

Projektbericht

Verbesserung der Abschätzung von Gebietsniederschlägen mittels opportunistischer Niederschlagsmessungen am Beispiel des Ahr-Hochwassers im Juli 2021

Am 14. und 15. Juli 2021 haben sich infolge starker und langanhaltender Niederschläge in mehreren Flusseinzugsgebieten im Westen Deutschlands katastrophale Hochwasser ereignet. Besonders betroffen war das Ahrtal, wo zahlreiche Todesopfer zu beklagen waren und große Schäden entstanden (LfU, 2022). Am durch das Hochwasser zerstörten Ahr-Pegel Altenahr (Einzugsgebiet 746 km²) lag der anhand von Hochwassermarken rekonstruierte Höchststand am 15. Juli gegen 2:00 Uhr bei etwa 10 m. Der bis dahin höchste gemessene Wert im Messzeitraum von 1947 bis 2020 betrug 3,71 m. Auch an weiteren Pegeln an der Ahr kam es zu Ausfällen.

Die Ursachen für die Unsicherheiten in der Abschätzung der Maximalabflüsse an den ausgefallenen Pegeln sind vielfältig. Die Pegel Müsch/Ahr, Altenahr/Ahr und Kreuzberg/Sahrbach im Ahr-Einzugsgebiet (Abb. 4) wurden während des Hochwasserereignisses zerstört, Verklausungen an Brückendurchlässen sowie der Zusammenbruch von Brücken führten zum Rückstau der Wassermassen bzw. zu vermuteten Schwallwellen. Des Weiteren war der aus Stationsmessdaten abgeschätzte Gebietsniederschlag nach derzeitiger Einschätzung mindestens 15 % zu niedrig, jener aus den Radarprodukten sogar bis etwa 30 %. Zur Ermittlung der Maximalabflüsse an den Pegeln im Ahr-Einzugsgebiet wurden im Landesamt für Umwelt in Rheinland-Pfalz (LfU RLP) verschiedene Ansätze verfolgt, u. a. wurde das Hochwasser mit dem Wasserhaushaltsmodell LARSIM (LEG, 2021) mit unterschiedlichen, nachträglich erstellten Niederschlagsprodukten (u. a. unter Verwendung von privaten Wetterstationen) und mit unterschiedlichen Modelleinstellungen nachgerechnet. Die Herleitung der Scheitelabflüsse ist derzeit noch Gegenstand von Untersuchungen, nach vorläufigen Berechnungen wird der Maximalabfluss am Pegel Altenahr auf 750 bis 1.000 m³/s geschätzt (LfU, 2022).

1 Einleitung

Die korrekte Bestimmung von Gebietsniederschlägen ist nach wie vor eine der großen Herausforderungen in der Hydrologie. Herkömmliche Interpolationsverfahren, die auf Bodenbeobachtungen basieren, können aufgrund der meist geringen Messstationsdichte oftmals die Variabilität des Niederschlagsgeschehens nicht erfassen (LENGFELD et al., 2020). Wetterradare können diese zeitlich-räumliche Variabilität zwar erfassen, sind jedoch oft mit Fehlern und Unsicherheiten behaftet, da sie den Niederschlag nur indirekt messen (VILLARINI & KRAJEWSKI, 2010), was ihre Verwendung in der Praxis oft einschränkt. Vor allem bei extremen Niederschlägen ist die Dämpfung des Radarsignals problematisch, da sie zu einer Unterschätzung der Niederschläge führen kann.

Das Problem der korrekten Abschätzung von Gebietsniederschlägen hat sich auch beim Hochwasser am 14. und 15. Juli im Ahrtal gezeigt, wo die Niederschlagsmengen aus den auf Basis der

InterMet-Software des LfU Rheinland-Pfalz (DOBLER et al., 2004) interpolierten Daten der Bodenniederschlagsstationen und der an Stationsdaten angeeichten Radarprodukte RADOLAN-RW und RADOLAN-RL des DWD (DWD, 2020) nicht mit den beobachteten Abflüssen bzw. simulierten Abflüssen übereinstimmten, was auf eine Unterschätzung der Gebietsniederschläge hindeutet. Die auf einem Kriging-Ansatz basierten InterMet-Daten berücksichtigen neben den DWD-Stationsdaten auch landesspezifische Niederschlagsmessdaten der Wasserwirtschafts- und Forstverwaltung sowie der Agrarmeteorologie in Rheinland-Pfalz, darüber hinaus werden u. a. auch Stationsdaten aus Nordrhein-Westfalen berücksichtigt. Auf Basis der zum Ereignis online verfügbaren InterMet-Daten fiel im Ahr-Einzugsgebiet am 14. Juli von 5:00 bis 22:00 Uhr (MEZ) eine Gebietsniederschlagssumme von 103 mm, die am Ereignistag operationell verfügbaren RADOLAN-Produkte RW und RL lieferten mit etwa 85 mm und 93 mm noch einmal deutlich niedrigere Werte.

