



Nutzung von Niederschlagsradar-Informationen zur Hochwasseranalyse: Möglichkeiten und Grenzen

Eine Zusammenfassung der Nutzung von Niederschlagsradar-Informationen in den Forschungsprojekten Inno_MAUS, AVOSS und ZWILLE der BMBF-Fördermaßnahme Wasser-Extremereignisse (WaX) mit einer Einführung vom DWD.

Mitwirkende: Axel Bronstert¹, Andreas Hänsler², Maik Heistermann¹, Alrun Jasper-Tönnies³, Tanja Winterrath⁴, Janek Zimmer⁵

Die Veröffentlichung erfolgte mit Unterstützung des WaX Vernetzungs- und Transfervorhabens Aqua-X-Net.

¹ Universität Potsdam; WaX-Projekt: Inno_MAUS

² Universität Freiburg; WaX-Projekt AVOSS

³ hydro & meteo GmbH; WaX-Projekt ZWILLE

⁴ Deutscher Wetterdienst (DWD); WaX-Lenkungskreis

⁵ Kachelmann GmbH; WaX-Projekt AVOSS

Hintergrund:

Dieses Informationspapier ist auf Initiative der Verbundprojekte Inno_MAUS, AVOSS und ZWILLE der BMBF-Fördermaßnahme „Wasser-Extremereignisse“ (WaX) mit Unterstützung des Deutschen Wetterdienstes (DWD) entstanden. Es bietet eine generelle Einführung zur Funktion von Wetterradaren gefolgt von einer Übersicht über die Nutzung von Radardaten in ausgewählten WaX-Projekten. Abschließend werden übergreifende Möglichkeiten und Grenzen bei der Nutzung von Niederschlagsradar-Informationen zur Hochwasseranalyse für die interessierte (Fach)öffentlichkeit aufgezeigt.

BMBF-Fördermaßnahme „Wasser-Extremereignisse“ (WaX)

Ziel der Fördermaßnahme „Wasser-Extremereignisse“ (WaX) des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) ist es, die nachteiligen Folgen von Dürren, aber auch von Starkregen- und Hochwasserereignissen durch verbesserte Managementstrategien und Anpassungsmaßnahmen abzuwenden bzw. zu mindern. Zwölf interdisziplinäre und anwendungsorientierte Forschungsverbünde erarbeiten praxisnahe und fachübergreifende Ansätze, die die Auswirkungen von Wasserextremen auf die Gesellschaft und den natürlichen Lebensraum begrenzen und neue Perspektiven für die Wasserwirtschaft eröffnen.

Die Fördermaßnahme ist im Bundesprogramm „Wasser: N – Forschung und Innovation für Nachhaltigkeit“ angesiedelt, das Teil der BMBF-Strategie „Forschung für Nachhaltigkeit“ (FONA) ist.

Weitere Informationen: www.bmbf-wax.de

1	Einführung	2
1.1	Funktionsweise eines Wetterraders	2
1.2	Flächendeckende Information des Radarnetzes des Deutschen Wetterdienstes	3
1.3	Quantitative Niederschlagsschätzung und Niederschlagsnowcasting	3
1.4	Fehlerquellen	4
1.5	Die radarbasierte Niederschlagsklimatologie	4
1.6	Die Produkte des Deutschen Wetterdienstes	4
2	Beispiele aus den WaX-Projekten AVOSS, Inno_MAUS und ZwillE	5
2.1	Niederschlagsnowcasting im WaX Projekt „Inno_MAUS“	5
a.	Hintergrund und Ziele	5
b.	Daten	6
c.	Methoden	6
d.	Exemplarische Ergebnisse	8
e.	Schlussfolgerungen	9
2.2	Nutzung von Radar-Daten und Niederschlagsnowcasting im WaX Projekt „ZwillE“	9
a.	Hintergrund und Ziele	9
b.	Daten	10
c.	Methoden	10
d.	Exemplarische Ergebnisse	11
e.	Schlussfolgerungen	13
2.3	Radarbasierte Niederschlagsvorhersagen zur Quantifizierung von Unsicherheiten von Überflutungs- und Schadensvorhersagen im Wax-Projekt „AVOSS“	13
a.	Hintergrund und Ziele	13
b.	Daten	14
c.	Methoden	14
d.	Exemplarische Ergebnisse	14
e.	Schlussfolgerungen	15
3	Übergreifende Empfehlungen und Erkenntnisse: (künftige) Möglichkeiten, aber auch Grenzen der Nutzung von Niederschlagsradar-Informationen	16
4	Referenzen	17

1 Einführung

Weterradare sind Fernerkundungssysteme, mit denen eine flächendeckende dreidimensionale Erfassung des Niederschlags in der Atmosphäre erfolgt. Die Informationen über die horizontale und vertikale Ausdehnung von Niederschlagsgebieten sind dabei essenziell für eine Abschätzung der Niederschlagsintensitäten und -mengen in der Analyse sowie der Wettervorhersage und liefern somit einen wichtigen Baustein für Anwendungen in der Hydrologie.

1.1 Funktionsweise eines Weterradars

Ein Weterradar, schematisch dargestellt in Abbildung 1, besteht aus einem Sender und einer Antenne („Schüssel“). Diese befinden sich in der Regel – geschützt durch ein kugelförmiges Radom – auf einem Turm, um die Beeinträchtigung der Messung durch die Umgebung zu minimieren. Die Radaranlage dreht sich bei der Messung unter Variation des Elevationswinkels um die eigene Achse. Die ausgesandten Mikrowellen werden an den Niederschlagsteilchen in der Atmosphäre gestreut. Das zurückreflektierte Signal wird von einer Reflektorantenne detektiert und erlaubt die Schätzung der Niederschlagsmenge innerhalb eines definierten Volumensegments. Auf diese Weise wird die Atmosphäre in der Umgebung des Radars kontinuierlich gescannt.

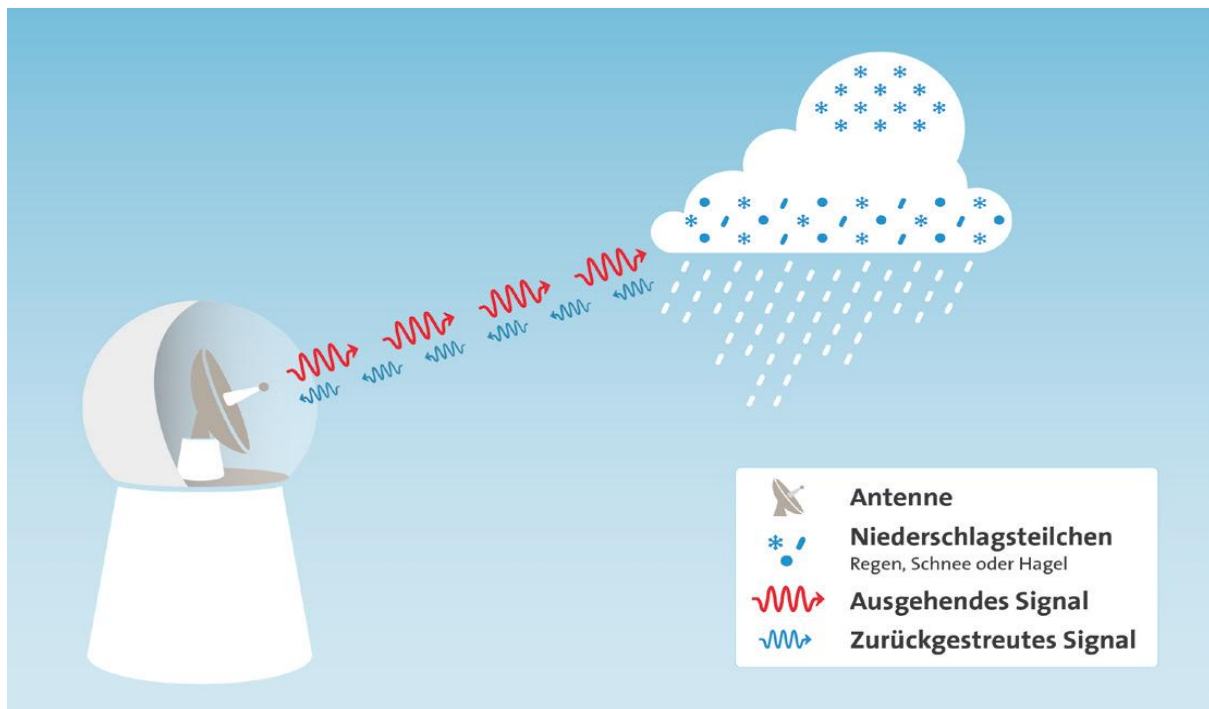


Abbildung 1: Schematische Darstellung der Funktionsweise eines Weterradars. **Quelle:** Bundesamt für Meteorologie und Klimatologie (MeteoSchweiz).

