-Band, wird das Verhältnis zwischen aufeinanderfolgenden Rückstreuwerten aus ALOS-2-Szenen genutzt, um die Sentinel-1-Zeitreihen innerhalb der ALOS-2 Aufnahmen anzupassen. In diesem Zusammenhang werden die Rückstreuwerte im C-Band auf die beobachteten Veränderungen im L-Band skaliert, dessen Empfindlichkeit gegenüber Bodenfeuchtigkeit weniger von anderen Oberflächenparametern beeinflusst wird. Dabei können die kurzfristigen Veränderungen in den hochfrequenten Sentinel-1-Zeitreihen erhalten bleiben.

Eine erste Bodenfeuchteschätzung wurde für den Standort Tavoliere in Apulien durchgeführt. Bei der Betrachtung der Bodenfeuchteschätzung aus den Sentinel-1-Zeitreihen zeigt sich eine hohe Korrelation mit vor Ort gemessener Bodenfeuchte in 2,5 cm (10 cm) Tiefe, mit $R^2 = 0,57$ (0,67). Dennoch ist der unbiased RMSE mit 14,56 % (11,82 %) sehr hoch. Insbesondere während der nicht-vegetationsreichen Periode neigt das C-Band dazu, empfindlicher auf Bodenfeuchteveränderungen zu reagieren im Vergleich zur Vegetationsperiode. Die Bodenfeuchteschätzung aus den ALOS-2-Zeitreihen, die linear zwischen den Aufnahmedaten interpoliert wird, weist eine Korrelation von $R^2 = 0,65$ (0,57) auf, mit einem unbiased RMSE von 2,91 % (2,53 %). Die kombinierten Zeitreihen von C- und L-Band weisen die höchste Korrelation mit $R^2 = 0,71$ (0,68) sowie den geringsten Fehler mit einem unbiased RMSE von 2,91 % (2,53 %) auf (Abbildung 14).

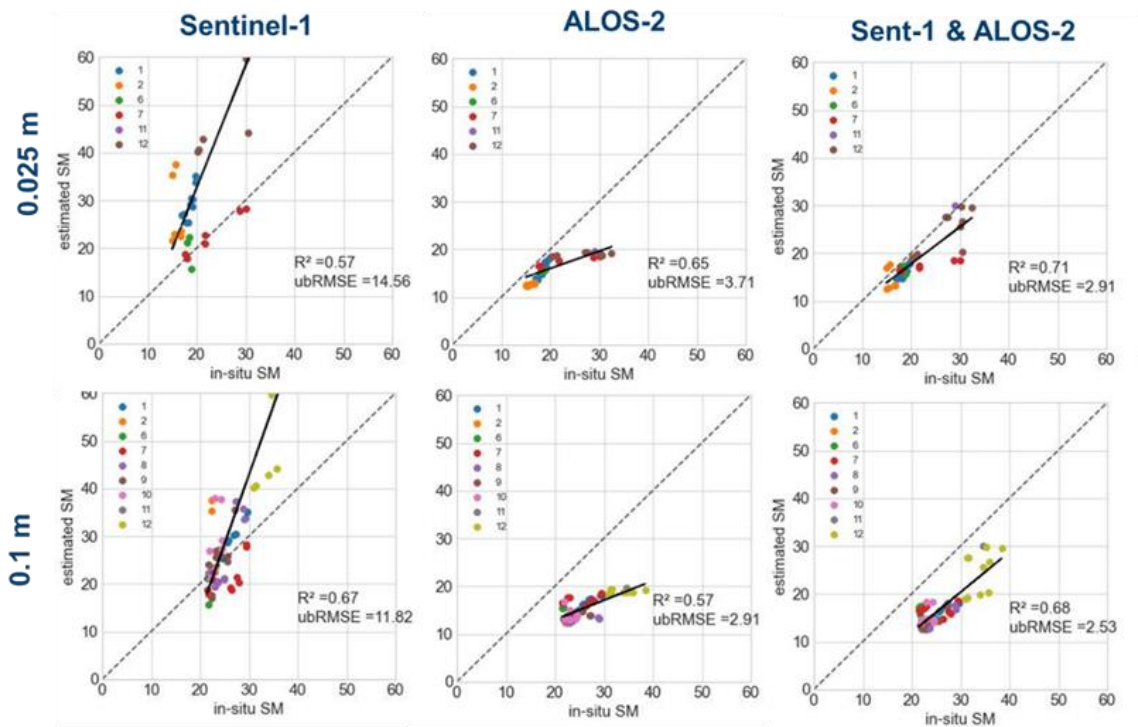


Abbildung 14: Schätzung der Bodenfeuchte aus dem Sentinel-1 C-Band, dem linear interpolierten ALOS-2 L-Band und dem kombinierten C- und L-Band im Vergleich zur in-situ gemessenen Bodenfeuchte.

Betrachtet man die einzelnen Bodenfeuchte Messungen, ergibt sich ein ähnliches Bild, bei dem sowohl in 2,5 cm und 10 cm Tiefe die kombinierte Zeitreihe aus Sentinel-1 und ALOS-2 die besten Ergebnisse liefert (Tabelle 1).

Tabelle 1: Bestimmtheitsmaß R^2 zwischen abgeschätzter Bodenfeuchte aus der Sentinel-1 Zeitreihe, der linear interpolierten ALOS-2 Zeitreihe und der kombinierten C- und L-Band Zeitreihe im Bezug auf die in-situ gemessene Bodenfeuchte.

Depth	Station	S1	A2	S1 & A2
0.025 m	2	0.57	0.65	0.71
	3	0.73	0.48	0.73
	5	0.49	0.38	0.54
	7	0.28	0.68	0.46
	9	0.43	0.21	0.46
	10	0.72	0.62	0.73
0.1 m	2	0.67	0.57	0.68
	3	0.68	0.46	0.70
	5	0.61	0.48	0.66
	7	0.55	0.5	0.59
	9	0.52	0.16	0.53
	10	0.69	0.56	0.69

II.1.4 Hydrologische Simulationen

Derzeit werden fast 70% des globalen Süßwassers im Agrarsektor und für die Bewässerung verbraucht. Durch das prognostizierte Wachstum der Weltbevölkerung auf über 9 Milliarden in den nächsten 30 Jahren, wie von den Vereinten Nationen verkündet, würde die Nachfrage nach Nahrung und folglich nach Bewässerungswasser drastisch steigen. Darüber hinaus verstärken die Auswirkungen des Klimawandels auf terrestrische Ökosysteme in allen Ebenen, darunter Temperaturerhöhung, Dürre und Ernteausfälle, ebenfalls den Wasserbedarf. Daher sind neuartige Technologien und nahezu echtzeitfähige Wasserbewirtschaftungstechniken, die eine effiziente Bewässerung ermöglichen und übermäßige Wasserverknappung verhindern, unerlässlich. Eine realistische Abschätzung des Gesamtwasserangebots für das Pflanzenwachstum würde die Definition des optimalen Bewässerungszeitpunkts und -volumens erleichtern. In diesem Zusammenhang besteht das Hauptziel dieses Projekts darin, eine realistische, nahezu echtzeitfähige Schätzung der Feuchte des oberflächennahen Bodens als Hauptbestandteil des Gesamtangebots für Pflanzen zu erhalten. Hierbei soll der Wassergehalt im Wurzelbereich durch Integration von In-situ- und Satellitenfernerkundungsdaten in hydrologische Modelle geschätzt werden. Dafür werden zunächst die Simulationen ohne Assimilierung analysiert.

Das Untersuchungsgebiet ist eine Region von 150 km×150 km in Mitteleuropa, die den Westen Deutschlands und Teile der Niederlande, Belgiens und Luxemburgs umfasst (Abbildung 15). Die Region ist durch ein subatlantisches, ozeanisches Klima mit jährlichen Niederschlagsmengen von 600-1600 mm gekennzeichnet. Sie hat milde Sommer mit einer durchschnittlichen Höchsttemperatur von 18°C im Juli und relativ feuchte und milde Winter mit einer durchschnittlichen Tiefsttemperatur von 3°C im Januar (Klimaatlas NRW, 2022). Die Höhenlage im Untersuchungsgebiet ist sehr unterschiedlich und reicht von etwa 15 bis 750 m ü. NN im Flachland bis zu den Höhenzügen der Eifel. Diese topografischen Unterschiede beeinflussen auch die lokalen

Klimamuster und Umweltbedingungen. Die Landnutzung in der Region stellt ein vielfältiges Mosaik dar, das zu über 60 % aus landwirtschaftlichen Flächen und zu etwa 20 % aus Wäldern, städtischen und ländlichen Gebieten, Gewässern, Grünland, Industrieflächen und Bergbaustandorten besteht (Sulis et al., 2018). Die vorherrschende Landnutzung ist die Landwirtschaft, die über 60 % der Gesamtfläche ausmacht. Winterweizen, Mais und Zuckerrüben sind die wichtigsten Anbauprodukte. In diesem Gebiet besteht die Bodentextur hauptsächlich aus sandigem Lehm, Lehm und tonigem Lehm (Batjes, 1997). Diese Region wurde bereits in verschiedenen Studien untersucht (Baatz et al., 2017; Bogena et al., 2018; Li et al., 2023; Zhao et al., 2021), und Daten aus diesen Studien wurden abgerufen und in das vorliegende Projekt integriert. Das Vorhandensein von hochauflösenden SAR-Daten (Sentinel-1) in dieser Region erleichtert die detaillierte Erfassung der Bodenfeuchte. Gleichzeitig ermöglicht die Ausdehnung des Gebiets die Nutzung grober GRACE/GRACE-FO-Daten für umfassende Grundwasseruntersuchungen.

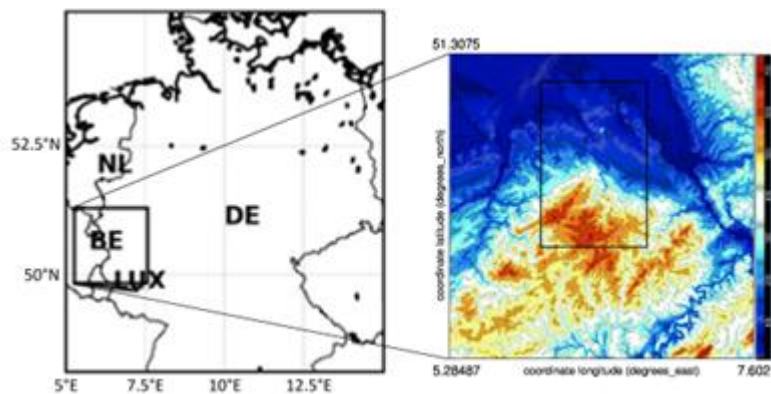


Abbildung 15. Die Lage und Topografie des Untersuchungsgebiets

Traditionell werden kontinuierliche Bodenfeuchtedatensätze aus hydrologischen und Landoberflächenmodellen abgeleitet (Albergel et al., 2017; Naz et al., 2019). ParFlow (Kollet & Maxwell, 2006; Maxwell, 2013) ist ein robustes numerisches Modell für hydrologische Simulationen, das die Richards-Gleichung für eine variabel gesättigte, räumlich verteilte unterirdische Strömung löst. In Verbindung mit dem Community Land Model (CLM 3.5) ermöglicht das CLM-ParFlow-Modell die komplexe Berücksichtigung des 3D-Untergrunds und eines 2D-Überlandabflussmoduls (Maxwell & Miller, 2005). Dieses kombinierte Modell hat gezeigt, dass es im Vergleich zu CLM als Einzelmodell die Dynamik von SM besser erfassen kann (Zhao et al., 2021). Hier haben wir das gekoppelte CLM-ParFlow-Modell zur Simulation der Bodenfeuchtigkeit (BF) in der Wurzelzone eingesetzt. Der Kopplungsprozess wurde durch die quelloffene "Terrestrial System Modeling Platform (TSMP oder TerrSysMP)" erleichtert, die unter <https://www.terrsysmp.org> zugänglich ist (Abbildung 16). Die Berechnungen wurden mit dem JURECA-System des Jülich Supercomputing Centre durchgeführt, das unter <https://apps.fz-juelich.de/jsc/hps/jureca> zugänglich ist. Jeder Rechenknoten nutzte 128 Kerne und trug so zur Recheneffizienz des Modells bei.