Ein relativ neuer Ansatz zur Verbesserung der Abschätzung von Gebietsniederschlägen ist die zusätzliche Verwendung von sogenannten opportunistischen Sensoren (OS-Sensoren). Dabei handelt es sich um Sensoren, die nicht dafür ausgelegt sind, hochwertige Niederschlagsdaten oder überhaupt Niederschläge zu messen. Dazu zählen beispielsweise private Wetterstationen (PWS) oder Richtfunkstrecken des Mobilfunknetzes (engl. commercial microwave links – CML). Solche Daten wurden bereits in mehreren Studien verwendet (DE VOS et al., 2020; CHEN et al., 2018; OVEREEM et al., 2013). Auch in Deutschland wurden erste Studien zur Verbesserung der Niederschlagsabschätzung unter Zuhilfenahme von opportunistischen Sensoren publiziert (BÁRDOSSY et al., 2021; GRAF et al., 2021; GRAF et al., 2020). Auf europäischer Ebene startete im Oktober 2021 die COST-Action 20136 "Opportunistic precipitation sensing network" (<https://opensenseaction.eu>), die das Ziel hat, Anwender von opportunistischen Sensoren zu vernetzen und gemeinsame Richtlinien und Standards für die Verwendung solcher Daten zu erarbeiten. Darüber hinaus wurde vom europäischen meteorologischen Netzwerk EUMETNET ein sogenannter "Sandbox Datensatz" erstellt, der die europaweiten PWS-Daten einer französischen Firma und des britischen Wetterdienstes Met Office für das Jahr 2020 enthält und die Entwicklung von Qualitätskontrollen fördern soll (METOFFICE & NETATMO, 2021). Da sowohl PWS als auch CML-Daten nicht für die Erfassung wissenschaftlich verwendbarer Niederschlagsinformation entwickelt wurden, bedarf es einer robusten Qualitätssicherung.

Das Hauptproblem bei der Verwendung von PWS ist, dass diese oft nicht fachgerecht aufgestellt bzw. gewartet sind und die Daten daher systematische Fehler aufweisen können. Des Weiteren können Übertragungsfehler dazu führen, dass falsche Niederschlagsinformationen an den PWS aufgezeichnet werden. Daher ist es notwendig, Daten von PWS zu filtern und zu korrigieren.

ren, bevor diese für die Niederschlagsinterpolation verwendet werden.

Für die Ermittlung einer pfadintegrierten Regenrate entlang eines CMLs wird der Zusammenhang zwischen der spezifischen Dämpfung entlang des CML-Pfads (k) und Regenrate (R) verwendet. Im Gegensatz zur bei Wetterradaren verwendeten Z-R-Beziehung ist diese k-R-Beziehung für den Frequenzbereich zwischen 10 und 40 GHz nahezu linear und unabhängig von der Tropfengößenverteilung. Unsicherheiten bei der Niederschlagsabschätzung resultieren unter anderem aus der Quantisierung des CML-Signals oder dem überproportional großen Einfluss von Wassertropfen auf den Radomen der Antennen. Ein weiteres Problem sind Fluktuationen der gemessenen Signalstärke durch andere Faktoren als Regen. Sonneneinstrahlung, Temperatur, Wind oder auch der Mehrwegeempfang des Signals durch Reflexion im Gelände können zu dieser Fluktuation beitragen. Aufgrund dieser Faktoren ist trotz des linearen Zusammenhangs eine aufwendige Prozessierung nötig.

Im Folgenden werden erste Ergebnisse einer Studie präsentiert, in der die Daten von opportunistischen Sensoren zur Niederschlagsinterpolation der hochwasserauslösenden Gebietsniederschläge im Juli 2021 im Einzugsgebiet der Ahr verwendet wurden.

2 OS-Daten und Korrektur

Die Daten von opportunistischen Sensoren (OS) sind aufgrund der oben geschilderten Problematik nicht direkt für quantitative Niederschlagsbestimmungen verwendbar. Sowohl für private Wetterstationen (PWS) als auch für Richtfunkstrecken des Mobilfunknetzes (CLM, Kap. 1) sind deswegen verschiedene Präprozessierungen notwendig, um verlässliche Niederschlagsdaten zu erhalten, die im Folgenden vorgestellt werden.

2.1 Korrektur von PWS-Daten

Die Anzahl von PWS hat in Europa in den letzten Jahren stark zugenommen. Eine französische Firma betreibt weltweit eines der größten Netzwerke an PWS. Im Februar 2022 gab es deutsch-

landweit ca. 31.000 Stationen, die Niederschlagsdaten mit einer zeitlichen Auflösung von 5 Minuten aufzeichneten. Die Niederschlagsmessgeräte der französischen Firma sind Kippwaagen mit einer Auffangöffnung von 125 cm² und sind nicht beheizt, was die Nutzung ihrer Daten in den Wintermonaten einschränkt. Eine detaillierte Beschreibung der PWS sowie der typischen Unsicherheiten dieser Sensoren findet sich in DE VOS et al. (2019) wieder.

Aufgrund der oftmals nicht fachgerechten Aufstellung der PWS sowie der potenziellen Fehler, die auftreten können, ist es unbedingt erforderlich, die Daten von PWS zu filtern und zu korrigieren, bevor diese für Niederschlagsinterpolationen verwendet werden. Hierfür wurde von BÁRDOSSY et al. (2021) ein zweistufiges Verfahren entwickelt, welches PWS-Stationen, die auffällig oft nicht in ein räumliches Muster passen bzw. unplausible Werte liefern, filtert und systematische Fehler korrigiert.

Grundlage des Korrekturverfahrens ist ein Netzwerk aus vertrauenswürdigen Messdaten (sog. Primärmessnetz). In der vorliegenden Studie wurde hierfür das Niederschlagsmessnetz des Deutschen Wetterdienstes (DWD) verwendet, welches eine deutlich geringere Stationsdichte als das Netzwerk des privaten, französischen Unternehmens (im Folgenden als Sekundärmessnetz bezeichnet) aufweist.