Weterradare operieren in Frequenzbereichen zwischen etwa 2,8 und 9,5 GHz. In Abhängigkeit von der Wellenlänge spricht man von X-Band-, C-Band- oder S-Band-Radare, die sich in ihrer räumlichen und zeitlichen Auflösung sowie der Reichweite unterscheiden und somit für verschiedene Anwendungen geeignet sind.

Moderne Radargeräte arbeiten mit zwei Polarisierungen. Durch die Kombination der Informationen aus horizontalen und vertikalen Polarisationsrichtungen lassen sich Informationen zur Form der Streukörper und somit genauere Daten zur Größe und dem Aggregatzustand für alle Formen des kondensierten Wassers in der Atmosphäre (sogenannte „Hydrometeore“) ableiten. Diese Daten bilden eine verbesserte Grundlage für die Abschätzung der Niederschlagsmenge sowie für die Unterscheidung zwischen festem und flüssigem Niederschlag.

1.2 Flächendeckende Information des Radarnetzes des Deutschen Wetterdienstes

Der Wetterradarverbund des DWD umfasst aktuell 17 Wetterradare, die im C-Band sowie in zwei Polarisierungsebenen operieren. Alle 5 Minuten wird ein Volumenscan mit 10 verschiedenen Elevationen durchgeführt, ergänzt durch einen Niederschlagsscan, der richtungsabhängig eine bodennahe Elevation besitzt und somit als repräsentativ für den bodennahen Niederschlag angesehen werden kann. Die Reichweite einer Messung ist durch die Abschwächung des Signals bestimmt und beträgt in den Standardprodukten des DWD 150 km. Die Auflösung beträgt 1° sowie 250 m in Strahlrichtung. Eine Verdichtung des Messnetzes mit 4 zusätzlichen X-Band-Geräten ist derzeit in Planung und Umsetzung.

Die Informationen der 17 Radarstandorte in Deutschland (https://www.dwd.de/DE/derdwd/messnetz/atmosphaerenbeobachtung/functions/Teasergroup/radarverbund_teaser5.html) werden zu einem sog. Komposit zusammengefügt. Alle 5 min liegt somit flächendeckend für Deutschland eine Niederschlagsinformation basierend auf den Radardaten vor.

1.3 Quantitative Niederschlagsschätzung und Niederschlagsnowcasting

Ein Radar misst den Niederschlag nicht direkt. Die Niederschlagsinformation muss aus den gemessenen Reflektivitäten abgeleitet werden. Klassisch erfolgt dies über die Anwendung einer Formel auf Basis einer standardisierten Tropfengrößenverteilung („Z-R-Beziehung“). Moderne Geräte bieten zusätzliche Informationen durch die Polarisationsmomente. Um eine bessere quantitative Bestimmung des Niederschlags zu erlangen, werden Informationen aus verschiedenen Quellen kombiniert. Dabei nutzt man die flächendeckende Information des Radars in Kombination mit der quantitativen Punktmessung des Niederschlags an Wetterstationen. Bei dem als „Aneichung“ bezeichneten Prozess korrigiert man die Absolutwerte des Radars auf Basis der Stationsmessungen unter Beibehaltung des räumlichen Bildes („RADOLAN“-Verfahren). Das Ergebnis ist ein deutschlandweites flächendeckendes Niederschlagsraster mit einer typischen Rasterweite von 1 km (perspektivisch auch 250 m) und einer zeitlichen Auflösung von 1 h. Um eine höhere zeitliche Auflösung sowie eine geringere Latenz in der Produktverfügbarkeit zu erzielen, arbeitet der DWD aktuell verstärkt an einer Einbindung opportunistischer Daten, z. B. Daten von Richtfunkstrecken und privaten Wetterstationen, die potenziell in großer Anzahl zeitnah verfügbar sind.

Treten lokale Starkregen auf, ist nicht nur die hoch aufgelöste Erfassung der Niederschläge essenziell. Für eine effektive Starkregen- und Sturzflutvorhersage ist die zeitnahe Bereitstellung von vorhergesagten Wetterinformationen notwendig. Ergebnisse klassischer Wettervorhersagemodelle stehen in der Regel nur alle 3 bis 6 Stunden mit einer Latenz von etwa einer Stunde zur Verfügung. Um die Lücke zwischen den Messungen und der numerischen Wettervorhersage zu schließen, werden Verfahren des sogenannten „Nowcastings“ (deutsch „Echtzeit-Vorhersage“), basierend auf den

aktuellen Niederschlagsmessungen, angewendet. Das Grundprinzip liegt darin, Informationen zur Verlagerung der Niederschlagsgebiete aus den vergangenen und aktuellen Messdaten zu ermitteln und auf die sehr nahe Zukunft (bis etwa ein bis zwei Stunden) anzuwenden. In den unten vorgestellten Projekten der Fördermaßnahme WaX wurden Verfahren für solche Vorhersagen weiterentwickelt. Beim DWD wird dafür aktuell im operationellen Betrieb ein Optical-Flow-Verfahren angewendet. Zur weiteren Verbesserung der Echtzeit-Vorhersagen und zur Überbrückung auf längere Vorhersagezeiträume wird beim DWD das Projekt „Seamless INtegrated FOrecastING sYstem-SINFONY“ durchgeführt. Ziel ist die Entwicklung eines integrierten Vorhersagesystems, welches für den Zeitraum von 0 bis 12 Stunden eine bruchfreie Vorhersage von schadensträchtigen Wetterereignissen und deren Auftretenswahrscheinlichkeiten ermöglichen wird. Das System kombiniert probabilistische Informationen eines Nowcasting-Verfahrens mit denen einer hochfrequenten numerischen Wettervorhersage. SINFONY befindet sich aktuell noch in der Entwicklung. Erste Produkte werden aber bereits im Sinne des Co-Designs in hydrologischen Anwendungen getestet.

1.4 Fehlerquellen

Verschiedene Einflussfaktoren bestimmen die Qualität bzw. Genauigkeit der radarbasierten Niederschlagsbestimmung. Diese können teilweise im Rahmen der Prozessierung korrigiert werden; andere führen zu einer Beeinträchtigung des Produkts. Einige der wichtigsten Fehlerquellen sind:

- Falschechos durch statische und bewegliche nicht-meteorologische Ziele, insbesondere Insekten und Windenergieanlagen
- Negative Speichen (Segmente ohne oder mit geringer Reflektivität) aufgrund von Abschattung, z. B. durch Bebauung oder Berge
- Positive Speichen aufgrund von Frequenzstörungen, insbesondere durch starkes WLAN
- Signaldämpfung durch Niederschlag, also z. B. - bildlich gesprochen - wenn eine Niederschlagszelle durch eine davor liegende verdeckt wird
- Messung in großen Höhen und dadurch
 - Horizontaler Versatz durch Winddrift
 - Messung oberhalb der Wolkendecke („Overshooting“)

1.5 Die radarbasierte Niederschlagsklimatologie

Neben den Echtzeitdaten des Niederschlags für die primäre Anwendung in der Wetter- und Hochwasservorhersage stellt der DWD nachprozessierte Radardaten für klimatologische Anwendungen zur Verfügung. Diese RADKLIM-Daten werden jährlich fortgeschrieben und umfassen den Zeitraum von 2001 bis heute. Die Prozessierung basiert auf RADOLAN und beinhaltet zusätzliche Korrekturverfahren sowie disaggregierte Tagesdaten für die Aneicherung, so dass die Werte von den Echtzeitprodukten abweichen können. Die RADKLIM-Daten bilden die Grundlage für den DWD-Starkregenkatalog CatRaRE, der Niederschlagsereignisse – radarbasierte flächenhafte Niederschlagsobjekte – mit anderen Geodaten (z. B. Topografie, Bevölkerungsdichte) verknüpft.

