

Bruno Merz, Dung Nguyen, Björn Guse, Heidi Kreibich, Nivedita Sairam, Heiko Apel, Mostafa Farrag, Li Han & Sergiy Vorogushyn

Kontinuierliche, räumlich verteilte Langzeitsimulation zur Abschätzung des Hochwasserrisikos für Deutschland

Continuous, spatially distributed long-term simulation for assessing river flood risk in Germany

Risikoabschätzungen sind eine wichtige Grundlage für das Management von Hochwasserrisiken und für Klimaanpassungsstrategien. Für größere Regionen basieren diese Abschätzungen typischerweise auf kleinräumigen Modellierungen, die zu einem großräumigen Bild zusammengesetzt werden. Dieses Vorgehen vernachlässigt raum-zeitliche Interaktionen und liefert keine realistischen Aussagen für das Gesamtrisiko größerer Regionen. Dieser Beitrag stellt als alternativen Ansatz die "abgeleitete Hochwasser-Risiko-Analyse basierend auf Langzeitsimulationen" und ihre Implementierung für Deutschland vor. Eine Modellkette, bestehend aus flächendetaillierten hydrologischen, hydraulischen und Schadens-Modellen, simuliert das Auftreten von extremen Abflüssen sowie resultierende Überflutungsflächen und Schäden. Diese Modellkette wird durch einen Wettergenerator angetrieben, der räumlich konsistente Felder von Klimavariablen liefert. Die Generierung von sehr langen, mehrere tausend Jahre umfassenden Zeitreihen erlaubt die Abschätzung von extremen Abflüssen und den entsprechenden Schäden. Die Berücksichtigung der raum-zeitlichen Bezüge in allen Modellkomponenten, vom Wettergenerator bis zum Schadensmodell, ist in der Lage, konsistente großräumige Risikoaussagen bereitzustellen. Für die berücksichtigten Flussabschnitte, d. h. die größeren Flüsse und Nebenflüsse in Deutschland, ergibt sich eine jährliche Schadenserwartung von ca. 580 Mio. Euro für die Sektoren Privathaushalte und Gewerbe/Industrie. Dieser Ansatz erlaubt es auch, plausible Extremszenarien zu entwickeln, die das Risikomanagement vor neue Herausforderungen stellen.

Schlagerwörter: Hochwasser, Flussüberschwemmung, Risikoabschätzung, Langzeitsimulation, Modellkette

Flood risk assessments are an important basis for risk management. For larger regions, these assessments are typically based on small-scale modelling and are subsequently compiled into a large-scale picture. However, this approach neglects space-time interactions and does not provide realistic risk statements for larger regions. This paper presents the "derived flood risk analysis based on long-term simulation" and its implementation for Germany as an alternative approach. A model chain consisting of spatially distributed hydrological, hydraulic, and damage models simulates the occurrence of extreme runoff, inundation, and direct economic damages. This model chain is driven by a weather generator that provides spatially consistent fields of climate variables. The generation of very long time series, spanning several thousand years with daily resolution, allows the estimation of extreme runoff and the corresponding damages. The inclusion of space-time dependencies in all model components, from the weather generator to the damage model, is able to provide consistent large-scale risk statements. For the considered river floodplains, i.e. large rivers and tributaries in Germany, we estimate the Expected Annual Damage to be around € 580 million for the economic sectors private households and commerce. This approach also allows the development of plausible extreme scenarios posing new challenges for flood risk management.

Keywords: Floods, river inundation, risk assessment, long-term simulation, model chain

1 Einleitung

Abschätzungen des Hochwasserrisikos werden nicht nur auf der lokalen Skala durchgeführt, z. B. zur Dimensionierung eines Hochwasserschutzbauwerks, sondern sind auch für größere Gebiete erforderlich. Beispiele sind großräumige Risikoabschätzungen im Versicherungssektor oder als Grundlage für nationale Strategien zur Klimaanpassung. Häufig werden großräumige Risikoanalysen aus lokalen Betrachtungen zusammengesetzt, indem mittels Extremwertstatistik an vielen Flussabschnitten Hochwasserabflüsse bestimmter Wiederkehrintervalle berechnet und mittels hydraulischer Modelle und Schadensmodelle in Überflutungsflächen und Schäden transferiert werden (WING et al., 2018; BUBECK et al., 2019). Wenn diese lokalen Aussagen zu einem großräumigen Bild aggregiert werden, ergeben sich unrealistische Szenarien, da die räumlichen Korrelationen nicht berücksichtigt sind. Die Fehler können erheblich sein: Beispielsweise überschätzt die Berechnung des Schadens für das 200-jährliche Hochwasser aus lokalen 200-jährlichen Werten den tatsächlichen

Schaden um 139 %, 188 % und 246 % für UK, Deutschland und Europa (NGUYEN et al., 2020).

Statistische Ansätze, die die räumliche Korrelation zwischen Hochwasserabflüssen an verschiedenen Pegeln berücksichtigen (LAMB et al., 2010; KEEF et al., 2013), entschärfen dieses Problem teilweise. Sie beziehen allerdings keine Interaktionen ein, wie sie bei Deichbrüchen auftreten, wenn oberstrom Deichbrüche die Hochwasserwahrscheinlichkeit unterstrom verändern (APEL et al., 2009; DE BRUIJN et al., 2014). Des Weiteren können diese Ansätze zeitliche Abhängigkeiten nicht explizit berücksichtigen. Beispiele für solche Abhängigkeiten sind die Vorbedingungen im Einzugsgebiet oder die Überlagerung von Hochwasserwellen aus Hauptfluss und Nebenfluss, die erheblichen Einfluss auf den Hochwasserscheitel haben (MIRZA, 2002; SCHRÖTER et al., 2015; GUSE et al., 2020).

Um diese Nachteile zu vermeiden, haben FALTER et al. (2015) die "abgeleitete Hochwasser-Risiko-Analyse basierend auf Langzeit-

simulation" (DFRA; Derived Flood **R**isk Analysis based on long-term simulation) entwickelt. Diese Methode ist eine Erweiterung der "abgeleiteten Hochwasser-**H**äufigkeits-Analyse basierend auf Langzeitsimulation" (DFFA; Derived Flood **F**requency Analysis based on long-term simulation; CAMERON et al., 1999; HABERLANDT & RADTKE, 2014; GRIMALDI et al., 2021). DFFA koppelt einen multi-Standort Wettergenerator mit einem räumlich verteilten hydrologischen Modell, so dass sehr lange Abflusszeitreihen an verschiedenen Lokationen unter Berücksichtigung der räumlichen Korrelationen generiert werden können. Aus diesen Zeitreihen ist es dann möglich, Hochwasserhäufigkeiten und -quantile zu berechnen. Die Entwicklung von FALTER et al. (2015) besteht darin, die DFFA-Modellkette mit einem Modell für Wellenablauf und Überflutung sowie einem Schadensmodell zu erweitern. Dies ermöglicht es, räumlich heterogene, plausible Hochwasserszenarien zu generieren und großräumige Risikoausagen zu erhalten.

Dieser Artikel beschreibt die Umsetzung des DFRA-Ansatzes für Flusshochwasser in Deutschland. Hierzu wurde eine Modellkette, vom Wettergenerator bis zum Schadensmodell, für alle großen Flusseinzugsgebiete in Deutschland implementiert. Diese Studie zeigt auf, welche Aussagen zum Risiko oder zu Extremszenarien mit einem solchen Ansatz möglich werden.

2 Modellkette

Die am Helmholtz-Zentrum Potsdam, Deutsches GeoForschungs-Zentrum (GFZ) entwickelte Modellkette RFM (Regional Flood

Model) besteht aus vier Modulen (Abb. 1). Die Modellkette ist nicht statisch, sondern innerhalb eines Moduls können Modelle ausgetauscht werden. Die Module können auch einzeln oder als verkürzte Modellkette genutzt werden. Beispielsweise ist es möglich, die verkürzte Modellkette "Niederschlag-Abfluss-Modell bis Schadensmodell" mit beobachteten meteorologischen Daten oder mit Output von Klimamodellen anzutreiben.

Diese Modellkette stellt für beliebige Lokationen im Untersuchungsgebiet sehr lange Zeitreihen von Hochwassereigenschaften, wie z. B. Hochwasserabfluss, Überflutungsflächen oder Schaden, zur Verfügung. Diese Zeitreihen berücksichtigen die raum-zeitlichen Korrelationen; beispielsweise wird bei einer Überströmung von Deichen der Effekt auf den Hochwasserscheitel unterstrom erfasst. Aus diesen Zeitreihen lassen sich Aussagen zur Gefährdung und zum Risiko durch Flusshochwasser für beliebige Raumeinheiten ableiten. Darüber hinaus können auch einzelne Ereignisse analysiert und für das Risikomanagement bereitgestellt werden.

2.1 Wettergenerator RWG (Regional Weather Generator)

Der Wettergenerator RWG ist eine Weiterentwicklung des Modells von HUNDECHA et al. (2009). Er generiert kontinuierliche Reihen des täglichen Niederschlags an mehreren Standorten, z. B. Klimastationen oder Rasterzellen, unter Verwendung der räumlichen Korrelationsstruktur der Beobachtungen. Tägliche Zeitreihen anderer Klimavariablen, wie z. B. Temperatur und relative Luftfeuchtigkeit, werden auf den Zustand des generierten Niederschlags an jedem Standort konditioniert (HUNDECHA & MERZ, 2012). Beide Schritte beruhen auf einem multivariaten autoregressiven Modell erster Ordnung.

Das ursprüngliche Modell von HUNDECHA et al. (2009) verwendet eine gemischte Verteilung für den Niederschlag; die Gamma-Verteilung für den Großteil der Niederschlagswerte und die Allgemeine Pareto-Verteilung für die Extremwerte. Dieser Ansatz ist zwar in der Lage, gleichzeitig geringe und extreme Niederschläge gut zu beschreiben, hat aber eine hohe Anzahl an Modellparametern – sechs Parameter pro Standort – und daher eine hohe Modellkomplexität. Deshalb verwendet diese Studie die 3-parametrische erweiterte Allgemeine Pareto-Verteilung (extended Generalised Pareto distribution; NAVEAU et al., 2016). Temperatur und mögliche andere Klimavariablen werden in der Originalversion durch eine Normalverteilung beschrieben. Da sich gezeigt hat, dass die Annahme der Normalverteilung häufig nicht gerechtfertigt ist, werden hier die Werte zuerst mittels einer Potenzfunktion transformiert, um die Schiefe zu minimieren.

NGUYEN et al. (2021) implementierten die weiterentwickelte Modellvariante für Deutschland inklusive der Oberstrom-einzugsgebiete der großen Flusseinzugsgebiete Elbe, Donau und Rhein in den Nachbarstaaten. Diese Variante wurde mit Klimabeobach-

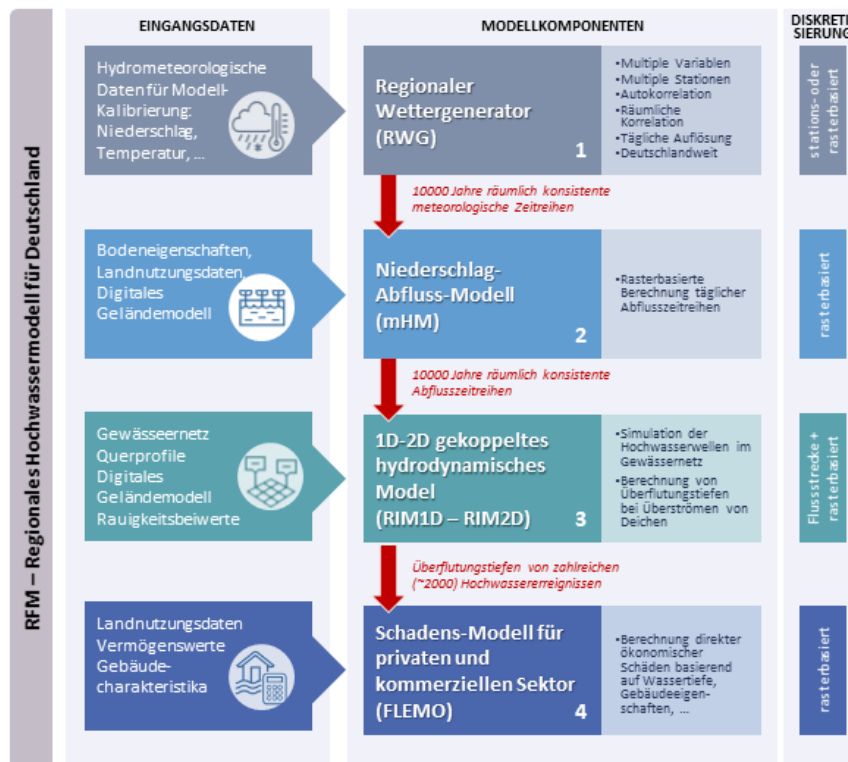


Abbildung 1

Modellkette RFM (Regional Flood Model) zur Abschätzung des Hochwasserrisikos basierend auf räumlich verteilter, kontinuierlicher Langzeitsimulation.