Die Grundannahme ist, dass die PWS-Daten zwar systematisch Fehler aufweisen können, aber die Reihenfolge (Rangordnung) der Niederschlagswerte mit Stationen des Primärmessnetzes übereinstimmt. Das heißt, wenn der Niederschlag an einer PWS-Station zum Zeitpunkt t_1 geringer war als zum Zeitpunkt t_2 , dann würde das auch für eine DWD-Station am selben Ort gelten, obwohl der tatsächliche Messwert der PWS im Vergleich zur DWD-Station abweichen kann. Basierend auf dieser Annahme wird dann die räumliche Variabilität der DWD- und PWS-Stationen verglichen. Dazu wird für die Stundenwerte von beiden Messnetzen die Indikator-Korrelation für das 99%-Perzentil berechnet, d. h. Werte größer als das 99%-Perzentil werden auf 1 und alle anderen auf 0 gesetzt. Diese Indikator-Korrelationen sind an direkt benachbarten Stationen nahezu 1 und nehmen mit zunehmenden

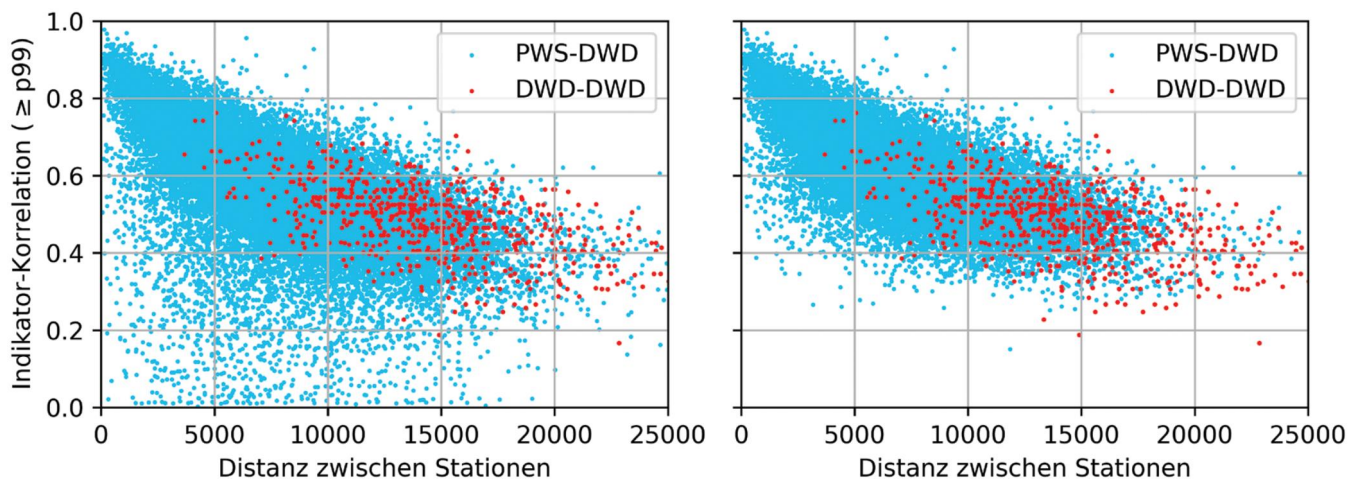


Abbildung 1

Indikator-Korrelation für PWS-DWD (blau) und DWD-DWD (rot) vor (links) und nach (rechts) Anwendung des Indikator-Korrelationsfilters.

der Distanz zwischen den Messstationen ab. Mit dem ersten Filter werden nun alle PWS-Stationen verworfen, deren Indikatorkorrelationen nicht mit denen des Primärmessnetzes übereinstimmen.

Im nächsten Schritt erfolgt eine Korrektur des systematischen Fehlers der PWS-Daten basierend auf den Beobachtungen der umliegenden Stationen aus dem Primärmessnetz. Diese Korrektur basiert auf einer Quantil-Quantil-Transformation und erfolgt individuell für jede PWS, da die systematischen Fehler sowohl zu Unter- als auch Überschätzung führen können.

Im letzten Schritt werden einzelne Zeitschritte für jeden PWS-Standort auf ungewöhnlich starke Abweichungen zu den umliegenden Stationen untersucht und bei Überschreitung eines gewissen Schwellenwerts als Fehlwert markiert. Dieser Filter dient überwiegend dazu, falsche Nullen, die beispielsweise durch eine vorübergehende Verbindungsunterbrechung zwischen dem Regenmesser und der Basisstation entstehen können, zu entfernen.

2.2 CML-Daten – Korrektur und Niederschlagsbestimmung

Die nahezu lineare Beziehung zwischen Niederschlag und der Dämpfung von Mikrowellenverbindungssignalen, die mit Frequenzen zwischen 10 und 40 GHz arbeiten, ist seit mehreren Jahrzehnten bekannt. Mit dem Ausbau der modernen Telekommunikationsinfrastruktur, für die CMLs einen großen Teil des Backhaul-Netzes bereitstellen, wurde eine zunehmende Anzahl von Mikrowellenverbindungen verfügbar. Die Nutzung dieser CMLs als opportunistische Niederschlagsmessungen wurde bereits vor über 15 Jahren vorgestellt (MESSER et al., 2006). CML-Daten sind in der Regel nicht öffentlich zugänglich, sondern müssen von Telekommunikationsanbietern bereitgestellt werden. Das KIT-Campus Alpin in Garmisch-Partenkirchen erfasst derzeit deutschlandweit Daten von mehr als 4.000 CMLs der Firma Ericsson über ein echtzeitnahes Datenerfassungssystem (CHWALA et al., 2016) mit einer zeitlichen Auflösung von einer Minute.

Die Prozessierung von CML-Dämpfungsdaten in eine pfadintegrierte Regenrate erfolgt in mehreren Schritten. CMLs die ein starkes Rauschen aufweisen, werden mithilfe von statistischen Filtern von der Regenabschätzung ausgenommen. Anschließend werden im Dämpfungssignal Zeiträume detektiert, deren Fluktuationen auf Niederschlag zurückzuführen sind. Dies schließt viele Fluktuationen, die durch andere meteorologische Parameter wie Wind oder Strahlung verursacht sein können, aus. Hierzu wurde ein datengetriebener Ansatz gewählt, der die Fluktuationen mit einem Convolutional Neural Network (CNN) klassifiziert (POLZ et al., 2020).