1.6 Die Produkte des Deutschen Wetterdienstes

Der DWD stellt eine Vielzahl verschiedener Radarniederschlagsprodukte zur Verfügung. Eine vollständige Auflistung der Radar- sowie RADOLAN-Produkte und ihrer Eigenschaften ist auf den

Internetseiten des DWD unter [Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - Leistungen - Radarprodukte](#) sowie [Deutscher Wetterdienst - Wasserwirtschaft - Radarniederschlag - RADOLAN - Produktübersicht](#) zu finden. Informationen zu den klimatologischen Daten sind unter www.dwd.de/radklim sowie www.dwd.de/catrare zu finden. Die wichtigsten – auch im Rahmen der hier vorgestellten Projekte verwendeten - Standardprodukte, die als entgeltfreie Geodaten zur Verfügung gestellt werden, sind Tabelle 1 zu entnehmen.

Umfangreiche Informationen zum Thema „Radarmeteorologie“ und dem integrierten Vorhersagesystem SINFONY finden sich im aktuellen Heft der DWD-Zeitschriftenreihe *promet* (DWD, 2024). Darüber hinaus stellt der DWD E-Learning-Module für SINFONY unter [Wetter und Klima - Deutscher Wetterdienst - SINFONY- E-Learning](#) bereit.

Tabelle 1: Die wichtigsten Produktgruppen des radarbasierten Niederschlags des DWD. Detailinformationen sowie eine umfassende Zusammenstellung aller verfügbaren Produkte sind den Internetseiten des DWD zu entnehmen.

Produktart	Produktkürzel (Auswahl)	Zeitliche Auflösung	Beschreibung
Standortprodukte	SWEEP, DX, PX	5 min	Lokale Reflektivitätsprodukte (Volumen- und Niederschlagsscan) in Polarkoordinaten
Reflektivitätsprodukte	RX, WX, WN	5 min	Deutschlandkomposit der Niederschlagsreflektivitäten
Nicht-angeeichte Niederschlagsprodukte	RY, RV	5 min	Deutschlandkomposit der aus dem Radarsignal abgeleiteten Niederschläge
Angeeichte Niederschlagsprodukte	RW	60 min	Deutschlandkomposit des in RADOLAN an Stationsdaten angeeichten Niederschlags
Quasi-angeeichte Niederschlagsprodukte	YW	5 min	Deutschlandkomposit des anhand RW skalierten RY

2 Beispiele aus den WaX-Projekten AVOSS, Inno_MAUS und ZwillE

2.1 Niederschlagsnowcasting im WaX Projekt „Inno_MAUS“

a. Hintergrund und Ziele

Herkömmliche Verfahren des Nowcastings bestehen darin, Niederschlagsmerkmale in einer Reihe aktueller Radarbilder zu verfolgen und ihre Bewegung durch numerische Advektion in die nahe Zukunft zu extrapolieren. Insbesondere in konvektiven Situationen haben derartige Modelle jenseits eines Vorhersagehorizonts von 30 Minuten aber nur noch eine sehr geringe Vorhersagefähigkeit (engl. „Skill“).

In den letzten Jahren hat sich Deep Learning (DL) als Alternative zu herkömmlichen Verfahren der Nachverfolgung und Extrapolation etabliert. Das Potenzial entsprechender Anwendungen ist enorm – dank massiver Archive von Niederschlagsradardaten, entsprechender Open-Source-Softwarebibliotheken und der Verfügbarkeit leistungsstarker Rechenressourcen (wie Grafikkarten und Tensorprozessoren). Allerdings fällt bisherigen DL-Modellen das Nowcasting von Starkniederschlägen

besonders schwer. Das ist besonders problematisch, da Frühwarnsysteme ein zentraler Anwendungsbereich für Nowcasting-Tools sind.

Die Hypothese ist, dass DL-Modelle Schwierigkeiten haben, generalisierbare Muster zu erkennen, wenn sie darauf trainiert werden, ein breites Spektrum an Niederschlagsintensitäten und -mengen vorherzusagen. Wir streben daher an, die Leistung von DL-Modellen durch eine Vereinfachung und Fokussierung des Lernziels auf Starkniederschläge zu verbessern. Dies bietet gleichzeitig die Möglichkeit, das Lernziel gezielter auf die tatsächlichen Anforderungen von Nutzern abzustimmen. Wir veranschaulichen diese Vereinfachung anhand von zwei Aspekten:

1. Zeitliche Auflösung des Nowcasts: Üblicherweise sagen Nowcasting-Modelle Niederschläge in zeitlichen Intervallen von Minuten (oft 5 Minuten) voraus. Dies ist teilweise historisch bedingt, da herkömmliche numerische Extrapolationsmethoden eine hohe zeitliche Auflösung benötigten, um Niederschlagsfelder in die Zukunft zu verlagern. Während eine solche hohe Auflösung für einige Anwendungen nützlich sein kann, genügt es für andere, die kumulierte Niederschlagsmenge der nächsten Stunde vorherzusagen (z. B. die Warnstufen des DWD für Starkniederschlag mit einer Dauer von einer Stunde; <https://www.dwd.de/DE/service/lexikon/begriffe/S/Starkregen.html>). Wir beziehen daher die Zielvariable der Vorhersage auf die kumulierte Niederschlagsmenge über die nächste Stunde.

2. Regression versus Segmentierung: In der Frühwarnung für Niederschläge interessiert sich der Nutzer nicht unbedingt für die genaue Niederschlagsmenge, sondern eher für die Überschreitung spezifischer Schwellenwerte. Der Deutsche Wetterdienst verwendet beispielsweise drei Warnschwellen für stündliche Niederschlagsmengen (15, 25 und 40 mm). Die Werte solcher Schwellen können jedoch stark vom Kontext abhängen. Anstatt die Trainingsaufgabe darauf auszurichten eine kontinuierliche numerische Variable vorherzusagen, definiert man hier das Lernziel als Segmentierung, bei der vorhergesagt wird, wo der Niederschlag der nächsten Stunde einen bestimmten Schwellenwert überschreitet.

Hier geht es zu der Projektwebsite <https://www.uni-potsdam.de/de/inno-maus>.

b. Daten

Entsprechend der im Abschnitt 1.6 erklärten verfügbaren Daten aus Niederschlagsradarmessungen werden für die Entwicklungen im Projekt Inno_MAUUS folgende Daten genutzt:

- RADKLIM-YW für Training/Validierung/Test des Verfahrens
- RY für die direkte Echtzeitanwendung (da YW erst nach 25 bis 30 Minuten verfügbar ist)

c. Methoden

Ausgangspunkt für ein verbessertes Nowcasting ist das auf der Methode U-Net (für die Bildsegmentierung entwickeltes Faltungs-Neuronales Netzwerk) basierende Regressionsmodell **RainNet2020** (Ayzel et al., 2020). Diese Methode hat sich im Vergleich zu herkömmlichen Benchmark-Modellen bei der Vorhersage niedriger bis moderater Niederschlagsintensitäten als überlegen erwiesen; jedoch scheiterte es an der Vorhersage von Niederschlagsintensitäten über 5 mm/h. Um die Vorhersagegüte für Starkregen zu verbessern, wurde RainNet2020 grundlegend überarbeitet:

- Die Trainingsdaten wurden auf Starkregenereignisse beschränkt,

- die Strategie zur Datenaufteilung optimiert,
- der räumliche Bereich des Modells verkleinert und
- einige architektonische Verbesserungen implementiert.

Das resultierende Modell, **RainNet2024 (Ayzel und Heistermann, 2025)**, diente nun als Benchmark, um es mit einer Reihe von Segmentierungsmodellen (**RainNet2024-S, Ayzel und Heistermann, 2025**) zu vergleichen. Diese arbeiten im gleichen räumlichen Bereich, mit denselben Trainings- und Testdaten sowie derselben Architektur, jedoch mit der Trainingsaufgabe, die Überschreitung von Niederschlagsschwellen innerhalb der nächsten Stunde vorherzusagen – anstelle kontinuierlicher Intensitäten in 5-Minuten-Intervallen.