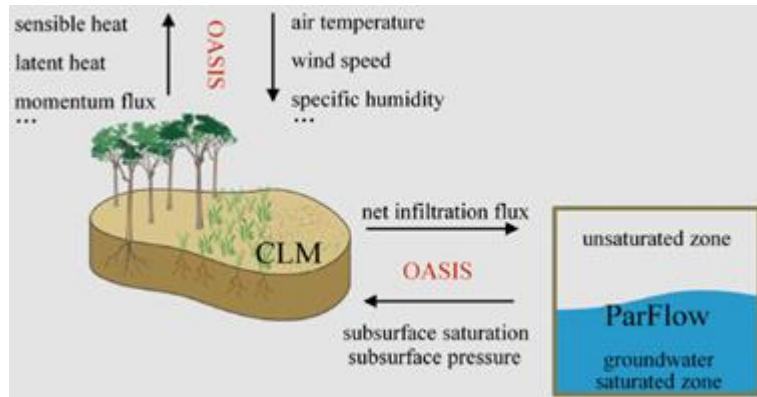


Abbildung 16. Schematisches Diagramm von TSMP. OASIS ist der Treiber der Landoberfläche (CLM) und des Untergrunds (ParFlow) als die gekoppelten sequenziellen Komponentenmodelle.

Die Modellierung erfolgte mit einer Gitterauflösung von 500 m × 500 m, was eine räumlich detaillierte Darstellung des Untersuchungsgebiets ermöglicht. Die meteorologischen Antriebsdaten wurden von COSMO-REA6 (Bollmeyer et al., 2015) für 2017-9 bezogen, die ein nasses, trockenes bzw. normales Jahr darstellen. Die Charakterisierung der hydraulischen Eigenschaften des Bodens (Tabelle 2) stützte sich auf Rosetta-Pedo-Transfer-Funktionen, während Wasserrückhalte- und relative Durchlässigkeitskurven mit dem van-Genuchten-Ansatz modelliert wurden. Die Informationen zu den Pflanzenfunktionstypen wurden aus MODIS-Landbedeckungsdaten mit einer Auflösung von 500 m abgeleitet (Abbildung 17). Zusätzlich wurden Details zur Bodentextur aus der FAO/UNESCO-Bodenkarte (Klimaatlas NRW, 2022) mit einer Auflösung von 25 km übernommen (Abbildung 17). Demnach ist die vorherrschende Bodenzusammensetzung im Untersuchungsgebiet durch Ton-Lehm gekennzeichnet. In der nordwestlichen Region ist jedoch Lehm die vorherrschende Bodentextur. Mit dieser umfassenden Modellierung sollten die verschiedenen Umweltfaktoren erfasst werden, die die Dynamik der Bodenfeuchtigkeit im Untersuchungsgebiet beeinflussen.

Tabelle 2. In den CLM-ParFlow-Simulationen verwendete hydraulische Eigenschaften des Bodens

Bodenart	θ_s [-]	θ_r [-]	α [m^{-1}]	n [-]	K [$m s^{-1}$]
Ton	0.470	0.21	2.1	2.0	1.7E-06
Ton-Lehm	0.445	0.17	2.1	2.0	9.4E-07
Lehm	0.439	0.15	2.0	2.0	1.4E-06
Sandig-lehmig	0.407	0.10	2.7	2.0	4.4E-06

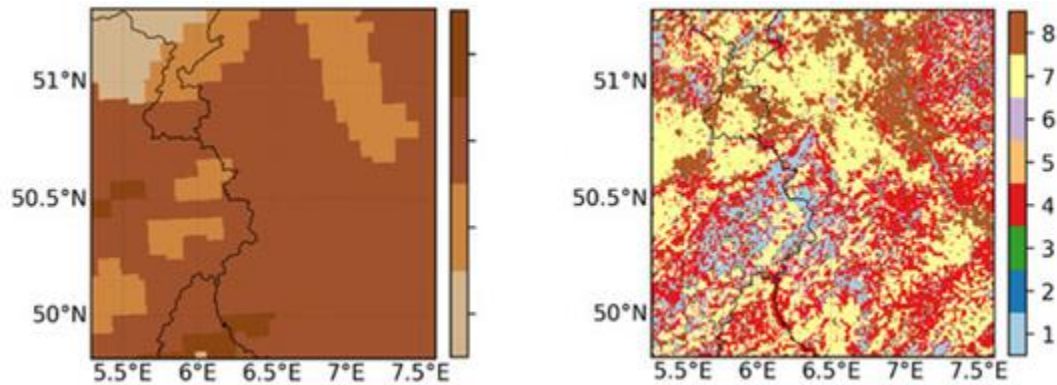


Abbildung 17. Die Karte der Pflanzenfunktionstypen (PFTs) basierend auf MODIS-Landbedeckungsdaten (links) und der Bodentextur basierend auf der FAO/UNESCO Bodenkarte (Klimaatlas NRW, 2022, rechts).

Bei der Simulation wurde die Bodenfeuchtigkeit in einstündigen Intervallen im gesamten Untersuchungsgebiet erfasst, wobei der Schwerpunkt auf dem täglichen Wassergehalt der obersten 5 cm des Bodens lag. Diese Simulation wurde dann mit Hilfe mehrerer Quellen einer Querauswertung unterzogen. Erstens, die Messungen des Cosmic-ray neutron sensor (CRNS), die von 13 verschiedenen, strategisch im Untersuchungsgebiet gelegenen Stationen gewonnen wurden (Abbildung 18). Zweitens, der Datensatz zur Bodenfeuchte mit einer Auflösung von bestenfalls 9 km von der National Aeronautics and Space Administration (NASA) Soil Moisture Active/Passive (SMAP L3_SM_E_P) Mission. Drittens, wurden SAR-Satellitenmissionen (Synthetic Aperture Radar), insbesondere die hochauflösenden (10 m) Daten von Sentinel-1, zur weiteren Validierung der simulierten Bodenfeuchte herangezogen.

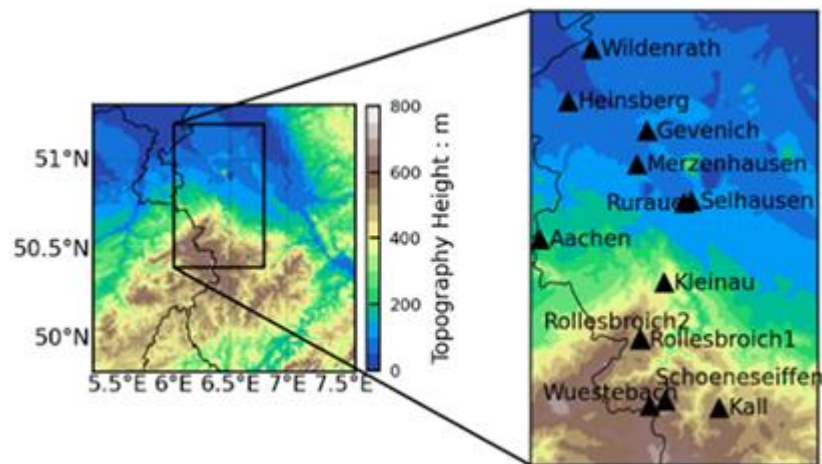


Abbildung 18. Die Lage der CRNS-Stationen im Untersuchungsgebiet (von Zhao et al. (2021))

Abbildung 19 zeigt die simulierten BF-Werte für die obersten 5 cm des Bodens an den Standorten der CRNS-Stationen, und die zugehörigen Vergleiche mit den entsprechenden Werten der CRNS-Stationen sind in Tabelle 2 dargestellt.

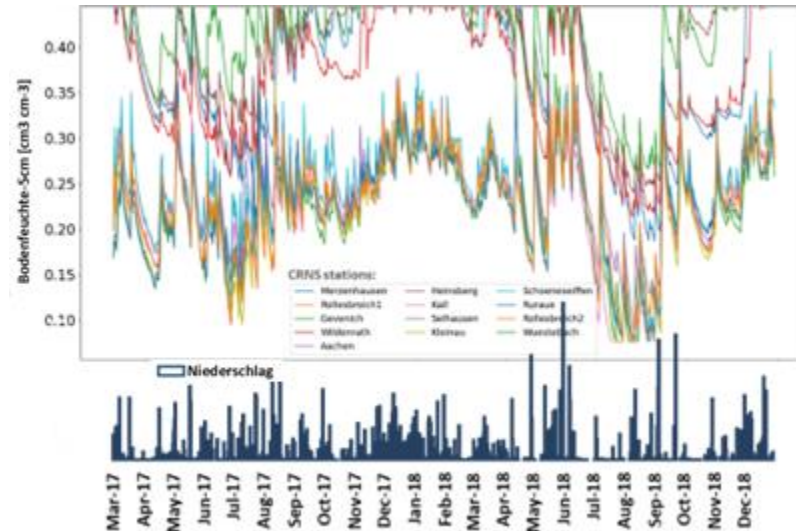


Abbildung 19. Niederschlag und simulierte Bodenfeuchte der obersten 5 cm des Bodens an den Standorten der CRNS-Stationen 2017-8

Tabelle 3. Bodentextur und Vergleichsanalyse der simulierten Bodenfeuchte und der gemessenen Werte an den Standorten der CRNS-Stationen

CRNS Station	Ton[%]*	Sand [%]*	Bias	RMSE	ubRMSE	r [-]
Merzenhausen	22	21	0.13	0.18	0.12	0.48
Aachen	23	22	-0.09	0.13	0.09	0.28
Selhausen	24	16	-0.04	0.12	0.11	0.36
Heinsberg	19	18	0.15	0.19	0.12	0.57
Wuestebach	23	19	-0.05	0.11	0.10	0.43
Gevenich	20	22	0.00	0.11	0.11	0.17
Rollebroich1	23	22	-0.11	0.15	0.11	0.34
Rollebroich2	-	-	-0.12	0.17	0.11	0.34
Ruraue	26	19	-0.05	0.12	0.11	0.43
Wildenrath	12	65	0.21	0.23	0.09	0.49
Kall	22	20	-0.13	0.18	0.11	0.31
Schoeneseiffen	24	16	-0.10	0.15	0.11	0.45
Kleinau	25	15	-0.09	0.14	0.11	0.30
Durchschnitt	-	-	-0.02	0.15	0.11	0.38

Die Unterschiede zwischen dem simulierten und dem mit SMAP extrahierten SM der obersten 5 cm des Bodens sind in Abbildung 20 dargestellt. Im Gegensatz zu den CRNS-Werten sind die simulierten SM im Vergleich zu den SMAP-Werten leicht feuchter. Dieses Ergebnis steht im Einklang mit früheren Studien (z. B. Chen et al., 2018). Die Simulationsergebnisse zeigten die geringste Übereinstimmung mit den gemessenen Werten, bei denen es eine hohe Fluktuation zwischen der trockenen und der feuchten Periode gibt. Hier ist auch der Korrelationswert nicht sehr hoch. Es sollte jedoch berücksichtigt werden, dass der Unterschied in der Auflösung dieser beiden Methoden nicht berücksichtigt wurde.

