



MAGISTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Modelle für die Abhängigkeit von Poissonprozessen und
Anwendungen

verfasst von | submitted by

Viktoria Kittler BSc

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Magistra der Sozial- und Wirtschaftswissenschaften (Mag.rer.soc.oec.)

Wien | Vienna, 2024

Studienkennzahl lt. Studienblatt | Degree
programme code as it appears on the
student record sheet:

UA 066 951

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree
programme as it appears on the student
record sheet:

Magisterstudium Statistik

Betreut von | Supervisor:

emer. o. Univ.-Prof. Mag. Dr. Georg Pflug

Abstract (Deutsch)

In der Forschung zu Naturgefahren gewinnen multiple Katastrophenereignisse immer mehr an Bedeutung, weil diese im Gegensatz zu einzelnen Gefahren oft tiefgreifendere Auswirkungen auf die Umwelt und den Menschen aufweisen. Da noch sehr wenige quantitative Studien zu diesen multiplen Naturgefahren und deren (mögliche) Abhängigkeit voneinander vorliegen, präsentiert diese Magisterarbeit Methoden zur Modellierung von stochastischen Prozessen, genauer gesagt Poissonprozessen, welche auf Beobachtungen im Donauraum in ganz Europa angewandt werden. Die Analyse geht dabei der Frage nach, ob eine Abhängigkeit zwischen den verschiedenen Katastrophen in Bezug auf Zeit und Schweregrad feststellbar ist. Die in dieser wissenschaftlichen Arbeit vorgestellten Modelle und Ergebnisse haben gezeigt, dass für bestimmte Kombinationen von Katastrophenpaaren signifikante Zusammenhänge sowohl für die Zeit wie auch dem Schweregrad nachgewiesen werden konnten. Beispielsweise begünstigen vorangehende Dürren aber auch zuvor stattgefundenen Stürme ein zeitnahes Auftreten von Überschwemmungen. Ebenso wurde ein Einfluss von Waldbränden auf die Entstehung von extremen Temperaturen aufgezeigt. Weiters konnte ein statistischer Beleg für die Abhängigkeit von Sturmschäden mit vorangehenden Dürren und/oder extremen Temperaturen dargelegt werden. Die Erkenntnisse dieser wissenschaftlichen Arbeit haben einen Nachweis für die Relevanz und die Auswirkungen von Abhängigkeitsstrukturen erbracht und sollen somit einen wichtigen Beitrag für zukünftige Forschungsarbeiten in diesem Feld bieten.

Abstract (Englisch)

Multiple catastrophic events are becoming increasingly important in research on natural hazards, as these often have more profound effects on the environment and humans than single hazards. Since there are still very few quantitative studies on these multiple natural hazards and their (possible) dependence on each other, this master's thesis presents methods for modeling stochastic processes, more precisely Poisson processes, which are applied to observations in the Danube region throughout Europe. The analysis examines the question of whether a dependency between the different disasters can be determined in terms of time and severity. The models and results presented in this scientific work have shown that for certain combinations of disaster pairs, significant relationships could be demonstrated for both time and severity. For example, previous droughts as well as previous storms promote the rapid occurrence of floods. The influence of wildfires on the development of extreme temperatures was also shown. Furthermore, statistical evidence was presented for the dependence of storm damage on previous droughts and/or extreme temperatures. The findings of this scientific work have provided evidence of the relevance and impact of dependency structures and are intended to provide an important contribution to future research in this field.

Inhaltsverzeichnis

ABSTRACT (DEUTSCH)	I
ABSTRACT (ENGLISCH)	II
INHALTSVERZEICHNIS	III
1 EINLEITUNG	1
2 METHODIK	3
2.1 POISSONARTIGE EREIGNISPROZESSE	4
2.2 ABHÄNGIGKEIT ZWISCHEN EREIGNISPROZESSEN UNTERSCHIEDLICHER ART	5
2.3 TRIGGERING MODELLE	7
2.3.1 <i>Das Switching Intensity Modell</i>	7
2.3.2 <i>Das First Follower Times Modell</i>	8
2.4 AMPLIFYING MODELLE	8
2.5 ABHÄNGIGE STANDORTE	9
2.6 MODELLIERUNG DES VERURSACHTEN SCHADENS	10
3 DATEN UND DESKRIPTIVE ANALYSE	12
4 ANALYSE UND RESULTATE	19
4.1 MODELLIERUNG DER EINZELNEN UMWELTKATASTROPHEN	19
4.1.1 <i>Geophysikalische Naturkatastrophen</i>	21
4.1.2 <i>Hydrologische Naturkatastrophen</i>	22

4.1.3	<i>Klimatologische Naturkatastrophen</i>	25
4.1.4	<i>Meteorologische Naturkatastrophen.....</i>	27
4.2	TRIGGERING	30
4.2.1	<i>Dürre und Überschwemmung</i>	30
4.2.2	<i>Waldbrand und extreme Temperaturen</i>	38
4.2.3	<i>Sturm und Überschwemmung.....</i>	46
4.2.4	<i>Weitere Ergebnisse für Triggering Modelle.....</i>	54
4.3	AMPLIFYING	57
4.3.1	<i>Überschwemmungsschäden und Trockenzeiten</i>	57
4.3.2	<i>Sturmschäden und Dürre.....</i>	68
5	ZUSAMMENFASSUNG	81
	LITERATURVERZEICHNIS.....	83
	ABBILDUNGSVERZEICHNIS	87
	TABELLENVERZEICHNIS	89

1 Einleitung

Die Anzahl an Naturgefahren für die Bevölkerung nimmt in vielen Weltregionen aufgrund bestimmter Faktoren, wie beispielsweise das Bevölkerungswachstum oder die Urbanisierung, immer weiter zu (De Angeli et al., 2022; Lee et al., 2024). Dabei zählen Überschwemmungen weltweit zu den schadenreichsten Naturkatastrophen, welche global betrachtet durch den Klimawandel voraussichtlich häufiger auftreten werden (Berghuijs et al., 2019). Ebenso ist die Häufigkeit an Waldbränden und der damit verbrannten Flächen in den letzten Jahrzehnten drastisch angestiegen (Joseph et al., 2019).

Während einzelne Naturkatastrophen und deren Auswirkungen auf die Umwelt bereits Grundlage zahlreicher wissenschaftlicher Untersuchungen waren, richtet die Forschung ihren Fokus nun vor allem auf Ereignisse mit interagierenden Naturgefahren. Darunter versteht man Ereignisse, die zeitlich und räumlich zusammenfallen, wie etwa ein Erdbeben, das einen Fluss blockiert und zu einer Überschwemmung führt (De Angeli et al., 2022). Konkret sind für Forschungen vor allem die Multirisiken von Bedeutung, da diese aufgrund verschiedenster Kombinationen oft tiefgreifendere Auswirkungen auf die Umwelt und den Menschen aufweisen (Ward et al., 2022).

Tatsächlich hat die Zahl der Länder, in denen es zu sich überschneidenden Katastrophen kommt (d. h. Fälle, in denen sich zwei Katastrophen im selben Land ereignen und die zweite vor oder kurz nach dem Ende der ersten stattfindet), im Laufe der Zeit zugenommen (Marshall & Macleod, 2023). Besorgniserregend ist, dass es Anzeichen dafür gibt, dass Ereignisse mit mehreren Naturgefahren schwerwiegendere Auswirkungen haben als Einzelereignisse, da solche Situationen auch erhebliche Ressourcen gleichzeitig beanspruchen und damit die Reaktionsfähigkeit der Risikoträger beeinträchtigen (Raymond et al., 2020).