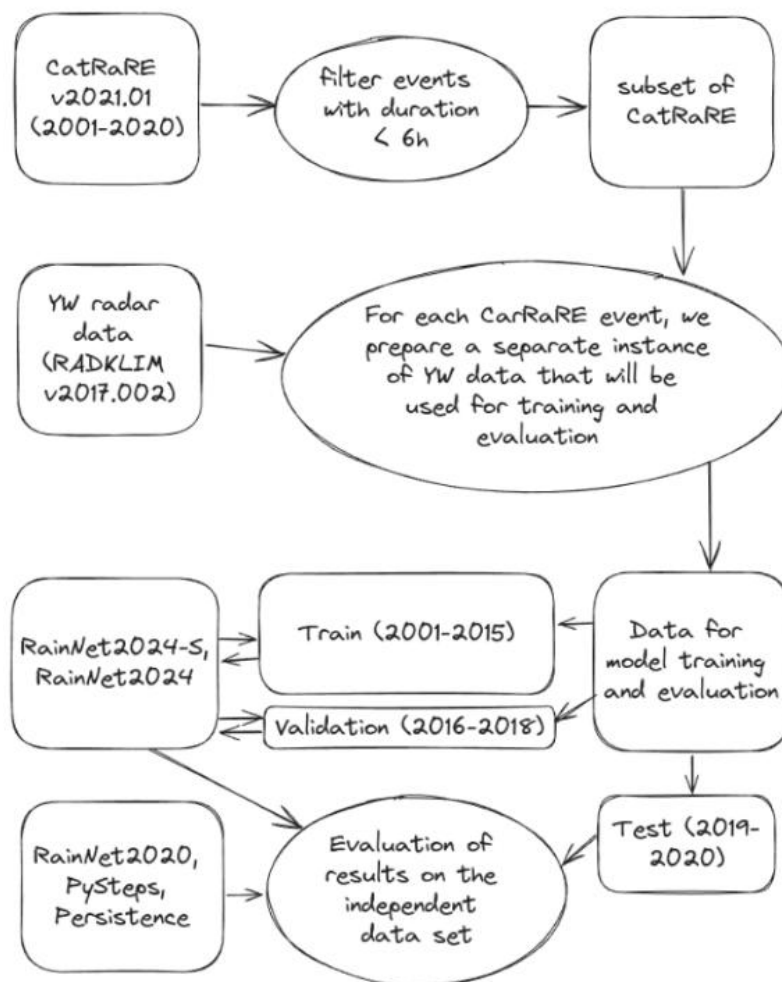


Abbildung 2: Setup des Benchmarkexperiments. **Quelle:** aus Ayzel und Heistermann, 2025.

Weitere Benchmarkmodelle:

- **PySTEPS** als State-of-the-Art Vertreter des konventionellen Nowcasting-Ansatzes mittels Extrapolation und der Annahme Langranger Persistenz
- Triviales Benchmark der Annahme von **Persistenz** (Niederschlag bleibt so wie er zum aktuellen Zeitpunkt beobachtet wird)

Abbildung 2 zeigt das allgemeine Setup des Benchmarking-Experiments, in welchem der Vorhersageskill der unterschiedlichen Modelle anhand des Critical Success Index (CSI) überprüft wurde. Besonders hervorzuheben ist hier, dass v. a. extreme Starkregenereignisse kurzer Dauer für Training, Validierung und Testen der Modelle verwendet wurden (Auswahl mit Hilfe des CatRaRE-Katalogs des DWD; <https://www.dwd.de/DE/leistungen/catrare/catrare.html>).

d. Exemplarische Ergebnisse

Abbildung 3 zeigt die Ergebnisse des Benchmarking-Experiments, also die Fähigkeit (Skill) der Modelle, die Überschreitung unterschiedlicher Niederschlagsakkumulationen über die Dauer von einer Stunde nach dem Vorhersagezeitpunkt vorherzusagen. Folgende Erkenntnisse ergeben sich aus dieser Abbildung:

- RainNet2024 ist seinem Vorgänger RainNet2020 bei der Vorhersage von Starkniederschlägen in jeder Hinsicht deutlich überlegen und übertrifft auch die Konkurrenten PySTEPS und Persistence bis zu einem Schwellenwert von einschließlich 15 mm (DWD-Warnstufe 2).
- Die Familie der Segmentierungsmodelle (RainNet2024-S) hingegen übertrifft alle konkurrierenden Modelle für alle betrachteten Schwellenwerte. Angesichts der Abnahme des Skills mit steigendem Schwellenwert nimmt der relative Vorsprung von RainNet2024-S gegenüber seinen Konkurrenten relativ gesehen sogar mit steigendem Schwellenwert zu.
- Der Skill nimmt mit Höhe des Akkumulationsschwellenwertes deutlich ab. Bei einem Schwellenwert von 40 mm (DWD-Warnstufe 4) hat effektiv keines der Modelle Skill. Diese Erkenntnis ist konsistent mit der Literatur und ergibt sich aus der Tatsache, dass ein außerordentlich schwieriges Testproblem definiert wurde, indem man sich auf lokale konvektive Starkregenereignisse konzentriert.

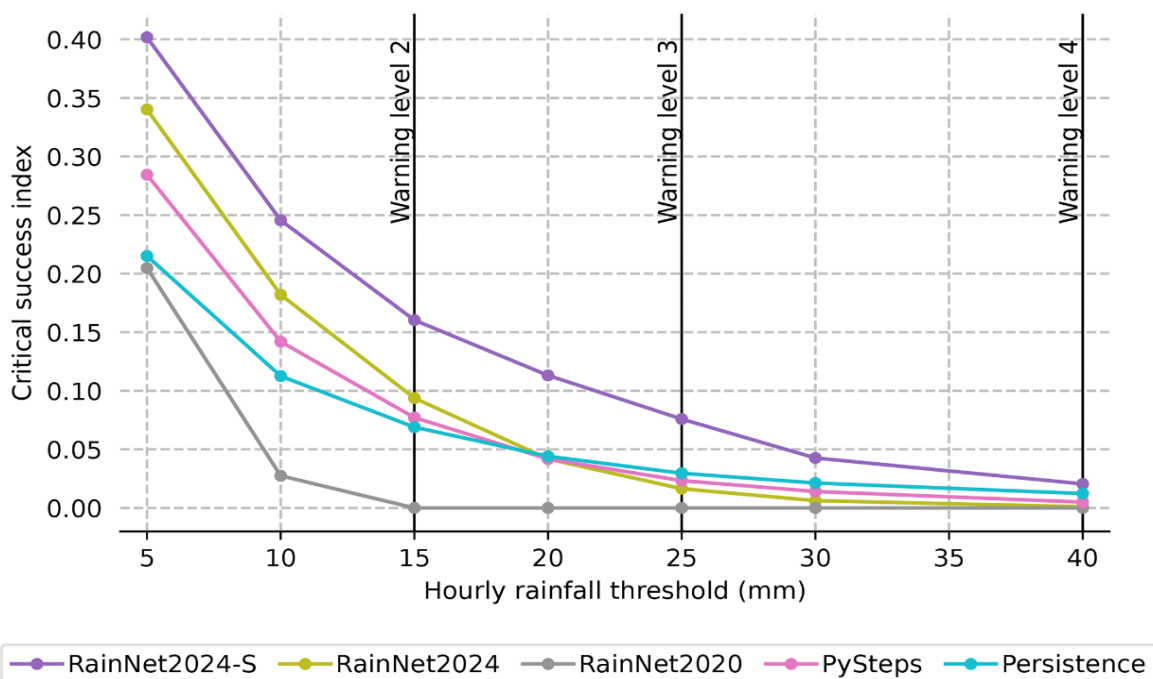


Abbildung 3: Fähigkeit (Skill, quantifiziert als CSI) der konkurrierenden Vorhersagemodelle für unabhängige Testdaten. **Quelle:** siehe oben, aus Ayzel und Heistermann, 2025.

Ferner konnte gezeigt werden, dass RainNet2024-S im Vergleich zu seinen Konkurrenten noch stärker davon profitiert, wenn die Anforderung einer kilometerscharfen räumlichen Auflösung von Schwellenwertüberschreitungen gelockert wird (anhand des sog. Fractions Skill Scores, Ergebnisse hier nicht gezeigt).

e. Schlussfolgerungen

DL-basierte Modelle für die Regenvorhersage haben offenbar Schwierigkeiten, generalisierbare Muster zu erkennen, wenn sie für die Vorhersage eines breiten Spektrums von Niederschlagsintensitäten und -höhen trainiert werden. Die Forschung untersucht daher, wieweit DL-Modelle besser lernen können, wenn die Trainingsaufgabe vereinfacht wird. Dies kann erreicht werden, indem das Lernziel spezifischer auf Variablen zugeschnitten wird, die für den Benutzer tatsächlich relevant sind.

Dafür wurde die Aufgabe wie folgt vereinfacht: (i) Anstatt die Niederschlagsintensität in 5-Minuten-Schritten für die nächste Stunde vorherzusagen, beziehen wir uns auf die Gesamtakkumulation über die nächste Stunde; (ii) statt für kontinuierliche Niederschlagswerte interessieren wir uns allein für die Überschreitung impactrelevanter Schwellenwerte (z. B. DWD-Warnstufen).