Model chain RFM (Regional Flood Model) for assessing flood risk based on spatially distributed, continuous long-term simulation.

tungen an 528 Standorten parametrisiert und deckt eine Fläche von ca. 580.000 km² ab. Der Wettergenerator wird monatsweise parametrisiert, so dass der Jahresgang simuliert wird. Eine umfangreiche Evaluierung zeigte, dass RWG verschiedenste statistische Eigenschaften der beobachteten Klimavariablen gut reproduziert, wie beispielsweise die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Niederschlag und des Übergangs von trocken zu nass, mittlere tägliche sowie extreme Niederschläge und Temperaturen, mehrtägige Niederschlagssummen oder die räumliche Korrelationsstruktur (NGUYEN et al., 2021). Somit können für Deutschland und die entsprechenden Oberstromregionen räumlich konsistente Felder von Klimavariablen in täglicher Auflösung mit Zeitreihenlängen von mehreren tausend Jahren generiert und als Input für die Hochwasserrisikoabschätzung genutzt werden.

Um Klimawandel und dekadische Klimavariabilität abbilden zu können, wurde für die Studie zusätzlich eine instationäre Variante entwickelt, die die lokalen Verteilungen der Klimavariablen Niederschlag und Temperatur auf großräumige Zirkulationsmuster sowie auf die großräumige mittlere Temperatur konditioniert. Diese großräumigen Informationen werden aus Beobachtungsdaten, Reanalysen oder Klimamodellen entnommen. Durch die Abhängigkeit von Zirkulationsmustern können Veränderungen in der atmosphärischen Dynamik – über die Variationen in der Häufigkeit, Persistenz und Saisonalität von Zirkulationsmustern – berücksichtigt werden. Die Abhängigkeit von der großräumigen Temperatur erlaubt es, mögliche thermodynamische Veränderungen durch den Klimawandel zu berücksichtigen, wie z. B. höhere Niederschlagintensitäten bei demselben Zirkulationsmuster in einer wärmeren Welt. Momentan wird diese Variante mit sechs Zirkulationsmustern sowie für Sommer und Winter betrieben, so dass das Modell auf zwölf Zustände parametrisiert wird. Details zur instationären Version finden sich in NGUYEN et al. (2024). Um die Daten des Wettergenerators auch für kleinere Einzugsgebiete verwenden zu können, wurde eine Methode entwickelt, die die täglichen Daten in stündliche Werte disaggregiert (GUAN et al., 2023).

Zwar ist es möglich, das hydrologische Modell und die folgenden Komponenten mit Output von Klimamodellen zu betreiben. Die Unsicherheit in der Modellierung von Niederschlag ist allerdings groß. Der Wettergenerator nutzt dagegen großräumige Informationen zu Zirkulationsmustern und Temperatur, die deutlich besser von Klimamodellen simuliert werden. Außerdem erlaubt der Wettergenerator die Erzeugung von mehreren Tausend Jahren Wetter, während die verfügbaren Zeitreihen bzw. Realisationen von Klimamodellen im Allgemeinen deutlich kürzer sind.

2.2 Einzugsgebietsmodell

Die Simulation der hydrologischen Prozesse in den Einzugsgebieten erfolgte in früheren Anwendungen von RFM (FALTER et al., 2015; METIN et al., 2020; SAIRAM et al., 2021) mit dem semi-verteilten Modell SWIM (Soil and Water Integrated Model; KRYSANOVA et al., 1998). Die hydrologischen Prozesse, wie beispielsweise Evapotranspiration, Infiltration oder Oberflächenabfluss, werden für Hydrotöpfe, d. h. räumlich homogene Einheiten hinsichtlich Landnutzung und Bodentyp, berechnet und auf der Ebene von Teileinzugsgebieten als flächengewichteter Durchschnitt integriert. Der Abfluss aus den Teileinzugsgebieten wird mittels der Muskingum-Methode zum Auslass des Einzugsgebiets transformiert und dort aggregiert.

Für neuere Anwendungen verwendet diese Studie das mesoskalige hydrologische Modell mHM (SAMANIEGO et al., 2010; KUMAR et al., 2013). Dies ist ein räumlich verteiltes hydrologisches Modell auf Rasterbasis. Ein besonderes Merkmal von mHM ist sein Ansatz zur Bestimmung der Modellparameter. Mittels des "Multiscale Parameter Regionalization" werden die Parameter für die räumliche Auflösung der Modellsimulation, z. B. 5 km für Deutschland, basierend aus hochaufgelösten physikalisch beobachtbaren Informationen, d. h. Eigenschaften der Topographie, des Bodens und der Geologie sowie der Vegetation, abgeleitet. Dieser Ansatz berücksichtigt damit die kleinräumige räumliche Heterogenität und führt zu räumlich konsistenten Parametersätzen. Talsperren und Hochwasserrückhalteräume sind momentan nicht in mHM implementiert. Ihr Effekt auf das Hochwassergeschehen wird nur dann implizit berücksichtigt, wenn direkt unterhalb von Rückhalteräumen Kalibrierungspegel vorhanden sind.

2.3 Modell RIM zur Simulation von Wellenablauf und Überflutung

Zur Simulation von Wellenablauf und Überflutung stehen ebenfalls zwei Modelle zur Verfügung. Für große Gebiete mit verzweigtem Gewässernetz wird ein gekoppeltes 1D-2D-Modell (RIM1D – RIM2D) verwendet (FARRAG et al., 2022). Das RIM1D-Modell simuliert die Wellenfortpflanzung mit einem Diffusionswellenansatz im Gewässerbett und auf Vorländern (geteilter Querschnitt); einerseits für Flussabschnitte ohne Deiche sowie andererseits zwischen den Deichen für eingedeichte Abschnitte. Im Falle einer Deichüberströmung wird der Durchfluss über die Deichkrone mit der Wehrformel berechnet (FARRAG et al., 2022). Das Überströmungsvolumen dient als Randbedingung für das RIM2D-Überflutungsmodell im Hinterland. RIM2D ist ein rasterbasiertes hydrodynamisches Modell, das die vereinfachte Flachwassergleichung ohne konvektive Beschleunigung verwendet ("inertia formulation"; BATES et al., 2010; DE ALMEIDA et al., 2012). RIM2D wurde mit CUDA FORTRAN auf Graphics Processing Units (GPUs) implementiert und erreicht sehr hohe Rechengeschwindigkeiten. In beiden Modellen werden die Gleichungen explizit numerisch gelöst mit einer adaptiven Zeitschrittsteuerung, d. h. der Zeitschritt wird automatisch an die aktuellen hydraulischen Bedingungen angepasst.

RIM2D kann für kleine Gebiete direkt mit dem Input eines Niederschlag-Abfluss-Modells ohne 1D-Komponente angetrieben werden. Dabei wird die Strömung sowohl im Flussschlauch als auch auf Vorländern und im Hinterland in 2D erfasst. Die Abflusszeitreihe des Niederschlag-Abfluss-Modells dient als obere Randbedingung für RIM2D. Mit diesem Ansatz konnte beispielsweise die Überflutungssituation beim Juli-Hochwasser 2021 im unteren Ahrtal, auf den unteren ca. 30 Flusskilometern, erfolgreich simuliert werden (APEL et al., 2022). Für die Überflutungssimulation in urbanen Räumen wurde RIM2D um einen kapazitiven Ansatz zur Simulation des Abwasser- und Kanalnetzes sowie der Versickerung auf nicht versiegelten Flächen erweitert (APEL et al., 2024). Dabei wird das Überflutungsvolumen ab einem bestimmten Wasserstandsschwellenwert durch eine konstante Rate reduziert, die der Kanalnetzbemessung bzw. Versickerung auf unversiegelten Flächen entspricht. Für die Schadensabschätzung liefert RIM2D räumlich verteilte Informationen zu maximalen Wassertiefen, Fließgeschwindigkeiten und Überflutungsdauer während der Ereignisse.

2.4 Schadensmodelle

Für die Abschätzung der Hochwasserschäden für die Sektoren Privathaushalte, also Wohngebäude und Hausrat, und Gewerbe bzw. Industrie (Gebäude, Inventar) werden verschiedene empirische Schadensmodelle verwendet. Die Modelle basieren auf Befragungen von betroffenen Privathaushalten und Unternehmen, die seit 2002 nach allen größeren, schadenträchtigen Hochwasserereignissen in Deutschland durchgeführt wurden (z. B. KIENZLER et al., 2015). Die objektspezifischen Schadendaten stehen der Fachöffentlichkeit unter bestimmten Nutzungsbedingungen über die Hochwasserschadendatenbank HOWAS 21 zur Verfügung (KELLERMANN et al., 2020).

Es werden multivariate Schadensmodelle verwendet, da diese im Gegensatz zu Wasserstand-Schadenkurven die komplexen Schadensprozesse besser abbilden und mit geringeren Unsicherheiten behaftet sind. In früheren Anwendungen von RFM (FALTER et al., 2015; METIN et al., 2020; SAIRAM et al., 2021) wurden die regelbasierten Modelle FLEMOps für Privathaushalte und FLEMOcs für Gewerbe/Industrie verwendet, die als Eingangsparameter neben dem Wasserstand auch Wohngebäudetyp und Qualität bzw. Unternehmenssektor und Größe entsprechend der Mitarbeiterzahl verwenden (KREIBICH et al., 2010; THIEKEN et al., 2008). Optional können beide Modelle noch zusätzlich Kontamination und Vorsorgezustand berücksichtigen. Neuere Anwendungen verwenden probabilistische Modelle, da diese automatisch Unsicherheiten quantifizieren, die dann transparent kommuniziert und bei Entscheidungen berücksichtigt werden können (STEINHAUSEN et al., 2020). Es sind verschiedene Modellvarianten, basierend auf Random Forests, Bayes'schen Netzen und (hierarchischen) Bayes'schen Regressionen, verfügbar (SCHRÖTER et al., 2014; SAIRAM et al., 2019; RÖZER et al. 2019; SCHOPPA et al. 2020).

Die Expositionsabschätzung basiert auf der Disaggregation von Wiederherstellungskosten, die aus wirtschaftsstatistischen Daten abgeleitet werden – entweder auf der Skala von Landnutzungseinheiten (WÜNSCH et al., 2009) oder auf Einzelgebäuden (PAPROTNY et al., 2020a, 2020b). Die neueren Ansätze auf Gebäudeskala nutzen nur öffentlich verfügbare Daten, z. B. Gebäudegrundrisse aus OpenStreetMap, und bieten somit eine konsistente, europaweite Abdeckung. In Kombination mit dem neuen Ansatz zur probabilistischen skalennunabhängigen Schadensschätzung ("seamless estimation approach") kann eine vollständige Skalierbarkeit der Schadensschätzung und deren Unsicherheiten von der Objekt- bis zur Länderebene erreicht werden (SIEG et al., 2019).