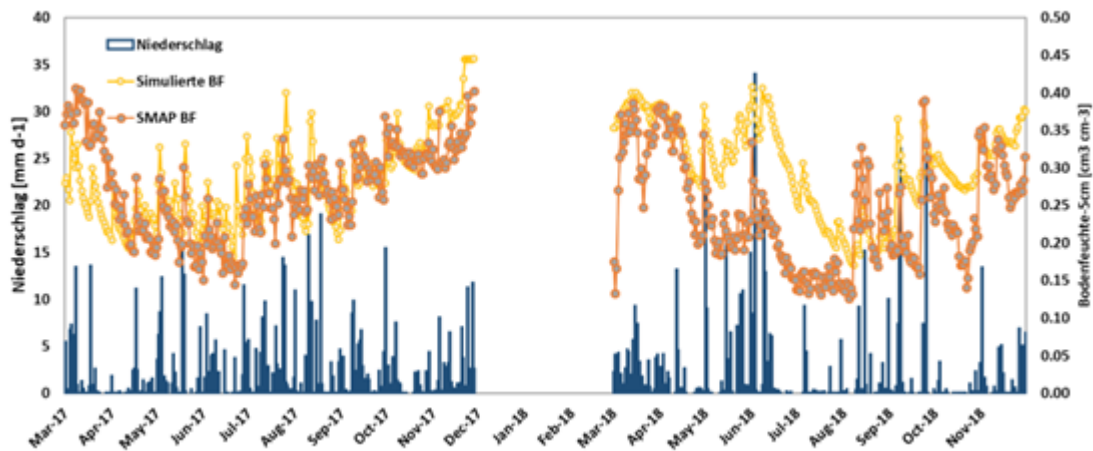


Abbildung 20. Variation in der simulierten Bodenfeuchte im Vergleich zur aus SMAP extrahierten Bodenfeuchte der obersten 5 cm des Bodens und der Niederschläge im Untersuchungsgebiet für 2017-8 (* Der Winterzeitraum von Dezember, Januar und Februar wurde ausgeschlossen, um unzuverlässige Bodenfeuchtebeobachtungen während gefrorener Bedingungen und Schneedecke zu vermeiden.)

Nach einer Skalierung war eine gute Übereinstimmung in Bezug auf Wert und Dynamik zu erkennen (Abbildung 21). Die Bodenfeuchtwerte werden aus den Sentinel-1-Zeitreihen durch Anwendung eines Ansatzes zur Erkennung kurzfristiger Veränderungen geschätzt. Zwischen aufeinanderfolgenden SAR-Aufnahmen kann eine Änderung der Rückstreuung mit einer Änderung der Dielektrizitätskonstante und des Einfallswinkels in Verbindung gebracht werden, da sich andere Oberflächenparameter wie Oberflächenrauigkeit, Vegetationshöhe oder Wassergehalt der Vegetation nicht wesentlich ändern (Balzano et al., 2011). Mit dem Ziel einer möglichst hohen zeitlichen Auflösung, um diese Annahme zu erfüllen, werden alle vier Sentinel-1-Umlaufbahnen verwendet. Die sich daraus ergebenden wechselnden Einfallswinkel, die einen erheblichen Einfluss auf das Rückstreusignal haben, werden durch eine szenenbasierte Normalisierung des Einfallswinkels auf 40° (Schaufler et al., 2018) sowie durch die Verwendung eines Tiefpassfilters, der zeitliche Signale mit einer Frequenz von mehr als 12 Tagen ausschließt, unter Anwendung einer Fourier-Transformation auf die SAR-Zeitreihen berücksichtigt. Bei der Betrachtung des gesamten Anbauprozesses auf landwirtschaftlichen Flächen reichen die Oberflächenbedingungen von nacktem Boden bis zu vollständiger Vegetationsbedeckung. In diesem Zusammenhang variiert auch die Empfindlichkeit des SAR-Signals für Veränderungen der Bodenfeuchte im Laufe des Jahres, da die vegetationsbedingte Rückstreuikomponente und die Vegetationsdämpfung der Bodenkomponenten zunehmen. Um dieses Problem anzugehen, wird eine Vegetationskorrektur auf die SAR-Zeitreihen angewendet, wobei das Rückstreusignal selbst als Deskriptor für den Vegetationseinfluss auf die resultierenden Rückstreuverhältnisse verwendet wird. In einem letzten Schritt wurde die aus vegetationsangepassten Sentinel-1-Zeitreihen abgeleitete Bodenfeuchte zwischen der beobachteten minimalen und maximalen Bodenfeuchte skaliert, die aus GLDAS abgeleitet wurden (Rodell et al., 2004). Insgesamt erreicht die Methode einen Korrelationskoeffizienten R von 0,63 mit einem unbiased Root Mean Square Error von $0,063 \text{ m}^3/\text{m}^3$, der an zwei verschiedenen landwirtschaftlichen

Untersuchungsstandorten in Deutschland und Italien unter Verwendung von CRNP- und Kapazitätssensoren ermittelt wurde (Mengen et al., 2023).

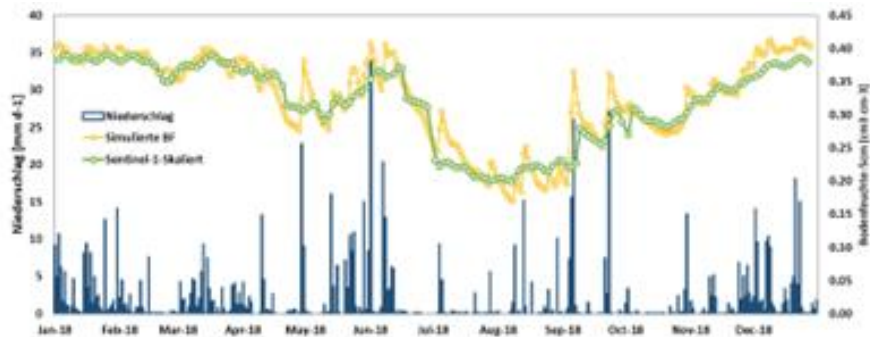


Abbildung 21. Variation in der skaliert-simulierten Bodenfeuchte im Vergleich zur aus Sentinel-1 extrahierten Bodenfeuchte der obersten 5 cm des Bodens und der Niederschläge im Untersuchungsgebiet.

Tabelle 4 präsentiert die analytischen Ergebnisse des Vergleichs zwischen den simulierten Bodenfeuchtwerten und den gemessenen Werten aus verschiedenen Quellen. Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass die simulierte Bodenfeuchte mit den gemessenen Werten aus verschiedenen Quellen in unterschiedlichem Maße übereinstimmen. Die Analyse liefert wichtige Einblicke in die Leistungsfähigkeit des Simulationsmodells und ermöglicht eine Bewertung seiner Genauigkeit und Zuverlässigkeit bei der Vorhersage von Bodenfeuchte in der untersuchten Region.

Tabelle 4. Analytische Ergebnisse des Vergleichs der simulierten Bodenfeuchte mit den gemessenen Werten aus verschiedenen Quellen

Monatlicher Durchschnitt	Bias	RMSE	ubRMSE	r
CRNS	-0.02	0.15	0.11	0.38
SMAP	0.04	0.05	0.01	0.48
Sentinel-1	0.06	0.07	0.01	0.45

Die analytischen Ergebnisse des Vergleichs der simulierten Bodenfeuchte mit den gemessenen Werten aus den drei verschiedenen Quellen sind in Tabelle 3 dargestellt. Diese Ergebnisse zeigen, dass das Modell in der Lage ist, die BF-Werte und die Dynamik bis zu einem gewissen Grad zu erfassen. Die Dynamik des BF wird jedoch am besten erfasst, wenn die Niederschlagsschwankungen gleichmäßiger sind und relativ geringe Schwankungen aufweisen. In allen Fällen waren die simulierten Werte relativ wenig systematisch verzerrt ($ubRMSE < 0,1$), obwohl die Korrelationswerte bei einer Auflösung von 500 m relativ niedrig waren ($r \sim 0,5$).

Diese Ergebnisse verdeutlichen die Notwendigkeit eines höher aufgelösten Inputs sowie einer Datenassimilation mit hochaufgelösten Daten für eine zuverlässigere Schätzung der Bodenfeuchte.

II.1.5 Assimilierung von Bodenfeuchtedaten

Ein lokalisiertes EnKF-Schema wurde in den Datenassimilationsexperimenten mit einem Ensemble von 32 Realisationen verwendet. Um die Unsicherheit der Landoberflächen- und Untergrundsimulationen zu charakterisieren, wurden zufällige Störungen für jedes Ensemblemitglied eingeführt, einschließlich meteorologischer Antriebsdaten sowohl für das eigenständige CLM-Modell als auch für das CLM-ParFlow-Modell, Bodentextur für CLM und hydraulische Leitfähigkeit und Porosität für die oberen Schichten von CLM-ParFlow. Vier atmosphärische Variablen, einschließlich Niederschlag, Lufttemperatur, langwellige Strahlung und kurzweilige Strahlung, wurden räumlich und zeitlich homogen gestört, wobei die Korrelationen zwischen den vier Variablen durch eine Korrelationsmatrix definiert wurden. In den eigenständigen CLM-Simulationen wurde die Bodentextur durch hinzufügen eines räumlich gleichmäßigen Rauschens sowohl zum Sandanteil als auch zum Tonanteil ($\pm 10\%$) gestört. Die Summe der Sand- und Tonprozentsätze wurde für jedes Ensemblemitglied auf unter 100 % beschränkt. Für die CLM-ParFlow-Experimente wurde das Ensemble der in CLM verwendeten Bodentexturdaten in Eingangsparameter für CLM-ParFlow in den Oberflächenschichten umgewandelt. Realisierungen der hydraulischen Leitfähigkeit wurden mithilfe des Rosetta-Modells generiert. Die hydraulische Leitfähigkeit und Porosität für die unteren Grundwasserschichten wurden nicht gestört.