Mit Hilfe eines umfangreichen und anspruchsvollen Benchmarkingexperiments konnte die Gültigkeit der Hypothese belegt werden. Es mag auf den ersten Blick wenig überraschen, dass diejenigen Modelle (RainNet2024-S) bei der Lösung einer spezifischen Aufgabe überlegen sind, die für die Lösung ebendieser Aufgabe trainiert wurden. Tatsächlich ist es aber keineswegs selbstverständlich, dass dies auch funktioniert: Die Ergebnisse belegen ein zusätzliches Maß an Vorhersagbarkeit im System, das den generisch trainierten Modellen offenbar verborgen geblieben ist.

2.2 Nutzung von Radar-Daten und Niederschlagsnowcasting im WaX Projekt „Zwille“

a. Hintergrund und Ziele

Im Projekt Zwille wird ein Digitaler Zwilling (ein virtuelles Abbild) der siedlungswasserwirtschaftlichen Infrastruktur Hannovers entwickelt. Der digitale Zwilling spiegelt auf Grundlage von aktuellen Messdaten und Simulationsmodellen den aktuellen Zustand des abgebildeten Systems wider. Durch die Einbeziehung von Prognosen der wichtigsten Einflussfaktoren wie z.B. Niederschlags- und Abflussdaten wird eine vorausschauende Szenario-Analyse ermöglicht. Die Erstellung eines digitalen Zwillings dient als Basis für eine proaktive Bewältigung von extremen Niederschlagsereignissen. Mehr Informationen sind hier zu finden <https://zwille-projekt.de/>.

Durch den Aufbau und die Zielstellung des digitalen Zwillings ergeben sich besondere Anforderungen an die Verarbeitung und die Bereitstellung der Niederschlagsdaten. Um diesen gerecht zu werden, wurde die Software SCOUT (hydro & meteo, 2009) erweitert. Für die integrierte Kanalnetz- und Kläranlagensimulation sowie die Überflutungssimulation spielt insbesondere die Echtzeitbereitstellung der Daten in einer hohen Qualität eine wichtige Rolle.

b. Daten

Verwendet wird das Sweep-Produkt des DWD-Radars Hannover mit einer Auflösung von 250 m x 1° und einem Zeitschritt von 5 min. Regenschreiberdaten vom DWD und der Stadtentwässerung Hannover (SEH) werden für die Aneichung der Radardaten verwendet. Die Aufbereitung der Daten erfolgt in mehreren Schritten.

Die Daten werden mit der Software SCOUT korrigiert und aufbereitet, unter Verwendung von verschiedenen Filtern und Korrekturmethode(n) (Jasper-Tönnies u. Jessen, 2014). Nach der Korrektur erfolgt eine flächengewichtete Umrechnung auf ein kartesisches 500 m x 500 m Raster. Die Regenschreiberdaten werden kontinuierlich für die Quasi-Aneichung der von Radar gemessenen Niederschlagsintensitäten verwendet, basierend auf Daten der vorhergehenden 3 Stunden.

c. Methoden

Um die Qualität der Regeninformationen in einem Echtzeit-System zu verbessern, wurde eine neue Methode zur Anpassung („Aneichung“) von Radar-Daten und Regenstations-Daten entwickelt. Die Methode wurde in die Software SCOUT implementiert und ermöglicht eine „Quasi-Aneichung“ des aktuellen Radarbilds, basierend auf einem Faktor- und Differenzenverfahren (Strehz et al., 2021). Neu ist ein sich flexibel anpassender Algorithmus, in Abhängigkeit von der Anzahl an Punkten mit gültiger Niederschlagsmessung und ihrem Abstand zum betrachteten Rasterpunkt, wobei Annahmen zur Messungenauigkeit von Radar- und Regenschreibermessungen berücksichtigt werden. Zudem wurde eine Advektionsberechnung der Aneichfelder integriert, um die Bewegung des Niederschlagsfelds mit Methoden aus dem Nowcasting, wie Zellerkennung und Semi-Lagrange-Verfahren, zu berücksichtigen. Ergänzend erfolgt eine automatische Regenschreiberprüfung auf Basis von Radar- und Regenschreiberdaten (Fennig et al., 2021).

Die Nowcast-Methode verwendet Radarbilder der letzten 7 Zeitschritte oder 35 Minuten. Sie basiert auf einem Zell-Tracking-Algorithmus, der Niederschlagszellen mit einer Mindestgröße von 20 Rasterpunkten oberhalb eines Reflektivitätsgrenzwerts erfasst. Die Zellen werden anhand ihrer Position und Größe verfolgt, und aus den Verschiebungsvektoren wird ein 2D-Advektionsfeld approximiert. Die Advektion des Niederschlags auf dem Raster wird mithilfe einer Semi-Lagrange-Methode berechnet, wobei Filter eingesetzt werden, um Diffusionseffekte zu vermeiden. Darüber hinaus sind Routinen zum Zellwachstum und -schrumpfung implementiert, die bei der Berechnung von Ensemble-Nowcasts zum Einsatz kommen.

Die Ensemble-Nowcasts werden mittels Variation der Vorhersageparameter erzeugt. Die Bandbreite hängt von der Varianz der Eigenschaften der nachverfolgten Zellen ab sowie von Annahmen zur Veränderung des Windfelds und zu Messfehlern. Eine gemeinsame Evaluierung von mit SCOUT erzeugten Ensemble-Nowcasts sowie von kombinierten Vorhersagen aus radarbasierten Nowcasts und numerischen Wettervorhersagen (NWP) ergab, dass die Ensemble-Vorhersagen gegenüber der deterministischen Vorhersage eine bessere Vorhersage von Starkregenereignissen ermöglichen (Jasper-Tönnies et al., 2017). Gegenüber dem in Jasper-Tönnies et al. (2017) beschriebenen Verfahren wurden mehrere Änderungen vorgenommen: Die Rasterweite der Radardaten wurde von 1 km auf 0,5 km verringert, und der Vorhersagezeitschritt wurde von 5 min auf 1 min verkürzt, wodurch aggregierte Niederschläge präziser berechnet und künstliche Extremwerte bei hohen Zuggeschwindigkeiten vermieden werden. Der Algorithmus zur Zellerkennung wurde unter

Berücksichtigung von Eingangsdaten mit höherer Auflösung erweitert, durch entsprechend angepasster Grenzwerte zur Wiedererkennung von Zellen, wie z. B. Mindestgröße, und durch eine Iteration der Zellerkennung über verschiedene Grenzwerte des Niederschlags, so dass Zellen in verschiedenen Intensitätsniveaus erkannt werden können. Schließlich wurden die Parameter, die die Ensemble-Bandbreite beeinflussen, auf Basis von für Hannover aufbereiteten Daten aktualisiert, um Unsicherheiten besser abzubilden. Ein Blending der Radar-Nowcasts mit numerischen Wettervorhersagen findet statt, um einen verlängerten Vorhersagezeitraum zu ermöglichen. Hierbei wird das aktuelle Wettervorhersage-Ensemble ICON-D2-EPS des DWD verwendet.

d. Exemplarische Ergebnisse

Die Erhöhung der Auflösung und die Erweiterung der Nowcast-Methode führen nach dem aktuellen Stand der Auswertungen zu einer Verbesserung der Vorhersage. Abbildung 4 zeigt exemplarisch die Ergebnisse der Ensemble-Vorhersage im Vergleich zur vorhergehenden Version (SCOUT VS5.2.5.31). Es wird deutlich, dass die höhere Auflösung und der kürzere Vorhersagezeitschritt zu einer feineren Aggregation und einer ähnlicheren Niederschlagsverteilung im Vergleich zur Summe auf Basis der Messungen führt.

In einer Auswertung von 10 Starkregenereignissen über Hannover wurden die Vorhersagesummen mit den gemessenen Radarsummen verglichen. Dabei schnitt das aktualisierte Verfahren mit erhöhter Auflösung in 6 von 10 Fällen besser ab als das bisherige. Nur in einem Fall waren die Ergebnisse schlechter, bei den übrigen 3 Ereignissen ungefähr gleich gut.