3 Implementierung von RFM für Deutschland

Die gesamte Modellkette wurde für Deutschland in verschiedenen Modellversionen implementiert. Dieser Artikel beschreibt die Modellversion von SAIRAM et al. (2021), die mittels der stationären Version des Wettergenerators RWG Beobachtungsdaten von 528 Klimastationen (Abb. 2) nutzt, für die synthetische Zeitreihen generiert werden. Das hydrologische Modell mHM transferiert die Klimavariablen in täglichen Abfluss für 4.405 Teileinzugsgebiete. Das gekoppelte 1D-2D hydrodynamische Modell RIM simuliert den Wellablauf für alle Flüsse und Nebenflüsse mit einer Gebietsgröße von mindestens 500 km². Das 1D-Flussnetz enthält ca. 18.000 Querschnitte mit einem durchschnittlichen Abstand von 500 m. Im Falle von Deichüberströmen springt die

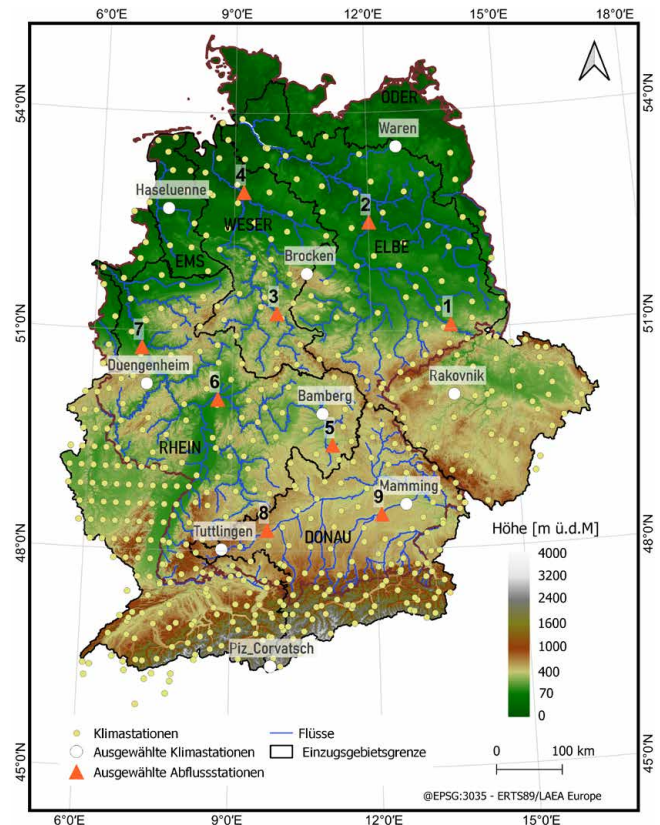


Abbildung 2

Implementierung von RFM für Deutschland inklusive der Kopfeinzugsgebiete von Rhein, Donau und Elbe in den Nachbarländern (aus NGUYEN et al., 2021, übersetzt aus englischer Publikation). Der Wettergenerator und das hydrologische Modell sind für die gesamte dargestellte Fläche implementiert, während sich das hydrodynamische Modell und die Schadensmodelle auf die Flächen entlang der Hauptflüsse und ihrer Nebenflüsse (blaue Strecken) beschränken. Die gelben Punkte zeigen die 528 Lokationen, deren Beobachtungen zur Parametrisierung des Wettergenerators genutzt werden und an denen Zeitreihen für Niederschlag und weitere Klimavariablen generiert werden. Weiße Kreise bzw. rote Dreiecke zeigen die Lokationen der Klimastationen in Abbildung 3 bzw. der Abflussstationen in Abbildung 6.

Implementation of RFM for Germany including the headwater catchments of the Rhine, Danube and Elbe in the neighbouring countries. The weather generator and the hydrological model are implemented for the entire area shown, while the hydrodynamic model and the damage models are limited to the areas along the main rivers and their tributaries (blue sections). The yellow dots show the 528 locations whose observations are used to parameterise the weather generator and at which it generates time series for precipitation and other climate variables. White circles and red triangles show the locations of climate stations used in Figure 3 and streamflow stations used in Figure 6, respectively.

2D-Komponente in einer Auflösung von 100 x 100 m zur Überflutungssimulation an. Die Schadensabschätzung erfolgt mittels der FLEMO-Modelle. In Abhängigkeit der Überflutungshöhe und weiterer schadensbeeinflussenden Variablen (Gebäudetyp und Gebäudequalität für Privathaushalte; Teilsektor und Unternehmensgröße für Gewerbe/Industrie) werden relative Schäden berechnet. Diese aggregiert das Modell mit räumlich expliziten Daten zur Exposition, getrennt nach Wertetypen (z. B. Gebäude, Hausrat) und Sektoren (Haushalte, Gewerbe/Industrie), zu absoluten Schäden. Zusätzlich werden landwirtschaftliche Schäden bestimmt. Hierfür berücksichtigen die Schadensfunktionen die

Überschwemmungsdauer, die Jahreszeit des Hochwassers und verschiedene Kulturarten (FÖRSTER et al., 2008). Die einzelnen Modellkomponenten wurden mittels vergangener Hochwasserdaten kalibriert und validiert. Mit diesem Modellsetup wurden tägliche Zeitreihen von Hochwassereigenschaften für 5.000 Jahre berechnet, die als Grundlage für die Risikoabschätzung dienen. Details finden sich in SAIRAM et al. (2021).

4 Ausgewählte Ergebnisse

Die Modellkette erlaubt es, mehrere tausend Jahre von täglichen Zeitreihen von Niederschlag, Abfluss, Überflutung und Schaden für Deutschland zu erzeugen. Mittels der statistischen Analyse der Zeitreihen von Abfluss und Schäden können für jede gewünschte Lokation Hochwasserhäufigkeits- und Risikokurven erstellt werden (Kap. 4.2 und 4.4). Es können aber auch einzelne Ereignisse als Ausgangspunkt für Stresstests für das großräumige Katastrophenmanagement extrahiert werden (Kap. 4.3). Grundlage dieser Analysen ist der Wettergenerator, der räumlich konsistente (Extrem-)Niederschläge für Deutschland liefert. Da Wettergeneratoren auf der Skala von 600.000 km² eine Seltenheit sind, wird außerdem die Güte des entwickelten Wettergenerators präsentiert (Kap. 4.1).

4.1 Räumlich konsistente Extremniederschläge

Eine umfassende Einschätzung der Modellgüte (NGUYEN et al., 2021) hat gezeigt, dass der Wettergenerator RWG synthetische

Realisationen von Klimavariablen auf der lokalen und regionalen Skala erzeugt, die in ihren statistischen Eigenschaften mit den Beobachtungen sehr gut übereinstimmen. Abbildung 3 zeigt tägliche Extremniederschläge generiert mit der stationären RWG-Version. Dabei wurden 100 Zeitreihen mit einer Länge von jeweils 53 Jahren (entsprechend der betrachteten Periode 1951 bis 2003) an allen 528 Stationen erzeugt, die zur Parametrisierung verwendet wurden. Die beobachteten Extremwerte an neun ausgewählten Stationen liegen innerhalb des Bereichs der 100 Realisierungen (Abb. 3, links). Auch für alle 528 Stationen liegen die beobachteten Extremwerte und der Median des simulierten Bereichs überwiegend auf der 1 : 1-Linie, d. h. beobachtete und simulierte Extremniederschläge stimmen im Wesentlichen überein (Abb. 3, rechts). Abweichungen sind nur an wenigen Stationen in einzelnen Monaten sichtbar; hierbei handelt es sich überwiegend um Überschätzungen. Da die verwendeten Randverteilungen nicht begrenzt sind, ist zu erwarten, dass mit zunehmender Anzahl von Realisierungen höhere Extremwerte im Vergleich zu den zeitlich begrenzten Beobachtungen erzeugt werden.

Neben einer guten Repräsentation der generierten Klimavariablen an den Stationen ist es für großräumige Flusshochwasser wichtig, dass die räumlichen Korrelationen zwischen den Stationen gut abgebildet werden. Abbildung 4 zeigt für den gesamten Satz von 528 Stationen, wie die Korrelation zwischen täglichen Stationsniederschlägen mit der Entfernung zwischen den Statio-

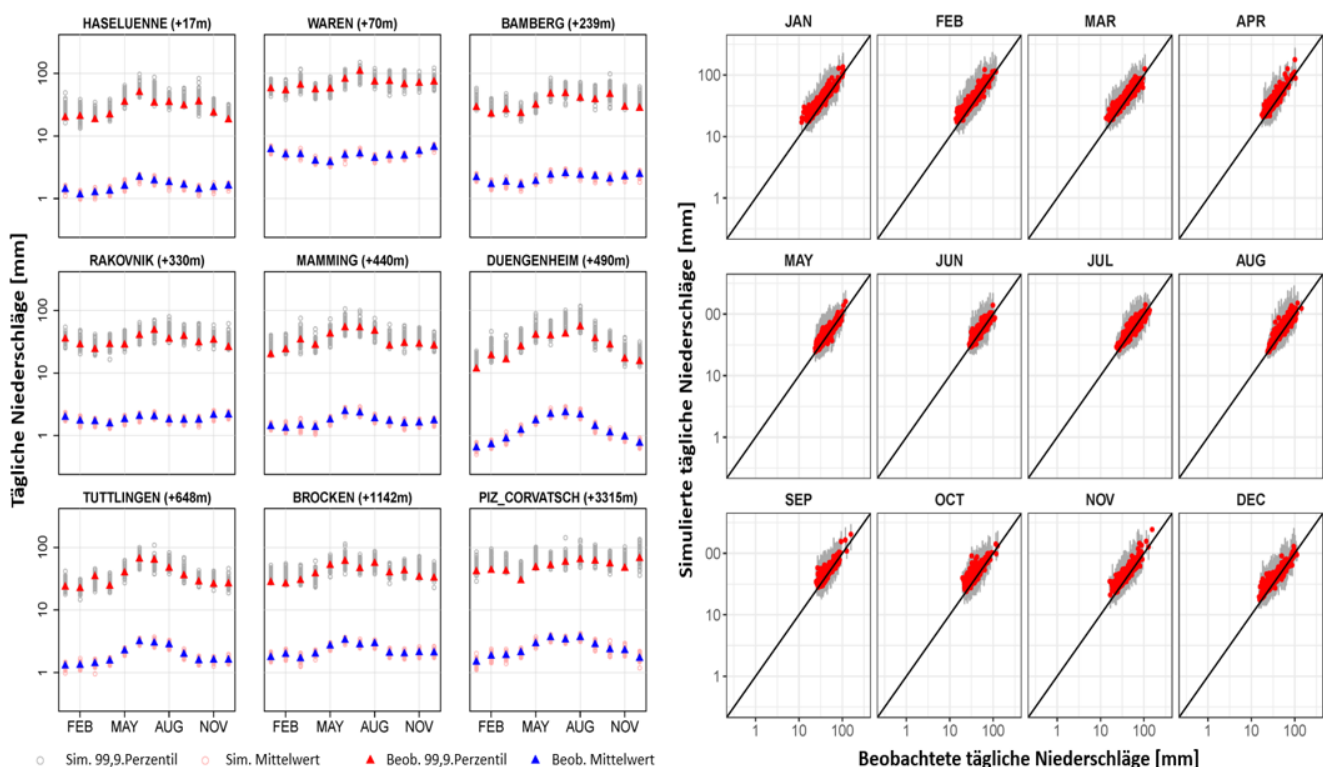


Abbildung 3

Einschätzung der Modellgüte des Wettergenerators RWG für täglichen Niederschlag (aus NGUYEN et al., 2021, übersetzt aus englischer Publikation). Links: Mittelwert und Extremwerte (99,9 Perzentil) an neun ausgewählten Klimastationen (Lokationen siehe Abb. 2). Dreiecke zeigen den Mittelwert der Beobachtungsreihe und graue Punkte die Mittelwerte von 100 synthetischen Reihen. Rechts: Extremniederschlag (99,9 Perzentil) für alle 528 Stationen. Rote Punkte repräsentieren den Median des grauen Bereichs aus 100 Modellläufen.

Assessment of model performance of the weather generator RWG for daily precipitation. Left: Mean and extreme values (99.9% percentile) at nine selected climate stations (see Fig. 2 for locations). Triangles show the mean value of the observations and grey dots the mean values of 100 synthetic series. Right: Extreme precipitation (99.9% percentile) for all 528 stations. Red dots represent the median of the grey range resulting from 100 model runs.