Obwohl in der Vergangenheit Studien für einzelne Naturgefahren (wie Erdbeben, Überschwemmungen, Dürren usw.) umfangreich durchgeführt wurden und zahlreiche quantitative Aussagen zu Intensitäten und Schweregraden vorliegen, besteht immer noch eine große Lücke bei der geprüften Evidenz für die quantitativen Zusammenhänge zwischen Gefahren unterschiedlicher Art – den sogenannten Multigefahren (Claassen et al., 2023). Das Missachten der Interaktion zwischen Katastrophen im Rahmen einer Risikobewertung sowie der Zusammenhang mit Faktoren wie der Exposition und der Vulnerabilität kann zur Fehleinschätzung von Risiken führen (Lee et al., 2024).

Infolgedessen wurde das Interesse für multiple Naturkatastrophen und die Miteinbeziehung ihrer Wechselbeziehung immer größer. Dabei führten Gill und Malamud (2014) die erste umfassende Studie durch, um die Wechselwirkung zwischen 21 verschiedenen Naturgefahren zu identifizieren.

Im Gegensatz zu Gill und Malamud wird in der Analyse dieser Masterarbeit nicht zwischen „Auslösung eines sekundären Ereignisses“ und „Erhöhung der Wahrscheinlichkeit eines sekundären Ereignisses“ unterschieden, sondern ob das primäre Ereignis die Intensität (den Zeitpunkt) oder die Schwere (das Ausmaß) des sekundären Ereignisses beeinflusst. Weiters ist an dieser Stelle erwähnenswert, dass ein Teil dieser Analyse bereits im „National Hazards and Earth System Sciences“ im Frühjahr 2024 als Preprint veröffentlicht worden ist (Pflug et al., 2023).

Ziel dieser Masterarbeit ist es, stochastische Modelle für die Abhängigkeit multipler Naturkatastrophenereignisse zu präsentieren und mit Hilfe von realen Daten nachzuweisen, ob eine Abhängigkeit in Bezug auf Zeit oder Schweregrad festzustellen ist. Konkret werden hier Daten zu hydrologischen, meteorologischen, klimatischen und geophysikalischen Katastrophen betrachtet, zu denen Dürren, Waldbrände, Erdbeben, Erdbeben, Überschwemmungen, extreme Temperaturen wie auch Stürme zählen.

Der erste Teil dieser Arbeit (Kapitel 2) umfasst einen theoretischen Rahmen über den Umgang mit abhängigen Prozessen mit Hauptaugenmerk auf Poissonprozesse. Daran anschließend werden verschiedene Modelle zur Modellierung von abhängigen Poissonprozessen angeführt und diskutiert. Im weiteren Verlauf werden im Kapitel 3 reale Daten aus Europa mit Fokus auf den Donauraum aus den letzten 50 Jahren deskriptiv analysiert. Im Kapitel 4 werden einige der in dieser Arbeit präsentierten Modelle an den Daten angewandt und deren Resultate diskutiert. Anzumerken ist, dass nicht alle Modelle, welche im Kapitel 2 angeführt werden, aufgrund fehlender oder kaum vorhandener Beobachtungen angewandt werden können. Den Schluss dieser Arbeit bildet im Kapitel 5 eine Zusammenfassung der untersuchten Zusammenhänge von Katastrophenpaaren, wie auch ein Ausblick für künftige Forschungsanwendungen.

2 Methodik

In diesem Kapitel wird ein Überblick zur Modellierung von einfachen und multiplen Katastrophenergebnissen gegeben.

Katastrophenereignisse zählen zu den physischen Ereignissen und werden in der Literatur auch als „Cat Events“ (Abk.: catastrophic events) beziehungsweise „Hazard Events“ bezeichnet. In der Versicherungsbranche wird der Begriff „Cat Event“ verwendet, um schwere Wetterereignisse oder andere Naturkatastrophen hervorzuheben (Korem, o.D.). Dazu zählen unter anderem Erdbeben, Überschwemmungen und Dürren. Katastrophenereignisse, genauer gesagt plötzlich auftretende Ereignisse, werden als markierte Punktprozesse (engl.: marked point processes), also diskrete Ereignisprozesse, modelliert. Diese zeichnen sich durch die folgenden Eigenschaften aus:

- Der Zeitpunkt der Ereignisse $T_1, T_2, \dots$
- Der Schweregrad der Ereignisse $X_1, X_2, \dots$
- Die Lage der Ereignisse $L_1, L_2, \dots$ (gemessen in Gauss-Krüger Koordinaten)

Dabei hängt die Einheit zur Messung des Schweregrads von der jeweiligen Umweltkatastrophe ab, beispielsweise wird für Überschwemmungen der Wasserstand oder die Fläche eines überfluteten Gebiets verwendet. Im Unterschied dazu ist bei Dürren die Anzahl an trockenen Tagen von Bedeutung. Als Proxy kann für die Messung des Schweregrads auch die Schadenshöhe verwendet werden, falls es keine genauen Angaben zu den oben beschriebenen Einheiten gibt (Pflug et al., 2023)

Da Umweltkatastrophen seltene Ereignisse beschreiben und deren empirische Verteilungsfunktion der Struktur einer Poissonverteilung ähnelt, d.h. die Wahrscheinlichkeit nimmt mit steigender Anzahl stark ab, wie es typisch für diese Verteilung ist, bietet sich für die Modellierung dieser Ereignisse der sogenannte Poisson-Punktprozess, oder kurz Poissonprozess (PP), an (Pflug et al., 2023). Im anschließenden Kapitel wird näher auf diesen Zählprozess eingegangen.

2.1 Poissonartige Ereignisprozesse

Im folgenden Kapitel wird ein Überblick zur Modellierung der bekanntesten poissonartigen Ereignisprozesse dargestellt.

Da die Ereigniszeiten $T_1 < T_2 < T_3 < \dots$ geordnet sind, folgt, dass die Zeiten innerhalb der Ereignisse $V_1 = T_2 - T_1, V_2 = T_3 - T_2, \dots$ nichtnegative Zufallsvariablen sind. Falls diese voneinander unabhängig sind, spricht man von einem Erneuerungsprozess (engl.: renewal process) (Pflug et al., 2023).

