

Winfried Willems, Henrike Stockel, Uwe Haberlandt, Bora Shehu, Thomas Junghänel, Jennifer Ostermüller & Thomas Deutschländer

Betrachtungen zur Instationarität extremer Niederschläge in Deutschland

Considerations on the instationarity of extreme precipitation in Germany

Zeitreihen extremer Niederschläge in Deutschland sind im Bereich kurzer Dauerstufen häufig von Instationaritäten geprägt. Neben den aktuell beobachteten Klimaänderungen kommen als mögliche Ursachen vor allem auch Änderungen des Messtandortes und der Messtechnik in Frage. Die Untersuchung der Instationaritäten ist also einerseits relevant vor dem Hintergrund des Klimawandels, auf der anderen Seite ist diese Frage auch von großer Bedeutung für klassische extremwertstatistische Auswertungen und Regionalisierungen, da diese in der Regel Stationarität voraussetzen.

Untersucht man die Instationaritäten anhand von parametrischen oder nichtparametrischen Trendtests, dann zeigen sich häufig ansteigende Trends. Dies steht in gutem Einklang zur Tatsache, dass entsprechend der Clausius-Clapeyron-Beziehung (CC) der Sättigungsdampfdruck der Luft bei Temperaturerhöhung systematisch ansteigt. Gleichwohl ist festzustellen, dass die Instationaritäten auch durch Sprünge geprägt sind, wenn man als Zeitpunkt des Sprungs die Umstellungen von analogen Regenschreibern zu digitalen Sensor-Systemen zugrunde legt. Testet man anhand von 133 langen Niederschlagsreihen in Deutschland die Hypothese, ob die Instationaritäten eher durch einen linearen Trend oder eher durch einen Sprung erklärt werden können, so erweist sich der Sprung häufiger als das geeignetere Modell zur Nachbildung der Daten. Eine einfache messtechnische Erklärung dieses Effektes wird aufgezeigt.

Die dargestellten Ergebnisse stellen eine mögliche trendbehaftete Veränderung der Niederschlagsintensitäten aufgrund von klimawandelbedingt steigenden Lufttemperaturen nicht infrage. Sie zeigen jedoch auf, dass bei Untersuchungen zur Instationarität von Starkniederschlägen und deren maßgeblichen Ursachen zusätzlich auch sensorwechselbedingte, in Form sprungartiger Änderungen auftretende Effekte mit einbezogen werden sollten.

Schlagwörter: Starkregenstatistik, Instationarität, Trend, sprungartige Änderungen

Time series of extreme precipitation in Germany, especially at short duration steps, are characterized by instationarities. The analysis of the instationarities is relevant on the one hand in the context of climate change and on the other hand for classical extreme value statistical evaluations and regionalisations, which usually assume stationarity.

If the instationarities are examined on the basis of parametric or non-parametric trend tests – as is often done in the literature –, then increasing trends are observed in great frequency. This is in good agreement with the fact that, according to the Clausius-Clapeyron relation (CC), the saturation vapor pressure systematically increases with increasing temperature. Nevertheless, it should be noted that the instationarities can also be explained by jumps, if the sensor system changeovers are taken as the jump time. If the hypothesis of whether the instationarities can be explained rather by a linear trend or rather by a jump is tested on the basis of 133 long precipitation series in Germany, then the jump proves to be the more frequently chosen model. A simple meteorological explanation of this effect is shown.

The results presented do not question a possible trend-like change in precipitation intensities due to climate-related rising of air temperatures. However, they do indicate that the inclusion of possible sensor-change-effects is to be recommended in studies on the instationarity of heavy precipitation and its relevant causes.

Keywords: heavy rainfall statistics, instationarity, trend, jump

1 Einführung

Im Forschungsprojekt "Methodische Untersuchungen zur Novelisierung der Starkregenstatistik für Deutschland" (MUNSTAR), das in HABERLANDT et al. (2023) im Detail beschrieben wird, wurden die in der "Koordinierten Starkniederschlagsregionalisierung und -auswertung" vom Deutschen Wetterdienst (KOSTRA-DWD, MALITZ & ERTEL, 2015) angewendeten Verfahren grundlegend überarbeitet. Als geeignetster Gesamtansatz erwies sich dabei ein auf KOUTSOYIANNIS et al. (1998) aufsetzender, inhärent dauerstufenübergreifender Ansatz für die stationsbezogene extremwertstatistische Modellierung der Starkniederschläge in Kombination mit einem komplexen External-Drift-Kriging-basierten Ansatz zur Parameterregionalisierung. Als klassischer extremwertstatistischer Ansatz setzt diese Methodenkombination die Stationarität der zugrundeliegenden Starkniederschlagsreihen voraus.

Eine Reihe von aktuelleren Arbeiten beschäftigt sich mit der Frage nach etwaigen Instationaritäten in Starkniederschlagsreihen (s. z. B. weltweite Übersicht zu Trends in Jahreshöchstwerteserien von Tagessummen in ASADIEH & KRAKAUER, 2015). Fokussiert man sich auf Deutschland und schaut zunächst auf empirische Befunde, dann stellen beispielsweise ZIMMERMANN et al. (2002) für den Zeitraum 1931 bis 1999 in Süddeutschland auf der Grundlage klassischer linearer Regressionen auf die Zeit zumeist positive Trends in den Starkniederschlägen verschiedener Dauerstufen für $D \geq 24$ h fest, wobei bei einer 10%igen Irrtumswahrscheinlichkeit im Sommer knapp 20 % und im Winter zwischen 40 % und 60 % der Stationen signifikante Anstiege zeigen. PASSOW & DONNER (2019) setzen Quantilregressionen und instationäre Extremwertanalysen ein, um Trends in extremen Tagesniederschlägen an über 2.300 Stationen in Deutschland im Zeitraum 1951 bis 2006 zu untersuchen. Sie finden meist positive Trends auf der Grundlage beider Methoden, am stärksten im

Höhenbereich oberhalb von 500 m ü. NN, im Nordosten Deutschlands demgegenüber zum Teil auch Abnahmen.

Mit einer möglichen Erklärung dieser ansteigenden Starkniederschlagsintensitäten beschäftigen sich eine Reihe von Studien, die auf der Clausius-Clapeyron-Beziehung (CC) aufsetzen. Aus dieser lässt sich ableiten, dass der Sättigungsdampfdruck der Luft im Mittel mit jedem Grad Temperaturerhöhung um ca. 7 % ansteigt (TRENSBERTH et al., 2003; LENDERINK & VAN MEIJGAARD, 2008; WESTRA et al., 2014). Auf CC aufsetzend untersuchen zum Beispiel BÜRGER et al. (2019) Trends in Starkregenintensitäten für Stationen im Emscher-Lippe-Gebiet und BÜRGER et al. (2021) zusätzlich auch für Stationen aus schweizerischen und österreichischen Alpenregionen. Die Autoren weisen Zunahmen der extremen Niederschlagsintensitäten aus und stellen fest, dass sie unter Zugrundelegung der CC-Annahme gut durch die Erwärmung des regionalen Klimas erklärt werden können.