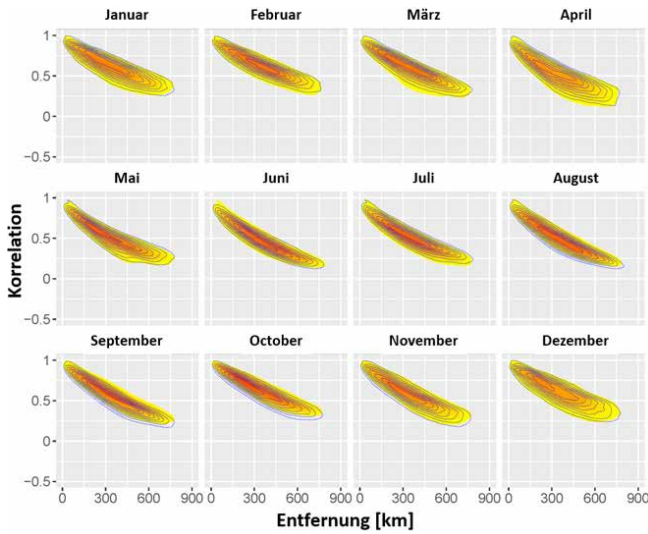


Abbildung 4
 Korrelation in Abhängigkeit von der Entfernung zwischen Stationspaaren für beobachteten und simulierten Niederschlag (aus NGUYEN et al., 2021, übersetzt aus englischer Publikation). Die zunehmende Dichte der Punkte für die beobachteten Reihen ist in schattierten Farben von gelb bis rot dargestellt. Die Dichte der Punkte für die simulierten Reihen wird durch die Konturlinien gezeigt.
Correlation vs. distance between station pairs for observed and simulated precipitation with the RWG1-extGP model version. Increasing density of points for observed series is indicated in shaded colours from yellow to red. The density of points for the simulated series is indicated by the contour lines.

nen abnimmt. Die Korrelation reduziert sich von ca. 0,9 für nahe Stationen auf Werte von 0,2 bis 0,4 für Distanzen von über 500 km. Die Abnahme ist im Sommer stärker als im Herbst und Winter, da mehr lokale Niederschlagsereignisse in den Sommermonaten niedrigere Korrelationen über große Distanzen im Vergleich zu den großräumigen Herbst- und Winterereignissen erzeugen. Insgesamt ist also auch bei den räumlichen Zusammenhängen eine sehr gute Übereinstimmung zwischen beobachteten und synthetischen Werten zu erkennen. Weitere Analysen der Simulationsgüte, z. B. zu Extremniederschlägen über mehrere Tage und über größere Regionen, finden sich in NGUYEN et al. (2021).

4.2 Abschätzung von Hochwasserszenarien und Hochwasserhäufigkeitskurven

Werden die generierten Felder der Klimavariablen als Eingabe für das hydrologische Modell genutzt, lassen sich sehr lange Zeitreihen von Abfluss generieren, aus denen wiederum Hochwasserereignisse extrahiert oder Hochwasserhäufigkeitskurven abgeleitet werden können. Abbildung 5 zeigt die Hochwassersituation in Deutschland für den 23. August 2002, also während des Elbe- und Donauhochwassers im Sommer 2002, und einen Sommertag mit einem synthetischen Hochwasserereignis. Dieser visuelle Vergleich demonstriert, dass die Modellkette RFM plausible großräumige Hochwassersituation für Deutschland erzeugt.

Aus den langen synthetischen Abflusszeitreihen lassen sich jährliche Maximalabflüsse als Datengrundlage für die Abschätzung von Hochwasserquantilen mittels Extremwertstatistik gewinnen. Abbildung 6 zeigt beispielhaft für neun Abflusspegel den

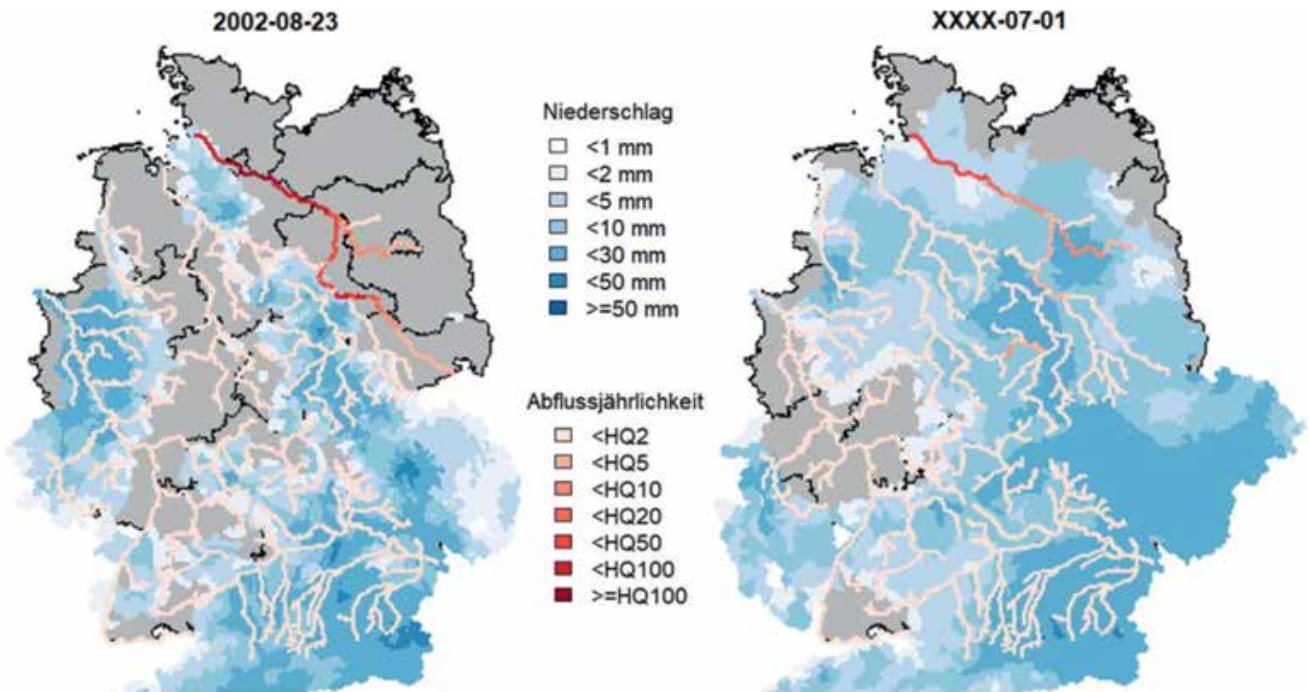


Abbildung 5
 Schnappschuss einer beobachteten und synthetischen Hochwassersituation in Deutschland. Blautöne zeigen die Niederschlagsmenge des jeweiligen Tages. Das Gewässernetz ist entsprechend der Jährlichkeit des Abflusses am selben Tag eingefärbt. Links: Situation am 23. August 2002 während des Hochwassers an Elbe und Donau. Rechts: Synthetisches Sommerhochwasser.
Snapshot of an observed and a synthetic flood situation in Germany. Shades of blue show the precipitation amount on that specific day. The river network is coloured according to the return period of the discharge on that same day. Left: Situation on 23 August 2002 during the 2002 flood in the Elbe and Danube catchments. Right: Synthetic summer flood.

Vergleich von empirischen Hochwasserhäufigkeitskurven auf Basis von Beobachtungen sowie auf Basis von Simulationen mit RFM. Diese Simulationen wurden mit der instationären Version des Wettergenerators und dem hydrologischen Modell mHM durchgeführt. Für die Periode 01/1950 bis 12/2021 wurde der Wettergenerator anhand von beobachteten Daten (Niederschlag und Temperatur: Raster mit $\Delta t = 1\text{d}$; $\Delta x = 0.25^\circ$; E-OBS v25.0e; Luftdruck: Raster mit $\Delta t = 1\text{d}$; $\Delta x = 1^\circ$; ERA5) parametrisiert. Es wurden 100 Realisationen von Wetter über Deutschland für dieselbe Periode generiert und als Antrieb für das hydrologische Modell verwendet. Daraus lassen sich 100 Hochwasserhäufigkeitskurven erstellen (graues Band). Zusätzlich zeigt Abbildung 6 Hochwasserhäufigkeitskurven, die aus mHM-Simulationen abgeleitet wurden, wobei das mHM direkt mit beobachteten Niederschlags- und Temperaturdaten angetrieben wurde.

Die Modellkette "Wettergenerator – hydrologisches Modell" liefert also Hochwasserabflüsse, die sehr ähnlich sind zu den Abflüssen, wenn mHM direkt mit meteorologischen Beobachtungen angetrieben wird. Daraus ist zu folgern, dass der Wettergenerator plausible Extremniederschläge für Deutschland generiert. Für

die ausgewählten Pegel finden wir eine gute Übereinstimmung mit den Häufigkeitskurven, die direkt aus den beobachteten Abflüssen erstellt wurden; d. h. für diese Pegel liefert auch das hydrologische Modell eine gute Beschreibung der Hochwasserhydrologie. Eine gute Übereinstimmung findet sich vor allem für Pegel mit größeren Einzugsgebieten. Für kleine Gebiete und für Gebiete mit lokalen Besonderheiten, wie z. B. Talsperren, können die simulierten Hochwasserhäufigkeitskurven deutlich von den beobachteten Kurven abweichen. Der großräumige Ansatz der Modellkette und der regionale Kalibrierungsansatz, räumlich konsistente Parametersätze für mHM über ganz Deutschland zu nutzen, erlauben es nicht, lokale Effekte zu berücksichtigen bzw. Modellparameter lokal so anzupassen, dass lokale Besonderheiten abgebildet werden.

4.3 Außergewöhnliche Hochwassersituationen

Wenn mehrere tausend Jahre Abflüsse mit RFM generiert werden, kann in diesem Datensatz nach außergewöhnlichen Hochwassersituationen gesucht werden. Für diesen Zweck wurde das hydrologische Modell mHM für ein flächendeckendes Raster mit einer Zellgröße von 5 km zuerst mit beobachteten täglichen