Um die Modellsimulationen mit dem eigenständigen CLM-Modell zu starten, wurde eine Spin-up Periode mit atmosphärischen Antriebsdaten aus den Jahren 2015 - 2017 simuliert. CLM-ParFlow hingegen wurde mit Anfangszuständen aus einer vorherigen Studie hochgefahren und anschließend mit Antriebsdaten des Jahres 2017 betrieben, bis ein dynamisches Gleichgewicht erreicht war. Der Lokalisierungsradius in der Datenassimilierung wurde auf 20 Gitterzellen (10 km) festgelegt. Das Jahr 2018 wird für die DA-Experimente verwendet. Der Messfehler wurde auf $0,04 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ festgelegt, was der Zielgenauigkeit der meisten Bodenfeuchteprodukte aus Satellitendaten entspricht. Die Assimilationsexperimente wurden mit einem Zeitschritt von einer Stunde durchgeführt, wobei die Bodenfeuchte-Assimilation täglich erfolgte. In dieser Studie wurden sechs Simulationsexperimente mit dem TSMP-PDAF-Framework durchgeführt: (a) CLM-OL: eine Open-Loop-Simulation (ohne Datenassimilation) mit dem eigenständigen CLM; (b-c) Assimilation der Bodenfeuchte in das CLM-Modell, entweder mit einem reinen Zustandsupdate (CLM-DA) oder mit Zustands- und Parameterupdate (CLM-DA-SP); (d) CLM-PFL-OL: eine Open-Loop-Simulation mit CLM-ParFlow; (e-f) CLM-PFL-DA und CLM-PFL-DA-SP, ähnlich wie (b-c), aber mit dem CLM-ParFlow-Modell. Beim Update von Zuständen und Parametern im CLM-ParFlow-Modell wird ein Dämpfungsfaktor von 0,1 verwendet, um die Intensität der Störungen der hydraulischen Leitfähigkeit zu begrenzen.

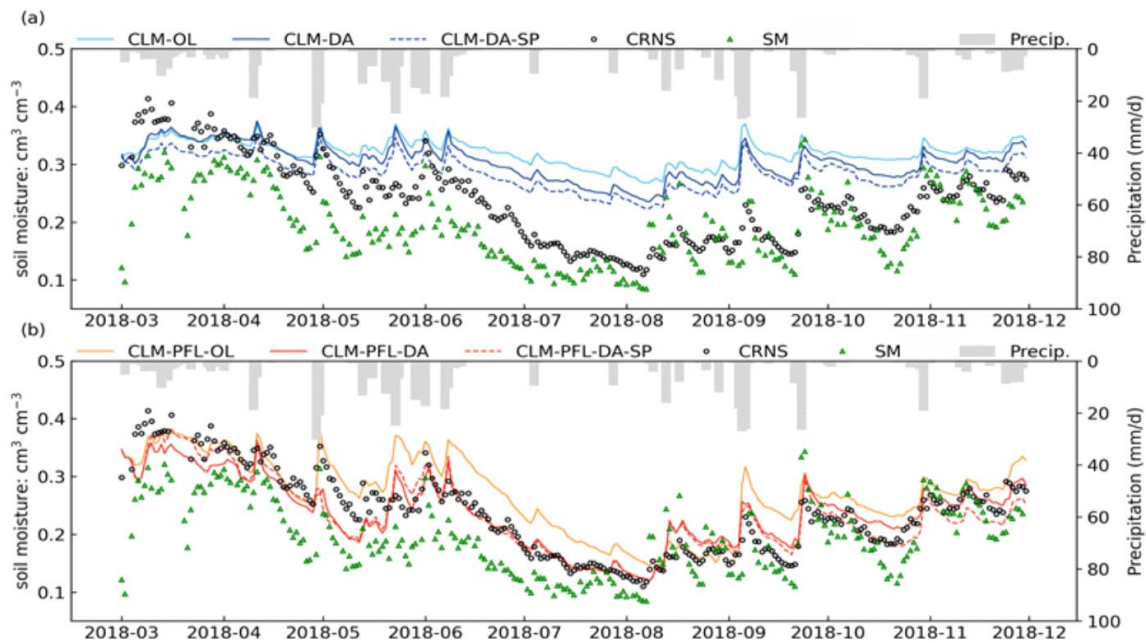


Abbildung 22. Zeitreihe der Bodenfeuchte aus den verschiedenen Experimenten für CLM (oben) und CLM-ParFlow (unten).

Abb. 22 vergleicht die Bodenfeuchteserien, die von CLM und CLM-PFL für die OL-, DA- und DA-SP-Experimente simuliert wurden, sowie das CLM-PFL mit In-situ-Messungen und Satellitenmessungen. Deutlich sichtbar sind die unterschiedlichen jahreszeitlichen Dynamiken sowohl in den Beobachtungen als auch in den simulierten Datensätzen, mit der höchsten Bodenfeuchtigkeit im frühen Frühjahr und einer deutlichen Austrocknung von Mai bis in den Sommer hinein. Die von CLM-OL simulierte Bodenfeuchte ist systematisch höher als die Messwerte. Die Datenassimilation korrigiert die Überschätzung der Bodenfeuchte, insbesondere unter trockeneren Bedingungen in der Sommerzeit. Im Allgemeinen zeigt die simulierte Bodenfeuchte von CLM-ParFlow eine bessere zeitliche Übereinstimmung mit den In-situ-Messungen.

Die Performance der CLM- und CLM-PFL-Modelle bei der Simulation der Bodenfeuchte variiert an den dreizehn Standorten (Abb. 23). Zum Beispiel zeigen die DA-Simulationen von CLM und CLM-PFL an den Standorten Heinsberg und Gevenich die beste Übereinstimmung mit den CRNS-Messungen, mit R-Werten über 0,75 und ubRMSE-Werten unter 0,048 cm³/cm³. Am Standort Selhausen ist die Leistung der CLM-PFL-DA- und CLM-PFL-DA-SP-Simulationen etwas geringer als die von CLM-DA und CLM-DA-SP. An einigen Stationen wie Wüstebach ist die Assimilation unzureichend, da der ubRMSE der OL-Simulationen kleiner ist als bei den DA-Läufen. Der Boden am Standort Wüstebach ist ein Waldstandort, für den durch die geringe Eindringtiefe im C-Band keine Messungen vorliegen, allerdings gibt es dennoch ein Update im Datenassimilationsverfahren, da es Messwerte innerhalb des Lokalisationsbereichs gibt. Im Allgemeinen führt das gekoppelte Modell CLM-PFL mit Datenassimilation tendenziell zu den niedrigsten ubRMSE-Werten und der höchsten Korrelation an den meisten Standorten. Die Variabilität zwischen den Standorten kann auf den begrenzten Umfang der CRNS-Messungen

zurückgeführt werden, die nur Teile einer Modellgitterzelle abdecken. Darüber hinaus sind Faktoren wie dichte Vegetationsbedeckung, Bodentexturen und topografische Merkmale bekannt dafür, die Satellitenmessungen zu beeinflussen, wodurch ihre Integration in die Simulationen beeinträchtigt wird.

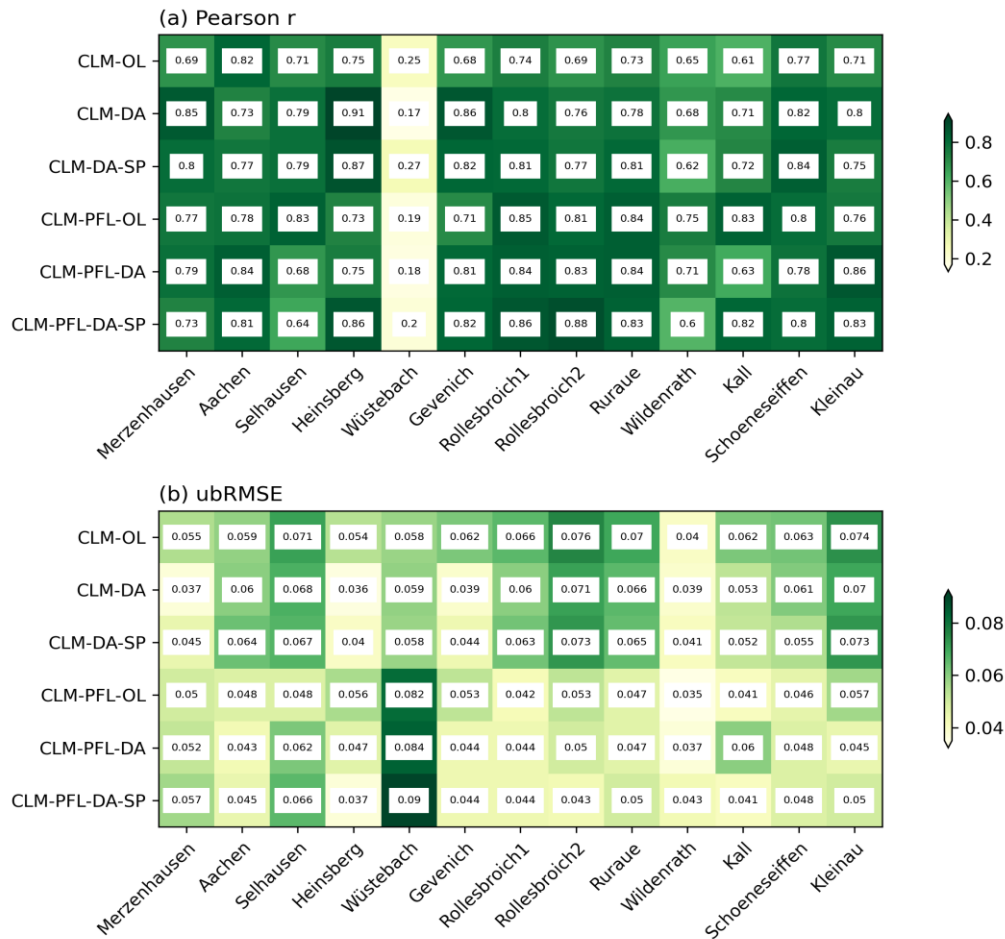


Abbildung 23. Performance der verschiedenen Simulationen für einzelne CRNS Standorte.

II.1.6 Assimilierung von Schwerefeldmessungen

GRACE/GRACE-FO Level 2 (L2, RL06) Produkte des Center for Space Research (CSR) werden verwendet, um monatliche Gesamtwasserspeicheränderungen für den Zeitraum 2015 bis 2017 zu berechnen. Um monatliche Daten aus GRACE/GRACE-FO-Produkten zu generieren, werden empfohlene Korrekturen angewendet, siehe Swenson et al. (2008), Chen et al. (2007) und Kusche et al. (2009). Die Auflösung für das Raster der GRACE- und GRACE-FO-Daten liegt bei ca. 1° am Äquator. Bei einem Modellgebiet mit einer Größe von 300 km x 300 km existieren nur ca. 9 Einzelwerte für die Gesamtfläche. Abbildung 24 zeigt dies für das Untersuchungsgebiet. Die Datenassimilierung wurde auf die auf die selbe Art wie im Kapitel zuvor initiiert. Das räumliche Muster der Simulationen wurde für die Gesamtfläche gemittelt und dann im PDAF den GRACE-

Messungen gegenübergestellt. Der Ensemble Kalman Filter steuerte auf dieser Basis die Aktualisierung der Statusvariablen.