Betrachtungen zu sprungartigen Instationaritäten, beispielsweise ausgelöst durch Wechsel von Sensorsystemen bei der Registrierung von Niederschlägen, werden in der Literatur seltener betrachtet. MÜLLER et al. (2018) weisen deutliche Heterogenitäten von mit unterschiedlichen Sensorsystemen erfassten, hochaufgelösten Niederschlagsregistrierungen aus und verwenden daher trotz dadurch verminderter Stichprobenumfänge alleine die mit einem Sensor erfassten Daten für die Parametrisierung eines stochastischen Niederschlagsgenerators. DAMSTER (2018) findet in Untersuchungen von 19 deutschen Stationen mit langen, zeitlich hochaufgelösten Reihen im Zeitraum 1961 bis 2015 signifikante Trends des 99%-Perzentils täglicher Maxima, insbesondere bei sehr kurzen Dauerstufen (5-min-Niederschlägen). Auf der Grundlage dekadenbezogener Betrachtungen stellt DAMSTER (2018) die Überlegung an, ob die gefundenen Trends eher auf Gerätewechsel als auf eine natürliche, klimatologische Änderung zurückgeführt werden könnten, ohne dies einem formal-statistischen Test zu unterziehen. Bezogen auf den für Nordrhein-Westfalen zusammengestellten "ExUS 2020"-Datensatz (QUIRMBACH et al., 2021) ermitteln EINFALT et al. (2021) lineare Trends und Sprünge in Jahresserien für 18 Dauerstufen an insgesamt 125 ausgewählten Stationen. Die Unterscheidung der beiden Instationaritätsstrukturen erfolgt auf der Grundlage eines heuristischen Verfahrens, dass den nichtparametrischen Wilcoxon-Test mit einem robusten Trendgeradenschätzverfahren ("Sen's Slope") und der parametrischen, instationären Extremwertanalyse zur Trendschätzung kombiniert. Der Zeitpunkt eines etwaigen Sprungs wird dabei verfahrensintern gesucht. EINFALT et al. (2021) stellen fest, dass kleine Dauerstufen häufiger von Instationaritäten betroffen sind als größere Dauerstufen und dabei Sprünge etwas häufiger als Instationaritätsstruktur erkannt werden als Trends.

Ziel der hier vorgestellten, im Rahmen des Projektes MUNSTAR umgesetzten Untersuchung war es, die Instationaritätsstrukturen in extremen Niederschlagsserien an Messstationen in Deutschland statistisch zu erfassen und dabei auch mögliche, durch Sensorwechsel bedingte Sprünge zu berücksichtigen. Auf Grundlage der vorgestellten Untersuchungsmethoden kann eine adäquate Datenhomogenisierung abgeleitet werden, welche beispielsweise beim Projekt MUNSTAR den weiteren Umsetzungsschritten vorgeschaltet wurde.

2 Methodik

Nachfolgend werden vergleichende Untersuchungen zu Trends und Sprüngen in Starkniederschlägen in Deutschland vorgestellt. Generell werden im Rahmen von Instationaritätsstudien zahlreiche statistische Verfahren eingesetzt. Übersichten dazu finden sich zum Beispiel in MC CUEN (2002) und unter stärkerer Berücksichtigung modernerer Verfahren auch in CHANDLER & SCOTT (2011). Grundsätzlich unterscheidet man zwischen parametrischen Tests, bei denen Annahmen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung der betrachteten Zielgröße getroffen werden und nichtparametrischen Verfahren, bei denen auf diese Verteilungsannahmen verzichtet wird, die aber in der Regel auch weniger trennscharf sind. Der nichtparametrische Mann-Kendall-Test gilt als der klassische Trendtest (CHANDLER & SCOTT, 2011) mit weltweit zahlreichen Anwendungen. Da dieses Verfahren nur die Antwort auf die Frage nach der Signifikanz und dem Vorzeichen einer Instationarität liefert, nicht aber nach seiner Struktur, wird der Ansatz häufig kombiniert mit "Sen's Slope", einem robusten Verfahren zur Ermittlung der Steigung eines als linear angenommenen Trends. Spezielle Ansätze zur Detektion von Sprüngen sind der nichtparametrische Pettitt-Test (PETTITT, 1972), der parametrische Bernier-Test (BERNIER, 1994) oder das komplexere Verfahren der Strukturbruchanalyse (BAI & PERRON, 1998). Ziel dieser Verfahren ist es dabei, nicht nur die Signifikanz eines etwaigen Sprungs zu erfassen, sondern darüber hinaus auch den Zeitpunkt des Sprungs festzulegen.

Sind mögliche Sprungzeitpunkte a priori bekannt, sodass sich das Problem auf die Frage der Sprung-Signifikanz bzw. der Unterscheidung zwischen Trend und Sprung beschränkt, dann kann dies auch mithilfe von regressiven Verfahren beantwortet werden, da diese bei geeigneter Festlegung der erklärenden Variablen in der Lage sind, sowohl Trends als auch Sprünge zu erfassen. Dies erfolgt bei Trends durch den geschätzten Regressionskoeffizienten (Steigungskoeffizient), bei Sprüngen anhand von geschätzten Regressionskonstanten (Intercept). Dieses Prinzip wird bei den hier im Weiteren angewandten regressiven Verfahren der Quantilregression sowie der instationären Extremwertanalyse genutzt, um Trends und Sprünge zu erfassen und hinsichtlich der Signifikanz zu bewerten. Darüber hinaus kommen hier der Mann-Kendall-Test, der Spearman-Korrelationstest sowie der t-Test zum Einsatz. Die hier angewandten Verfahren werden nachfolgend kurz beschrieben.

2.1 Instationäre Extremwertanalyse (IEA)

Sind Extremwerte trendbehaftet oder verhalten sich in anderer Weise instationär, dann widerspricht dies den Voraussetzungen der klassischen Wahrscheinlichkeitsanalyse und eine mögliche Vorgehensweise besteht dann darin, die Trends zunächst zu eliminieren und die Extremwertanalyse auf die trendbereinigten Daten anzuwenden (DVWK, 1999). Insbesondere COLES (2001) demonstriert, dass alternativ dazu Instationaritäten auch unmittelbar in das anzupassende wahrscheinlichkeitstheoretische Modell integriert werden können. Voraussetzung dafür ist, dass die Parameterschätzung auf der Grundlage des Maximum-Likelihood-Verfahrens oder von Erweiterungen davon erfolgt. Legt man beispielsweise die dreiparametrische Verallgemeinerte Extremwertverteilung (GEV) mit der Verteilungsfunktion

$$F(x; \mu, \sigma, \gamma) = \begin{cases} e^{-[1+\gamma(x+\mu)/\sigma]^{1/\gamma}}, & \text{falls } 1 + \gamma(x - \mu)/\sigma > 0, \gamma \neq 0 \\ e^{-e^{-(x-\mu)/\sigma}}, & \text{falls } \gamma = 0 \end{cases}$$