Um die durch Regen erzeugte Dämpfung quantifizieren zu können, muss ein Referenzniveau der Signalstärke ohne Regen abgeschätzt werden. Dieses ergibt sich aus dem Mittel der trockenen Zeitschritte vor dem jeweiligen Ereignis. Die so erhaltene Dämpfung muss noch von dem überproportional stark dämpfenden Einfluss von Wassertropfen auf den Radomen der CML-Antennen bereinigt werden. Hierzu wurde ein regenratenabhängiges Verfahren verwendet. Je höher die Regenrate, desto stärker wird das Signal korrigiert. Die Zunahme der Korrektur flacht mit Zunah-

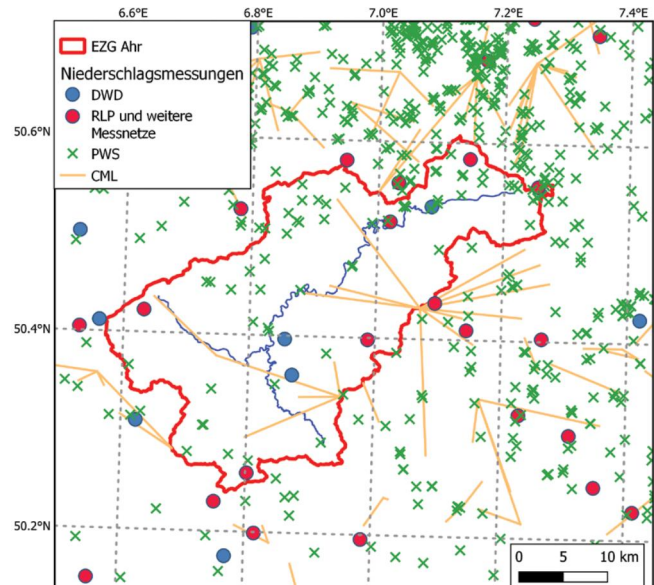


Abbildung 2

Lage der verwendeten privaten Wetterstationen (PWS) und Richtfunkstrecken des Mobilfunknetzes (CLM) sowie der Stationen des Deutschen Wetterdienstes (DWD) im Raum des Ahr-Einzugsgebiets.

men der Regenraten jedoch ab und hat somit eine Obergrenze (LEIJNSE et al., 2008). Die bereinigte Dämpfung wird mittels der k-R-Beziehung in eine pfadgemittelte Regenrate umgerechnet.

Die prozessierten Niederschlagsdaten der CMLs wurden dann ebenfalls mit dem im Kapitel 2.1 beschriebenen Verfahren gefiltert und der systematische Fehler korrigiert. Zusätzlich wird bei der Interpolation mittels Kriging die Länge und Orientierung der Richtfunkstrecken mit berücksichtigt. Die für diese Untersuchung verfügbaren PWS- und CML-Daten im Bereich des Ahr-Einzugsgebiets sind in Abbildung 2 dargestellt.

3 Kombination von verschiedenen OS-Sensoren

Um den verschiedenen geometrischen Eigenschaften (Punkt- und Linieninformationen) sowie den höheren Unsicherheiten der OS-Daten gerecht zu werden, wurde ein Framework aus Ordinary Kriging und Block Kriging entwickelt. Abbildung 3.1 zeigt die Gewichte der verschiedenen Eingangsdaten (DWD, PWS, CML) für den Fall, dass die Liniensegmente jeweils durch deren Mittelpunkt ersetzt werden und somit mittels Ordinary Kriging berechnet werden können. In den angegebenen Beispielen a) bis d) in Abbildung 3.1 werden dadurch alle Eingangsdaten gleich gewichtet. Erweitert man das Interpolationsframework durch einen Block-Kriging-Ansatz, so kann auch die Linienstruktur der CMLs berücksichtigt werden. In Abbildung 3.2 a) bis d) sieht man, dass sich die Gewichte nun in Abhängigkeit der Länge und Ausrichtung der CMLs verändern. Im letzten Schritt wird zusätzlich noch die verschiedene Datenunsicherheit berücksichtigt. Diese lässt sich über das Verhältnis von Nugget zu Sill aus dem Variogramm ableiten. Abbildung 3.3 a) bis d) zeigt, dass sich die Gewichte hin zu den DWD-Daten verschieben, da diese die geringste Datenunsicherheit besitzen.

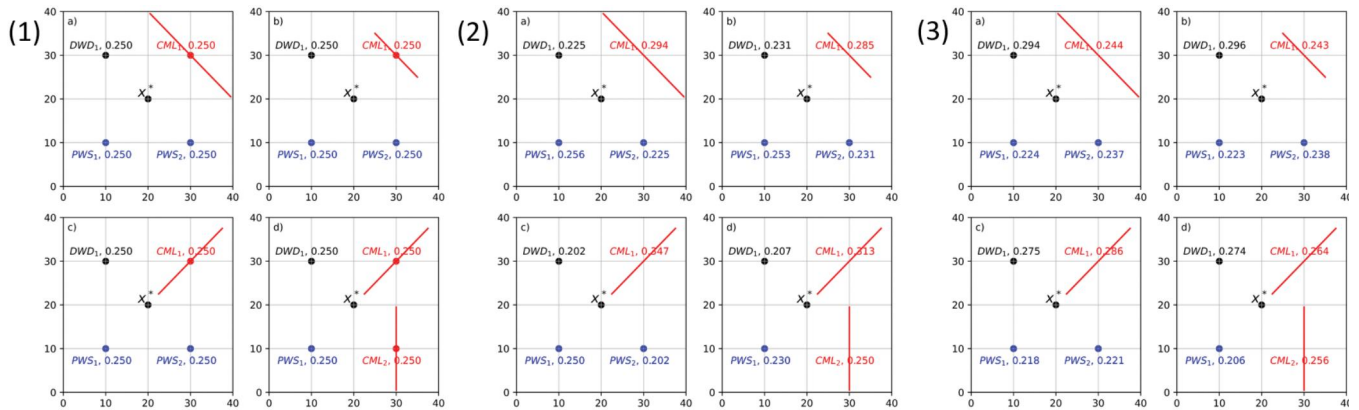


Abbildung 3
Veränderung der Kriging-Gewichte je nach Berücksichtigung der Geometrien und Unsicherheiten von opportunistischen Sensoren.