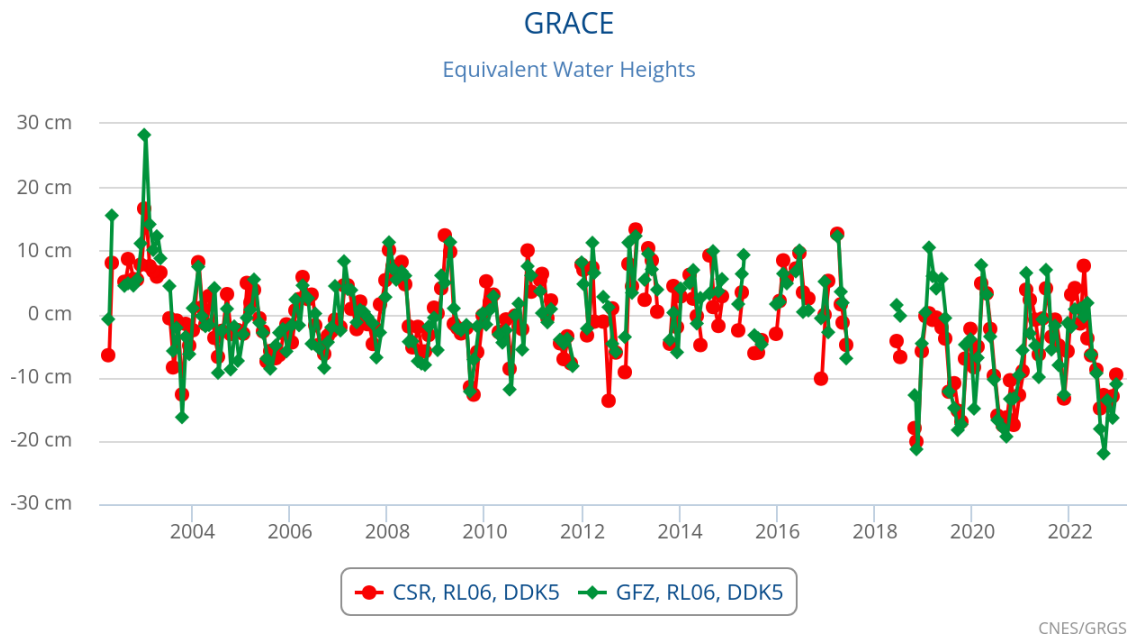


Abbildung 24. Zeitreihe der GRACE-Messungen für das Untersuchungsgebiet, die hier verwendeten CSR-Daten werden dem GFZ-Produkt gegenübergestellt.

Erste Ergebnisse dieser Simulationen zeigen eine deutliche Verbesserung insbesondere im ubRMSE im Vergleich zum Open Loop. Eine weitere Steigerung wird durch die Anpassung der hydraulischen Parameter gewährleistet. Diese Ergebnisse sind vorläufig und bedürfen weiterer Analysen, daher werden zum gegenwärtigen Zeitpunkt keine Interpretationen vorgelegt. Verbesserungen in der Assimilierungsroutine sind notwendig.

II.1.7 Prüfung einer operationellen Implementierung

Die Latenzzeit einer operationellen Implementierung für echtzeitnahes Wasserressourcenmanagement kann von verschiedenen Faktoren abhängen. Im folgenden listen wir eine Aufschlüsselung der Schritte und der damit verbundenen potenziellen Latenzzeiten:

1. Aufnahme der Radardaten: Die Latenzzeit für die Aufnahme von Radardaten hängt von der Sensortechnologie, der onboard Übertragungsbandbreite und der Verarbeitungsgeschwindigkeit ab. Dies liegt im Bereich von Millisekunden bis hin zu Sekunden und ist zu vernachlässigen.
2. Downlink und Datentransfer: Die Downlink-Geschwindigkeit hängt von der Art der Verbindung (z.B. Satellit, Mobilfunknetzwerk) und der verfügbaren Bandbreite ab. Bei Sentinel-1 wird ein X-Band Downlink von 520 Mbit/s verwendet. Für eine Szene im Interferometric Wide-swath (IW) Modus und Single Look Complex Daten bei ca. 8 GB.

Allerdings ist die Downlinklatenz abhängig vom Ort und der orbitalen Ausrichtung zu den wenigen Bodenstationen.

3. Vorprozessierung der Radardaten und Bereitstellung auf Cloudplattformen: Die Vorprozessierung kann je nach Komplexität der Algorithmen und der Rechenleistung des Systems von Sekunden bis Minuten dauern. Die Latenzzeit für die Bereitstellung auf Cloudplattformen hängt von der Netzwerkgeschwindigkeit und der Auslastung der Cloudinfrastruktur ab.
4. Abfrage der Radardaten und Vorbereitung der Datenassimilierung ins hydrologische Modell: Die Latenzzeit für die Abfrage der Radardaten hängt von der Datenbank- und Netzwerkgeschwindigkeit ab. Die Vorbereitung der Datenassimilierung ins hydrologische Modell kann je nach Komplexität der Modelle und der Rechenleistung variieren, typischerweise im Bereich von Sekunden bis Minuten.
5. Modellsimulation: Die Latenzzeit für die Modellsimulation hängt von der Komplexität des hydrologischen Modells, der Rechenleistung des Systems und der Größe des Simulationsgebiets ab. Dies kann von Minuten bis Stunden oder sogar länger reichen, abhängig von den spezifischen Anforderungen und der Granularität der Simulation.

Um die Gesamtlatenzzeit zu berechnen, werden die einzelnen Latenzzeiten für jeden Schritt addiert. Es ist wichtig zu beachten, dass diese Schätzungen je nach Implementierung und Umgebung variieren können. Maßgeblich sind die Punkte 3 und 5. Die aktuellsten Sentinel-1-Daten auf der Google Earth Engine stammen vom Vortag. Bei Berücksichtigung von CLM-ParFlow Modellläufen mit 32 Ensemble Members, die für ein Jahr 250000 CPU-Stunden benötigen, wird die Latenzzeit auf 30 Stunden abgeschätzt.

II.2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

II.3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die durchgeführten Arbeiten waren für die Erfüllung der Aufgabenstellung in AssimEO notwendig und ausreichend. Die durch das Forschungszentrum Jülich und das Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt durchgeführten Arbeiten hätten ohne die bereitgestellte Förderung nicht durchgeführt werden können. Die erzielten Ergebnisse des Vorhabens und die bei der Projektbearbeitung gewonnenen Erkenntnisse bieten den Projektbeteiligten gute Voraussetzung für weitergehende wissenschaftliche Anwendungen.

II.4 Voraussichtlicher Nutzen

Für die L-Band Mission NiSAR wurde nach Veröffentlichung unserer Methode ein entsprechender Algorithmus ausgewählt, der allerdings folgende Einschränkungen aufweist: Beschränkung der Alpha Approximationsmethode auf 3 Zeitschritte, keine Vegetationskorrektur, keine multi-Orbit-Implementierung. Hier kollaborieren wir mit NASA GSFC (Dr. Rajat Bindlish), um dreifach mit unseren AssimEO-Entwicklungen das NiSAR Bodenfeuchteretrieval zu unterstützen.

Darüber hinaus wurden die hydrologischen Simulationen in nahe Echtzeit operationell implementiert, um öffentliche Stellen über den Sättigungszustand der Böden Deutschlands zu informieren (www.wasser-monitor.de), oder auch privatwirtschaftliche Gruppen über das Start-up Drought Analytics zu informieren (<https://www.fz-juelich.de/en/ibg/ibg-3/leistungen/transfer-innovation/innovation/drought-analytics?expand=translations,fzsettings,nearest-institut>). Aktuell werden hier keine Satellitendaten assimiliert, doch dies wird zur Zeit für eine Implementierung geprüft.

Wesentliche Erkenntnisse von AssimEO (Bodenfeuchtezeitreihen aus C- und L-Band SAR) werden in einer weiterführenden Kooperation mit dem Start-up heliopas.ai (<https://heliopas.ai>) in der mobilen App Riverfox genutzt, um eine ertragsorientierte und effiziente Bewässerungsplanung für Landwirte (zunächst in Deutschland) zu gewährleisten.

II.5 Fortschritt bei anderen Stellen

Fortschritte bei Dritten erfolgten zwar, berührten aber nicht die Inhalte von AssimEO. Die erfolgten Entwicklungen Dritter stehen im Gegenteil eher komplementär zu denen von AssimEO. So sind wir nun sehr gut für die kommenden Missionen BIOMASS und NiSAR aufgestellt. Für BIOMASS können wir nun zeitnah ein Bodenfeuchtemethode anbieten, die durch die Kombination von SAR-Streuungsmodellierung und hydrologischer Modellierung ein Level-3 bis Level-4 Produkt gewährleisten kann. Durch die kongruente Entwicklung für eine L-Band Bodenfeuchteprodukt können unsere Erweiterungen für ein besseres NiSAR-Produkt verwendet werden (siehe II.4).