und den Parametern μ , σ und γ zugrunde, dann nimmt die zu maximierende Likelihood-Funktion zur Anpassung an eine Zufallsvariable x_t im instationären Fall folgende Form an (COLES, 2001):

$$L(\mu, \sigma, \gamma) = -m \log(\sigma(t)) - \left(1 + \frac{1}{\gamma(t)}\right) \sum_{t=1}^m \log \left(1 + \gamma(t) \left(\frac{x_t - \mu(t)}{\sigma(t)}\right)\right) - \sum_{t=1}^m \left[1 + \gamma(t) \left(\frac{x_t - \mu(t)}{\sigma(t)}\right)\right]$$

sofern für alle t gilt

$$1 + \gamma(t) \left(\frac{x_t + \mu(t)}{\sigma(t)}\right) > 0.$$

Man erkennt, dass alle drei Parameter μ , σ , γ Funktionen der Zeit t sein können. Diese Zeitfunktionen können unterschiedliche Formen annehmen, um beispielsweise lineare oder nicht-lineare Strukturen zu erfassen und die tatsächlich abgebildete Zeitabhängigkeit kann sich auch nur auf einen oder zwei anstelle aller drei GEV-Parameter beziehen. Auf eine zeitabhängige Ermittlung des dritten Parameters sollte dabei wegen der Schwierigkeiten einer stabilen Schätzung grundsätzlich verzichtet werden (WILLEMS & MIN, 2019)

Im einfachsten instationären Fall, wenn nur der Lokationsparameter μ als instationär betrachtet und dabei eine linear-trendartige Abhängigkeit von der Zeit angenommen wird, ergibt sich beispielsweise als Modell der Ansatz

$$x_t \sim \text{GEV}(\mu_t = b_0 + b_1 t, \sigma = \text{const}, \gamma = \text{const})$$

mit den vier zu schätzenden Parametern b_0 , b_1 , σ und γ .

Abbildbar sind auch sprungartige Instationaritäten. Beziehen sich auch diese alleine auf den Lokationsparameter und handelt es sich um einen einzigen Sprung zum Zeitpunkt t_{sp} , so lässt sich dieser regressiv erfassen in der Form

$$x_t \sim \text{GEV}(\mu_t = b_0 + b_1 \text{IND}_t, \sigma = \text{const}, \gamma = \text{const})$$

mit

$$\text{IND}_t = \begin{cases} 0 & \text{wenn } t < t_{sp} \\ 1 & \text{wenn } t \geq t_{sp} \end{cases}.$$

Man erkennt, dass das Modell mit einem Sprung ($n_{sp} = 1$) anstelle eines (linearen) Trends ebenfalls anhand von vier Parametern erfasst wird. Treten $n_{sp} > 1$ Sprünge auf, dann kann IND auf der Grundlage einer sog. Dummy-Kodierung (FAHRMEIR et al., 2009) zu einer ($n_{sp} - 1$)-dimensionalen Dummy-Variable überführt werden und μ_t errechnet sich dann anhand einer multiplen anstelle einer einfachen Regressionsgleichung.

Generell kann die Trend- und Sprung-Struktur auch kombiniert auftreten, was zum Modell

$$x_t \sim \text{GEV}(\mu_t = b_0 + b_1 t + b_2 \text{IND}_t, \sigma = \text{const}, \gamma = \text{const})$$

mit den fünf Parametern b_0 , b_1 , b_2 , σ und γ führt.

2.2 Modellidentifikation im Rahmen der instationären Extremwertanalyse

Liegen wie hier mehrere alternative statistische Modelle zur Beschreibung einer Stichprobe vor, dann stellt sich im Rahmen der Modellidentifikation die Frage nach dem geeignetsten Modell. Dazu gibt es verschiedene Möglichkeiten, z. B. Devianztests oder die Nutzung von Informationskriterien wie dem Akaike-Informationskriterium (AIC) oder verschiedenen Abwandlungen davon (z. B. das Bayes'sche Informationskriterium BIC oder das Devianz-Informationskriterium DIC). Nachfolgend wird das originäre Akaike-Informationskriterium AIC (FAHRMEIR et al., 2009) eingesetzt. Bei Verwendung der Maximum-Likelihood-Methode als Parameterschätzmethode nimmt dieses Kriterium die Form

$$AIC = 2k - 2\ln(L)$$

an, wobei k der Anzahl von Modellparametern und L der maximierten Likelihood entspricht. Je niedriger der AIC-Wert, desto besser beschreibt das Modell die abgebildeten Daten.

Hier wird das Akaike-Informationskriterium AIC genutzt, um zu eruieren, welches der folgenden Modelle die Daten am besten beschreibt:

- "Stat": Stationarität (drei zu schätzende GEV-Parameter)
- "Trend": linearer Trend (vier GEV-Parameter, wobei einer den Anstieg der Trendgeraden beschreibt)
- "Sprung": einfacher Sprung (vier GEV-Parameter, wobei zwei die Intercepts vor und nach dem Sprung erfassen)
- "TrendSprung": Kombination aus linearem Trend und einfachem Sprung (fünf GEV-Parameter)

Das AIC berücksichtigt die höhere Parameteranzahl durch den "Strafterm" k , sodass sichergestellt ist, dass nicht dasjenige Modell als optimal gewählt wird, welches die Daten am besten nachbildet, sondern dasjenige, das die Daten bei einer möglichst geringen Parameteranzahl am besten nachbildet.

2.3 Quantilregression (QR)

Bei der Quantilregression wird, anders als bei einer klassischen Regression, nicht der durch die erklärende Variable bedingte Erwartungswert prognostiziert, sondern Quantile vorgegebener Unterschreitungswahrscheinlichkeit τ (KOENKER, 2009). Die Median-Regression ($\tau = 0,5$) ist somit ein Spezialfall der Quantilregression. Ähnlich wie der Median bei Vorliegen von Ausreißern robuster ist als der arithmetische Mittelwert, so ist auch die Quantilregression robuster als die klassische lineare Regression. Die Parameterbestimmung erfolgt durch geeignete Optimierungsverfahren wie beispielsweise dem Simplex-Verfahren (DANTZIG, 1966).

Verwendet man bei dem Verfahren als erklärende Variable die "Zeit", dann handelt es sich um eine Methode der Trenderfassung. Verwendet man demgegenüber als erklärende Variable die kategoriale Variable "Art des Sensors" und transformiert diese mittels Dummy-Kodierung in metrische Variablen, dann lässt sich das Verfahren zur Erfassung von Sprüngen einsetzen.

Vor dem Hintergrund der Robustheit der Quantilregression verwenden auch PASSOW & DONNER (2019) diesen Ansatz bei ihren Untersuchungen zu Trends in Extremniederschlägen in Deutschland.