4 Erste Ergebnisse am Fallbeispiel Ahr-Hochwasser Juli 2021

Die Abschätzung der Abflussspitzen des Ahr-Hochwassers im Juli 2021 ist u. a. durch den Ausfall von Pegeln sowie durch Verkläuerungen und Rückstauereffekte mit größeren Unsicherheiten verbunden. Auch die Frage nach den tatsächlich gefallenen Niederschlagssummen stellte sich in der Auf- und Nachbereitung des Hochwasserereignisses im LFU RLP, weshalb weitere Niederschlagsprodukte generiert wurden. Eine Auswahl dieser Produkte wurde für Nachberechnungen mit dem Wasserhaushaltsmodell LARSIM zur Ermittlung der Scheitelabflüsse ausgewählter Pegel an der Ahr eingesetzt (LfU, 2022). In Abbildung 4 ist das Einzugsgebiet der Ahr mit den Pegelkontrollbereichen (PKB) des LARSIM-Modells dargestellt. In Tabelle 1 sind die in dieser Studie verwendeten Niederschlagsprodukte aufgeführt.

Aufgrund erster Auswertungen ist zu vermuten, dass sowohl die online verfügbaren InterMet-Daten als auch die vom DWD nachberechneten RADOLAN-RL-Daten die tatsächlich gefallenen Gebietsniederschläge unterschätzen. Dies zeigt sich beim Vergleich der Gebietsniederschläge für ausgewählte PKB, die in Tabelle 2 dargestellt sind. Neben dem InterMet- und dem RADOLAN-RL-Produkt wurden die Gebietsniederschläge zusätzlich auf Basis

der interpolierten DWD-Stationen (DWD) sowie zwei weiterer Kombinationen von DWD-Stationen, Niederschlagsstationen der Landesmessnetze Rheinland-Pfalz und weiterer Messnetze (RLP) mit OS-Sensoren ausgewertet (Tab. 1 und Abb. 5).

Hierbei zeigt sich, dass die Gebietsniederschläge der drei auf konventionellen Niederschlagsmessnetzen basierenden Niederschlagsprodukte (InterMet, RADOLAN-RL, DWD) von den beiden Kombinationen von DWD und RLP mit PWS bzw. PWS und CML zum Teil deutlich übertroffen werden. Die Kombination mit PWS liefert dabei für die meisten PKB die höchsten Gebietsniederschläge, nur im PKB Bad Bodendorf und im Bereich unterhalb von Bad Bodendorf liegen die Werte leicht unter denen der Kombination mit PWS und CML. Die CMLs reduzieren die Gebietsniederschläge in den anderen PKB, eine abschließende CML-Prozessierung, welche die durch eine komplette Signaldämpfung während Niederschlagsspitzen auftretende Lücken füllt, steht allerdings noch aus. In den PKB Müsch und Kirmutscheid liefert diese Kombination mit PWS und CML die niedrigsten Gebietsniederschläge. Die Produkte InterMet, RADOLAN-RL und DWD zeigen in einigen PKB recht ähnliche Werte, in anderen unterscheiden sie sich etwas deutlicher. In den PKB Kreuzberg und Altenahr mit den höchsten Gebietsniederschlägen führt insbesondere die Interpolation mit den DWD-Stationen (DWD) zu

Tabelle 1 Übersicht über die verwendeten Niederschlagsprodukte und deren Datengrundlage.	
Niederschlagsprodukt	Datengrundlage
InterMet	Interpolation basierend auf Stationsdaten des Niederschlagsmessnetzes des Deutschen Wetterdienstes, der Landesmessnetze Rheinland-Pfalz und weiterer Messnetze (Datenbasis LfU).
RADOLAN-RL	An Stationsdaten angeeichtes Radarprodukt des Deutschen Wetterdienstes (Datenbasis DWD, nach dem Ereignis erstellter Datensatz).
DWD	Interpolation aus dem Niederschlagsmessnetz des Deutschen Wetterdienstes (Modell Universität Stuttgart).
DWD_RLP_NET	Kombinierte Interpolation aus dem Niederschlagsmessnetz des Deutschen Wetterdienstes, den Landesmessnetzen Rheinland-Pfalz und weiteren Messnetzen (Primärstationen) sowie privaten Wetterstationen (PWS) als zusätzliche opportunistische Sensoren (Sekundärstationen) (Modell Universität Stuttgart/KIT).
DWD_RLP_NET_CML	Kombinierte Interpolation aus dem Niederschlagsmessnetz des Deutschen Wetterdienstes, den Landesmessnetzen Rheinland-Pfalz und weiteren Messnetzen (Primärstationen) sowie privaten Wetterstationen (PWS) und Richtfunkstrecken des Mobilfunknetzes (CML) als zusätzliche opportunistische Sensoren (Sekundärstationen) (Modell Universität Stuttgart/KIT).