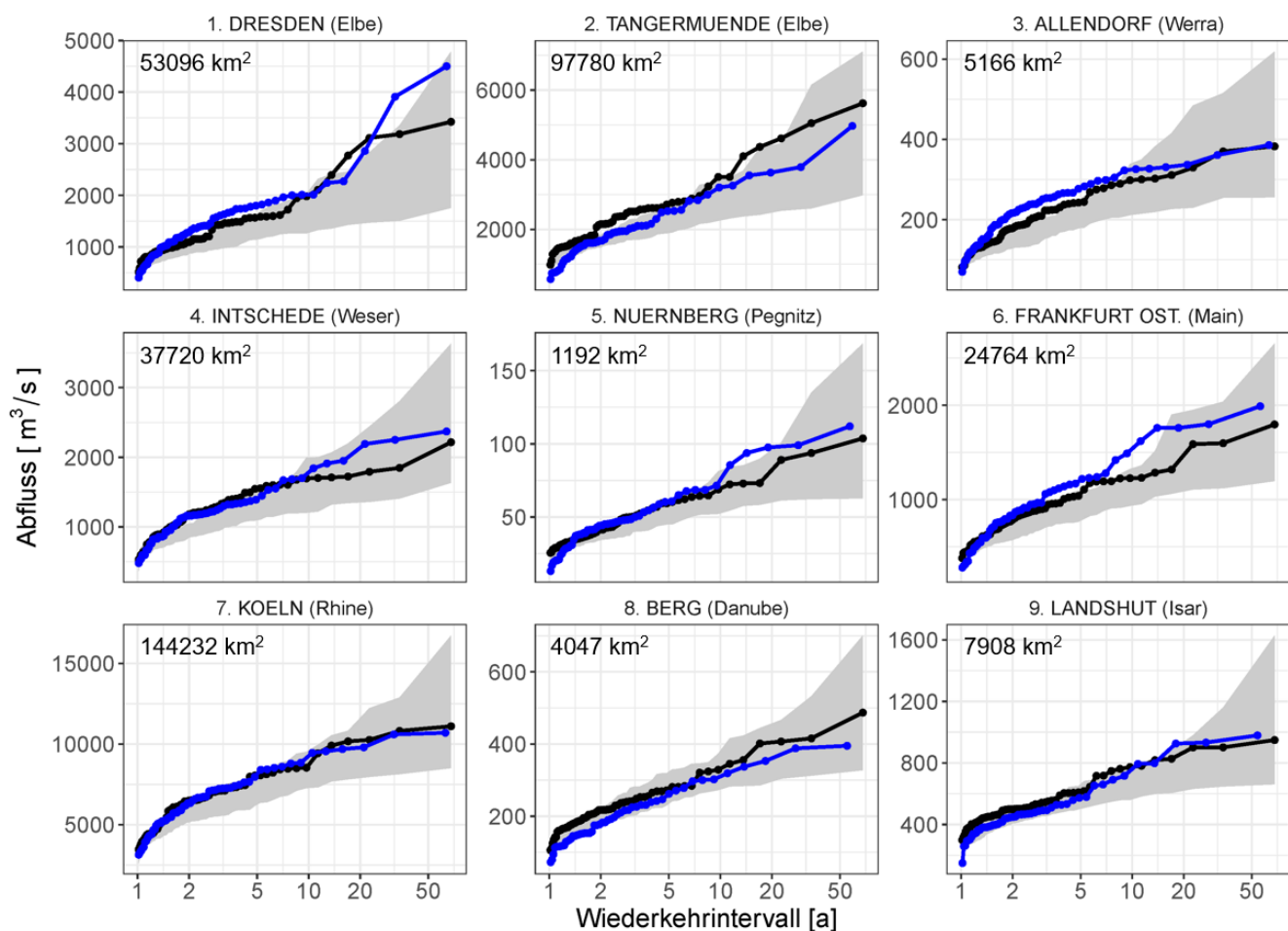


Abbildung 6

Vergleich von empirischen Hochwasserhäufigkeitsfunktionen für neun Pegel in Deutschland (Lokationen siehe Abb. 2), basierend auf Abflussbeobachtungen (blau) und Simulationen (schwarz: mHM angetrieben mit beobachteter Meteorologie; graues Band: mHM angetrieben mit 100 Realisationen des Wettergenerators).

Comparison of empirical flood frequency curves for nine gauging stations in Germany (locations see Fig. 2), based on discharge observations (blue) and simulations (black: mHM driven with observed meteorology; grey band: mHM driven with 100 realisations of the weather generator).

Klimadaten versorgt, spezifisch einem E-OBS-Produkt mit räumlicher Auflösung von 0,25° für die Periode 01/1954 bis 12/2021. Aus den simulierten Abflusszeitreihen wurden an jedem Pegel eines Pegeldatensatzes von 516 Pegeln die jährlichen Maximalwerte gefiltert und jeweils die Allgemeine Extremwertverteilung mit der Maximum-Likelihood-Methode angepasst. Diese Hochwasserhäufigkeitsfunktionen wurden dann verwendet, um den größten Abflüssen eines vergangenen oder synthetischen Jahres an allen 516 Pegeln eine Wiederkehrperiode zuzuweisen. Für die synthetischen Jahre wurde mHM mit der stationären Version des Wettergenerators angetrieben.

Abbildung 7 zeigt die Wiederkehrperiode des größten Abflusses an 516 Pegeln des hydrologischen Jahres 1994 und eines synthetischen Jahres. Im hydrologischen Jahr 1994 paust sich das Weihnachtshochwasser 1993 durch, das am Mittel- und Niederrhein zu erheblichen Schäden geführt hat. Die Modellkette erzeugt für Zeitreihenlängen von mehreren tausend Jahren eine große Anzahl von schadensträchtigen hydrologischen Jahren. Abbildung 7 (rechts) zeigt beispielhaft ein solches synthetisches

Jahr, wobei das räumliche Muster der Wiederkehrperioden über Deutschland dem hydrologischen Jahr 1994 ähnelt. Das synthetische Jahr zeigt allerdings etwas extremere Abflüsse als das hydrologische Jahr 1994.

Es lassen sich in den synthetischen Zeitreihen Hochwasserereignisse und hydrologische Jahre finden, die sehr deutlich über das hinausgehen, was bisher in Deutschland – zumindest im Rahmen der systematischen Messungen – beobachtet wurde. Abbildung 8 zeigt beispielhaft ein synthetisches hydrologisches Jahr, in dem große Teile von Deutschland von extremen Abflüssen betroffen sind. Die Modellkette erzeugt ein sehr großräumiges Hochwasser im Januar im Westen und in Zentraldeutschland, das erhebliche Teile des Rheins, der Weser und Ems erfasst. Ca. 60 % der 516 Pegel zeigen ihren Maximalabfluss im Januar. Im März folgt ein extremes Hochwasser im Donaeinzugsgebiet; dieses Ereignis bedeutet für 38 % aller Pegel in Deutschland den Jahreshöchstabfluss. Für 41 Pegel (7,9 % aller Pegel) finden sich Hochwasser größer als 1.000 Jahre. Solche Szenarien können als wichtige Information für regionale oder nationale Risiko-

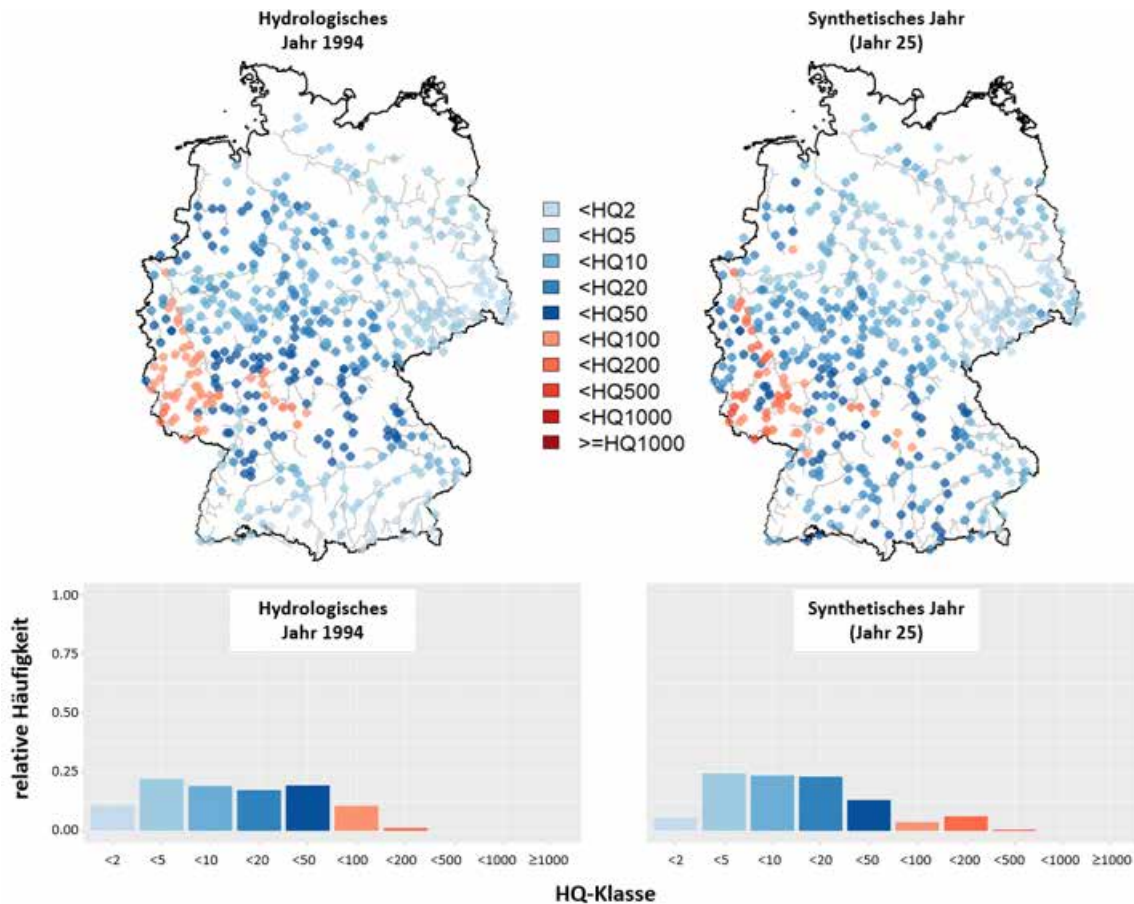


Abbildung 7

Wiederkehrintervall des größten Abflusses an 516 Pegeln des hydrologischen Jahres 1994 (links) und eines synthetischen Jahres (rechts). Um die Maximalabflüsse des hydrologischen Jahres 1994 zu erhalten, wurde das hydrologische Modell mHM mit beobachteten Klimadaten angetrieben; für das synthetische Jahr wurden generierte Zeitreihen der stationären Version des Wettergenerators RWG als Antrieb für mHM verwendet. Das Weihnachtshochwasser 1993 am Mittel- und Niederrhein paust sich deutlich durch. Das synthetische Jahr zeigt ein ähnliches räumliche Muster, allerdings mit etwas höheren Abflüssen.

Return period of the maximum discharge at 516 gauges of the hydrological year 1994 (left) and a synthetic year (right). To obtain the maximum discharges of the hydrological year 1994, the hydrological model mHM was driven by observed climate data; for the synthetic year, time series generated by the stationary version of the weather generator RWG were used as input for mHM. The 1993 Christmas flood at the Middle and Lower Rhine is clearly seen. The synthetic year shows a similar spatial pattern, but is more severe at the scale of Germany.

betrachtungen dienen. So würde das Extremjahr von Abbildung 8 mit zwei großräumigen außergewöhnlichen Hochwassern im Abstand von zwei Monaten das Katastrophenmanagement in Deutschland vor völlig neue Herausforderungen stellen.

4.4 Risikobetrachtungen

Ein bedeutender Vorteil des DFRA-Ansatzes ist die Bereitstellung von sehr langen Zeitreihen von Hochwasserabflüssen und resultierenden Schäden. Damit erhöht sich die Chance, (mehrere) außergewöhnliche Ereignisse zu detektieren, die in kurzen Zeitreihen selten auftreten. So können Extremereignisse durch die Kombination von ungünstigen Situationen erzeugt werden, die wiederum zu schiefen Verteilungen des Schadens führen. Abbil-

dung 9 zeigt beispielhaft das Histogramm simulierter Schäden für ein 240 km² großes Teileinzugsgebiet der Mulde basierend auf einer 10.000-Jahres-Zeitreihe. Es finden sich 646 Schadensereignisse mit insgesamt 1,94 Milliarden Euro. Während 50 % der Überflutungsereignisse Schäden bis zu einer Million Euro und nur 15 % der Ereignisse Schäden über vier Millionen verursachen, finden sich einzelne Situationen mit Schäden über 30 Millionen Euro. Solche Ereignisse können aus ungünstigen raumzeitlichen Überlagerungen entlang der Prozesskette entstehen, z. B. ungünstige Überlagerung von Einzugsgebietszustand und Ereignisniederschlag oder von Überflutungsflächen und Werten.

Die Analyse der Schadenszeitreihen erlaubt es, für beliebige Raumeinheiten Risikoassessungen abzuleiten. Abbildung 10 zeigt beispielhaft Risikokurven für die Städte Köln, Regensburg und Dresden durch Hochwasser an Rhein, Donau bzw. Elbe. In allen Fällen zeigt sich der vergleichsweise hohe Schutzgrad dadurch, dass nennenswerte Schäden erst bei mittleren bis seltenen Ereignissen auftreten. Sind die Schutzmaßnahmen überlastet, dann können die Schäden mit der Jährlichkeit allerdings schnell ansteigen. Interessant ist der Vergleich zwischen den beiden Sektoren. Während in Köln und Regensburg die Schäden im Sektor Gewerbe/Industrie deutlich höher ausfallen als im Sektor Privathaushalte, kehrt sich dieses Verhältnis für Dresden um. Der Anstieg der Risikokurven für die beiden Sektoren verläuft in allen drei Städten jeweils ähnlich, d. h. Privathaushalte und Gewerbe/Industrie werden mit zunehmendem Wiederkehrintervall in ähnlicher Weise von zusätzlichen Schäden betroffen. Für die gesamte Fläche Deutschlands gilt diese Aussage nicht (Abb. 11): die Schäden für Privathaushalte steigen eher linear mit dem Logarithmus der Jährlichkeit, während sich beim Sektor Gewerbe/Industrie eine Knickstelle bei ca. 700 Jahren zeigt. Ab diesem Bereich steigt der Schaden sehr viel steiler an. Dies deutet darauf hin, dass bedeutende Teile dieses Sektors weniger exponiert sind und in Flächen mit einem höheren Schutzgrad liegen.