2.4 Weitere hier eingesetzte Trendtests

Zur Detektion von Trends werden hier zusätzlich zu QR und IEA die Signifikanz der Kendall-Korrelation zwischen der betrachteten Variable und der Zeit (CorrK), die Signifikanz der Spearman-Korrelation (CorrS) sowie der t-Test (tTest) des Steigungskoeffizienten einer linearen Regression auf die Zeit betrachtet. CorrK entspricht dabei dem Mann-Kendall-Trendtest. Sowohl bei CorrK als auch bei CorrS handelt es sich um nichtparametrische Verfahren, während IEA und tTest parametrische Ansätze sind. Da der tTest auf der Normalverteilung NOR mit den beiden Parametern μ und σ als Responseverteilung beruht, lässt sich dieses Verfahren in Anlehnung an die oben verwendete IEA-Notation auch darstellen in der Form

$$x_t \sim \text{NOR}(\mu_t = b_0 + b_1 t, \sigma = \text{const})$$

Der Vorteil der IEA gegenüber dem tTest in Bezug auf Instationaritätsbetrachtungen von extremwertverteilten Stichproben wird dabei unmittelbar offensichtlich: Während beim klassischen Trendtest (hier fälschlicherweise) die Normalverteilung als Responseverteilung angenommen wird, liegt bei der IEA die (korrekte) Annahme der GEV als Responseverteilung zugrunde. Aufgrund vielfältiger Anwendungen von tTest in anderen Trendstudien wird das Verfahren nachfolgend mit betrachtet.

3 Daten

Insgesamt liegen den nachfolgenden Betrachtungen hochaufgelöste Zeitreihen (5 min-Werte) von 133 Niederschlagsstationen in Deutschland zugrunde, wobei es sich um lange Reihen ("Long Series"- oder LS-Kollektiv, HABERLANDT et al., 2023) mit einer durchschnittlichen Reihenlänge von 65 Jahren handelt (zur räumlichen Verteilung s. Abbildung 1 in HABERLANDT et al., 2023). Die Verteilung der Reihenlängen ist in Abbildung 1 dargestellt.

Anhand der Zeitreihen werden folgende im Weiterem ausgewertete Reihen und Serien abgeleitet:

- Monatliche 5 min-Höchstwerte-Zeitreihen,
- Jahreshöchstniederschläge der Dauerstufen $D = 5 \text{ min}$, 10 min , 15 min , 30 min , 1 h , 2 h , 6 h , 12 h , 1 d , 2 d , 3 d und 7 d .

Während die monatlichen 5-min-Höchstwerte-Zeitreihen mittels der Quantilregression QR ausgewertet werden, werden die Jahreshöchstwerteserien mit den Verfahren IEA, CorrK, CorrS und tTest analysiert. Bezogen auf IEA kommen neben Trend- auch Sprungbetrachtungen zum Einsatz.

Der Informationsgehalt der zugrundeliegenden Stationsmetadaten ist relativ heterogen. Oft geht daraus z. B. nicht hervor, ob die Geräte beheizt oder unbeheizt im Einsatz waren. Solche Geräte werden dementsprechend zu allgemeineren Sensorarten zusammengefasst. Auch liegt in vielen Fällen keine Information zum Hersteller der Geräte vor, sodass hier auf eine nähere

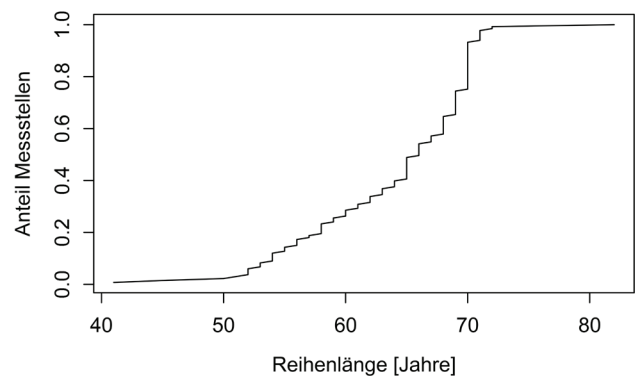


Abbildung 1

Verteilung der Reihenlängen, LS-Kollektiv, 133 Messstellen.
Distribution of time series lengths (in years), LS network, 133 stations.

Beschreibung generell verzichtet wird. Insgesamt werden 19 verschiedene Sensorarten bei den hier vorliegenden Daten unterschieden, die in Tabelle 1 in hierarchischer Weise zu Sensortypen gruppiert werden. Eine Darstellung des zeitlichen Auftretens der Gruppierung T3 bezogen auf die langen Reihen (LS-Kollektiv) zeigt Abbildung 2. In manchen Zeitabschnitten standen analoge und digitale Aufzeichnungen parallel zur Verfügung. Generell wurden dann die digitalen Messungen bevorzugt. Bei längerem Ausfall der digitalen Geräte konnte dann aber noch auf analoge Aufzeichnungen zurückgegriffen werden.

4 Umsetzung der Instationaritätsbetrachtungen und Ergebnisse

4.1 Trenduntersuchungen

Um zu untersuchen, ob und inwieweit Instationaritäten in den extremen Niederschlagszeitreihen hoher zeitlicher Auflösung auftreten, wird zunächst das robuste Quantilregression-Verfahren

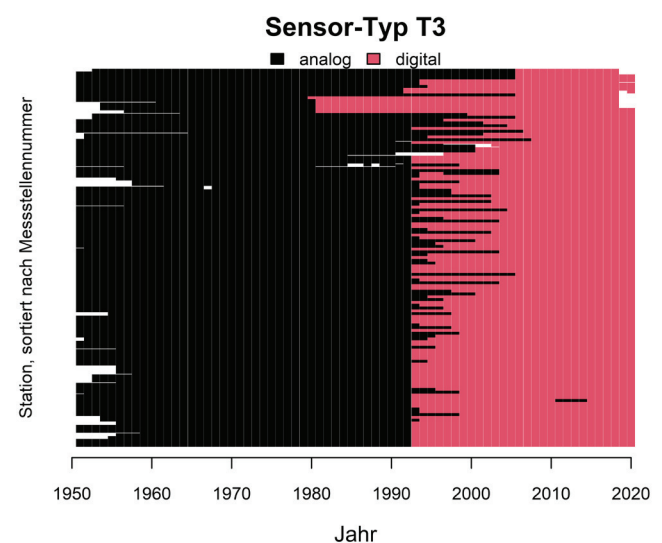


Abbildung 2

Zeitliches Auftreten verschiedener Sensortypen bei den 133 langen Reihen (LS).
Temporal occurrence of different sensor types in the 133 long series.