Sei $N(t_1, t_2)$ die (zufällige) Anzahl an Ereignissen in einem Intervall $[t_1, t_2]$. Für jeden diskreten Ereignisprozess kann die Intensität λ_t als die momentane Ereignisrate formuliert werden:

$$\lambda_t = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h} \mathbb{P}\{N(t, t+h) > 0 \mid \text{es gibt ein Ereignis zum Zeitpunkt } t\}.$$

Dann ist die erwartete Anzahl an Ereignissen im Intervall $[t_1, t_2]$ gleich

$$\mathbb{E}[N(t_1, t_2)] = \int_{t_1}^{t_2} \lambda_t dt.$$

Der wichtigste Spezialfall ist der homogene Poissonprozess mit konstanter Intensität λ , was bedeutet, dass die Inter-Event-Zeiten V_t (dt.: Zwischenereigniszeiten) unabhängig identisch verteilte (i.i.d.) Exponentialvariablen mit Erwartungswert $1/\lambda$ sind. Für einen homogenen Poissonprozess mit konstanter Intensität λ folgt $N(t_1, t_2)$ einer Poissonverteilung mit Erwartungswert

$$\mathbb{E}[N(t_1, t_2)] = (t_2 - t_1)\lambda.$$

Im Falle einer zeitabhängigen Intensität wird von einem inhomogenen Poissonprozess gesprochen. Für den inhomogenen Poissonprozess mit Intensitätsfunktion λ_t folgt der nächste Ereigniszeitpunkt T_{i+1} nach einem Ereignis zum Zeitpunkt $T_i = t$ der bedingten Verteilungsfunktion

$$\mathbb{P}(T_{i+1} \leq t + u \mid T_i = t) = 1 - \exp\left(-\int_t^{t+u} \lambda_s ds\right).$$

Falls der Schweregrad der Ereignisse X_t in das Modell miteinbezogen wird, wird von einem markierten Poissonprozess gesprochen (Pflug et al., 2023). Dabei wird davon ausgegangen, dass die

Schweregrade X_t i.i.d. und unabhängig von den Inter-Event-Zeiten V_t sind. Für einige Arten von Ereignissen kann es jedoch eine Abhängigkeit zwischen V_t und X_t geben, welche durch eine Kopula¹ ausgedrückt wird (Pflug et al., 2023).

2.2 Abhängigkeit zwischen Ereignisprozessen unterschiedlicher Art

Zuvor wurden Modelle von Umweltkatastrophen angeführt, bei denen man mögliche Abhängigkeitsstrukturen außer Acht gelassen hat. Es gibt jedoch bestimmte Umweltphänomene, die andere beeinflussen können, wie etwa starke Trockenperioden, die damit verbundene Waldbrandgefahr erhöhen (Waldgeschichten, 2023).

Angenommen es werden zwei Arten von Unwetterkatastrophen Y und Z , sowie die dazugehörigen Ereigniszeitprozesse $T_1^Y, T_2^Y, \dots$ bzw. $T_1^Z, T_2^Z, \dots$ betrachtet, welche jeweils einem homogenen Poissonprozess mit Intensitäten λ^Y und λ^Z folgen. Dabei wird Y als die primäre (auslösende, engl.: triggering) Katastrophe und Z als die sekundäre (ausgelöste, engl.: triggered) bezeichnet (Pflug et al., 2023).

Eines der ersten Modelle ist das selbsterregende (engl.: self-exciting) Poisson-Modell von Hawkes (Hawkes, 1971a; Hawkes, 1971b). Dabei wird davon ausgegangen, dass vergangene Ereignisse vom Typ Y Ereignisse vom Typ Z beeinflussen, wie auch umgekehrt. Es lautet:

$$\begin{aligned}\lambda_t^Y &= v^Y + \sum_{T_i^Y \leq t} \gamma^Y(t - T_i^Y) + \sum_{T_j^Z \leq t} \gamma^{YZ}(t - T_j^Z), \\ \lambda_t^Z &= v^Z + \sum_{T_j^Z \leq t} \gamma^Z(t - T_j^Z) + \sum_{T_i^Y \leq t} \gamma^{ZY}(t - T_i^Y),\end{aligned}$$

wobei $\gamma^Y, \gamma^Z, \gamma^{ZY}, \gamma^{YZ}$ Vergessensfunktionen sind, welche den Einfluss vergangener Ereignisse auf die zukünftige Intensität von Ereignissen desselben oder eines anderen Typs bestimmen.

¹ Unter einer sogenannten Kopula versteht man in der Mathematik eine Funktion, welche multivariate Verteilungsfunktionen in zwei Teile zerlegt. Der Name leitet sich hierbei vom englischen Wort „to couple – verbinden“ ab. Dabei werden die univariaten Randverteilungen durch die Kopulafunktion getrennt, welche die Abhängigkeitsstruktur der Zufallsvariablen beschreiben (Nelson, 2006).

Hawkes (1971a; 1971b) gibt dazu eine Methode zur Berechnung der Kovarianz der Intensitäten auf Basis der Vergessensfunktionen an. Ein Spezialfall ist dabei das univariate Modell

$$\lambda_t^Y = v^Y + \sum_{T_i^Y \leq t} \gamma^Y(t - T_i^Y),$$

welches als selbsterregender Punktprozess bezeichnet wird, da das Auftreten des Typs Y eine Intensitätsänderung desselben Prozesses auslöst. Ein solches Modell kann für ansteckende Prozesse wie Infektionen verwendet werden. Da der Schwerpunkt in dieser Masterarbeit auf dem Zusammenhang verschiedener und nicht derselben Naturkatastrophen liegt, wird jenes Modell nicht für die Analyse verwendet.

Ein weiteres Modell dieser Art stammt von Doss (1989) welches auf eine Idee von Ripley (1977) zurückgeht. Sei wie zuvor $N^Y(t_1, t_2)$ die Anzahl der Ereignisse vom Typ Y mit Erwartungswert $\lambda^Y(t_1, t_2)$. Im Falle der Unabhängigkeit gilt $K(t_1, t_2) = t_2 - t_1$, wobei

$$K(t_1, t_2) = \frac{1}{\lambda^Y} \mathbb{E}[N^Y(t_1, t_2) | \text{ein Ereignis vom Typ } Y \text{ ist zum Zeitpunkt } 0 \text{ aufgetreten}].$$

Um dies für Daten im Intervall $[0, T]$ mit n^Y Beobachtungen vom Typ Y und n^Z Beobachtungen vom Typ Z zu testen, kann die folgende Teststatistik verwendet werden:

$$\hat{K}(t_1, t_2) = \frac{T}{n^Y n^Z} \sum_{i=1}^{n^Y} \sum_{j=1}^{n^Z} \mathbb{I}_{T_i^Y - T_j^Z \in (t_1, t_2)},$$

wobei $\mathbb{I}$ die Indikatorfunktion ist.

Zu beachten ist, dass die beiden Modelle von Hawkes und Doss symmetrisch sind, d.h. die Rollen von Y und Z sind austauschbar. Dies ist jedoch nicht immer gerechtfertigt, da oft ein klarer Kausalzusammenhang zwischen zwei Arten von Katastrophen besteht: ein Erdbeben kann einen Erdbeben auslösen (Welt Hunger Hilfe, o.D.), umgekehrt verursacht ein Erdbeben aber kein Erdbeben (LEIFIphysik, o.D.). Aus diesem Grund sind asymmetrische Modelle geeigneter. In den nächsten beiden Abschnitten werden daher sogenannte „Triggering Modelle“ und „Amplifying Modelle“ vorgestellt.

2.3 Triggering Modelle

Angenommen es werden zwei Prozesse Y und Z beobachtet. Selbst wenn es sich bei beiden Prozessen um standardmarkierte homogene Poissonprozesse handelt, können sie eine gewisse Abhängigkeit voneinander aufweisen. Dies führt zu dem Interesse, den auslösenden, also den „Triggering“ Effekt, zu beweisen oder zu widerlegen (Pflug et al., 2023). Hierzu werden im Folgenden zwei verwandte Modelle diskutiert, nämlich das „Switching Intensity Modell“ sowie das „First Follower Times Modell“.