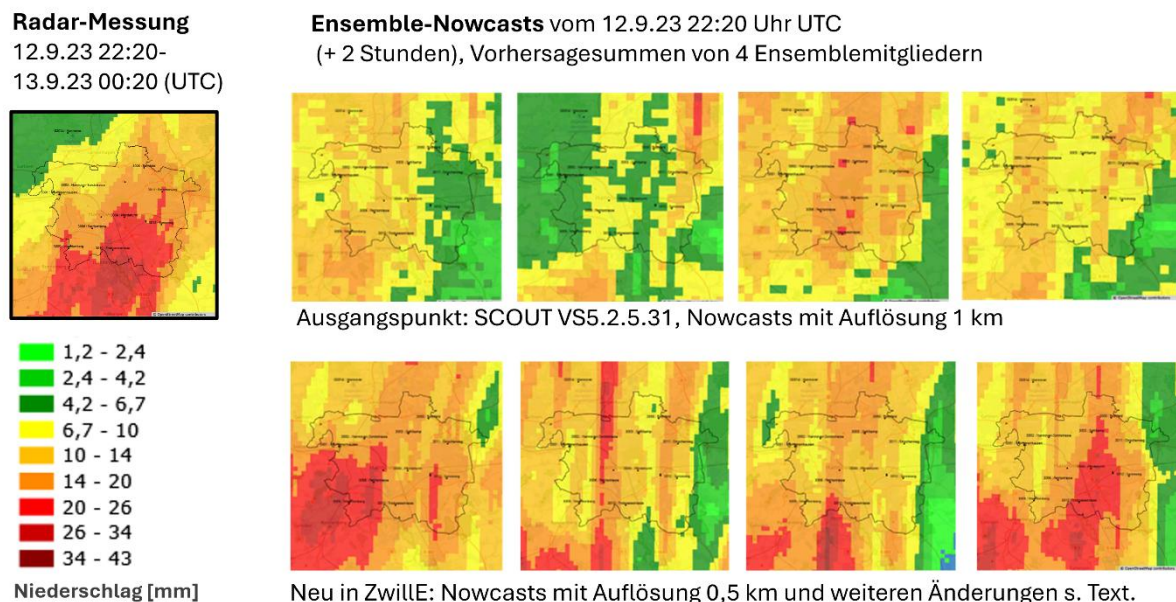


Abbildung 4: Ensemble-Nowcasts über Hannover. Dargestellt sind Vorhersagesummen über 2 Stunden von 2 verschiedenen Vorhersageensembles mit je 4 Realisierungen im Vergleich zur Radarmessung. **Quelle:** hydro & meteo GmbH, 2025 im Rahmen von Zwille.

Für die Darstellung und die Weiterverwendung im Digitalen Zwilling ist die statistische Einordnung der Niederschläge relevant. Gemessene und vorhergesagte Niederschläge werden dafür über verschiedene Dauerstufen aggregiert und in Hinblick auf die statistische Wiederkehrzeit, in

verschiedenen Dauerstufen von 15 min bis 24 h ausgewertet. Die Auswertung erfolgt durch Vergleich mit KOSTRA-DWD-2020 (DWD, 2023) für den jeweiligen KOSTRA-Rasterpunkt über Hannover. Darauf basierend wird der Starkregenindex (SRI) nach Schmitt et al. (2018) berechnet.

Eine Auswertung von mehreren Starkregenereignissen mit Feuerwehreinsätzen in Hannover, sowie ein Vergleich mit Überflutungssimulationen auf Basis eines gekoppelten 1D-Kanal- und 2D-Oberflächenmodells zeigte, dass die maximal erreichte Wiederkehrzeit auf Basis von Dauerstufen von 15 min bis 24 h ein geeigneter Indikator für das Auftreten von starkregenbedingten Schäden und Überflutungen in Hannover ist. Abbildung 5 zeigt ein Beispiel von einem Starkregenereignis am 15. Oktober 2019. Weitere Faktoren, die sich auf die Anzahl von Feuerwehreinsätzen auswirken, sind u. a. die Bevölkerungsdichte und die Landnutzung.

Die Karten über die maximale Wiederkehrzeit werden in ZWILLE als Zwischenschritt für die schnelle Abschätzung von überfluteten Flächen im Stadtgebiet Hannover verwendet. Weitere Eingangsdaten für das Verfahren RadEF (Abk. für: Radar-based fast Estimation of Flooding) sind im Voraus mit einem gekoppelten Abflussmodell gerechnete Überflutungskarten auf Basis von Modellregen mit Wiederkehrzeiten von 2 bis 100 Jahren. Die Abschätzung der überfluteten Flächen erfolgt auf Basis von Messungen und Vorhersagen, wobei die Ensemble-Nowcasts für eine mittlere und eine maximale Vorhersage der Wasserstände genutzt werden, bei einer Rechenzeit von nur wenigen Minuten.

Auf Basis der angeeichten Radarmessungen werden außerdem Eingangsdaten für die Berechnung des Abflusses im Kanalnetz und für die Simulation der Kläranlagen bereitgestellt. Die Simulationen erfolgen mit dem Modellsystem SIMBA#, das im Projekt ZWILLE für den Echtzeit-Einsatz modifiziert und hinsichtlich der Rechenzeit optimiert wurde.

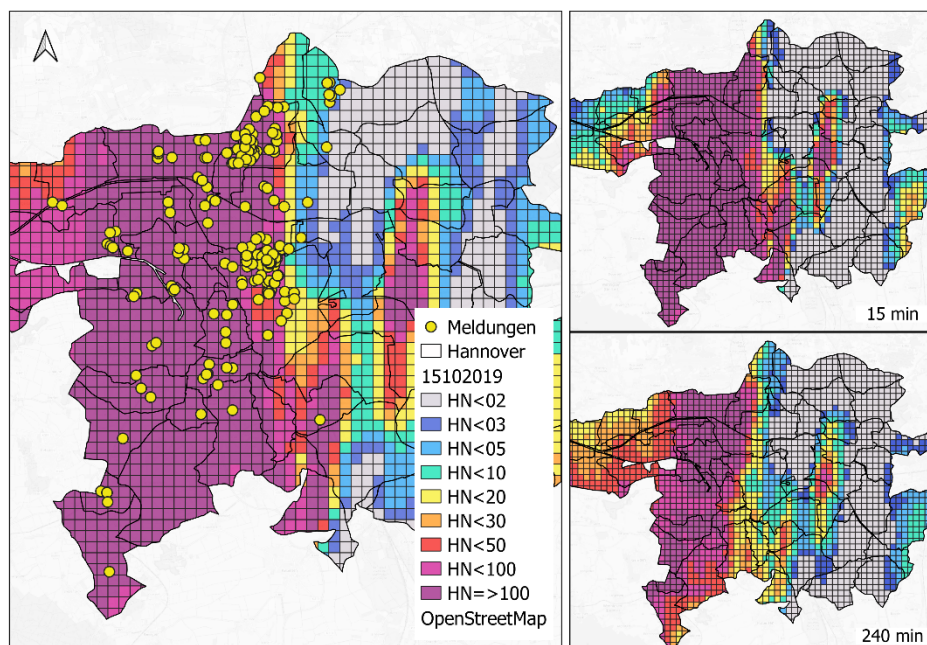


Abbildung 5: Maximale Wiederkehrzeit und starkregenbedingte Feuerwehreinsätze (gelbe Marker) am Beispiel eines Starkregenereignisses vom 15. Oktober 2019 in Hannover. Links: ausgewertet über alle Dauerstufen von 15 min bis 24h, rechts: für die Dauerstufen 15 min und 240 min. **Quelle:** hydro & meteo GmbH, 2025 im Rahmen von ZWILLE.

e. Schlussfolgerungen

Bei den Anwendungen des im Verbundprojekt ZwillE entwickelten Digitalen Zwillings für die Stadtentwässerung Hannover spielt die Datenqualität und die Aufbereitung der Radardaten als wesentliche Eingangsgröße eine wichtige Rolle. Die Verarbeitung der Niederschlagsdaten erfolgt durch eine erweiterte Version der Software SCOUT.

Die räumlich-zeitliche Bewegung des Niederschlagfelds wird in der Bearbeitungskette berücksichtigt, und die Auflösung der Radar-Nowcasts wurde erhöht. Die Ergebnisse zeigen, dass dies zu einer besseren Vorhersage von Starkregenereignissen beiträgt. Die maximale Wiederkehrzeit erwies sich als geeigneter Indikator für starkregenbedingte Überflutungen in Hannover. Mithilfe der Ensemble-Nowcasts werden Unsicherheiten abgebildet und es ergeben sich daraus weitere Anwendungen wie z. B. eine Vorhersage der maximal erwarteten Überflutung. Bei der Verarbeitung der Daten in Nahezeit müssen Kompromisse zwischen schneller Datenverfügbarkeit und Datenqualität gefunden werden.