Der Schadenserwartungswert (EAD), d. h. der aus statistischer Sicht jährlich zu erwartende Schaden, beträgt 581 Millionen Euro für diese beiden Sektoren. Diese Größenordnung stimmt mit den Ergebnissen von kontinentalen und globalen Studien überein. Beispielsweise belaufen sich die Schätzungen des EAD für

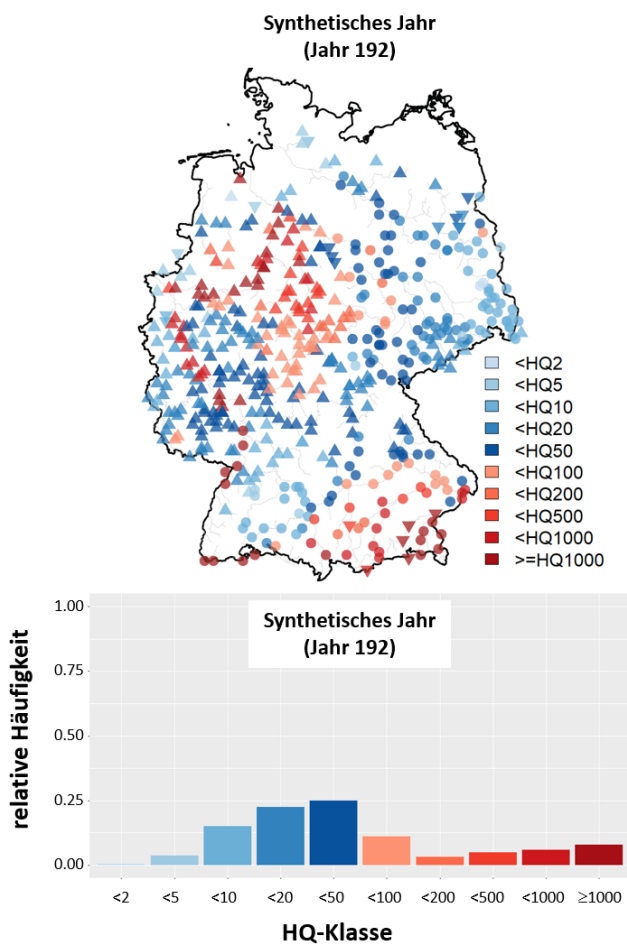


Abbildung 8
Wiederkehrintervall des größten Abflusses an 516 Pegeln eines synthetischen hydrologischen Jahres. Werte simuliert mit dem hydrologischen Modell mHM, das wiederum mit Zeitreihen der stationären Version des Wettergenerators RWG angetrieben wurde. Die Form kennzeichnet den Monat mit dem höchsten Abfluss: Dreieck (nach oben zeigend): Januar; Kreis: März; Dreieck (nach unten zeigend): alle anderen Monate. Einem sehr schadensträchtigen Hochwasser im Januar in erheblichen Teilen Deutschlands (Rhein, Ems, Weser) folgt im März eine starkes Donauhochwasser.
Return period of the highest discharge at 516 gauges of a synthetic hydrological year. Values simulated with the hydrological model mHM, which in turn was driven by time series of the stationary version of the weather generator RWG. The shape indicates the month of the highest flood: Upward triangle: January; Circle: March; Downward triangle: all other months. A very damaging flood in January in considerable parts of Germany (Rhine, Ems, Weser) is followed by a strong Danube flood in March.

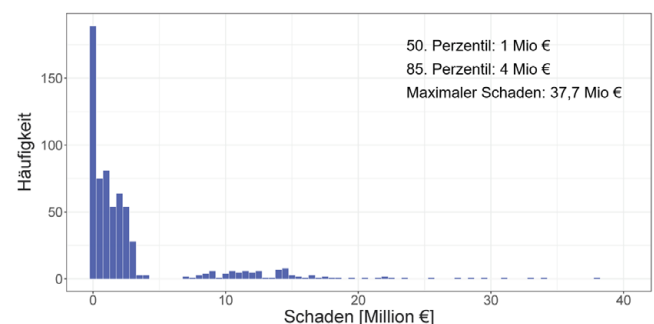


Abbildung 9
Histogramm der Schäden aus einer 10.000-Jahres Simulation mit RFM für ein Teileinzugsgebiet der Mulde (verändert aus FALTER et al., 2015, mit Genehmigung von Elsevier).
Histogram of event damage for a 10,000-year RFM simulation for a sub-basin of the Mulde River (adapted from FALTER et al., 2015, with permission from Elsevier).

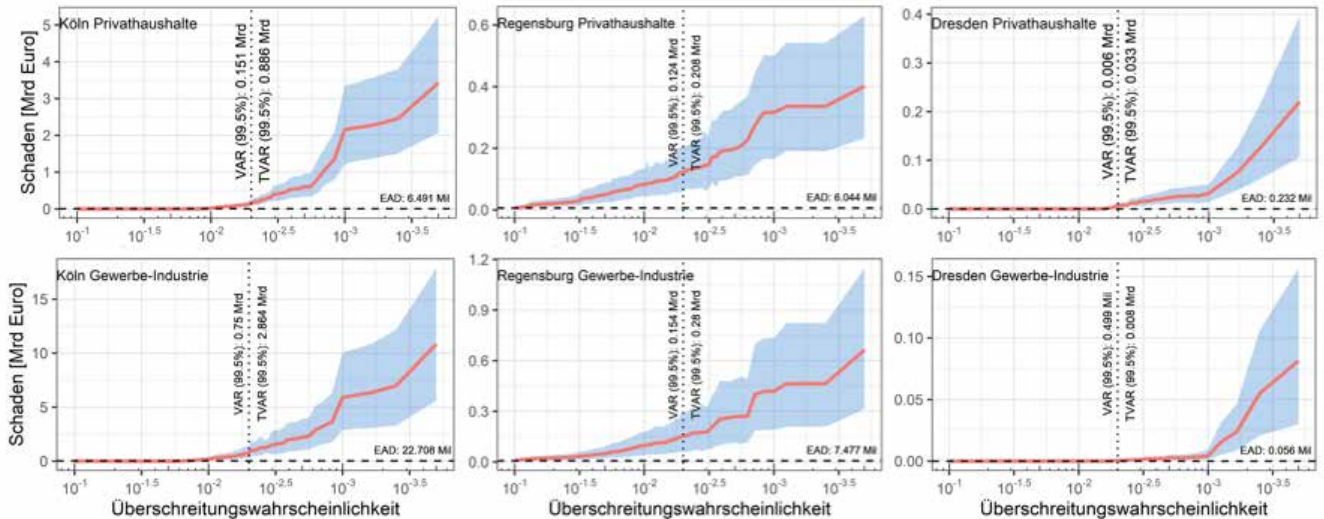


Abbildung 10

Hochwasserrisikokurven inklusive Unsicherheitsintervall für Köln/Rhein, Regensburg/Donau und Dresden/Elbe für die Sektoren Privathaushalte und Gewerbe/Industrie. Neben dem jährlichen Erwartungswert (EAD – Expected Annual Damage) ist für das Wiederkehrintervall von 200 Jahren der "Value At Risk (VAR)" und der "Tail Value At Risk (TVAR)" angegeben. VAR gibt den erwarteten Schaden für das 200-jährliche Hochwasser an, während TVAR den mittleren erwarteten Schaden für die Ereignisse seltener als 200 Jahre repräsentiert. Die Unsicherheitsbereiche berücksichtigen die Unsicherheiten aus der Überflutungssimulation, der Expositionsermittlung sowie den Schadensfunktionen.

Flood risk curves including uncertainty interval for Cologne/Rhine, Regensburg/Elbe and Regensburg/Danube for the commercial and residential sectors. Besides the annual expected damage, the Value At Risk (VAR) and the Tail Value At Risk (TVAR) for the 200-year flood are shown. VAR represents the expected damage for the 200-year flood, while TVAR represents the mean expected damage for events larger than the 200-year flood. The uncertainty interval aggregates the uncertainties from the inundation simulation, and from the estimation of economic assets and the damage functions.

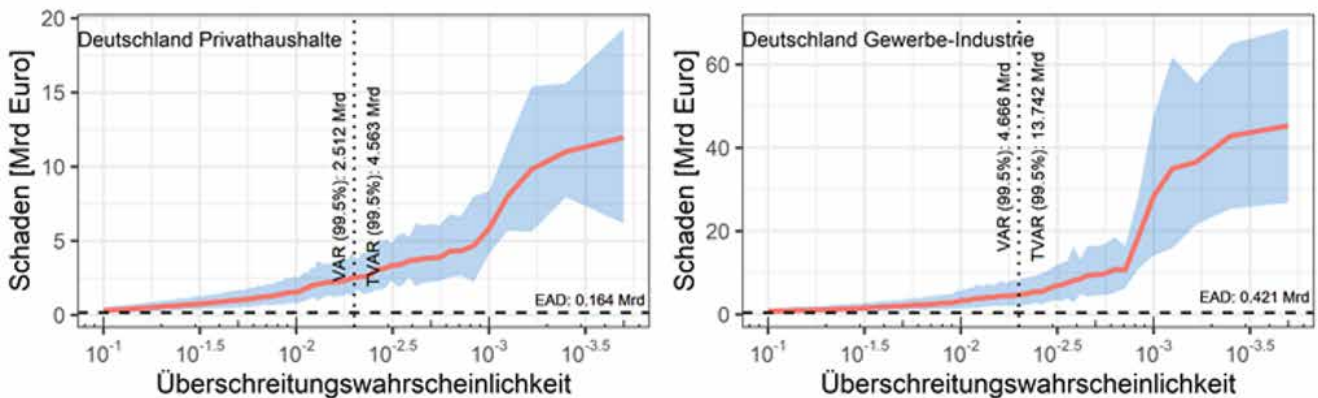


Abbildung 11

Risikokurven für Flusshochwasser in Deutschland für die Sektoren Gewerbe/Industrie und Privathaushalte. Erklärung der Abkürzungen und Unsicherheitsbereiche siehe Abbildung 10.

Risk curves for river flooding in Germany for the commercial and residential sectors. See Figure 10 for explanation of abbreviations and uncertainty interval.

Deutschland auf 0,4 bis 1,0 Milliarden Euro (ALFIERI et al., 2015), 0,5 bis 2,8 Milliarden Euro (DOTTORI et al., 2018) und 0,1 bis 0,6 Milliarden Euro (ALFIERI et al., 2018); diese Schätzungen schließen allerdings alle Sektoren ein. Die Werte sind jedoch nur schwer zu vergleichen, da diese Studien mit deutlich vereinfachten Modellen und Annahmen arbeiten.

Der Vergleich der RFM-Simulationen (angetrieben durch die beobachtete Meteorologie) mit gemeldeten Schäden zeigt ebenfalls, dass die hier vorgestellte Modellkette plausible Ergebnisse liefert. Für den Zeitraum 1990 bis 2003 liegen die gemeldeten

Schäden (Hanze-Datensatz; PAPROTNY et al., 2018) für vier von fünf Ereignissen innerhalb der oberen und unteren Grenzen der RFM-Schätzung (SAIRAM et al., 2021). Das Hochwasser 2002 wird jedoch durch RFM deutlich unterschätzt. Dieser Effekt dürfte im Wesentlichen durch die weit mehr als 100 Deichbrüche während des Hochwassers von 2002 erklärbar sein. Eine erhebliche Zahl von Deichbrüchen fand bei Wasserständen unterhalb der Deichkrone statt; beispielsweise durch innere Erosion oder Hanginstabilität. Das Modell RFM simuliert momentan nur Deichüberströmen – somit weniger Deichbrüche mit entsprechend geringeren Schäden in 2002. Darüber hinaus enthält die aktuelle Version von

RFM nicht die zahlreichen Bäche und kleineren Flüsse, die ebenso zu erheblichen Schäden führen können, wie das Ereignis im Juli 2021 eindrucksvoll gezeigt hat.