2.3.1 Das Switching Intensity Modell

Wenn der Prozess Y zum Zeitpunkt t ein Ereignis hat, kann dies die Intensität vom Prozess Z für einige Zeit erhöhen oder verringern. Angenommen die stationäre Intensität von Prozess Z ist λ_0^Z , dann kann folgendes Modell in Betracht gezogen werden:

$$\lambda^Z(t) = \begin{cases} \lambda_0^Z & \text{falls kein Ereignis vom Prozess } Y \text{ im Intervall } [t - \delta, t] \text{ stattfand} \\ \lambda_0^Z + a & \text{falls mind. ein Ereignis vom Prozess } Y \text{ im Intervall } [t - \delta, t] \text{ stattfand} \end{cases}$$

Hier bezeichnet a die durch den Prozess Y verursachte Intensitätsverschiebung und δ die Wirkungsdauer von Y auf Z . Natürlich kann der Einfluss eines Ereignisses vom Typ Y auf den Prozess Z auch in der Form sein, dass die Intensitätsänderung mit der Zeit stetig zu- oder abnimmt. Die Intensitäten λ^Y und λ^Z sowie die Intensitätsverschiebung a können mit Hilfe der Daten geschätzt und ihre Gleichheit im Rahmen des Poisson-Modells überprüft werden (Pflug et al., 2023).

Ein alternatives Model würde einen abnehmenden Effekt von Y auf die Intensität von Z annehmen:

$$\lambda^Z(t) = \lambda_0^Z + a(t - T^Y),$$

wobei T^Y das letzte Ereignis des Typen Y vor t ist. Hier ist $a(t)$ eine Vergessensfunktion wie:

$$a(t) = a \mathbb{1}_{t \in [0, \delta]} \text{ (siehe vorheriges Beispiel) oder}$$

$$a(t) = a \exp(-\alpha(t)) \text{ (das exponentielle Vergessen) (Pflug et al., 2023).}$$

Beispiele für die statistische Schätzung solcher Modelle zur Beantwortung der Frage, wie stark das Auftreten von Ereignissen des Typs Y die Ereignisse vom Typ Z beeinflussen, sind im Abschnitt 4.2 zu sehen.

2.3.2 Das First Follower Times Modell

Wenn ein Ereignis vom Typ Y zum Zeitpunkt t auftritt, dann bezeichnet $\tau^Z(t)$ den (zufälligen) Zeitpunkt des nächsten Ereignisses des Prozesses Z . Die Differenz

$$W_t^Z = \tau^Z(t) - t$$

wird als First-Follower-Zeit bezeichnet. Unter der Unabhängigkeitshypothese entspricht die Verteilung der First-Follower-Zeit W_t^Z der Verteilung der Inter-Event-Zeiten V_t^Z des Prozesses Z . Jegliche Abweichung dieser Gleichheit kann als Abhängigkeit des Prozesses Z vom Prozess Y interpretiert werden. Diese Abhängigkeit kann mit Hilfe eines Wilcoxon Rangsummentests oder eines Kolmogorov-Smirnov Tests für die Gleichheit der Verteilungen von W_t^Z und V_t^Z überprüft werden (Pflug et al., 2023).

Auch für dieses Modell sind im Abschnitt 4.2 Beispiele angeführt, um der Frage nachzugehen, wie stark das Auftreten von Ereignissen des Typs Y die Ereignisse des Typen Z beeinflussen können.

2.4 Amplifying Modelle

Während sich „Triggering Modelle“ auf den Zeitpunkt des abhängigen Prozesses konzentrieren, betrachten „Amplifying Modelle“ die Verteilung des Schweregrades X_t^Z des nachfolgenden Ereignisses (Pflug et al., 2023).

Mit der zuvor verwendeten Notation gilt nun:

$$X_t^Z = \begin{cases} F_0^Z & \text{falls kein Ereignis vom Prozess } Y \text{ im Intervall } [t - \delta, t] \text{ stattfand} \\ F_1^Z & \text{falls mind. ein Ereignis vom Prozess } Y \text{ im Intervall } [t - \delta, t] \text{ stattfand} \end{cases}$$

Dies bedeutet, dass die Existenz eines Ereignisses des Typen Y den Schweregrad des nachfolgenden Ereignisses des Typen Z verstärkt, falls die erste Nachfolgezeit weniger als δ ist. Dabei kann

man einerseits die Differenz im Mittelwert von F_0^Z und F_1^Z schätzen und testen, oder auf der anderen Seite einen nichtparametrischen Gleichheitstest durchführen, wie etwa einen Wilcoxon Rangs-ummentest (Pflug et al., 2023). Im Kapitel 4.3 werden zu dieser Methode zwei Beispiele angeführt.

Zu beachten ist jedoch, dass im Gegensatz zum „Triggering Modell“ die Ereigniszeiten des Prozesses Z nicht geändert werden. Ein involvierteres Modell könnte dem Prozess Y erlauben, sowohl die Intensität als auch die Schwere nachfolgender Ereignisse von Prozess Z zu verändern (Pflug et al., 2023).

2.5 Abhängige Standorte

Eine weitere Methode, die sich auf den Schweregrad bezieht, ist das Modell der abhängigen Standorte, welches in dieser Arbeit nur erwähnt wird, aber aufgrund fehlender Daten nicht verwendet werden kann.

Falls $X_t^{Y,1}$ und $X_t^{Y,2}$ Prozesse desselben Typs sind, die jedoch an unterschiedlichen Standorten stattfinden und die gleichen oder nahezu gleichen Ereigniszeiten besitzen, dann können diese Variablen, die den Schweregrad beschreiben, abhängig sein (und der Grad ihrer Abhängigkeit kann von der Entfernung der beiden Standorte abhängen). Der Grad der Abhängigkeit zwischen den beiden kann durch eine Kopula geschätzt werden (Pflug et al., 2023), wie es beispielsweise für das Hochwasserrisiko auf gesamteuropäischer Ebene getan wurde (Timonina et al., 2015).

Das Standortmodell kann dabei in das Zeitmodell integriert werden: Angenommen der Y Prozess hat ein Ereignis zum Zeitpunkt t_0 und am Standort $L_{t_0}^Y$, dann kann das folgende Modell betrachtet werden:

$$\lambda_t^Z = \lambda_t^Z \left(t - t_0, \text{dist}(L_t^Z, L_{t_0}^Y) \right),$$

wobei $\text{dist}(\cdot, \cdot)$ die Distanz zwischen den Orten ist, sodass der Intensitätssprung für weiter entfernte Standorte kleiner wird (Pflug et al., 2023).

2.6 Modellierung des verursachten Schadens

Neben der Modellierung der physischen Ereignisse gibt es auch einen Ansatz zur Modellierung des verursachten Schadens (direkte und indirekte Schäden). Hierzu findet sich der Begriff des „Compounding“, welcher sich im Gegensatz zu dem „Triggering“ und dem „Amplifying“, die sich rein auf das physikalische Ereignis beziehen, nur auf die Schadensfunktion stützt (Pflug et al., 2023). Diese Methode soll in dieser Arbeit der Vollständigkeit halber erwähnt, aber aufgrund kaum vorhandener Daten nicht analysiert werden.