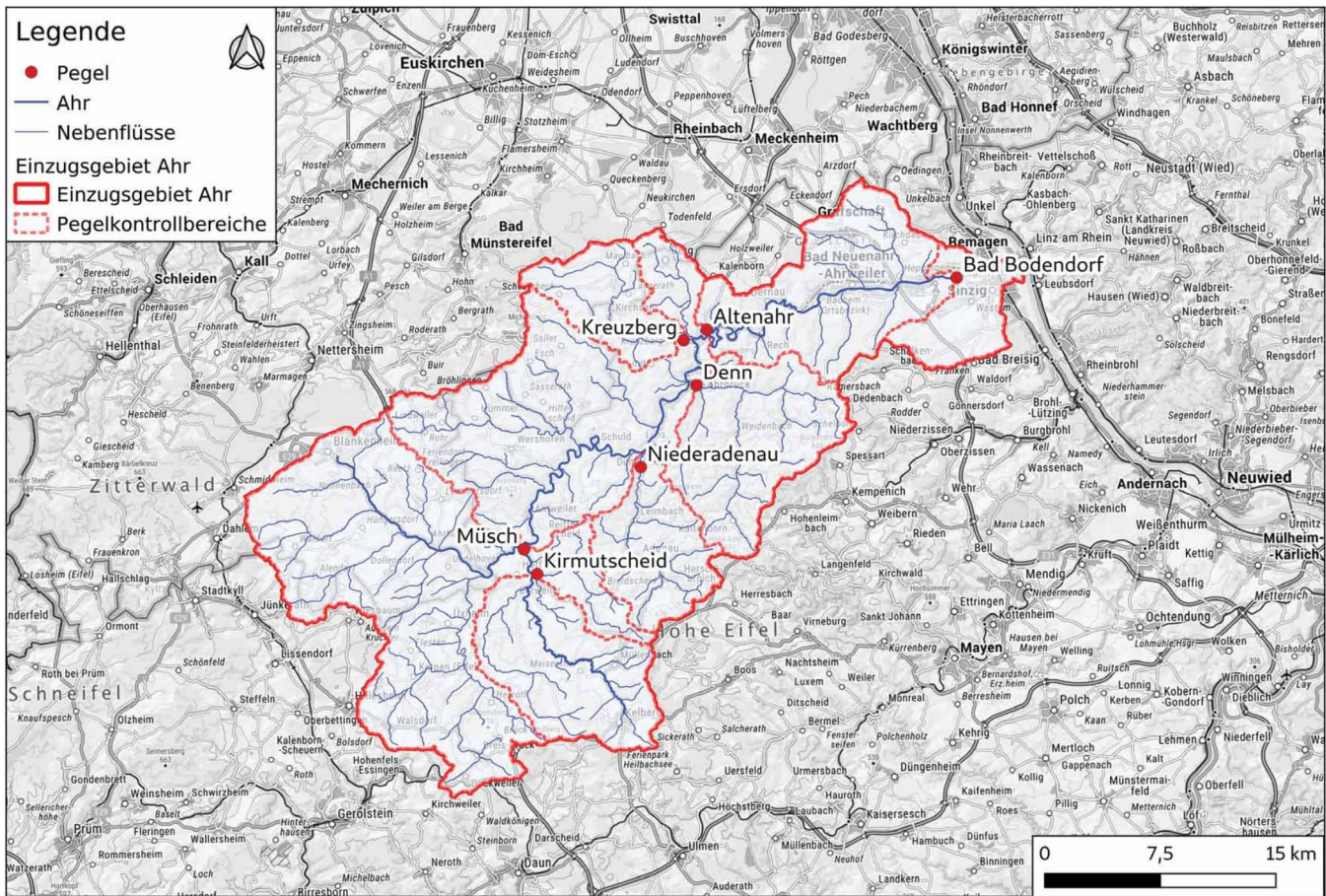


Abbildung 4
Pegel und Pegelkontrollbereiche (PKB) im Ahr-Einzugsgebiet.

deutlich niedrigeren Werten als die Kombinationen mit PWS bzw. PWS und CML.

Zusätzlich zu den Gebietsniederschlägen sind in Tabelle 2 beispielhaft die mit dem LARSIM-Modell simulierten Scheitelwerte am Pegel Altenahr unter Verwendung des vom DWD nach-

prozessierten Produkts RADOLAN-RL sowie des Produkts DWD_RLP_NET dargestellt. Hierbei zeigt sich, dass sich die Ergebnisse der Gebietsniederschläge auch in den Abflusswerten widerspiegeln. Der mit RADOLAN-RL angetriebene Modellauf weist einen deutlich geringeren Abfluss auf als der mit DWD_RLP_NET angetriebene Modellauf.

Tabelle 2 Niederschlagssummen der unterschiedlichen Produkte in den PKB des Ahr-Einzugsgebiets im Zeitraum 14. Juli 2021 von 05:00 bis 22:00 Uhr (MEZ) sowie die mit LARSIM simulierten Abflüsse.					
Pegelkontrollbereich	InterMet [mm]	RADOLAN-RL [mm]	DWD [mm]	DWD_RLP_NET [mm]	DWD_RLP_NET_CML [mm]
Müsch	114,2	120,9	117,7	126,6	112,0
Kirmutscheid	100,5	99,9	103,0	105,1	92,3
Niederradenau	91,8	93,8	98,8	114,5	99,6
Denn	84,2	81,8	81,8	104,1	87,1
Kreuzberg	136,9	143,9	102,4	158,9	149,7
Altenahr	121,4	130,9	110,2	152,6	141,3
Bad Bodendorf	71,6	70,0	69,4	77,4	78,4
Bereich Ahr unterhalb Bad Bodendorf	51,1	47,8	55,7	66,4	67,0
Simulierter Scheitelwert am Pegel Altenahr		563 m ³ /s		801 m ³ /s	