5 Diskussion

Der Ansatz der "abgeleiteten Hochwasser-Häufigkeits-Analyse basierend auf Langzeitsimulation" hat in den letzten Jahren zunehmendes Interesse gefunden. Seine Erweiterung zur "abgeleiteten Hochwasser-Risiko-Analyse basierend auf Langzeitsimulation", wie von FALTER et al. (2015) vorgeschlagen, wurde bisher vergleichsweise wenig eingesetzt. Der Hauptgrund dürfte der erhebliche Aufwand für die Implementierung einer entsprechenden Modellkette sein. Die Simulationszeiten sind dagegen auch für sehr große Gebiete und sehr lange Zeitperioden vertretbar. So benötigt die Simulation von 10.000 Jahren für Deutschland auf dem Linux-Hochleistungscluster GLIC des GFZ ca. 1 Tag für den Wettergenerator, ca. 2 Tage für das hydrologische Modell mHM und ca. 6 Stunden für die Schadensmodellierung. Der größte Aufwand von ca. 14 Tagen entsteht durch die Simulation der Hochwasserwellen und Überflutungen mittels RIM1D/2D.

Der Ansatz besitzt eine Reihe von Vorteilen gegenüber anderen Methoden. Ein wesentlicher Vorteil ist die Generierung von räumlich konsistenten Szenarien, die die räumlichen Abhängigkeiten entlang der gesamten Prozesskette berücksichtigen. Es werden also auch die räumlichen Korrelationen zwischen Schäden abgebildet, was wichtig ist, um realistische Risikoaussagen für größere Flächeneinheiten zu erhalten. Die Langzeitsimulation liefert außerdem realistische Anfangsbedingungen für Hochwasserereignisse, da der gesamte Wasserhaushalt simuliert wird. Der Einfluss des Anfangszustands des Einzugsgebiets auf den Hochwasserabfluss bzw. seine Jährlichkeit wird dadurch implizit erfasst. Die zeitkontinuierliche Simulation liefert zudem vollständige Hydrographen – und nicht nur Hochwasserscheitelwerte. Dies ist ein wichtiger Input für verschiedene Zwecke, wie beispielsweise die Speicherbemessung oder Schadensabschätzung.

Die flächendeckende Modellierung mit der gesamten Prozesskette erlaubt es, Werte (Abfluss, Überflutung, Schaden) auch für Einzugsgebiete bereitzustellen, in denen keine historischen Beobachtungen vorliegen. Darüber hinaus können Änderungen des betrachteten Systems, z. B. durch Klimawandel, Landnutzungsänderungen oder Anpassungsmaßnahmen, simuliert werden. Ein weiterer Vorteil besteht in der Möglichkeit, prozessnahe Modellansätze zu implementieren. Große Hochwasser sind nicht (immer) die große Version von kleinen Hochwassern, sondern können durch Prozesse (z. B. Deichbruch) oder Prozessinteraktionen (z. B. abrupter und starker Anstieg des Abflusses bei moderatem Anstieg des Niederschlags) dominiert werden, die bei kleinen Ereignissen nicht auftreten (MERZ et al., 2021, 2022; MACDONALD et al., 2022). Die Extrapolation in den Bereich großer Wiederkehrintervalle sollte deshalb die wichtigen Prozesse, ihre Interaktionen und ihre raumzeitlichen Abhängigkeiten berücksichtigen.

Diese Vorteile lassen sich jedoch nur realisieren, wenn die Modelle die wichtigen Hochwasserprozesse entlang der gesamten Prozesskette gut widerspiegeln. Hier sehen wir vor allem Bedarf in der Abbildung von strukturellen Hochwasserschutzmaßnahmen. Hochwasserrückhaltebecken und Talsperren sind in RFM, wie in den meisten anderen großräumigen Modellen zur Hochwas-

sergefährdungs- und Risikoabschätzung, nicht bzw. nur implizit über die Kalibrierung des hydrologischen Modells berücksichtigt. Deiche sind in RFM enthalten; da es für Deutschland allerdings keine flächenhaften Datensätze zu Deicheigenschaften gibt, wurde die Deichgeometrie im Wesentlichen aus digitalen Geländemodellen abgeleitet. Die daraus resultierenden Fehler sind erheblich. In den bisherigen Versionen von RFM wird Deichüberströmen simuliert, allerdings nicht Deichbruch. Modelle hierfür liegen vor, erfordern jedoch einen substantiellen Mehraufwand an Daten und Rechenzeit (VOROGUSHYN et al., 2010).

Die Simulation von seltenen Ereignissen entlang der gesamten Prozesskette vom Niederschlag zum Schaden impliziert, dass die Risikoaussagen mit hohen Unsicherheiten verbunden sein dürften. Dementsprechend wichtig ist es, Unsicherheiten zu quantifizieren, ihre dominanten Quellen zu identifizieren und möglichst zu reduzieren. Im Falle von RFM sind wichtige nächste Arbeiten die bessere Berücksichtigung von strukturellen Schutzmaßnahmen und entsprechenden Versagensmechanismen (im Wesentlichen Deichbrüche) und die Implementierung probabilistischer Schadensmodelle. Diese Arbeiten würden durch die Verfügbarkeit von landesweiten Datensätzen zu Hochwasserschutzmaßnahmen erheblich erleichtert werden.

6 Schlussfolgerungen

Dieser Beitrag zeigt, dass es aufgrund von Fortschritten in Datenverfügbarkeit, Methoden und Rechenkapazität möglich ist, eine relativ hochaufgelöste, prozessnahe Simulation von Hochwassermechanismen auf der nationalen Skala für mehrere tausend Jahre lange Zeiträume umzusetzen. Die raumzeitlich konsistente Simulation entlang der Prozesskette, vom Niederschlag zum Schaden, für solch langen Zeiträume eröffnet die Möglichkeit, extreme Ereignisse zu identifizieren und zu quantifizieren, die beispielsweise durch die ungünstige Überlagerung verschiedener Prozesse oder durch die Überschreitung von Schwellenwerten verursacht werden. Wenn solche ungünstigen Überlagerungen oder Schwellenwertüberschreitungen selten sind, ist es unwahrscheinlich, dass diese in kurzen (beobachteten oder simulierten) Zeitreihen auftreten. Die hier vorgestellte "abgeleitete Hochwasser-Risiko-Analyse basierend auf Langzeitsimulation" ist somit ein Werkzeug, um außergewöhnliche Ereignisse zu identifizieren und quantifizieren. Gerade solche Ereignisse können Betroffene und Entscheidungsträger überraschen und zu sehr großen Schäden führen (MERZ et al., 2015; KREIBICH et al., 2022), und stellen somit eine besondere Herausforderung für das Risikomanagement dar.

Conclusions

This paper shows that, due to advances in data availability, methods and computational capacity, it is possible to implement relatively high-resolution, process-based simulations of flood mechanisms at the national scale for time periods of several thousand years. The spatio-temporally consistent simulation along the entire process chain, from precipitation to damage, for such long periods opens up the possibility of identifying and quantifying extreme events caused, for example, by the unfavourable superposition of different processes or by the exceeding of threshold values. If this unfavourable superposition or threshold crossing is rare, it is unlikely to occur in short (observed or simulated) time series. The "derived flood risk analysis based on long-term

simulation" presented here is thus a tool to identify and quantify exceptional events. Such events can take affected parties and decision-makers by surprise and lead to very large losses (MERZ et al., 2015, KREIBICH et al., 2022), and thus represent a special challenge for risk management.

Erklärung zur Datenverfügbarkeit

Die im Rahmen der Studie verwendeten Daten und die erzeugten Ergebnisse können auf ordnungsgemäße Anfrage bei den Verfassern zur Verfügung gestellt werden.

Danksagung

Zu diesen Arbeiten haben die Projekte System-Risk (EU, H2020-MSCA-ITN – 676027-SYSTEM-RISK: A Large-Scale Systems Approach to Flood Risk Assessment and Management), ClimXtreme (Module C Impacts – Teilprojekt 5: FLOOD, BMBF, 01LP1903E), SPATE (Space-Time Dynamics of Extreme Floods; DFG, GRK 2043/2, FOR2416), KAHR (Klima-Anpassung, Hochwasser und Resilienz: Wissenschaftliche Begleitung des Wiederaufbaus nach der Flutkatastrophe in RLP & NRW, BMBF, 01LR2102F) beigetragen.

Anschrift der Verfasser

Dr. Heiko Apel

Dr. Li Han

Dr. Heidi Kreibich

Dr. Dung Nguyen

Dr. Nivedita Sairam

Dr. Sergiy Vorogushyn

Deutsches GeoForschungsZentrum GFZ

Sektion Hydrologie

Telegrafenberg, 14473 Potsdam

Mostafa Farrag

GFZ (siehe oben) und Deltareas

Postbus 177, 2600 MH Delft

Niederlande

Prof. Dr. Bruno Merz

GFZ (siehe oben) und Universität Potsdam,

Institut für Umweltwissenschaften und Geographie

Karl-Liebknecht-Str. 24-25, 14476 Potsdam

Dr. Björn Guse

GFZ (siehe oben) und Abteilung für Hydrologie

und Wasserwirtschaft

Christian-Albrechts-Universität zu Kiel

Olshausenstr. 75, 24118 Kiel

Literaturverzeichnis

ALFIERI, L., F. DOTTORI, R. BETTS, P. SALAMON & L. FEYEN (2018): Multi-model projections of river flood risk in Europe under global warming. *Climate*, 6(1), 6. <https://doi.org/10.3390/cli6010006>

ALFIERI, L., L. FEYEN, F. DOTTORI & A. BIANCHI (2015): Ensemble flood risk assessment in Europe under high end climate scenarios. *Global Environmental Change*, 11, 199–212. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.09.004>.

APEL, H., B. MERZ & A.H. THIEKEN (2009): Influence of dike breaches on flood frequency estimation. – *Computers and Geosciences*, 35(5), 907–923. DOI:10.1016/j.cageo.2007.11.003

APEL, H., S. VOROGUSHYN & B. MERZ (2022): Brief communication: Impact forecasting could substantially improve the emergency management of deadly floods: case study July 2021 floods in Germany. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(9), 3005–3014. DOI:10.5194/nhess-22-3005-2022

APEL, H., J. BENISCH, B. HELM, S. VOROGUSHYN & B. MERZ (2024): Fast urban inundation simulation with RIM2D for flood risk assessment and forecasting. – *Frontiers in Water*, 6. DOI:10.3389/frwa.2024.1310182

BATES, P.D., M.S. HORRITT & T.J. FEWTRILL (2010): A simple inertial formulation of the shallow water equations for efficient two-dimensional flood inundation modelling. – *Journal of Hydrology*, 387(1–2), 33–45.

BUBECK, P. et al. (2019): Global warming to increase flood risk on European railways. – *Climatic Change*, 155, 19–36.

CAMERON, D.S., K.J. BEVEN, J. TAWN, S. BLAZKOVA & P. NADEN (1999): Flood frequency estimation by continuous simulation for a gauged upland catchment (with uncertainty). – *Journal of Hydrology*, 219, 169–187.

DE ALMEIDA, G.A.M., P. BATES, J.E. FREER & M. SOUVIGNET (2012): Improving the stability of a simple formulation of the shallow water equations for 2-D flood modeling. – *Water Resources Research*, 48(5). <https://doi.org/10.1029/2011WR011570>.

DE BRUIJN, K.M., F.L.M. DIERMANSE & J.V.L. BECKERS (2014): An advanced method for flood risk analysis in river deltas, applied to societal flood fatality risk in the Netherlands. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(10), 2767–2781. DOI:10.5194/nhess-14-2767-2014.

DOTTORI, F., W. SZEWCZYK, J.C. CISCAR, F. ZHAO, L. ALFIERI, Y. HIRABAYASHI et al. (2018): Increased human and economic losses from river flooding with anthropogenic warming. – *Nature Climate Change*, 8(9), 781–786. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0257-z>.