Tabelle 1 Sensoren und Sensor-Gruppierungen T1 bis T3. <i>Sensors and sensor groupings T1 to T3.</i>				
Nr.	Sensor	Sensortyp T1	Sensortyp T2	Sensortyp T3
1	Regenschreiber	Regenschreiber	Regenschreiber	analog
2	Regenschreiber, unbeheizt			
3	Regenschreiber, beheizt			
4	Regenschreiber (RG_200/_B)			
5	Tropfengeber	Tropfengeber	Tropfengeber	digital
6	Tropfengeber, NG1			
7	Tropfengeber, NG200			
8	Wippengeber	Wippengeber	Wiegesystem	
9	Wippengeber (Ombrometer)			
10	Wippengeber (Joss-Tognini)			
11	Wippengeber (RG100)			
12	Wippengeber (RG200)	Pluvio		
13	Pluvio			
14	Pluvio 2			
15	Pluvio S			
16	Pluvio L	Rain[e]H3		
17	Rain[e]H3			
18	Rain[e]H3 (ohne Windschutz)			
19	Rain[e]H3 (mit Windschutz)			

ren QR eingesetzt, um die monatlichen 5-min-Höchstwerte der Sommermonate April bis September auf die Zeit als erklärende Variable zurückzuführen. In Abbildung 3 werden die anhand der QR abgeleiteten Quantile zu den Unterschreitungswahrscheinlichkeiten $\tau = 0,5$ (d. h. Median), 0,8, 0,9 und 0,95 separat für jede Messstelle der langen Reihen betrachtet. Jede gestrichelte Linie entspricht einer der 133 Messstellen und jede Farbe einer Unterschreitungswahrscheinlichkeit τ . Man erkennt trendartige Veränderungen der monatlichen 5-min-Höchstwerte, deren Steigung offensichtlich umso größer ist, je höher das festgelegte τ ist. Um diese Aussage zu quantifizieren, werden die bedingten Erwartungswerte der Quantilgeraden für jede der vier τ stationsübergreifend ermittelt (vier schwarze Linien). Es ergeben sich folgende stationsübergreifende Regressionskoeffizienten und damit mittlere jährliche Änderungsraten der monatlichen 5-min-Höchstwerte:

- Jährliche Änderung des Medians: 0,017 mm/a
- Jährliche Änderung des 80%-Quantils: 0,029 mm/a
- Jährliche Änderung des 90%-Quantils: 0,037 mm/a
- Jährliche Änderung des 95%-Quantils: 0,043 mm/a

Insgesamt 76 % der 532 Steigungskoeffizienten zeigen einen signifikant positiven Trend an (Irrtumswahrscheinlichkeit 5 %). Die 532 Steigungskoeffizienten sind dabei das Produkt aus den 133 Stationen und 4 betrachteten Unterschreitungswahrscheinlichkeiten.

Im nächsten Schritt werden die Serien der jährlichen Höchstwerte aller LS-Messstellen und Dauerstufen im Hinblick auf etwaige Trends unter Zugrundelegung der parametrischen

Verfahren IEA und tTest sowie CorrK und CorrS untersucht. Bei den parametrischen Verfahren tTest und IEA wird in beiden Fällen die Signifikanz der Steigung b_1 des Lokationsparameters (Kap. 2) bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % beurteilt. Auf diese Weise detektierte Trends haben fast ausnahmslos positive Vorzeichen. So weisen beispielsweise beim Mann-Kendall-Test (CorrK) über alle Dauerstufen hinweg 2,8 % der signifikanten Trends negative Vorzeichen aus und bei den Dauerstufen bis 30 min treten keine negativen Vorzeichen auf.

Abbildung 4 zeigt die Ergebnisse der verschiedenen Trendtests nach Dauerstufen.

Man erkennt in Abbildung 4, dass bei kleinen Dauerstufen (5 min und 10 min) die überwiegende Zahl von Messstellen signifikant positive Trends bei allen Verfahren zeigt.

Die durchgezogene horizontale Linie zeigt, an wie vielen trendfreien Messstellenserien man rein zufällig signifikante Trends bei wiederholter Verfahrensanwendung für eine größere Zahl von Messstellen und einem Signifikanzniveau von 5 % erwarten sollte.

4.2 Sprunguntersuchungen

Grundsätzlich können sprunghafte Änderungen, z. B. ausgelöst durch Sensorwechsel bei den Messsystemen, eine alternative oder zusätzliche Erklärung für die Instationaritäten in den Daten sein. Um die Bedeutung von Sensorwechseln zunächst wieder robust zu untersuchen, wird erneut die Quantilregression QR eingesetzt und die Zeitreihen der monatlichen 5-min-Sommer-

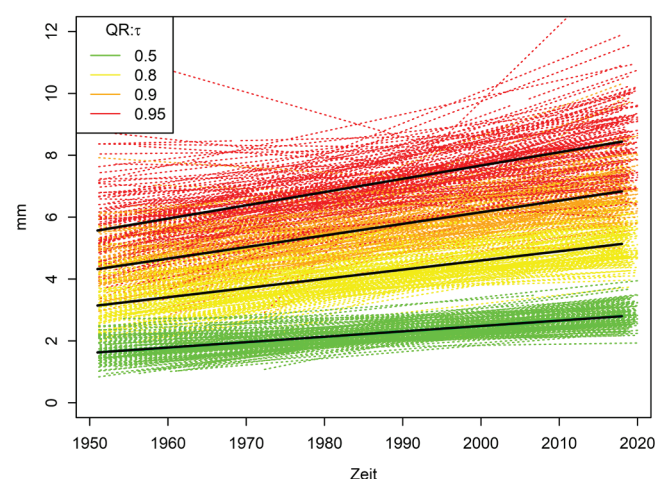


Abbildung 3

Quantilregressionen von monatlichen 5-min-Sommer-Höchstwerten für 133 LS-Messstellen für verschiedene τ (Farben), schwarz: stationsübergreifende bedingte Erwartungswerte für die vier τ .

Quantile regressions of monthly 5min summer maximum values for 133 LS stations for different τ (colors), black: cross-station conditional expected values for the four τ .

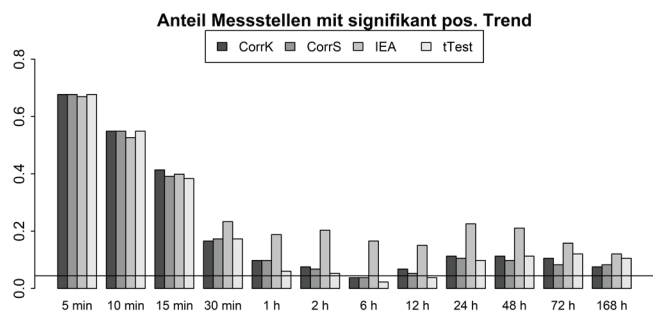


Abbildung 4

Anteil der insgesamt 133 Messstellen mit signifikantem Trend der Jahreshöchstwerte für verschiedene Dauerstufen, Trendanalyseverfahren: *CorrK* (Kendall-Korrelation), *CorrS* (Spearman-Korrelation), *tTest* (t-Test) und *IEA* (instationäre Extremwertanalyse); die horizontale schwarze Linie zeigt die Anzahl rein zufällig bei trendfreien Daten und einem Signifikanzniveau von 5 % zu erwartender Trends.

Proportion of stations with significant trend of annual maximum values for different duration levels, trend testing methods: CorrK (Kendall correlation), CorrS (Spearman correlation), tTest (t-test) and IEA (nonstationary extreme value analysis); the horizontal black line shows the number of trends to be expected purely by chance with trend-free data and a significance level of 5 %.