II.6 Veröffentlichungen und Konferenzbeiträge

II.6.1 Zeitschriftenbeiträge (peer-review)

- Montzka, C., L. Brocca, H. Chen, N.N. Das, A. Dasgupta, M. Rahmati, and T. Jagdhuber (in preparation): AI in soil moisture remote sensing
- Mengen, D., C. Montzka, and T. Jagdhuber (in preparation): Combination of Sentinel-1 and ALOS-2 timeseries for high temporal and spatial soil moisture estimation
- Zhao, H., C. Montzka, H. Vereecken, and H.-J. Hendricks Franssen (submitted): A Comparative Analysis of Remote Sensing Soil Moisture Data-sets Fusion Methods: Novel LSTM Approach versus Widely-Used Triple Collocation Technique
- Fluhrer, A., T. Jagdhuber, C. Montzka, M. Schumacher, H. Alemohammad, A. Tabatabaeejad, H. Kunstmann, and D. Entekhabi (2024): Soil Moisture Profile Estimation by Combining P-band SAR Polarimetry with Hydrological and Multi-Layer Scattering Models. *Remote Sensing of Environment* 305, 114067. DOI:10.1016/j.rse.2024.114067
- Moradi S., Huisman J.A., Vereecken H., Class H. (2024): Comparing Different Coupling and Modeling Strategies in Hydromechanical Models for Slope Stability Assessment. *Water* 16(2):312. DOI:10.3390/w16020312

- Mengen, D., T. Jagdhuber, A. Balenzano, F. Mattia, H. Vereecken, and C. Montzka (2023): High Spatial And Temporal Soil Moisture Retrieval In Agricultural Areas Using Multi-Orbit And Vegetation Adapted Sentinel-1 SAR Timeseries. *Remote Sensing* 15(9), 2282. DOI:10.3390/rs15092282
- Fluhrer, A., T. Jagdhuber, A. Tabatabaenejad, H. Alemohammad, C. Montzka, P. Friedl, E. Forootan, and H. Kunstmann (2022): Remote sensing of complex permittivity and penetration depth of soils using P-band SAR polarimetry. *Remote Sensing* 14(12), 2755. DOI:10.3390/rs14122755
- Montzka, C., H. R. Boga, M. Herbst, M. H. Cosh, T. Jagdhuber, and H. Vereecken (2021): Estimating the number of reference sites necessary for the validation of global soil moisture products. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18(9), 1530-1534. DOI:10.1109/LGRS.2020.3005730
- Zhao, H., C. Montzka, R. Baatz, H. Vereecken, and H.-J. Hendricks Franssen (2021): The importance of Subsurface Processes in Land Surface Modelling over a Temperate Region: an Analysis with SMAP, Cosmic Ray Neutron Sensing and Triple Collocation Analysis. *Remote Sensing* 13(16), 3068. DOI:10.3390/rs13163068
- Montzka, C., B. Bayat, A. Tewes, D. Mengen and H. Vereecken (2021): Sentinel-2 Analysis of Spruce Crown Transparency Levels and their Environmental Drivers after Summer Drought in the Northern Eifel (Germany). *Special Section on Forests Under Pressure: The Need for Interdisciplinary Approaches to Address Forest Vulnerability to Tree Mortality in Response to Drought. Frontiers in Forests and Global Change* 4, 667151. DOI:10.3389/ffgc.2021.667151
- Mengen, D., C. Montzka, T. Jagdhuber, A. Fluhrer, C. Brogi, S. Baum, D. Schüttemeyer, B. Bayat, H. Boga, A. Coccia, G. Masalias, V. Trinkel, J. Jakobi, F. Jonard, Y. Ma, F. Mattia, D. Palmisano, U. Rascher, G. Satalino, M. Schumacher, C. Koyama, M. Schmidt, and H. Vereecken (2021): The Sarsense campaign: Air- and space-borne C- and L-band SAR for the analysis of soil and plant parameters in agriculture. *Remote Sensing* 13(4), 825. DOI:10.3390/rs13040825
- Jagdhuber, T., C. Montzka, C. Lopez-Martinez, M.J. Baur, M. Link, M. Piles, N.N. Das, and F. Jonard (2021): Estimation of Vegetation Structure Parameters from SMAP Radar Intensity Observations. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 59(1), 151-167. DOI:10.1109/TGRS.2020.2991252

II.6.2 Beiträge auf internationalen Konferenzen

- C. Montzka, D. Mengen, A. Balenzano, T. Jagdhuber, and F. Mattia (2023): Soil moisture retrieval by C- and L-band SAR. Indo-German Workshop on Heat waves: Forestry and agriculture under pressure - a remote sensing perspective (RS-HEAT2023), University of Agricultural Sciences Dharwad, India, 19-21 October 2023 (Eingeladener Vortrag)
- S. Moradi, D. Mengen, and C. Montzka (2023): Towards a sustainable irrigation: Using remote sensing data for spatio-temporal simulation of soil moisture. Indo-German Workshop on Heat waves: Forestry and agriculture under pressure - a remote sensing

- perspective (RS-HEAT2023), University of Agricultural Sciences Dharwad, India, 19-21 October 2023 (Eingeladener Vortrag).
- H. Chen, T. Wang, C. Montzka, and H. Vereecken (2023): A data-driven framework for assembling multiple geoscientific models. 2nd TERENO-OZCAR Conference, Bonn, Germany, 25 – 28 September 2023 (Vortrag)
 - S. Moradi, C. Montzka, D. Mengen, and H. Vereecken (2023): Simulating soil moisture for sustainable irrigation: Integrating CLM-ParFlow model with multi-resolution data in the NRW domain. 2nd TERENO-OZCAR Conference, Bonn, Germany, 25 – 28 September 2023 (Poster)
 - C. Montzka, L. Liang, S. Wang, J. Bates, B. Bayat, W. Liu, D. Mengen, W. Huang, S. Moradi, Y. Qu, R. Raj, V. Sivaprasad, R. Yang, and L. Wang (2023): Linking Agroecosystem Monitoring with Carbon Farming through Multi-Source Remote Sensing Observations. Dragon 5 Symposium, Hohhot, China, 11 - 15 September 2023 (Vortrag)
 - X. Li, H. Vereecken, D. Zheng, H.-J. Hendricks Franssen, M. Feng, C. Montzka, Y. Chen, Y. Ran, and C. Ma (2023): Prototype Real-time Remote Sensing Land Data Assimilation Along the Silk Road Endorheic River Basins and EUROCORDEX-domain. Dragon 5 Symposium, Hohhot, China, 11 - 15 September 2023 (Vortrag)
 - D. Fan, T. Zhao, X. Jiang, A. García-García, T. Schmidt, L. Samaniego, S. Attinger, H. Wu, Y. Jiang, J. Shi, L. Fan, B. Tang, W. Wagner, W. Dorigo, A. Gruber, F. Mattia, A. Balenzano, L. Brocca, T. Jagdhuber, J.-P. Wigneron, C. Montzka, and J. Peng (2023): A Sentinel-1 Sar-based Global 1 km Resolution Soil Moisture Data Product: Algorithm and Preliminary Assessment. Dragon 5 Symposium, Hohhot, China, 11 - 15 September 2023 (Poster)
 - D. Mengen, A. Balenzano, T. Jagdhuber, F. Mattia, H. Vereecken, and C. Montzka (2023): Extended alpha approximation method for the retrieval of soil moisture under dynamic vegetation by multi-incidence angle Sentinel-1. International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Pasadena, USA, 16 - 21 July 2023 (Vortrag)
 - A. Fluhrer, T. Jagdhuber, C. Montzka, M. Schumacher, H. Alemohammad, A. Tabatabaenejad, H. Kunstmann, and D. Entekhabi (2023): Estimating soil moisture profiles by combining P-band SAR with hydrological modeling. International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Pasadena, USA, 16 - 21 July 2023 (Vortrag)
 - T. Jagdhuber, A. Fluhrer, D. Chaparro, C. Dubios, F. Hellwig, B. Bayat, C. Montzka, M. J. Baur, M. Rahmati, A. Kuebert, M.M. Mueller, K. Schellenberg, M. Boehm, F. Jonard, S. Steele-Dunne, M. Piles, and D. Entekhabi (2023): On the potential of active and passive microwave remote sensing for tracking seasonal dynamics of evapotranspiration. International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Pasadena, USA, 16 - 21 July 2023 (Vortrag)
 - S. Moradi, H. Zhao, D. Mengen, H. Vereecken, and C. Montzka (2023): Using satellite remote sensing data for soil moisture simulation towards irrigation water management. International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Pasadena, USA, 16 - 21 July 2023 (Poster)
 - C. Montzka, A. Fluhrer, T. Jagdhuber, S. Moradi, H. Zhao, D. Mengen, M. Schumacher, E. Forootan, and N. Mehrnagar (2023): Berechnung der Komponenten des Gesamtwasserdargebots für die Pflanzenproduktion durch Assimilation von

- Erdbeobachtungsdaten. 4. Symposium zur angewandten Satellitenerdbeobachtung: Neue Perspektiven der Erdbeobachtung, Bonn, Germany, 26 - 28 June 2023 (Eingeladener Vortrag)
- C. Montzka (2023): Synergien der Erdbeobachtung mit Modellsimulationen und Messnetzen in IBG-3. 4. Symposium zur angewandten Satellitenerdbeobachtung: Neue Perspektiven der Erdbeobachtung, Bonn, Germany, 26 - 28 June 2023 (Poster)
 - F. Mohseni, A.H. Ahrari, J.-H. Haurert, and C. Montzka (2023): The synergy of microwave coarse-scale measurements and optical/thermal observations in a random forest regression for estimating 1 km soil moisture using Google Earth Engine. Workshop on Land product Validation and Evolution, ESA-ESRIN, Frascati (Rome), Italy, 12 - 14 June 2023 (Poster)
 - S. Moradi, D. Mengen, H. Vereecken, and C. Montzka (2023): Soil moisture simulation at the local scale using satellite remote sensing data towards sustainable irrigation. EGU General Assembly 2023, Vienna, Austria, 24 – 28 April 2023, EGU23-2385, DOI:10.5194/egusphere-egu23-2385 (Poster)
 - A. Fluhrer, T. Jagdhuber, C. Montzka, M. Schumacher, H. Alemohammad, A. Tabatabaeejad, H. Kunstmann, and D. Entekhabi (2022): Soil Moisture Profile Estimation by Combining P-band SAR Polarimetry with Soil Hydrological Modeling. AGU Fall Meeting, Chicago, USA, 12 - 16 December 2022 (Vortrag)
 - H. Zhao, C. Montzka, H. Vereecken, and H.-J. Hendricks Franssen (2022): Comparison of Univariate Assimilation of Different Remotely Sensed Soil Moisture Products and the Assimilation of a Merged Soil Moisture Product, Estimated from the Individual Products and In Situ Data using LSTM. AGU Fall Meeting, Chicago, USA, 12 - 16 December 2022 (Vortrag)
 - S. Moradi, H. Zhao, H. Vereecken, and C. Montzka (2022): Towards Sustainable Irrigation: Spatio-Temporal Simulation of Soil Moisture by Integrating Satellite Remote Sensing Data into Hydrological Models. AGU Fall Meeting, Chicago, USA, 12 - 16 December 2022 (Vortrag)
 - D. Mengen, and C. Montzka (2022): Soil Moisture Remote Sensing using Sentinel-1 time series. Dragon 5 Mid-term Results Symposium, Online, 17 - 21 October 2022 (Poster)
 - H. Zhao, C. Montzka, H. Vereecken, and H.-J. Hendricks Franssen (2022): Added Value of Considering Lateral Flow Processes for Assimilating SMAP Data into a Land Surface Model. Dragon 5 Mid-term Results Symposium, Online, 17 - 21 October 2022 (Poster)
 - L. Liang, C. Montzka, W. Shuguo, W. Lijuan, L. Wensong, Q. Siyi, and W. Qianjie (2022): Remote Sensing Estimation and Spatio-temporal Dynamic Analysis of Vegetation Carbon Sinks at Different Scales. Dragon 5 Mid-term Results Symposium, Online, 17 - 21 October 2022 (Vortrag)
 - X. Li, H. Vereecken, D. Zheng, H.-J. Hendricks Franssen, M. Feng, and C. Montzka (2022): Prototype Real-time Remote Sensing Land Data Assimilation Along The Silk Road Endorheic River Basins And Eurocordex-domain. Dragon 5 Mid-term Results Symposium, Online, 17 - 21 October 2022 (Vortrag)