2.3 Radarbasierte Niederschlagsvorhersagen zur Quantifizierung von Unsicherheiten von Überflutungs- und Schadensvorhersagen im Wax-Projekt „AVOSS“

a. Hintergrund und Ziele

Bestehende Warnwerkzeuge für Starkregen und deren Folgen beziehen sich häufig nur auf die Vorhersage von Niederschlag und beachten nicht die aktuellen hydrologischen Verhältnisse. Doch sind gerade hydrologische Eigenschaften wie die aktuelle Infiltrationskapazität der Böden, die Landbedeckung sowie geomorphologische Gebietscharakteristika letztlich dafür entscheidend, ob ein Starkregen auch eine – oftmals sehr schadensträchtige - Sturzflut auslöst. Eine belastbare Sturzflutwarnung muss daher neben den meteorologischen auch die hydrologischen Faktoren berücksichtigen.

Um diese Lücke zu schließen, wird im AVOSS Projekt ein Prototyp einer regionalen Echtzeit-Sturzflutvorhersage mittels eines Sturzflutindex (SFI) entwickelt. Dieser zeigt die aktuelle Sturzflutgefährdung für eine bestimmte Region an, unter Berücksichtigung der meteorologischen Vorhersagen, Radarvorhersagen sowie der vorherrschenden hydrologischen und hydraulischen Bedingungen. Zudem ist eine Kopplung mit einer lokalen Schadensvorhersage vorgesehen. Mehr zu dem Forschungsvorhaben findet man unter <https://www.avoss.uni-freiburg.de/>.

Zur Abschätzung der Grenzen und Unsicherheiten der entwickelten SFI-Vorhersage werden die Beiträge der einzelnen Komponenten der Vorhersagekette zu der Gesamtunsicherheit einer Echtzeit-Überflutungs- & Schadensvorhersage quantifiziert und vergleichend analysiert.

Ein wichtiger Teil der Gesamtunsicherheit stellt dabei die Unsicherheit der radarbasierten Niederschlagsvorhersagen dar, die über einen nachfolgend beschriebenen Ensembleansatz quantifiziert werden kann.

b. Daten

Die Daten basieren auf den Rohdaten der DWD –Radarstandorte (DX-Produkt, 128 km seit 2004/05 oder PX-Produkt 150 km seit 2015) sowie stündlichen Messwerten vornehmlich des DWD-Netzes.

c. Methoden

Die Nowcasting-Verfahren erfolgen im sog. Hindcast-Mode, d. h. es werden Niederschläge für Starkregenereignisse, die in der Vergangenheit stattgefunden haben, über eine ensemblebasierte Radarprognose mit den verfügbaren Daten und Methoden einer Echtzeit-Vorhersage prognostiziert und die resultierenden Vorhersagen dann mit dem tatsächlich eingetretenen Ereignis verglichen.

Die Aufbereitung und Bereitstellung der Radardaten und daraus abgeleiteter Vorhersageprodukte in AVOSS erfolgt durch die Kachelmann GmbH, die als assoziierter Partner im Bereich Forschung und Entwicklung in das AVOSS-Projekt mit eingebunden ist. Da es sich hierbei z. T. um privatwirtschaftliche Entwicklungen handelt, können nachfolgend einzelne Methoden nur in groben Zügen erläutert werden. Eine kurze Übersicht ist auch in Weiler et al., 2019 gegeben.

Generell erfolgt die Datenaufbereitung in zwei Schritten. In Teil 1 werden die Rohdaten qualitätsgeprüft und ggf. für systematische Fehler (z. B. Clutter etc.) korrigiert. Im Anschluss werden die korrigierten Reflektivitätswerte individuell für jeden Standort mit verfügbaren plausibilisierten Stationsdaten im Abtastbereich kalibriert und daraus 5-minütige Niederschlagssummen ermittelt. Dabei wird ein von der Kachelmann GmbH entwickeltes nicht-lokales Kalibrierungsverfahren angewendet, das systematische Zusammenhänge zwischen Radar- und Stationsdaten ermittelt.

Hinsichtlich der Vorhersage von Niederschlag erlaubt dieses Verfahren eine belastbare Schätzung von Radarniederschlagssummen (in mm) aus Reflektivitätswerten (in dBZ) selbst ohne aktuell verfügbare Stationswerte. Dadurch sind theoretisch quantitative Vorhersagen (inklusive Unsicherheitsangaben) für die kommenden 1 bis 2 Stunden ausgehend vom letzten Radarbild möglich. Für die Verlagerung des Niederschlagsfeldes werden aus vergangenen Radarbildern Zugvektoren diagnostiziert und die Regen-Intensitäten mit einem dafür entwickelten Modell vorwärts in der Zeit integriert.

Zur Bildung von Vorhersage-Ensembles lassen sich die Zug- und Intensitätsfaktoren in einem gewissen Rahmen variieren, so dass man ausgehend von derselben Startsituation durch realistische Variationen der Zugrichtung und -Geschwindigkeit entsprechende potenziell mögliche räumliche und zeitliche Abweichung in der Zugbahn von Starkregenereignissen erzeugen kann. Über die Berücksichtigung weiterer Faktoren wie z. B. der zeitlichen Persistenz oder der rückseitigen Neubildung (back-building) lassen sich auch die resultierenden Niederschlagsmengen bzw. Niederschlagsintensitäten im Vorhersagezeitraum variieren.

d. Exemplarische Ergebnisse

In Abbildung 6 werden die Ergebnisse verschiedener Nowcasting-Ensembles für das Starkregenereignis mit anschließender Sturzflut vom 2. Juni 2024 im Einzugsgebiet der Wieslauf (Baden-Württemberg) im Vergleich zu den im Nachgang des Ereignisses erstellten kalibrierten Radarsummen (Abbildung 6, links) dargestellt. Bei den Ensembles handelt es sich um ein reines Advektions-Ensemble (Abbildung 6, Mitte) versus eines Advektionsensembles, das zusätzlich noch die Möglichkeit der rückseitigen Neubildung

(back-building) hervorgerufen durch andauernde rückseitige Zufuhr feuchter Luft, über ein Korrekturverfahren der diagnostizierten Verlagerung mit einbezogen (Abbildung 6, rechts).

Das Ereignis ähnelt diversen historischen Ereignissen in der Form, dass es in einer moderat warmen und sehr feuchten Luftmasse zu lokalen begrenzten Starkregen mit Dauerstufen von max. 2 Stunden kam. Ausschlaggebend für die hohen Niederschlagsmengen im Bereich bis 100 mm war insb. die rückwärtige Neubildung von konvektiven Aufwinden im Zustrom der labilen Luftmasse aus Bayern, wodurch ein entsprechend methodisch erweitertes Nowcasting-Ensemble Niederschlagsmengen näher am beobachteten Ereignis vorhersagt (Abbildung 6, rechts). Eine „normale“ Verlagerung der Zellen allein hätte nicht zu solch großen Niederschlagsmengen (s. Abbildung 6, Mitte) geführt.

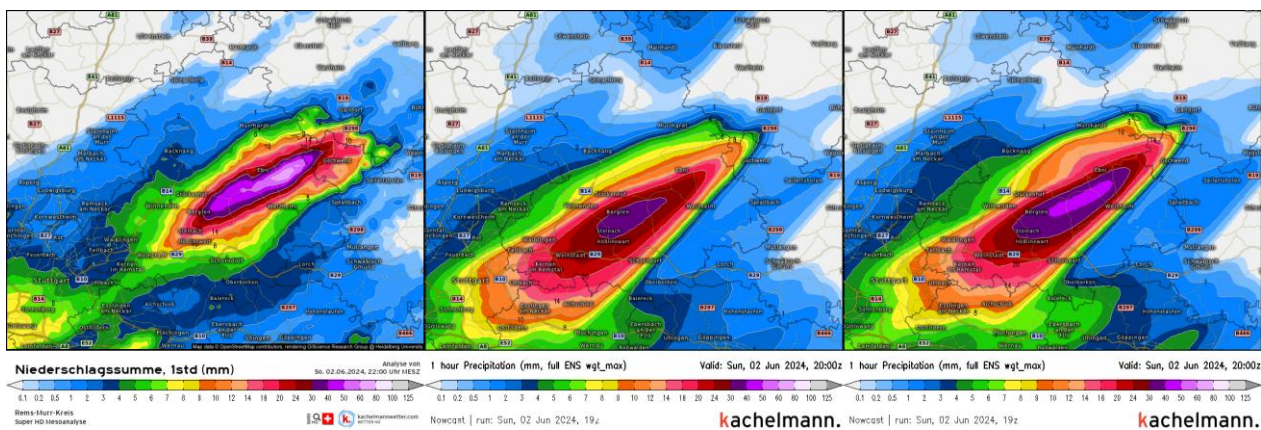


Abbildung 6: Wieslauf-Ereignis am 2.6.2024. Links: kalibrierte Radarsumme (inkl. Messwerte). Mitte: Radar Vorhersageensemble (Mittel von 25 Member) +1 Stunde ohne Berücksichtigung von Neubildung. Rechts: Radar Vorhersageensemble mit Zellneubildung. **Quelle:** Kachelmann GmbH, 2025 im Rahmen von AVOSS.