Höchstwerte zugrunde gelegt. Dabei wird nicht die Zeit, sondern die als kategoriale Variable betrachtete und mittels Dummy-Kodierung in Regressoren umgewandelte Sensor-Gruppe T1 in die Quantilregressionsmodelle eingespeist. In Abbildung 5 erkennt man die sich nun sprunghaft erhöhenden Niveaus für die verschiedenen τ -Quantile und eine Tendenz zu größeren Sprunghöhen bei höheren Unterschreitungswahrscheinlichkeiten τ . Insgesamt 72 % der 920 Koeffizienten sind signifikant. Die Koeffizientenanzahl je Messstelle ist abhängig von der jeweiligen Anzahl von Sensorwechseln.

4.3 Untersuchung auf Trend oder Sprung

Um die Art des Instationaritätsverhaltens der Jahresmaximale weitergehend unter Berücksichtigung des Extremwert-

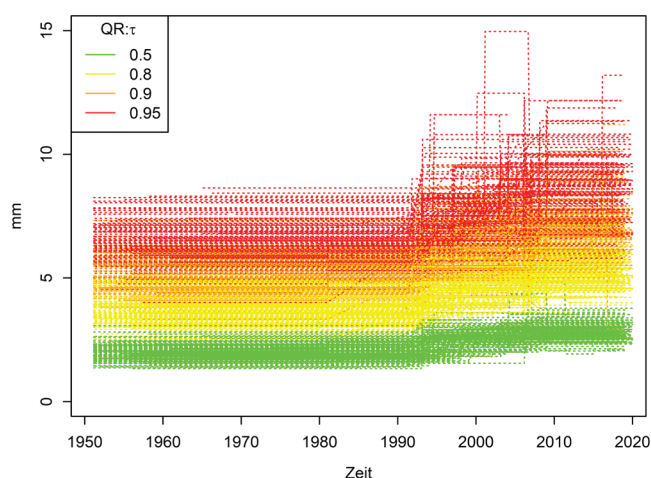


Abbildung 5

Quantilregressionen von monatlichen 5-min-Sommer-Höchstwerten für 133 LS-Messstellen und verschiedene τ unter Zugrundelegung von Sprüngen bei Sensorwechseln als Instationaritätsstruktur.
Quantile regressions for different τ assuming jumps at sensor changes at 133 LS stations.

charakters der Daten zu untersuchen, wird im Weiteren die instationäre Extremwertanalyse eingesetzt, um das geeignetste der Modelle "Stat", "Trend", "Sprung" und "TrendSprung" auszuwählen (Kap. 2.2).

Der Zeitpunkt des Sprungs wird dabei nicht automatisiert gesucht (zu einem für diesen Zweck auf der instationären Extremwertanalyse aufsetzenden Verfahren s. WILLEMS, 2006), sondern auf die Zeitpunkte der Sensorwechsel fixiert. Damit zielt der Ansatz nicht auf die allgemeine Frage ab, ob Trends oder Sprünge die dominantere Instationaritätsstruktur darstellen, sondern auf die speziellere Fragestellung, ob Trends oder durch Sensorwechsel ausgelöste Sprünge die Datenstrukturen eher erklären. Die Umsetzung in Form der IEA gewährleistet, dass der GEV-Verteilungscharakter der Daten adäquat berücksichtigt wird. Das beschriebene Verfahren wird bezogen auf alle drei oben dargestellten Sensor-Gruppierungen T1 bis T3 umgesetzt. Insgesamt führt dies dazu, dass sehr viele der zuvor als Trends ausgewiesenen Instationaritäten nun als Sprünge eingeordnet werden. Höchstwerteserien speziell der Dauerstufen von 5 min bis 15 min sind dabei wiederum zu sehr hohen Anteilen von diesen Sprüngen betroffen und die Stationarität stellt mit zunehmender Dauerstufe die immer dominantere Struktur dar.

Die Ergebnisse bezogen auf die einfachste Sensor-Gruppierung T3, also analog vs. digital, zeigen Abbildung 6 und Abbildung 7. Der Unterschied zwischen den beiden Grafiken ist, dass in Abbildung 7 zusätzlich der kombinierte Fall "TrendSprung" mit einbezogen wird.

Folgendes ist zu erkennen:

- Im Bereich kleiner Dauerstufen, speziell bei $D \leq 15$ min, treten in großer Zahl Instationaritäten auf.
- In der weit überwiegenden Zahl der Stationen handelt es sich dabei in diesem Dauerstufenbereich um Sprünge, nicht um Trends (Abb. 6). So sind beispielsweise in der Dauerstufe $D = 5$ min 63 % der Serien sprunghaft, 27 % trendhaft und 10 % stationär, während bei der Dauerstufe $D = 60$ min 26 % Sprünge, 19 % lineare Trends zeigen und 55 % stationär sind.

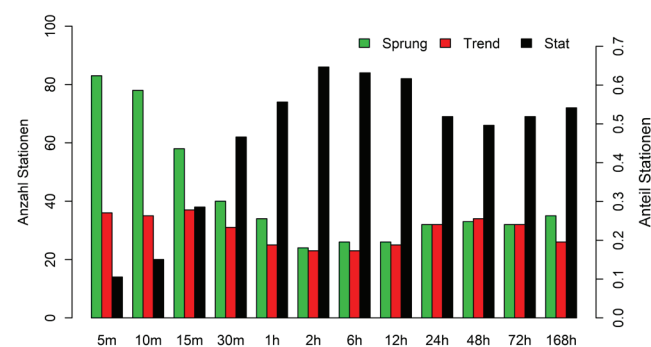
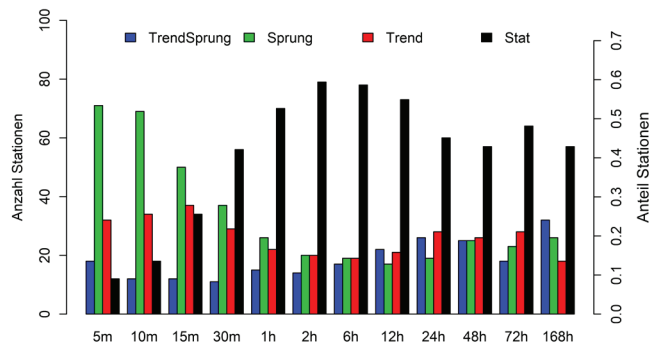


Abbildung 6

Prüfung auf Stationarität vs. Trend vs. Sprung, ausgewertet anhand der instationären Extremwertanalyse (IEA), 133 Stationen.
Test for stationarity vs. trend vs. jump, evaluated on the basis of IEA, 133 stations.

**Abbildung 7**

Prüfung auf Stationarität vs. Trend vs. Sprung vs. Trend & Sprung, ausgewertet anhand der instationären Extremwertanalyse (IEA), 133 Stationen.

Test for stationarity vs. trend vs. jump vs. trend & jump, evaluated on the basis of IEA, 133 stations.