FALTER, D., K. SCHRÖTER, N.V. DUNG, S. VOROGUSHYN, H. KREIBICH, Y. HUNDECHA, ... B. MERZ (2015): Spatially coherent flood risk assessment based on long-term continuous simulation with a coupled model chain. – *Journal of Hydrology*, 524, 182–193. DOI:10.1016/j.jhydrol.2015.02.021

FARRAG, M., F. BRILL, N.V. DUNG, N. SAIRAM, K. SCHRÖTER, H. KREIBICH, ... S. VOROGUSHYN (2022): On the role of floodplain storage and hydrodynamic interactions in flood risk estimation. – *Hydrological Sciences Journal*, 67, 508–534. DOI:10.1080/02626667.2022.2030058.

FÖRSTER, S., B. KUHLMANN, K.-E. LINDENSCHMIDT & A. BRONSTERT (2008). Assessing flood risk for a rural detention area. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 8(2), 311–322. <https://doi.org/10.5194/nhess-8-311-2008>.

GRIMALDI, S., F. NARDI, R. PISCOPIA, A. PETROSELLI & C. APOLLONIO (2021): Continuous hydrologic modelling for design simulation in small and ungauged basins: A step forward and some tests for its practical use. – *Journal of Hydrology*, 595, 125664. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125664>.

GUAN, X., K. NISSEN, V.D. NGUYEN, B. MERZ, B. WINTER & S. VOROGUSHYN (2023): Multisite temporal rainfall disaggregation using methods of fragments conditioned on circulation patterns. – *Journal of Hydrology*, 621, 129640. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129640>.

GUSE, B., B. MERZ, L. WIETZKE, S. ULLRICH, A. VIGLIONE & S. VOROGUSHYN (2020): The role of flood wave superposition in the severity of large floods. – *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(4), 1633–1648. DOI:10.5194/hess-24-1633-2020.

HABERLANDT, U., & I. RADTKE (2014): Hydrological model calibration for derived flood frequency analysis using stochastic rainfall and probability distributions of peak flows. – *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(1), 353–365. DOI:10.5194/hess-18-353-2014.

- HUNDECHA, Y., M. PAHLOW & A. SCHUMANN (2009): Modeling of daily precipitation at multiple locations using a mixture of distributions to characterize the extremes. – *Water Resources Research*, 45, W12412. DOI:10.1029/2008WR007453.
- HUNDECHA, Y., & B. MERZ (2012): Exploring the relationship between changes in climate and floods using a model-based analysis. – *Water Resources Research*, 48, W04512. <https://doi.org/10.1029/2011WR010527>.
- KEEF, C., J.A. TAWN & R. LAMB (2013): Estimating the probability of widespread flood events. – *Environmetrics*, 24 (1), 13–21. <https://dx.doi.org/10.1002/env.2190>.
- KELLERMANN, P., K. SCHRÖTER, A.H. THIEKEN, S.-N. HAUBROCK & H. KREIBICH (2020): The object-specific flood damage database HOWAS 21. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20, 2503–2519. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-2503-2020>.
- KIENZLER, S., I. PECH, H. KREIBICH, M. MÜLLER & A.H. THIEKEN (2015): After the extreme flood in 2002: Changes in preparedness, response and recovery of flood-affected residents in Germany between 2005 and 2011. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 15, 505–526. <https://doi.org/10.5194/nhess-15-505-2015>.
- KREIBICH, H., I. SEIFERT, B. MERZ & A.H. THIEKEN (2010): Development of FLEMOcs: A new model for the estimation of flood losses in companies. – *Hydrological Sciences Journal – Journal des Sciences Hydrologiques*, 55(8), 1302–1314. <https://doi.org/10.1080/02626667.2010.529815>.
- KREIBICH, H., A.F. VAN LOON, K. SCHRÖTER et al. (2022): The challenge of unprecedented floods and droughts in risk management. – *Nature*, 608, 80–86. DOI:10.1038/s41586-022-04917-5.
- KRYSANOVA, V., D.I. MÜLLER-WOHLFEIL & A. BECKER (1998): Development and test of a spatially distributed hydrological/water quality model for mesoscale watersheds. – *Ecological Modelling*, 106, 261–289. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(97\)00204-4](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(97)00204-4).
- KUMAR, R., L. SAMANIEGO & S. ATTINGER (2013): Implications of distributed hydrologic model parameterization on water fluxes at multiple scales and locations. – *Water Resources Research*, 49, 360–379. <https://doi.org/10.1029/2012WR012195>.
- LAMB, R., C. KEEF, J. TAWN, S. LAEGER, I. MEADOWCROFT, S. SURENDRAN & C. BATSTONE (2010): A new method to assess the risk of local and widespread flooding on rivers and coasts. – *Journal of Flood Risk Management*, 3(4), 323–336. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1753-318X.2010.01081.x>.
- MACDONALD, E., B. MERZ, B. GUSE, L. WIETZKE, S. ULLRICH, M. KEMTER, B. AHRENS & S. VOROGUSHYN (2022): Event and catchment controls of heavy tail behavior of floods. – *Water Resources Research*, 58, e2021WR031260. DOI:10.1029/2021WR031260.
- MERZ, B., S. VOROGUSHYN, U. LALL, A. VIGLIONE & G. BLÖSCHL (2015): Charting unknown waters: On the role of surprise in flood risk assessment and management. – *Water Resources Research*, 51(8), 6399–6416. DOI:10.1002/2015WR017464.
- MERZ, B., G. BLÖSCHL, S. VOROGUSHYN, F. DOTTORI, J.C.J.H. AERTS, P. ABTES, ... E. MACDONALD (2021): Causes, impacts and patterns of disastrous river floods. – *Nature Reviews Earth & Environment*, 2(9), 592–609. DOI:10.1038/s43017-021-00195-3.
- MERZ, B., S. BASSO, S. FISCHER, D. LUN, G. BLÖSCHL, R. MERZ, B. GUSE, A. VIGLIONE, S. VOROGUSHYN, E. MACDONALD, L. WIETZKE & A. SCHUMANN (2022): Understanding heavy tails of flood peak distributions. – *Water Resources Research*, 58, e2021WR030506. DOI:10.1029/2021WR030506.
- METIN, A.D., N.V. DUNG, K. SCHRÖTER, S. VOROGUSHYN, B. GUSE, H. KREIBICH & B. MERZ (2020): The role of spatial dependence for large-scale flood risk estimation. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20(4), 967–979. DOI:10.5194/nhess-20-967-2020.
- MIRZA, M.M.Q. (2002): Global warming and changes in the probability of occurrence of floods in Bangladesh and implications. – *Global Environmental Change* 12, 127–138.
- NAVEAU, P., R. HUSER, P. RIBEREAU & A. HANNART (2016): Modeling jointly low, moderate, and heavy rainfall intensities without a threshold selection. – *Water Resources Research*, 52(4), 2753–2769.
- NGUYEN, V.D., A.D. METIN, L. ALFIERI, S. VOROGUSHYN & B. MERZ (2020): Biases in national and continental flood risk assessments by ignoring spatial dependence. – *Scientific Reports*, 10(1), 19387. DOI:10.1038/s41598-020-76523-2
- NGUYEN, D., B. MERZ, Y. HUNDECHA, U. HABERLANDT & S. VOROGUSHYN (2021): Comprehensive evaluation of an improved large-scale multi-site weather generator for Germany. – *International Journal of Climatology*, 41(10), 4933–4956. DOI:10.1002/joc.7107.
- NGUYEN, D.V., S. VOROGUSHYN, K.M. NISSEN, L. BRUNNER & B. MERZ (2024) A non-stationary climate-informed weather generator for assessing of future flood risks. *ESS Open Archive*, June 03, 2024. DOI: 10.22541/essoar.171742646.65272251/v1.
- PAPROTNY, D., A. SEBASTIAN, O. MORALES-NÁPOLES & S.N. JONKMAN (2018): Trends in flood losses in Europe over the past 150 years. – *Nature Communications*, 9(1), 1985. DOI:10.1038/s41467-018-04253-1.
- PAPROTNY, D., H. KREIBICH, O. MORALES-NÁPOLES, P. TEREFFENKO & K. SCHRÖTER (2020a): Estimating exposure of residential assets to natural hazards in Europe using open data. – *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20(1), 323–343. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-323-2020>.
- PAPROTNY, D., H. KREIBICH, O. MORALES-NÁPOLES, A. CASTELLARIN, F. CARISI & K. SCHRÖTER (2020b): Exposure and vulnerability estimation for modelling flood losses to commercial assets in Europe. – *Science of the Total Environment*, 737, 140011. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140011>.
- RÖZER, V., H. KREIBICH, K. SCHRÖTER, M. MÜLLER, N. SAIRAM, J. DOSS-GOLLIN, U. LALL, & B. MERZ (2019): Probabilistic models significantly reduce uncertainty in Hurricane Harvey pluvial flood loss estimates. – *Earth's Future*, 7(4), 384–394. <https://doi.org/10.1029/2018EF001074>.
- SAIRAM, N., K. SCHRÖTER, V. RÖZER, B. MERZ & H. KREIBICH (2019): Hierarchical Bayesian Approach for Modeling Spatiotemporal Variability in Flood Damage Processes. – *Water Resources Research*, 55(10), 8223–8237. DOI:10.1029/2019wr025068.
- SAIRAM, N., F. BRILL, T. SIEG, M. FARRAG, P. KELLERMANN, V.D. NGUYEN, ... H. KREIBICH (2021): Process-Based Flood Risk Assessment for Germany. – *Earth's Future*, 9(10), e2021EF002259. <https://doi.org/10.1029/2021EF002259>.
- SAMANIEGO, L., R. KUMAR & S. ATTINGER (2010): Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale. – *Water Resources Research*, 46, W05523. DOI:10.1029/2008WR007327.
- SCHOPPA, L., T. SIEG, K. VOGEL, G. ZÖLLER & H. KREIBICH (2020): Probabilistic Flood Loss Models for Companies. – *Water Resources Research*, 56(9), e2020WR027649. <https://doi.org/10.1029/2020WR027649>.
- SCHRÖTER, K., H. KREIBICH, K. VOGEL, C. RIGGELSEN, F. SCHERBAUM & B. MERZ (2014): How useful are complex flood damage models? – *Water Resources Research*, 50(4), 3378–3395. DOI:10.1002/2013wr014396.
- SCHRÖTER, K., M. KUNZ, F. ELMER, B. MÜHR & B. MERZ (2015): What made the June 2013 flood in Germany an exceptional event? A hydro-meteorological evaluation. – *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(1), 309–327. DOI:10.5194/hess-19-309-2015.
- SIEG, T., K. VOGEL, B. MERZ & H. KREIBICH (2019): Seamless Estimation of Hydrometeorological Risk Across Spatial Scales. – *Earth's Future*, 7(5), 574–581. DOI:10.1029/2018ef001122.

- STEINHAUSEN, M., S. LÜDTKE, K. SCHRÖTER, R. FIGUEIREDO & H. KREIBICH (2020): Das probabilistische Hochwasserschadensmodell für Wohngebäude – BN-FLEMOps. – *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, 64(4), 188-199. https://doi.org/10.5675/HyWa_2020.4_2.
- THIEKEN, A.H., A. OLSCHESKI, H. KREIBICH, S. KOBSCHE & B. MERZ (2008): Development and evaluation of FLEMOps – A new Flood Loss Estimation MOdel for the private sector. – *PROVERBS*, D., C.A. BREBBIA & E. PENNING-ROUSELL (Hrsg.): *Flood Recovery, Innovation and Response 1*. WIT, 315-324. <https://doi.org/10.2495/FRIAR080301>.
- VOROGUSHYN, S., B. MERZ, K.E. LINDENSCHMIDT & H. APEL (2010): A new methodology for flood hazard assessment considering dike breaches. – *Water Resources Research*, 46(8). DOI:10.1029/2009WR008475.
- WING, O.E.J. et al. (2018): Estimates of present and future flood risk in the conterminous United States. – *Environmental Research Letters*, 13, 034023.
- WÜNSCH, A., U. HERRMANN, H. KREIBICH & A.H. THIEKEN (2009): The role of disaggregation of asset values in flood loss estimation: A comparison of different modeling approaches. – *Environmental Management*, 44, 524-541.