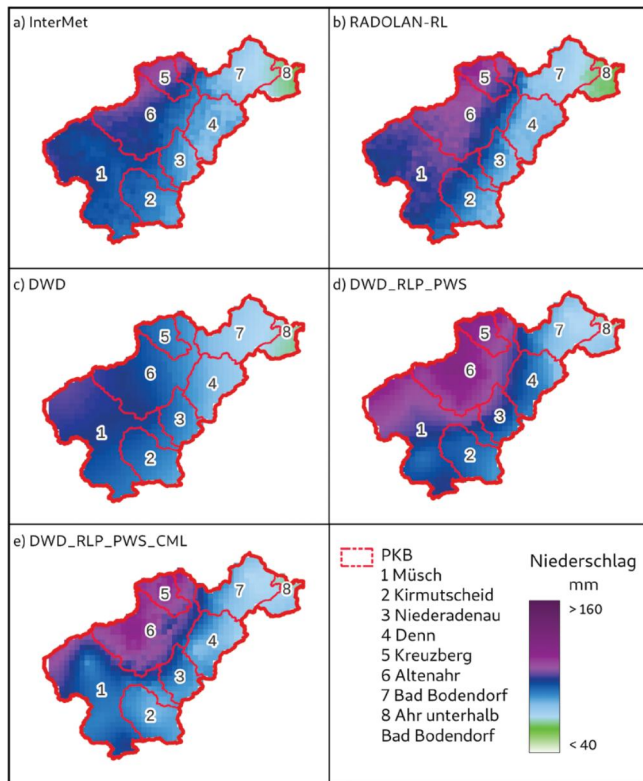


Abbildung 5
Gebietsniederschläge in den Pegelkontrollbereichen (PKB) im Einzugsgebiet der Ahr für a) InterMet, b) RADOLAN-RL, c) Interpolationen basierend auf DWD-Stationen, d) Kombination DWD und RLP mit PWS und e) Kombination DWD und RLP mit PWS und CML.

In Abbildung 6 ist der zeitliche Verlauf der stündlichen Gebietsniederschlagssummen im Ahr-Einzugsgebiet dargestellt. Der Verlauf ist für alle Niederschlagsprodukte weitgehend sehr ähnlich. Im Zeitraum zwischen 15:00 und 17:00 Uhr jedoch liegen die Gebietsniederschläge mit zusätzlichen OS-Sensoren deutlich über denen der anderen Niederschlagsprodukte, das DWD-Messnetz zeigt hier die niedrigsten Werte.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Studie am Beispiel des Ahr-Hochwassers im Juli 2021 zeigt, dass die Abschätzung von Gebietsniederschlägen unter Verwendung von opportunistischen Sensoren verbessert werden kann. Die Stationsdichte des DWD-Messnetzes war in diesem Fall nicht ausreichend, um die Niederschläge und deren räumliche Verteilung im Einzugsgebiet der Ahr zu erfassen. Vor allem im Bereich des PKB Kreuzberg im nördlichen Einzugsgebiet und im PKB Altenahr waren offensichtlich hohe Niederschläge zu verzeichnen, die nicht vom herkömmlichen Bodenmessnetz erfasst wurden. Dies wird auch durch Untersuchungen von ROGGENKAMP & HERGET (2022) bestätigt, die mittels Abflussabschätzungen anhand von Wasserständen und Querprofilen feststellten, dass die nördlichen Einzugsgebiete der Ahr einen erheblichen Anteil am Abflussgeschehen während des Hochwassers im Juli 2021 hatten. Diese räumliche Niederschlagsverteilung wurde von RADOLAN-RL zwar erfasst, jedoch vermutlich auf Grund von Dämpfung unterschätzt. Auch in den anderen PKB sind zum Teil deutliche Unterschiede in den

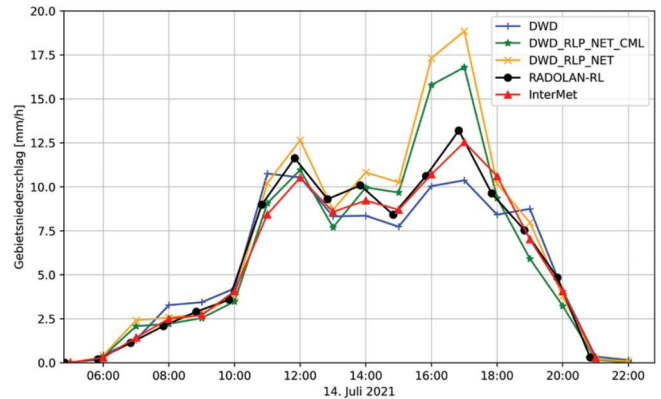


Abbildung 6
Zeitlicher Verlauf der Niederschlagssummen im Ahr-Einzugsgebiet für die verschiedenen Niederschlagsprodukte.

verschiedenen Niederschlagsprodukten zu erkennen, wobei die OS-basierten Produkte mit die höchsten Gebietsniederschläge lieferten.

Die Gebietsniederschläge mit den Daten der OS ergaben auch deutlich höhere und plausible Abflussspitzen bei den LARSIM-Simulationen. Diese deutliche Differenz in den Spitzenabflüssen lässt vermuten, dass im Falle des Ahr-Hochwassers im Juli 2021 aufgrund der gesättigten Böden jeder zusätzliche Niederschlagsinput direkt abflusswirksam wurde.

Das Heranziehen von zusätzlichen Informationen aus OS-Sensoren bietet großes Potenzial, um Abschätzungen von Gebietsniederschlägen zu verbessern. Eine sorgfältige Kontrolle und Korrektur dieser Daten ist jedoch zwingend notwendig. Weitere Untersuchungen und Forschungsarbeiten zu diesem Thema sind geplant. Unter anderem soll die hohe zeitliche Auflösung der Daten aus PWS (5 Minuten) und CML (1 Minute) ausgenutzt werden, was eine Erweiterung der Filter zur Qualitätskontrolle nötig macht. Auch muss das Interpolationsframework auf solche hohen zeitlichen Auflösungen angepasst werden. Zur Validierung sollen weitere Hochwasserereignisse der letzten Jahre untersucht werden, um den Nutzen der OS-Daten zu verifizieren.