- Die zusätzliche Betrachtung der Instationaritätsform "Trend Sprung" ändert diese Aussagen nicht grundsätzlich (Abb. 7). Die kombinierte Form tritt in etwas größerer Häufung bei größeren Dauerstufen auf, beispielsweise bei 9 % der Serien bezogen auf die Dauerstufe $D = 10$ min und bei 20 % in der Dauerstufe $D = 1$ d.

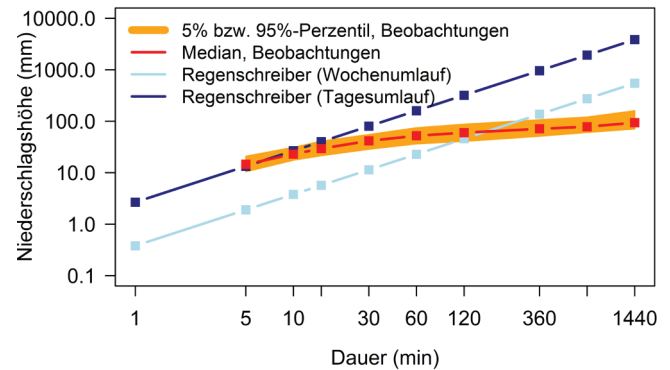
Natürlich sind die möglichen Ursachen für die identifizierten Sprünge vielfältig, beispielsweise könnten in einigen Fällen Verlegungen von Stationsstandorten gleichzeitig zum Zeitpunkt des Gerätewechsels eine Rolle spielen. Die Ergebnisse hier legen jedoch nahe, dass ein relevanter Grund für die Sprünge in der maximal messbaren Niederschlagsintensität der einzelnen Geräte zu suchen ist. Während bei einem klassischen Regenschreiber mit Tagesumlauf eine maximale Niederschlagsintensität von z. B. lediglich 2,67 mm/min erfasst werden kann, sind modernere Geräte laut entsprechender gerätespezifischer Datenblätter in der Lage, Intensitäten bis zu 20 mm/min zu registrieren (Tab. 2). Die Folge daraus wäre, dass besonders hohe Niederschlagsintensitäten in früheren Jahren mit analoger Registrierung messtechnisch "gedeckt" worden sind.

Insbesondere die große Zahl an Instationaritäten, speziell bei kleinen Dauerstufen, spricht für diese These, denn bereits ab einer Dauerstufe $D = 30$ min kann der Regenschreiber maximale Ereignisse im Mittel realistisch abbilden (Abb. 8).

4.4 Korrektur sprungartiger Instationaritäten

Stationarität ist eine wesentliche Voraussetzung für die klassische Extremwertanalyse. Im Rahmen des Projektes MUNSTAR wur-

Tabelle 2 Vergleich verschiedener Sensoren bezüglich der maximal registrierbaren Niederschlagsintensität. <i>Comparison of different sensor types with regard to the maximum registerable precipitation intensity.</i>		
Sensor	Max. registr. Intensität	Einsatzzeitraum
Regenschreiber, Wochenumlauf	0,38 mm/min	bis Mitte der 2000er Jahre
Regenschreiber, Tagesumlauf	2,67 mm/min	bis Mitte der 2000er Jahre
Frühe Wippe-Tropfer-Systeme	~ 5 mm/min	ab Ende der 1980er Jahre
Frühe Wägesysteme	~ 10 mm/min	ab Mitte der 1990er Jahre
Moderne Wägesysteme	~ 20 mm/min	ab Mitte der 2000er Jahre

**Abbildung 8**

Maximale registrierbare Intensität von Regenschreibern mit Tagesumlauf (dunkelblau) bzw. Wochenumlauf (hellblau) im Vergleich zu maximal beobachteten Intensitäten an 133 Stationen (rot: Median mit Bandbreite zwischen 5%- und 95%-Perzentil).

Test for stationarity vs. trend vs. jump vs. trend & jump, evaluated on the basis of IEA, 133 stations.

den die hier dargestellten Ergebnisse vor diesem Hintergrund genutzt, um die Jahresserien in geeigneter Weise zu homogenisieren. Dazu wurde die heuristische Regel eingeführt, dass signifikante Sprünge in den Dauerstufenbereichen $D \leq 30$ min endbetont eliminiert werden, indem das mittlere Niveau des auf analogen Messungen basierenden Teils der jeweiligen Serie auf das mittlere Niveau des auf digitaler Messung basierenden Serienabschnittes angehoben wird. Dies kann auch zur Eliminierung etwaiger Trends signale führen.

Die Vorgehensweise hat hier zusätzlich den Vorteil, dass auf diese Weise eine verbesserte Homogenität zu kürzeren Zeitreihen hergestellt wird, deren Datensatz mit ca. 1.200 Stationen speziell im Rahmen der im MUNSTAR-Projekt entwickelten Regionalisierung eine wichtige Rolle einnimmt (HABERLANDT et al., 2023).

5 Schlussfolgerungen

Die vorliegenden Untersuchungen anhand von 133 Niederschlagsstationen mit langen Messzeiträumen in Deutschland belegen, dass Extremniederschlagsserien speziell im Bereich kleiner Dauerstufen häufig von Instationaritäten geprägt sind. Dabei lassen sich die Instationaritäten in diesem Dauerstufenbereich oft statistisch besser durch sensorwechselbedingte Sprünge erklären als durch lineare Trends.

Die Ergebnisse stellen nicht infrage, dass, begründet durch die CC-Beziehung, die klimawandelbedingte Temperaturerhöhung zu trendartigen Veränderungen in den Niederschlagsintensitäten führen kann. Dieses Signal dürfte sich möglicherweise mit länger werdenden Messzeiträumen deutlicher zeigen. Aus den hier vorgelegten Ergebnissen lässt sich vielmehr der Schluss ziehen, dass für aussagekräftige Auswertungen neben trendartigen Änderungen auch die etwaig durch Sensorwechsel ausgelösten Effekte mit einbezogen werden sollten. Auch wären Untersuchungen über die Messfehler verschiedener Sensorsysteme speziell im Hin-

blick auf die Registrierung besonders extremer Niederschlagsintensitäten wünschenswert.

Conclusion

The present investigations on the basis of 133 precipitation stations with long measurement periods in Germany prove that extreme precipitation series are often characterized by instationarities, especially at small duration levels. The instationarities can often be better explained statistically by jumps due to sensor changes than by linear trends.

The results do not question that – reasoned by the CC equation – the climate change-induced temperature increase can lead to trend-like changes in precipitation intensities. This signal is possibly likely to become increasingly evident with longer measurement periods. From the results presented here, it can rather be concluded that for meaningful evaluations, not only trend-like changes but also possible effects of sensor changes should be considered. It would also be useful to investigate measurement errors of different sensor systems, especially with regard to the recording of particularly extreme precipitation intensities.

Datenverfügbarkeit

Die Analysen basieren weitgehend auf frei verfügbaren Niederschlagsdaten des DWD (https://www.dwd.de/DE/klimaumwelt/cdc/cdc_node.html oder auf Anfrage), zum Teil aber auch auf Daten von Partnern wie Landesbehörden, Wasserverbänden oder kommunalen Wasserbetrieben, die in der Regel nicht frei verfügbar sind, ggf. jedoch direkt bei den jeweiligen Betreibern angefragt werden können.