Sei (D_t) der Schaden, der bei dem t -ten Ereignis entstanden ist. Der Schaden D_t hängt dabei von den folgenden Merkmalen ab:

- Der Schweregrad des Ereignisses $X_1, X_2, \dots$
- Der Exposition² des Ereignisses $E_1, E_2, \dots$
- Der Vulnerabilität³ des Ereignisses $V_1, V_2, \dots$

Der Schweregrad X_t eines Ereignisses kann wie bereits bei der Modellierung der physischen Ereignisse durch verschiedene Einheiten angegeben werden, beispielsweise durch die Windgeschwindigkeit bei Stürmen. Hingegen wird der Schaden D_t in Geldeinheiten gemessen. Etwas schwieriger ist die Quantifizierung der Exposition E_t , jedoch wird diese typischerweise durch das Verhältnis zwischen dem Eigentumswert pro Fläche zum jetzigen Zeitpunkt und einem Referenzjahr gegeben. Die Vulnerabilität V_t ist ein einheitsloser Faktor, der angibt, um wie viel ein hypothetischer Schaden (ohne Resilienz⁴) reduziert werden sollte, um den Schaden unter die gegebene Resilienz zu bringen – daher wird sie als Inverse der Vulnerabilität verstanden (Pflug et al., 2023).

² Die Exposition (engl.: exposure) bezeichnet grundsätzlich die Tatsache, einem Risiko ausgesetzt zu sein (Weerth & Geßner, 2018) oder im Versicherungswesen die Verlust- und Gewinnchancen eines Investments oder Engagements (Handelszeitung, o.D.).

³ Unter der Vulnerabilität versteht man die Verletzlichkeit eines bestimmten Objekts. Beispielsweise werden unter einer vulnerablen Bevölkerungsgruppe jene Menschen beschrieben, die Krisen nicht aus eigener Kraft bewältigen können (BMZ, o.D.-a).

⁴ Unter der Resilienz versteht man beispielsweise die Fähigkeit von Personen Krisen ohne dauerhafte Beeinträchtigung zu überstehen. Bezogen auf den Klimawandel kann Resilienz auch die Anpassungsfähigkeit des Menschen bedeuten (BMZ, o.D.-b).

Eine allgemeine Schadensfunktion ist gegeben durch:

$$D_t = f(X_t, E_t, V_t),$$

Oftmals wird aber einfach folgende Funktion verwendet:

$$D_t = f(X_t) \cdot E_t \cdot V_t$$

Die hier verwendete Funktion f transformiert die Einheiten des Schweregrades in Geldeinheiten. Die Größen E_t und V_t sind dabei einheitslose Faktoren.

Angenommen X_t^Y und X_t^Z sind die Schweregrade des Prozesses Y beziehungsweise Z. Weiters wird angenommen, dass die Ereigniszeiten von Prozess Y und Z innerhalb eines Intervalls der Länge δ liegen. Dann kann die Schadensfunktion von beiden Ereignistypen abhängen und dieses Phänomen wird als „Compound“ verstanden (Pflug et al., 2023).

Genauer gesagt, seien für ein gegebenes t die Größen X^Y und X^Z die Schweregrade der Ereignisse von Prozess Y und Z beide mit Ereigniszeiten innerhalb des Intervalls $[t - \delta, t + \delta]$. Dann beinhaltet die Schadensfunktion die beiden Schweregrade als Argument, das heißt:

$$D_t = f(X^Y, X^Z, E_t, V_t)$$

Im einfachsten Fall kann diese Funktion dann modelliert werden als:

$$D_t = f_1(X^Y) \cdot f_2(X^Z) \cdot E_t \cdot V_t$$

Zu beachten ist, dass das Auftreten von zwei Ereignissen, die nah zueinander liegen, nicht deren Schweregrad ändert, sondern die Auswirkung auf den Schaden.

Es kann unter anderem passieren, dass der zweite Prozess ein langsam einsetzender Prozess ist (z.B. die globale oder lokale Erwärmung). In diesem Fall hat dieser keinen eindeutigen Ereigniszeitpunkt, aber sein Prozess für den Schweregrad X_t ist stetig in der Zeit und nicht vom Typ eines diskreten Ereignisses. Dennoch kann es in der oben beschriebenen Form zu einer Verstärkung (oder Abschwächung) der Schadenswirkung kommen (Pflug et al., 2023).

3 Daten und deskriptive Analyse

Für die praktische Anwendung der zuvor vorgestellten Modelle werden Daten aus dem Donauraum verwendet, da dieses Gebiet verschiedenen Umweltkatastrophen und den dadurch verursachten Schäden ausgesetzt war. Weiters ist dieses Areal auch im wirtschaftlichen Sinne sehr heterogen. Deshalb kann angenommen werden, dass sowohl einzelne als auch multiple Unwetterereignisse einen signifikanten Einfluss zwischen wie auch innerhalb der Länder in diesem Einzugsgebiet haben (König & Ohr, 2012; European Central Bank, o.D.).

Der gesamte Datensatz von EMDAT besteht aus 2918 Beobachtungen und 50 Variablen, wobei diese Aufzeichnungen zwischen den Jahren 1970 bis Ende 2022 in ganz Europa dokumentiert wurden. In einem ersten Schritt wurden Selektionen vorgenommen, wie etwa die Einschränkung auf die Länder im Donauraum. Weiters wurden nur jene Beobachtungen ausgewählt, welche als Naturkatastrophen beschrieben werden, dazu zählen hydrologische, meteorologische, klimatische und geophysikalische Ereignisse. Explizit werden daher Dürren, Waldbrände, Erdbeben, Erdstöße (beinhaltet Schnee- und Schlammlawinen), Überschwemmungen, extreme Temperaturen wie auch Stürme innerhalb des Donauraums analysiert. Zuzüglich dazu mussten einige Länder in dem Datensatz genauer untersucht werden, da sie zum Teil unter veralteten Ländernamen angeführt waren, nämlich die Sowjetunion, Jugoslawien, die Tschechoslowakei, Serbien-Montenegro sowie die Deutsche Demokratische Republik und die Bundesrepublik Deutschland.

Konkret werden folgende Länder mit dem entsprechenden ISO 3166-ALPHA3-Code berücksichtigt: Österreich (AUT), Bulgarien (BGR), Bosnien und Herzegowina (BIH), Tschechien (CZE), Deutschland (DEU), Kroatien (HRV), Ungarn (HUN), Moldawien (MDA), Montenegro (MNE), Rumänien (ROU), Serbien (SRB), Slowakei (SVK), Slowenien (SVN) und Ukraine (UKR). In Abbildung 1 sind diese Länder in einer Europakarte gekennzeichnet.

Da die Dauer der jeweiligen Ereignisse für die weitere Analyse eine große Rolle spielt, bestand der nächste Schritt darin, eine Datumvariable mit Hilfe der Variablen Startmonat und -tag, sowie Endmonat und -tag zu berechnen. Aufgrund der geringen Anzahl von Beobachtungen für die einzelnen Umweltkatastrophen wurden fehlende Datumseinträge mittels k-Nearest-Neighbour Methode (kNN) imputiert. Danach wurde die Dauer als Differenz zwischen End- und Startdatum ermittelt. Der daraus resultierende Datensatz bestand nun aus 567 Beobachtungen.