- C. Montzka, J. Bolten, and M. Cosh (2022): The soil moisture focus area in the CEOS land parameter validation subgroup. 6th Satellite Soil Moisture Validation and Application Workshop, Perugia, 7 - 9 June 2022 (Vortrag)
- S. Moradi, D. Mengen, H. Vereecken, and C. Montzka (2022): Integrating satellite remote sensing data and hydrological models by data assimilation for a near real time estimation of the soil water content at local scale. EGU General Assembly 2022, Vienna, 23 - 27 May 2022 (Vortrag)
- D. Mengen, C. Montzka, T. Jagdhuber, and A. Balenzano (2022): Remote Sensing of Soil Moisture for Agricultural Areas using combined high-resolution C-band SENTINEL-1 and L-band ALOS-2 SAR timeseries. ESA Living Planet Symposium, Bonn, 23 - 27 May 2022 (Eingeladener Vortrag)
- D. Mengen, C. Montzka, T. Jagdhuber, and A. Balenzano (2022): Remote Sensing of Soil Moisture for Agricultural Areas using spatial and temporal high-resolution Sentinel-1 SAR timeseries in Google Earth Engine. ESA Living Planet Symposium, Bonn, 23 - 27 May 2022 (Poster)
- B. Naz, H.-J. Hendricks-Franssen, K. Goergen, B. Bourgart, C. Montzka, C. Comito, D. Coquelin, and S. Kollet (2022): An ensemble-based parallel data assimilation and data analytics framework for the development of continental-scale high-resolution soil moisture reanalysis. ESA Living Planet Symposium, Bonn, 23 - 27 May 2022 (Poster)
- C. Montzka, B. Bayat, A. Tewes, D. Mengen, and H. Vereecken (2021): Spruce Crown transparency Levels detected from Sentinel-2 using Google Earth Engine. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Online, 12 - 16 July 2021 (Vortrag)
- D. Mengen, C. Montzka, T. Jagdhuber, A. Fluhrer, C. Brogi, S. Baum, D. Schüttemeyer, B. Bayat, H. Boga, A. Coccia, G. Masalias, V. Trinkel, J. Jakobi, F. Jonard, Y. Ma, F. Mattia, D. Palmisano, U. Rascher, G. Satalino, M. Schumacher, C. Koyama, M. Schmidt, and H. Vereecken (2021): Sarsense: Analyzing air- and space-borne C- and L-band SAR backscattering signals to changes in soil and plant parameters of crops. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Online, 12 - 16 July 2021 (Vortrag)
- A. Fluhrer, T. Jagdhuber, A. Tabatabaenejad, H. Alemohammad, C. Montzka, M. Schumacher, and H. Kunstmann (2021): Complex Permittivity and Penetration Depth Estimation from Airborne P-band SAR Data applying a Hybrid Decomposition Method. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Online, 12 - 16 July 2021 (Vortrag)
- A. Balenzano, G. Satalino, F. Lovergine, D. Palmisano, F. Mattia, M. Rinaldi, and C. Montzka (2021): Combining Sentinel-1 and ALOS-2 observations for soil moisture retrieval. EGU General Assembly 2021, Online, 19 - 30 April 2021
- D. Mengen and the Sarsense Campaign Team (2021): The Sarsense campaign: A dataset for comparing C- and L-band SAR backscattering behaviour to changes of soil and plant parameters in agricultural areas. EGU General Assembly 2021, Online, 19 - 30 April 2021
- C. Montzka, C. Brogi, D. Mengen, M. Matveeva, S. Baum, D. Schüttemeyer, B. Bayat, H.R. Boga, A. Coccia, G. Masalias, V. Graf, J. Jakobi, F. Jonard, Y. Ma, F. Mattia, D. Palmisano, U. Rascher, G. Satalino, T. Jagdhuber, A. Fluhrer, M. Schumacher, M. Schmidt, and H. Vereecken (2020): Sarsense: A C- and L-band SAR rehearsal campaign in Germany in

- preparation for ROSE-L. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Online, 26 September - 2 October 2020
- H. Zhao, R. Baatz, C. Montzka, H. Vereecken, and H.-J. Hendricks Franssen (2020): Multi-scale assimilation of SMAP data: comparison between land surface and land surface-subsurface model. EGU General Assembly 2020, Online, 4 - 8 May 2020
 - C. Montzka, H.R. Bogaen, M. Herbst, M.H. Cosh, T. Jagdhuber, and H. Vereecken (2019): An estimation of reference sites numbers necessary for the validation of global soil moisture products. AGU Fall Meeting, San Francisco, 9 - 13 December 2019 (Poster)
 - B. Naz, S. Kollet, H.-J. Hendricks-Franssen, C. Montzka, and W. Kurtz (2019): A high-resolution soil moisture reanalysis over Europe. AGU Fall Meeting, San Francisco, 9 - 13 December 2019 (Vortrag)
 - C.-H. Park, C. Montzka, T. Jagdhuber, A. Behrendt, Y. Kim, J. Lee, S.-O. Hwang, J. Hong, and V. Wulfmeyer (2019): Improvement of a forward model for brightness temperature including the influence of organic matter on soil permittivity. AGU Fall Meeting, San Francisco, 9 - 13 December 2019 (Poster)
 - B. Naz, S. Kollet, H.-J. Hendricks-Franssen, C. Montzka, and W. Kurtz (2019): Assimilation of soil moisture data over EUROCORDEX with CLM for the period 2001-2015. SAGES Global Climate Challenges for a Blue Green Economy Conference, Edinburgh, UK, 27 - 28 November 2019 (Vortrag)
 - C. Montzka, M. Schumacher, A. Fluhrer, and T. Jagdhuber (2019): Water availability for plant production from data assimilation of microwave and gravity observations: The AssimEO framework. Neue Perspektiven in der Erdbeobachtung, Cologne, Germany, 12 - 13 November 2019 (Vortrag)

II.6.3 Datenveröffentlichungen

- Montzka, C., C. Brogi, M. Matveeva, D. Mengen, S. Baum, B. Bayat, H. Bogaen, A. Coccia, V. Graf, J. Jakobi, Y. Ma, F. Mattia, D. Palmisano, P. Rademske, U. Rascher, G. Satalino, M. Schmidt, and B. Siegmann (2020): Sarsense: Technical Assistance for Airborne Measurements during the SAR Sentinel Experiment. DOI:10.5270/ESA-6229b69

II.6.4 Öffentlichkeitsarbeit

- C. Montzka (2023): Fernerkundung der Bodenfeuchte und deren Auswirkungen auf den Wasserkreislauf. Fortbildungstag der Deutschen Meteorologischen Gesellschaft Sektion München: "Verfügbarkeit von Wasser", Weßling, 17 November 2023 (Eingeladener Vortrag)
- C. Montzka (2023): Weltall und Bioökonomie. Dialog an Deck: Bioökonomie im All und auf der Erde, MS Wissenschaft, Mainz, Germany, 15 August 2023 (Eingeladener Vortrag)

III. Erfolgskontrollbericht

III.1 Beitrag zu den förderpolitischen Zielen

Gegenstand des BMWK-Projekts AssimEO war die Ausarbeitung fachlicher Grundlagen und technische Implementierung von SAR- und Schwerefelddaten in eine Datenassimilierungsumgebung. Damit ist dieses Vorhaben in Linie mit der Bekanntmachung zur Förderung von Vorhaben im Bereich Erdbeobachtung zum Thema „Entwicklung innovativer Methoden zur Erstellung erdbeobachtungsbasierter Informationsprodukte“, die zum 2.10.2018 bekannt gemacht wurde. Mit dieser Fördermaßnahme wird Forschung initiiert, die einen Beitrag zu einem ressourcenschonenden Landmanagement gemäß den Zielen der Nachhaltigkeitsstrategie und den Klimaschutzzielen der Bundesregierung leistet. Die Ergebnisse dieses Projekts fundieren somit ihrerseits die förderpolitischen Ziele des BMWK.

III.2 Wissenschaftlich-technische Ergebnisse

Im folgenden werden die einzelnen Kerninnovationen von AssimEO aufgelistet:

- Erste P-Band Eindringtiefenbestimmung
- Bodenfeuchteprofilbestimmung durch Kombination von P-Band SAR und hydrologischer Modellierung
- Einfallswinkelkorrektur von SAR-Daten durch Fourierreihe
- Erste Vegetationskorrektur in der Alpha Approximationsmethode
- Erste Kombination von C- und L-Band SAR zur Bodenfeuchtebestimmung mit der Alpha Approximationsmethode
- Verdeutlichung der Wichtigkeit des Untergrundes in der Bodenfeuchtesimulation
- Verdeutlichung der Wichtigkeit hochaufgelöster Bodenfeuchtedaten in der Datenassimilierung
- GRACE Datenassimilierung in hochaufgelöste hydrologische Modelle

III.3 Fortschreibung des Verwertungsplans

AssimEO hat innovative Methoden zur Generierung erdbeobachtungsbasierter Informationsprodukte hervorgebracht und stellt einen wichtigen Schritt in Richtung verbessertes Wasserressourcenmanagement in der Landwirtschaft dar. Die erfolgreiche Umsetzung der multisensoriellen Datenassimilation und die Vorbereitung auf zukünftige Erdbeobachtungsmissionen unterstreichen das Potenzial dieses Ansatzes für eine nachhaltige Landwirtschaft.

III.3.1 Schutzrechte

Es wurden keine Schutzrechte angemeldet.

III.3.2 Wirtschaftliche Erfolgsaussichten

Das Forschungszentrum Jülich als Wissenschaftsorganisation strebt keine direkte wirtschaftliche Verwertung der Erkenntnisse an. Allerdings werden im Weiteren folgende Möglichkeiten für eine wirtschaftliche Verwertung geprüft (siehe auch II.4 Voraussichtlicher Nutzen):

Die in AssimEO genutzten hydrologischen Simulationen wurden für eine Berechnung in nahe Echtzeit operationell implementiert, um öffentliche Stellen über den Sättigungszustand der Böden Deutschlands zu informieren (www.wasser-monitor.de), oder auch privatwirtschaftliche Gruppen über das Start-up Drought Analytics zu informieren (<https://www.fz-juelich.de/en/ibg/ibg-3/leistungen/transfer-innovation/innovation/drought-analytics?expand=translations,fzjsettings,nearest-institut>). Aktuell werden hier keine Satellitendaten assimiliert, doch dies wird zurzeit für eine Implementierung geprüft.

Wesentliche Erkenntnisse von AssimEO (Bodenfeuchtezeitreihen aus C- und L-Band SAR) werden in den kommenden drei Jahren in einer weiterführenden Kooperation mit dem Start-up heliopas.ai (<https://heliopas.ai>) in der mobilen App Riverfox genutzt, um eine ertragsorientierte und effiziente Bewässerungsplanung für Landwirte (zunächst in Deutschland) zu gewährleisten.