Danksagung

Wir danken der Länderarbeitsgemeinschaft Wasser (LAWA) und dem Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz, nukleare Sicherheit und Verbraucherschutz für die Förderung des Vorhabens MUNSTAR. Darüber hinaus danken wir dem Hauptauschuss Hydrologie und Wasserbewirtschaftung der Deutschen Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V. (DWA AG HW-1.1 Niederschlag) für die begleitende Unterstützung des Projektes.

Anschriften der Verfasser

Dr. Winfried Willems
Henrike Stockel
IAWG
Alte Landstr. 12 – 14, 85521 Ottobrunn
willems@iawg.de
henrike.stockel@iawg.de

Prof. Dr.-Ing. Uwe Haberlandt
Dr.-Ing. Bora Shehu
Institut für Hydrologie und Wasserwirtschaft
Leibniz Universität Hannover
Appelstr. 9A, 30167 Hannover
haberlandt@iww.uni-hannover.de
shehu@iww.uni-hannover.de

Dr. Thomas Deutschländer
Thomas Junghänel
Dr. Jennifer Ostermöller
Deutscher Wetterdienst
Abteilung Hydrometeorologie
Frankfurter Straße 135, 63067 Offenbach am Main
thomas.deutschlaender@dwd.de
thomas.junghaenel@dwd.de
jennifer.ostermoeller@dwd.de

Literaturverzeichnis

- ASADIEH, B. & N. Y. KRAKAUER (2015): Global trends in extreme precipitation: climate models versus observations. – *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 19, p. 877–891.
- BAI, J. & P. PERRON (1998): Estimating and Testing linear models with multiple structural changes. – *Econometrica*, 66, 47–78.
- BERNIER, J. (1994): Statistical detection of changes in geophysical series. – *Engineering Risk in Natural Resources Management. Nato Series E*, 275, 159–176.
- BÜRGER, G., A. PFISTER & A. BRONSTERT (2019): Temperature-Driven Rise in Extreme Sub-Hourly Rainfall. – *Journal of Climate*, 32(22), 7597–7609. DOI: 10.1175/JCLI-D-19-0136.1.
- BÜRGER, G., A. PFISTER & A. BRONSTERT (2021): Zunehmende Starkregenintensitäten als Folge der Klimaerwärmung: Datenanalyse und Zukunftsprojektion. – *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung* 65 (6), 262–271.
- CHANDLER, R.E. & E.M. SCOTT (2011): Statistical Methods for Trend Detection and Analysis in the Environmental Sciences. – *Statistics in Practice*, Wiley.
- COLES, S. (2001): An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values, London. – SpringerLink Bücher.
- DAMSTER, J. (2018): Heavy precipitation events in Central Germany on high temporal resolution and related atmospheric circulation in the period from 1961 until 2015. – Bachelor Thesis, Universität Gießen.
- DANTZIG, G. B. (1966): Lineare Programmierung und Erweiterungen. Springer-Verlag.
- DVWK (1999): Statistische Analyse von Hochwasserabflüssen. – *Merblätter zur Wasserwirtschaft* 251/1999.
- EINFALT, T., B. ROTHE, T. GEHRMANN, F. NETZEL, V. SCHIMETZEK & M. QUIRMBACH (2021): Wann ist ein Trend ein Trend? - Überlegungen zu Trends und Sprungstellen in Zeitreihen – *Wasserwirtschaft*, H. 7–8, S. 20–24.
- FAHRMEIR, L., T. KNEIB & S. LANG (2009): Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen.
- HABERLANDT, U., B. SHEHU, L. THIELE, W. WILLEMS, H. STOCKEL, T. DEUTSCHLÄNDER & T. JUNGHÄNEL (2023): Methodische Untersuchungen für eine Neufassung der regionalisierten Starkregenstatistik KOSTRA-DWD. – *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*.
- KOENKER, R. (2009): Quantile regression. *Repr.*, Cambridge. – *Econometric Society monographs* 38, 349 S.
- KOUTSOYIANNIS, D., D. KOZONIS & A. MANETAS (1998): A mathematical framework for studying rainfall intensity-duration-frequency relationships. – *Journal of Hydrology* 206, 118–135.
- LENDERINK, G. & E. VAN MEIJGAARD (2008): Increase in hourly precipitation extremes beyond expectations from temperature changes. – *Nature Geoscience* 1 (8), 511–514. DOI: 10.1038/ngeo262.

- MALITZ, G. & H. ERTEL (2015): KOSTRA-DWD-2010 Starkniederschlagshöhen für Deutschland (Bezugszeitraum 1951 bis 2010) – Abschlussbericht. Offenbach: Deutscher Wetterdienst, Hydrometeorologie.
- MCCUEN, R.H. (2002): Modeling Hydrologic Change: Statistical Methods, Boca Raton.
- MÜLLER, T., T. MOSTHAF & A. BÁRDOSSY (2018): Bewertung der Eignung synthetischer NiedSim3 Niederschlagszeitreihen für Kanalnetzsimulationen unter Berücksichtigung der natürlichen Variabilität des Niederschlags. – Hydrologie und Wasserbewirtschaftung 62 (4), 233–247.
- PASSOW, C. & R.V. DONNER (2019): A Rigorous Statistical Assessment of Recent Trends in Intensity of Heavy Precipitation Over Germany. – Frontiers in Environmental Science 7, 1227.
DOI: 10.3389/fenvs.2019.00143.
- PETTITT, A.N. (1979): A non-parametric approach of the change-point problem. – Applied Statistics 28 (2), p. 126–135.
- TRENBERTH, K.E., A. DAI, R.M. RASMUSSEN & D.B. PARSONS (2003): The Changing Character of Precipitation. – Bulletin of the American Meteorological Society, 84(9), 1205–1218.
- WESTRA, S., H.J. FOWLER, J.P. EVANS, L.V. ALEXANDER, P. BERG, F. JOHNSON, E.J. KENDON, G. LENDERINK & N.M. ROBERTS (2014): Future changes to the intensity and frequency of short-duration extreme rainfall. – Reviews of Geophysics 52 (3), 522–555.
DOI: 10.1002/2014RG000464.
- WILLEMS, W. (2006): Assessment of design flows in water management: classical methods, instationary and multidimensional extensions. – Workshop "Developments in Trend and Extreme Value Analysis of hydrometeorological time series". Potsdam Institute for Climate Impact Research, Dec. 12–13, 2005.
- WILLEMS, W. & A. MIN (2019): Betrachtungen zur Genauigkeit und Präzision in der Starkniederschlagsstatistik. – KW Korrespondenz Wasserwirtschaft 12, 348–356.
- ZIMMERMANN, L., H. BARTELS, B. DIETZER & F.M. ALBRECHT (2002): Langzeitverhalten von Starkniederschlägen in Süddeutschland. – Klimastatusbericht 2002, 14 S.