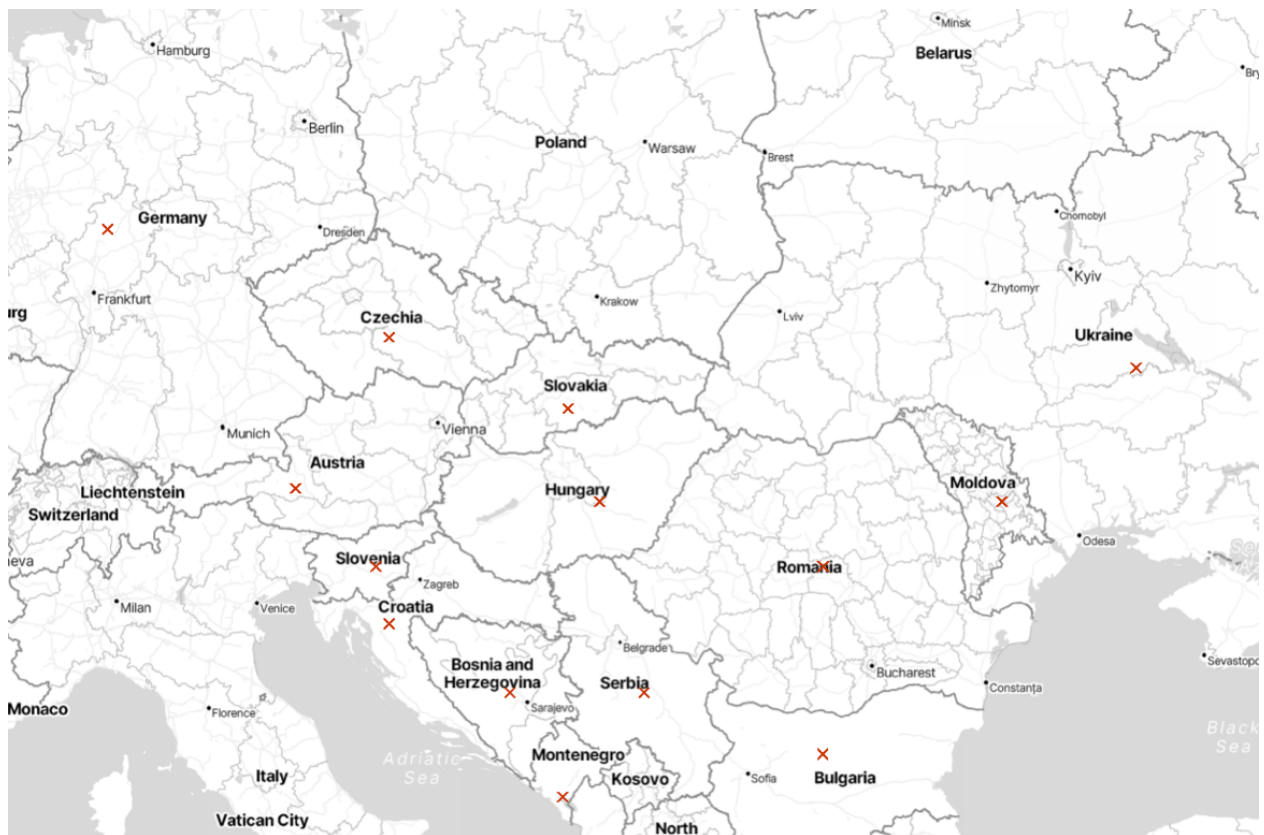


Abbildung 1: Europakarte und Donaupraumländer
(Quelle: eigene Darstellung)

Um einen groben Überblick über die jeweiligen Naturkatastrophen, die hier betrachtet werden, zu erhalten, ist in Abbildung 2 ein Kreisdiagramm, welches die absoluten und relativen Häufigkeiten der einzelnen Katastrophen aufzeigt, zu sehen. Weiters wurden die einzelnen Sektionen farblich gekennzeichnet, sodass ihre Klassifizierung (nach EMDAT) in hydrologisch (blau), meteorologisch (rosa), klimatisch (grün) und geophysikalisch (braun) erkennbar wird.

Zusammenfassend lässt sich hierzu sagen, dass die meisten Ereignisse, nämlich 46 Prozent bzw. 259 Beobachtungen, einen hydrologischen Ursprung haben, denn 44 Prozent der Ereignisse waren Überschwemmungen und 2 Prozent Erdbeben. Darüber hinaus wurden 44 Prozent der Ereignisse bzw. 246 Beobachtungen als meteorologisch eingestuft, wovon 25 Prozent Stürme und 19 Prozent extreme Temperaturen waren. Die übrigen 10 Prozent, die 62 Beobachtungen entsprechen, verteilen sich annähernd gleichmäßig auf geophysikalische bzw. klimatische Naturkatastrophen.

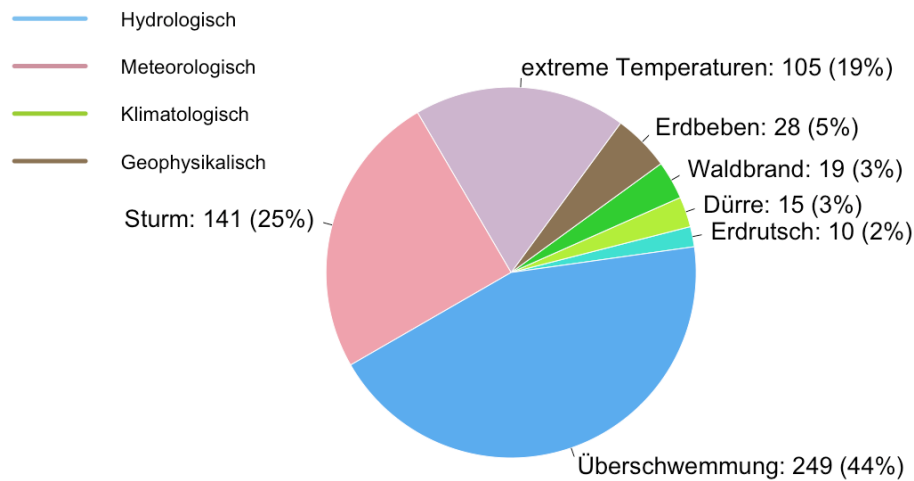


Abbildung 2: Kreisdiagramm zu den Katastrophentypen
(Quelle: eigene Darstellung)

Im Weiteren kann man das Auftreten jedes Katastrophentyps für ein bestimmtes Land analysieren (siehe Tabelle 1). Ebenso können die jeweiligen Katastrophentypen hinsichtlich eines bestimmten Zeitintervalls analysiert werden, wie in Tabelle 2 mit Intervalllängen von 5 Jahres-Schritten zu sehen ist.

Aus Tabelle 1 geht hervor, dass es in einigen Ländern, wie beispielsweise in Deutschland ($n = 100$) und Rumänien ($n = 89$), viele Katastrophen gegeben hat, wobei es im Unterschied dazu Länder gibt, in denen relativ wenige Ereignisse dokumentiert wurden, wie zum Beispiel in Slowenien ($n = 12$). Dies könnte auf die jeweilige Größe eines Landes zurückgeführt werden, wie man in der Europakarte in Abbildung 1 erkennen kann. Ebenso ist auffällig, dass bei der Betrachtung der einzelnen Länder bestimmte Ereignisse häufiger in dem jeweiligen Land aufgetreten sind. So wurden unter anderem in Deutschland besonders oft Stürme (59 von 141) dokumentiert, wohingegen in Rumänien sehr häufig Überschwemmung (52 von 249) oder in Kroatien Waldbrände (8 von 19) zu beobachten waren. Betrachtet man nun die Katastrophen für sich, so lässt sich erkennen, dass bestimmte Ereignisse vermehrt in einem bestimmten Land vorgekommen sind, während andere nur in wenigen Fällen aufgetreten sind. Dies zeigt sich zum Beispiel bei Erdrutschen in Österreich (5 von 50), Stürmen in Deutschland (59 von 100), Überschwemmung in Rumänien (52 von 89) oder aber auch bei Waldbränden in Kroatien (8 von 32).