III.3.3 Wissenschaftlich/technische Erfolgsaussichten

Wissenschaftlich haben wir einen großen Schritt für verbesserte Bodenfeuchteprodukte gemacht. So werden unsere Methoden für eine Implementierung in das NASA Bodenfeuchteprodukt aus NiSAR geprüft (Dr. Rajat Bindlish). Darüber hinaus arbeiten aktuell Wissenschaftler der Ohio State University und der Universität Kopenhagen an der Nutzung unserer neuartigen Methoden für den Alpha Approximationsalgorithmus. Diesen externen Aktivitäten kann kein konkreter Zeithorizont zugeordnet werden.

III.3.4 Wissenschaftliche/wirtschaftliche Anschlussfähigkeit

Folgende Themen können in zukünftigen Projekten aufgegriffen werden:

- Implementierung einer P-Band Bodenfeuchteroutine für die BIOMASS Mission außerhalb Europas und Nordamerikas. Hier werden bereits Gespräche mit Partnern in Indien, Neuseeland, und verschiedenen afrikanischen Ländern geführt.
- Implementierung einer L-Band Bodenfeuchteroutine als Erweiterung der offiziellen NiSAR Produktlinie mit längeren Zeitreihen, verschiedenen Orbits und Anpassung der Vegetationseinflussfaktoren.
- Aktualisierung der hydrologischen Simulationen auf verschiedenen Skalen (regional, national, kontinental) mit Bodenfeuchtemessungen aus Satelliten zur verbesserten Vorhersage des Pflanzenwasserdargebots.
- Anwendung von Algorithmen der künstlichen Intelligenz um statistische Verfahren im Bodenfeuchteretrieval zu ersetzen, oder um die komplexen Simulationen mit CLM oder

CLM-ParFlow zu vereinfachen/ersetzen. Auch könnte die Entwicklung eines Foundation Modells wesentliche Prozessierungsschritte für den echtzeitnahen Einsatz vereinfachen.

III.4 Arbeiten, die zu keiner Lösung geführt haben

CLM-ParFlow-PDAF wurde zur Datenassimilierung genutzt. Für die gemeinsame Assimilierung von Gesamtwasserspeicheränderungen und Bodenfeuchte wurde das Parallel Data Assimilation Framework (PDAF) genutzt, das eine multiskalige Assimilierung und Erweiterung des State-Vektors unterstützt. Die effiziente Implementierung bereitete technische Probleme, da die Bodenfeuchte Teil des Gesamtwasserspeichers ist. Daher sind bisher keine multivariaten GRACE-Sentinel-1 Assimilierungen erfolgt. An dieser multivariaten Assimilierung wird daher über das Ende von AssimEO hinaus gearbeitet.

III.5 Anwenderbeteiligung

Mögliche Anwender wurden über die Inhalte von AssimEO informiert, aber nicht direkt in die Entwicklungsausrichtung eingebunden.

III.6 Einhaltung der Kosten- und Zeitplanung

Die Kosten- und Zeitplanung des Projektantrags wurde eingehalten, nachdem Anpassungen erfolgten. Diese wurden durch die problematische Personalgewinnung für spezialisierte Arbeitskräfte in der hydrologischen Modellierung und Datenassimilierung notwendig und resultierten in Verschiebungen im Zeitplan. Durch die Covid19-Pandemie ergaben sich keine nennenswerten Verschiebungen im Zeitplan, allerdings konnte ein Teil der zur Verfügung stehenden Reisemittel nicht abfließen. Um wichtige Projektarbeiten erfolgreich abschließen zu können, erfolgte eine kostenneutrale Laufzeitverlängerung.

IV. Literatur

- Albergel, C., Munier, S., Leroux, D. J., Dewaele, H., Fairbairn, D., Barbu, A. L., Gelati, E., Dorigo, W., Faroux, S., Meurey, C., Le Moigne, P., Decharme, B., Mahfouf, J. F., & Calvet, J. C. (2017, Oct). Sequential assimilation of satellite-derived vegetation and soil moisture products using SURFEX_v8.0: LDAS-Monde assessment over the Euro-Mediterranean area [Article]. *Geoscientific Model Development*, 10(10), 3889-3912. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-3889-2017>
- Baatz, R., Franssen, H. J. H., Han, X. J., Hoar, T., Bogena, H. R., & Vereecken, H. (2017, May). Evaluation of a cosmic-ray neutron sensor network for improved land surface model prediction [Article]. *HYDROLOGY AND EARTH SYSTEM SCIENCES*, 21(5), 2509-2530. <https://doi.org/10.5194/hess-21-2509-2017>
- Balenzano, A., Mattia, F., Satalino, G., & Davidson, M. W. J. (2011, Jun). Dense Temporal Series of C- and L-band SAR Data for Soil Moisture Retrieval Over Agricultural

Crops. *IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN APPLIED EARTH OBSERVATIONS AND REMOTE SENSING*, 4(2), 439-450.

<https://doi.org/10.1109/jstars.2010.2052916>

Batjes, N. H. (1997, 1997/03/01). A world dataset of derived soil properties by FAO–UNESCO soil unit for global modelling [<https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.1997.tb00550.x>]. *Soil Use and Management*, 13(1), 9-16.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.1997.tb00550.x>

Bogena, H. R., Montzka, C., Huisman, J. A., Graf, A., Schmidt, M., Stockinger, M., von Hebel, C., Hendricks-Franssen, H. J., van der Kruk, J., Tappe, W., Lucke, A., Baatz, R., Bol, R., Groh, J., Putz, T., Jakobi, J., Kunkel, R., Sorg, J., & Vereecken, H. (2018, Jul). The TERENO-Rur Hydrological Observatory: A Multiscale Multi-Compartment Research Platform for the Advancement of Hydrological Science [Article]. *Vadose Zone Journal*, 17(1), 22, Article 180055.

<https://doi.org/10.2136/vzj2018.03.0055>

Bollmeyer, C., Keller, J. D., Ohlwein, C., Wahl, S., Crewell, S., Friederichs, P., Hense, A., Keune, J., Kneifel, S., Pscheidt, I., Redl, S., & Steinke, S. (2015, JAN). Towards a high-resolution regional reanalysis for the European CORDEX domain. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 141(686), 1-15.

<https://doi.org/10.1002/qj.2486>

Chen, Q., Zeng, J. Y., Cui, C. Y., Li, Z., Chen, K. S., Bai, X. J., & Xu, J. (2018). Soil Moisture Retrieval From SMAP: A Validation and Error Analysis Study Using Ground-Based Observations Over the Little Washita Watershed. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(3), 1394-1408.

<https://doi.org/10.1109/tgrs.2017.2762462>

Chen, J. L., Wilson, C. R., Famiglietti, J. S., & Rodell, M. (2007). Attenuation effect on seasonal basin-scale water storage changes from GRACE time-variable gravity. *Journal of Geodesy*, 81(4), 237–245. <https://doi.org/10.1007/s00190-006-0104-2>

Klimaatlas NRW. (2022). Retrieved 20.11.2022 from

<https://www.klimaatlas.nrw.de/Niederschlag-Artikel>

Kollet, S. J., & Maxwell, R. M. (2006, 2006/07/01/). Integrated surface–groundwater flow modeling: A free-surface overland flow boundary condition in a parallel groundwater flow model. *Advances in Water Resources*, 29(7), 945-958.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2005.08.006>

Kusche, J., Schmidt, R., Petrovic, S., & Rietbroek, R. (2009). Decorrelated GRACE time-variable gravity solutions by GFZ, and their validation using a hydrological

model. *Journal of Geodesy*, 83(10), 903–913. <https://doi.org/10.1007/s00190-009-0308-3>

- Li, F., Kurtz, W., Hung, C. P., Vereecken, H., & Franssen, H. J. H. (2023, Mar). Water table depth assimilation in integrated terrestrial system models at the larger catchment scale [Article]. *Frontiers in Water*, 5, 18, Article 1150999. <https://doi.org/10.3389/frwa.2023.1150999>
- Maxwell, R. M. (2013, Mar). A terrain-following grid transform and preconditioner for parallel, large-scale, integrated hydrologic modeling [Article]. *Advances in Water Resources*, 53, 109-117. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.10.001>
- Maxwell, R. M., & Miller, N. L. (2005, Jun). Development of a coupled land surface and groundwater model [Article]. *Journal of Hydrometeorology*, 6(3), 233-247. <https://doi.org/10.1175/jhm422.1>
- Mengen, D., Jagdhuber, T., Balenzano, A., Mattia, F., Vereecken, H., & Montzka, C. (2023, Apr). High Spatial and Temporal Soil Moisture Retrieval in Agricultural Areas Using Multi-Orbit and Vegetation Adapted Sentinel-1 SAR Time Series [Article]. *Remote Sensing*, 15(9), 31, Article 2282. <https://doi.org/10.3390/rs15092282>
- Naz, B. S., Kurtz, W., Montzka, C., Sharples, W., Goergen, K., Keune, J., Gao, H., Springer, A., Franssen, H. J. H., & Kollet, S. (2019, Jan). Improving soil moisture and runoff simulations at 3 km over Europe using land surface data assimilation [Article]. *HYDROLOGY AND EARTH SYSTEM SCIENCES*, 23(1), 277-301. <https://doi.org/10.5194/hess-23-277-2019>
- Rodell, M., Houser, P. R., Jambor, U., Gottschalck, J., Mitchell, K., Meng, C. J., Arsenault, K., Cosgrove, B., Radakovich, J., Bosilovich, M., Entin, J. K., Walker, J. P., Lohmann, D., & Toll, D. (2004, Mar). The global land data assimilation system. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(3), 381-+. <https://doi.org/10.1175/bams-85-3-381>
- Schaufler, S., Bauer-Marschallinger, B., Hochstoger, S., & Wagner, W. (2018). Modelling and correcting azimuthal anisotropy in Sentinel-1 backscatter data. *Remote Sensing Letters*, 9(8), 799-808. <https://doi.org/10.1080/2150704x.2018.1480071>
- Sulis, M., Keune, J., Shrestha, P., Simmer, C., & Kollet, S. J. (2018, Sep). Quantifying the Impact of Subsurface-Land Surface Physical Processes on the Predictive Skill of Subseasonal Mesoscale Atmospheric Simulations [Article]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 123(17), 9131-9151. <https://doi.org/10.1029/2017jd028187>

- Swenson, S., Chambers, D., & Wahr, J. (2008). Estimating geocenter variations from a combination of GRACE and ocean model output. *Journal of Geophysical Research*, 113(B8). <https://doi.org/10.1029/2007JB005338>
- Zhang, H. (2018). *Improved characterization of root zone soil moisture by assimilating groundwater level and surface soil moisture data in an integrated terrestrial system model* Dissertation, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen, 2018].
- Zhao, H. J., Montzka, C., Baatz, R., Vereecken, H., & Franssen, H. J. H. (2021, Aug). The Importance of Subsurface Processes in Land Surface Modeling over a Temperate Region: An Analysis with SMAP, Cosmic Ray Neutron Sensing and Triple Collocation Analysis [Article]. *Remote Sensing*, 13(16), 22, Article 3068. <https://doi.org/10.3390/rs13163068>