e. Schlussfolgerungen

Um die mit den Vorhersagen einhergehenden Unsicherheiten zu erfassen, wird im Rahmen von AVOSS ein Ansatz entwickelt, um Vorhersageensembles zu erstellen. Mit der Anwendung dieser Ensembles auf vergangene durch konvektiven Starkregen hervorgerufene Sturzflutereignisse lassen sich zum einen die Unsicherheiten der Niederschlagsvorhersage im Starkregenfall beurteilen. Zum anderen kann dieser Ansatz aber auch im Rahmen einer ensemblebasierten Überflutungs- und Schadensvorhersage dazu genutzt werden, den Anteil der Niederschlagsunsicherheit an der Gesamtunsicherheit der entsprechenden Sturzflutvorhersage zu quantifizieren.

3 Übergreifende Empfehlungen und Erkenntnisse: (künftige) Möglichkeiten, aber auch Grenzen der Nutzung von Niederschlagsradar-Informationen

Starkregenereignisse wie konvektive Gewitterzellen treten lokal begrenzt auf und werden daher vom Stationsmessnetz nur unzureichend erfasst. Lengfeld et al. (2020) berechneten, dass mehr als 80 % aller im DWD-Starkregenkatalog (CatRaRE) verzeichneten Ereignisse mit einer Dauer von einer Stunde nicht gemessen werden - der Niederschlag fällt „zwischen die Töpfe“. Ein bekanntes Beispiel hierfür ist das Extremereignis von Braunsbach 2016, wo im Einzugsgebiet keine Niederschlagsstation besteht (Bronstert et al., 2017).

Eine flächendeckende Beobachtung und daher bessere Erfassung lokaler Niederschlagsereignisse bieten Wetterradare. Aus diesem Grund ist es essentiell, bei der Betrachtung von Starkregen zusätzlich zu Stationsmessungen die flächendeckenden Radarmessungen zu verwenden. Dabei ist jedoch zu berücksichtigen, dass Radarmessungen naturgemäß mit großen Unsicherheiten in der quantitativen Niederschlagsbestimmung behaftet sind. Die WaX-Projekte Inno_M AUS, ZWILLE und AVOSS entwickeln spezifische Anwendungen, um Starkregen- und Sturzflutereignisse optimal vorhersagen zu können, woraus die folgenden Empfehlungen resultieren:

- **Vorhersagen von konvektiven Starkregenereignissen sind** aufgrund der Kurzfristigkeit und der lokalen Begrenzung sowie wegen der komplexen Dynamik und der Nichtlinearität der beteiligten physikalischen Prozesse **mit erheblichen Unsicherheiten behaftet**. Die Qualität der Vorhersage und die Zuverlässigkeit einer Warnung variiert von Ereignis zu Ereignis und hängt u. a. von der Größe eines Ereignisses und der Lebensdauer der Starkregenzellen ab.
- Quantitativ gute und räumlich genaue Vorhersagen werden häufig nur für einen **kurzen Vorhersagezeitraum** von unter einer Stunde erreicht.
- **Inno_M AUS**: Die Ergebnisse bzgl. einer verbesserte Vorhersagbarkeit von Starkregen sind vermutlich auch für andere Deep Learning-Modelle und Architekturen gültig. Es geht hier nicht darum, die besondere Überlegenheit der RainNet2024-S Modellfamilie zu belegen, sondern zu zeigen, dass eine **Zuschneidung des Lernziels auf spezifische Nutzerbedürfnisse** zumindest mit aktuell verbreiteten Architekturen zu einem verbesserten Lernergebnis führt. Wir empfehlen daher einen **verstärkten Dialog zwischen Nutzern und Entwicklern, um zu klären, welche Aufgaben ein spezifisches DL-Modell prioritär lösen soll**.
- **ZWILLE & AVOSS**: Ensemble-Nowcasts tragen dazu bei, **Unsicherheiten bei der Vorhersage von konvektiven Starkregenereignissen und starkregenbedingten Überflutungen zu berücksichtigen**. Die Qualität und Auflösung der Radardaten spielt eine entscheidende Rolle für Echtzeit-Anwendungen in der Stadthydrologie.
- **ZWILLE & AVOSS**: Für **längere Vorhersagezeiträume**, also im Zeitraum von 2h und mehr, lassen Ansätze zur Starkregenvorhersage, die rein auf Radar-Informationen beruhen, keinen Vorhersage skill erwarten. Hier müssen **zusätzlich die Simulationen dynamischer Wettermodelle mitberücksichtigt** werden und die Ergebnisse der beiden Methoden entsprechend überlagert werden. Im Rahmen von AVOSS werden dazu auch entsprechende Entwicklungen und Test durchgeführt.

4 Referenzen

- Ayzel, G. and Heistermann, M. (2025): Brief communication: Training of AI-based nowcasting models for rainfall early warning should take into account user requirements, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 25, 41–47, <https://doi.org/10.5194/nhess-25-41-2025>.
- Ayzel, G., Scheffer, T., and Heistermann, M. (2020): RainNet v1.0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting, *Geosci. Model Dev.*, 13, 2631–2644, <https://doi.org/10.5194/gmd-13-2631-2020>.
- Bronstert, A., Agarwal, A., Boessenkool, B., Fischer, M., Heistermann, M., Köhn-Reich, L., Moran, T., Wendi, D. (2017): Die Sturzflut von Braunsbach am 29. Mai 2016 - Entstehung, Ablauf und Schäden eines „Jahrhundertereignisses“. Teil 1: Meteorologische und Hydrologische Analysen. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, 61(3), 150-162.
- DWD (2023) Koordinierte Starkregenauswertung und -regionalisierung des Deutschen Wetterdienstes. <https://dwd.de/kostra>.
- DWD (2024): Radarmeteorologie. *Promet*, Heft107, Selbstverlag des Deutschen Wetterdienstes, 96 Seiten; DOI: 10.5676/DWD_pub/promet_107;
- Fennig, C., Einfalt, T., Jessen, M. (2022). Improvement of automatic rain gauge checks relevant to radar data adjustment. ERAD 2022–The 11th European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology, 29th Aug- 2nd Sep 2022, Locarno
- hydro & meteo (2009) The SCOUT Documentation, version 3.30. Lübeck, 69 pp.
- Jasper-Tönnies, A., and Jessen, M. (2014). Improved radar QPE with temporal interpolation using an advection scheme. In Proceedings of ERAD 2014–The 8th European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology, S. 1-5.
- Jasper-Tönnies, A., Hellmers, S., Einfalt, T., Strehz, A., & Fröhle, P. (2017). Ensembles of radar nowcasts and COSMO-DE-EPS for urban flood management. *Water Science and Technology*, 2017(1), 27-35.
- Lengfeld, K., Kirstetter, P.-E., Fowler, H.J., Yu, J. und Becker, A., Flamig, Z., Gourley, J. (2020): Use of radar data for characterizing extreme precipitation at fine scales and short durations, *Env. Res. Letters* 15(8), <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab98b4>.
- Schmitt, T. G., Krüger, M., Pfister, A., Becker, M., Mudersbach, C., Fuchs, L., Hoppe, H., Lakes, I. (2018): Einheitliches Konzept zur Bewertung von Starkregenereignissen mittels Starkregenindex. *Korrespondenz Abwasser Abfall*, 65(2), 113–120.
- Strehz, A., Behnken, U., Einfalt, T. (2021) Analyse der Datenqualität angeeichter Radardaten. Abstract u. Poster, Tag der Hydrologie 2021, Potsdam.
- Weiler, M., A. Haensler, J. Zimmer & M. MOSER (2019): Nutzung von Radardaten im Starkregenrisikomanagement in Baden-Württemberg, *Wasserwirtschaft*, 109, 63–67, <https://doi.org/10.1007/s35147-019-0311-4>.