Tabelle 1: Anzahl der Ereignisse pro Katastrophe und Land

(Quelle: eigene Darstellung)

	Dürre	Erdbeben	Erdrutsch	Ext. Temp.	Sturm	Überschwemmung	Waldbrand	Gesamt
AUT	0	1	5	6	20	18	0	50
BGR	2	5	0	9	6	21	5	48
BIH	2	2	1	4	2	17	0	28
CZE	0	0	0	9	15	14	0	38
DEU	0	3	1	14	59	22	1	100
HRV	1	3	0	6	2	12	8	32
HUN	3	1	0	6	8	16	0	34
MDA	3	2	0	3	2	7	0	17
MNE	0	2	0	2	0	8	2	14
ROU	2	4	1	20	10	52	0	89
SRB	1	3	0	11	1	24	0	40
SVK	0	0	2	5	3	15	1	26
SVN	0	2	0	2	3	5	0	12
UKR	1	0	0	8	10	18	2	39
Gesamt	15	28	10	105	141	249	19	567

Aus Tabelle 2 lässt sich erkennen, dass ab den 90er Jahren ein enormer Zuwachs an Umweltkatastrophen stattgefunden hat, welcher seinen Höhepunkt in den Jahren um 2000 bis 2015 hatte. Hier sind vor allem die Aufzeichnungen zu extremen Temperaturen, Überschwemmungen und Stürmen immens angestiegen. Dazu vergleiche man die Anzahl an Überschwemmungen aus den Jahren 1970 bis 1994 ($n = 30$) und 1995 bis 2009 ($n = 130$), oder etwa die Anzahl an extremen Temperaturen von 1970 bis 1999 ($n = 12$) und 2000 bis 2015 ($n = 82$). Ebenso ist zu verzeichnen, dass Waldbrände in letzten 20 Jahren stark zugenommen haben, wobei in den Jahren 2000 bis 2010 die meisten ($n = 10$) dokumentiert wurden. Aus dieser Tabelle lässt sich daher deutlich ein positiver Trend für das Auftreten der jeweiligen Katastrophenereignisse über die Zeit feststellen.

Tabelle 2: Anzahl der Ereignisse pro Katastrophe und 5-Jahresintervall

(Quelle: eigene Darstellung)

	Dürre	Erdbeben	Erdrutsch	Ext. Temp.	Sturm	Überschwemmung	Waldbrand	Gesamt
1970-1974	0	0	1	0	2	2	0	5
1975-1979	0	5	1	1	2	3	0	12
1980-1984	2	2	2	2	10	6	2	26
1985-1989	1	2	1	2	3	6	1	16
1990-1994	2	6	0	2	25	13	0	48
1995-1999	0	3	3	5	8	29	1	49
2000-2004	7	2	2	16	26	35	6	94
2005-2009	1	2	0	30	28	66	4	131
2010-2014	2	3	0	36	9	52	0	102
2015-2019	0	0	0	11	15	23	2	51
2020-2022	0	3	0	0	13	14	3	33
Gesamt	15	28	10	105	141	249	19	567

In Kapitel 4.1 und 4.2 werden die jeweiligen Katastrophen sowohl allein wie auch in Kombination mit einem anderen Katastrophentyp analysiert. Hierzu können bereits kleine Indikatoren für eine mögliche Abhängigkeit und somit ein zeitnahes Auftreten aus den beiden vorangehenden Tabellen ermittelt werden. Beispielsweise wurden in Bulgarien zwei Dürren und fünf Waldbrände registriert. Ebenso wurden sieben Dürren wie auch sechs Waldbrände in den Jahren 2000 bis 2004 aufgezeichnet. Dennoch wird die mögliche Abhängigkeit in Bezug auf die Zeit mit den in Abschnitt 2.3 vorgestellten Modellen im Kapitel 4 statistisch überprüft.

Für die deskriptive Analyse der Schäden sind in Abbildung 3 die jeweiligen Schadenshöhen aus den Jahren 1970 bis Ende 2022 pro Umweltkatastrophe (sofern angegeben wurde) illustriert. Ebenso bietet Tabelle 3 einen Überblick über die mittleren Schadenshöhen in US-Dollar (US-\$ bzw. \$) pro Land für die jeweilige Naturkatastrophe.