Anschriften der Verfasser:

Prof. Dr. András Bárdossy
Dr. Jochen Seidel
Micha Eisele
Abbas El Hachem
Institut für Wasser- und Umweltsystemmodellierung,
Universität Stuttgart
jochen.seidel@iws.uni-stuttgart.de

Prof. Dr. Harald Kunstmann
Dr. Christian Chwala
Maximilian Graf
Institut für Meteorologie und Klimaforschung
Atmosphärische Umweltforschung (IMK-IFU)
KIT-Campus Alpin, Garmisch-Partenkirchen
Lehrstuhl für Regionales Klima und Hydrologie,
Institut für Geographie, Universität Augsburg

Norbert Demuth
Nicole Gerlach
Landesamt für Umwelt Rheinland-Pfalz

Literaturverzeichnis

- BÁRDOSSY, A., SEIDEL, J. & A. EL HACHEM (2021): The use of personal weather station observations to improve precipitation estimation and interpolation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(2), 583–601. DOI: 10.5194/hess-25-583-2021.
- CHEN, A.B., BEHL, M. & J.L. GOODALL (2018): Trust me, my neighbors say it's raining outside: Ensuring data trustworthiness for crowdsourced weather stations. *Proceedings of the 5th Conference on Systems for Built Environments*, 25–28. DOI: 10.1145/3276774.3276792.
- CHWALA, C., KEIS, F. & H. KUNSTMANN (2016): Real-time data acquisition of commercial microwave link networks for hydrometeorological applications. *Atmospheric Measurement Techniques*, 9(3), 991–999. DOI: 10.5194/amt-9-991-2016.
- DE VOS, L.W., LEIJNSE, H., OVEREEM, A. & R. UIJLENHOET (2019): Quality Control for Crowdsourced Personal Weather Stations to Enable Operational Rainfall Monitoring. *Geophysical Research Letters*, 46(15), 8820–8829. DOI: 10.1029/2019GL083731.
- DEVOS, L.W., DROSTE, A.M., ZANDER, M.J., OVEREEM, A., LEIJNSE, H., HEUSINKVELD, B.G., STEENEVELD, G.J. & R. UIJLENHOET (2020): Hydrometeorological Monitoring Using Opportunistic Sensing Networks in the Amsterdam Metropolitan Area. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 101(2), E167–E185. DOI: 10.1175/BAMS-D-19-0091.1.
- DOBLER, L., GERLACH, N. & A. HINTERDING (2004): Interpolation stündlicher und tagesbasierter meteorologischer Parameter – Gesamtdokumentation, Unveröffentlichter Projektbericht, Institut für Geoinformatik der Westfälischen Wilhelms-Universität, Münster.
- DWD (2020): RADOLAN Kurzbeschreibung – Radargestützte Analysen stündlicher Niederschlagshöhen im Echtzeitbetrieb für Deutschland (RADOLAN) und Mitteleuropa (RADOLAN-ME), Deutscher Wetterdienst, Offenbach am Main.
- GRAF, M., EL HACHEM, A., EISELE, M., SEIDEL, J., CHWALA, C., KUNSTMANN, H. & A. BÁRDOSSY (2021): Rainfall estimates from opportunistic sensors in Germany across spatio-temporal scales. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 37, 100883. DOI: 10.1016/j.ejrh.2021.100883.
- GRAF, M., CHWALA, C., POLZ, J. & H. KUNSTMANN (2020): Rainfall estimation from a German-wide commercial microwave link network: Optimized processing and validation for 1 year of data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(6), 2931–2950. DOI: 10.5194/hess-24-2931-2020.
- LEG (Hrsg.) (2021): Das Wasserhaushaltsmodell LARSIM – Modellgrundlagen und Anwendungsbeispiele, LARSIM-Entwicklergemeinschaft – Hochwasserzentralen LUBW, BLfU, LfU RP, HLNUG, BAFU, unter: <https://www.larsim.info/das-modell/dokumentation/>.
- LEIJNSE, H., UIJLENHOET, R. & J.N.M. STRICKER (2008): Microwave link rainfall estimation: Effects of link length and frequency, temporal sampling, power resolution, and wet antenna attenuation, *Adv. Water Resour.*, 31, 1481–1493. DOI: 10.1016/j.advwatres.2008.03.004.
- LfU RLP (2022): Hochwasser im Juli 2021 – Bericht, Landesamt für Umwelt Rheinland-Pfalz, Mainz (in Bearbeitung).
- LENGFELD, K., KIRSTETTER, P.-E., FOWLER, H., YU, J., BECKER, A., FLAMIG, Z. & J. GOURLEY (2020): Use of radar data for characterizing extreme precipitation at fine scales and short durations. *Environmental Research Letters* 15, 085003. DOI: 10.1088/1748-9326/ab98b4.
- MESSER, H., ZINEVICH, A. & P. ALPERT (2006): Environmental Monitoring by Wireless Communication Networks. *Science*, 312(5774), 713–713. DOI: 10.1126/science.1120034.
- MET OFFICE & NETATMO (2021): EUMETNET Sandbox: surface observations from Met Office WOW and Netatmo networks. NERC EDS Centre for Environmental Data Analysis. <http://catalogue.ceda.ac.uk/uuid/37d6ea7956a74af0bef827b94e0fb602>.
- OVEREEM, A., LEIJNSE, H. & R. UIJLENHOET (2013): Country-wide rainfall maps from cellular communication networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(8), 2741–2745. DOI: 10.1073/pnas.1217961110.
- POLZ, J., CHWALA, C., GRAF, M. & H. KUNSTMANN (2020): Rain event detection in commercial microwave link attenuation data using convolutional neural networks. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(7), 3835–3853. DOI: 10.5194/amt-13-3835-2020.
- ROGGENKAMP, T & J. HERGET (2022): Hochwasser der Ahr im Juli 2021 – Abflusseinschätzung und Einordnung. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, 66 Jg. Heft 1, 40–49.
- VILLARINI, G. & W.F. KRAJEWSKI (2010): Review of the Different Sources of Uncertainty in Single Polarization Radar-Based Estimates of Rainfall. *Surveys in Geophysics*, 31(1), 107–129. DOI: 10.1007/s10712-009-9079-x.