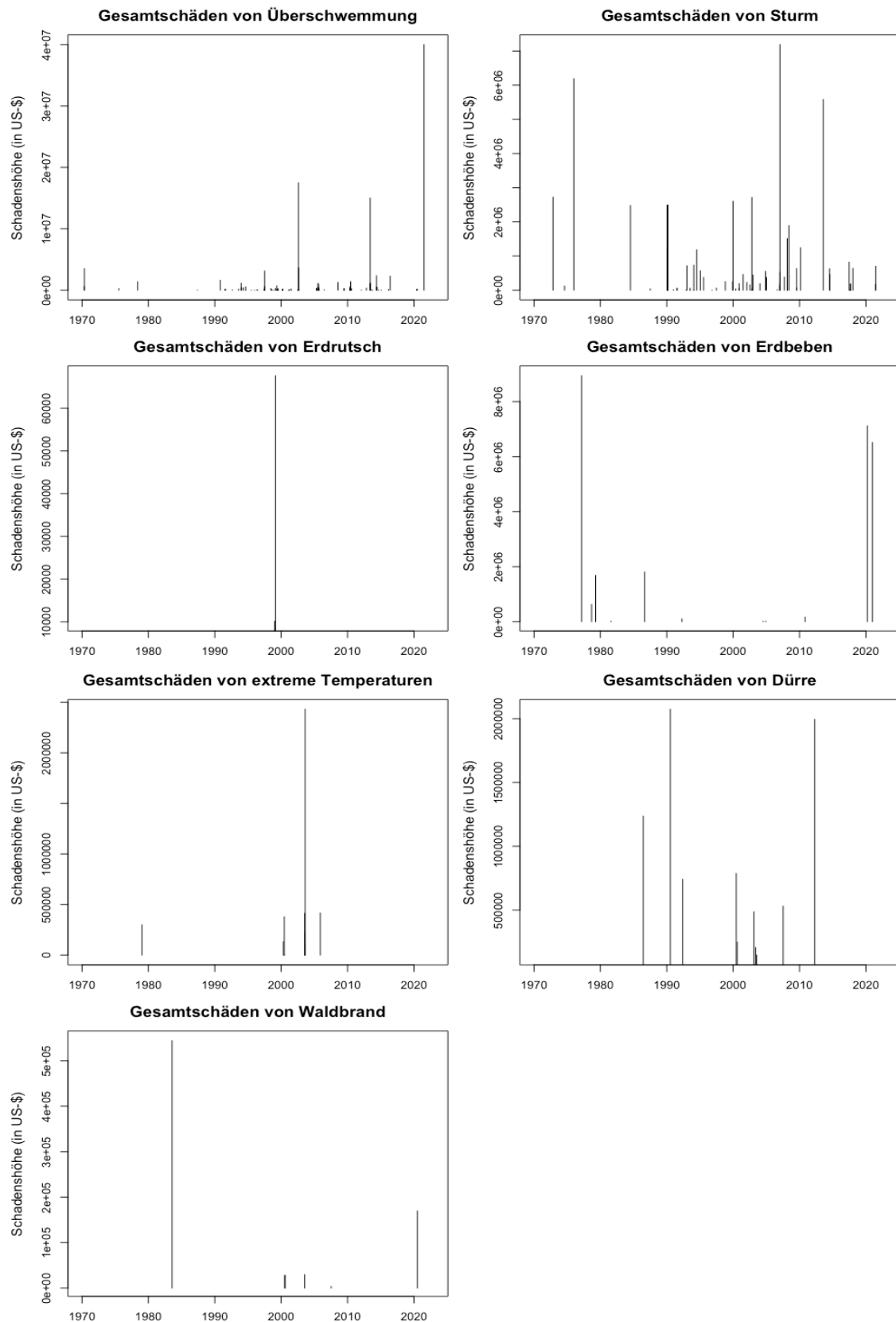


Abbildung 3: Totale Schadenshöhe pro Katastrophentyp (in US-\$)
(Quelle: eigene Darstellung)

In Abbildung 3 lässt sich erkennen, dass für Überschwemmungen und Stürme die meisten Schäden aufgezeichnet wurden. Darüber hinaus lag die Schadenshöhe am höchsten für Erdbeben und Überschwemmungen, nämlich bei 40.000.000\$ für eine Überschwemmung im Jahre 2022 und 8.000.000\$ für ein Erdbeben im Jahre 1978. Gleichfalls ist in Tabelle 3 zu sehen, dass die meisten Schäden in den unterschiedlichen Ländern durch Stürme und Überschwemmungen entstanden sind. Ebenso ist auffällig, dass Deutschland, Kroatien und die Ukraine durch die meisten verschiedenen Katastrophen geschädigt wurden.

Tabelle 3: Mittlere Schadenshöhe pro Katastrophe und Land (in US-\$)

(Quelle: eigene Darstellung)

	Dürre	Erdbeben	Erdrutsch	Ext. Temp.	Sturm	Überschwemmung	Waldbrand	Gesamt
AUT	-	-	67622	412439	200299	724678	-	351260
BGR	-	-	-	70	623810	136298	15451	193910
BIH	227422	14901	-	-	-	303912	-	182078
CZE	-	-	-	-	171511	955341	-	563426
DEU	-	245616	10134	1048463	1356811	5697174	-	1671640
HRV	486088	6817608	-	377658	177979	99413	200502	1359875
HUN	708311	-	-	-	13442	204462	-	308739
MDA	530589	1804679	-	-	49725	130270	-	628816
MNE	-	1680143	-	-	-	-	-	1680143
ROU	786788	8941665	-	-	8070	402747	-	2534817
SRB	2073880	164355	-	-	-	828890	-	1022375
SVK	-	-	-	220949	549877	58222	-	276349
SVN	-	14346	-	117840	256147	636164	-	256124
UKR	1994560	-	-	133754	99626	198055	169610	519121
Gesamt	972520	2460414	38878	330169	318845	798125	128521	846047

Dennoch lässt sich anhand Abbildung 3 und Tabelle 3 kein direkter Einfluss einer bestimmten Naturgefahr auf die Schadensverteilung einer anderen schließen. Zu der Frage, ob es einen Einfluss vom Prozess des Typen Y auf den Schweregrad des Prozesses vom Typ Z gibt, wird im Kapitel 4.3 ausführlich eingegangen.

4 Analyse und Resultate

Das folgende Kapitel befasst sich mit der Anwendung der im Kapitel 2 vorgestellten Modelle an die realen Katastrophendaten aus dem Donaauraum, um der Frage nachzugehen, ob es einen statistisch nachweisbaren Zusammenhang zwischen zwei verschiedenen Umweltkatastrophen gibt.

In einem ersten Schritt werden die jeweiligen Naturkatastrophen für sich allein mit Hilfe von Poissonprozessen modelliert, darauf anschließend werden die Triggering Modelle aus Kapitel 2.3 und die Amplifying Modelle aus Kapitel 2.4 angewandt.

Jedoch muss für die jeweilige Anwendung überlegt werden, welche Umweltgefahr einen potenziellen Einfluss auf eine andere haben kann, da nicht jeder Typ einen kausalen Zusammenhang aufweist. Beispielsweise können geophysikalische Naturgefahren keine meteorologischen auslösen, wie etwa ein Erdbeben keinen Sturm verursachen kann, da die Ursache eines Erdbebens auf die Erschütterungen innerhalb des Erdkörpers zurückzuführen ist, welche vermehrt durch Plattenverschiebungen geschehen (Jung, 1938; LEIFIphysik, o.D.).

4.1 Modellierung der einzelnen Umweltkatastrophen

In diesem Abschnitt werden die einzelnen Umweltkatastrophen mit Hilfe eines Poissonprozesses modelliert. Dabei wird in erster Linie die Intensitätsfunktion $\lambda(t)$ mit Hilfe verschiedener Möglichkeiten geschätzt, um analysieren zu können, ob es sich um einen homogenen oder inhomogenen Poissonprozess handelt.

Wie bereits im Kapitel 2.1 erwähnt, gibt es für den Poissonprozess zwei Varianten, nämlich den homogenen und den inhomogenen Prozess. Dabei gilt für den homogenen Poissonprozess, dass seine Intensitätsfunktion konstant über die Zeit ist, d.h. $\lambda(t) = \lambda$ für alle $t = 1, \dots, n$. Hingegen ist für den inhomogenen Poissonprozess die Intensitätsfunktion $\lambda(t)$ abhängig von der Zeit. Für die Schätzung dieser Funktion gibt es verschiedenste Ansätze, wobei im Folgenden zwei Varianten aufgezeigt werden, nämlich eine naive wie auch eine mit Hilfe der Maximum-Likelihood (ML) Methode berechnete Schätzung.

Prinzipiell ist die einfachste Form zur Schätzung der Intensität $\lambda(t)$ die folgende:

$$\hat{\lambda}(t) = \frac{\text{Anzahl der Ereignisse in einem bestimmten Zeitintervall}}{\text{Länge des Zeitintervalls}}$$

Mit dieser Schätzung kann beispielsweise so verfahren werden, dass man für jedes separate Jahr die Ereignisse betrachtet und diese dann mit der gewünschten Länge des Zeitintervalls, beispielsweise 12 Monate oder 365 Tage, dividiert. Der Divisor wird dabei entsprechend der Anwendung und der gewünschten Genauigkeit gewählt. Für die Schätzung der Intensitätsfunktion mit dieser Formel werden die Ereignisse in dieser Anwendung pro Jahr betrachtet und der Divisor entspricht 365 Tagen.

Eine weitere Möglichkeit zur Schätzung der Intensität bietet die Maximum-Likelihood (ML) Methode, bei der die Intensität als Funktion von der Zeit betrachtet wird und die folgende Form hat:

$$\hat{\lambda}(t) = \exp(a + b \cdot t).$$

Zu beachten ist, dass hier der Logarithmus der Intensitätsfunktion, welcher einer linearen Funktion entspricht, geschätzt wird, wobei a den Interzept und b die Steigung der linearen Gleichung beschreibt. Darüber hinaus wird für diese Anwendung die Zeit in Tagen betrachtet.

Im Folgenden werden für alle sieben Umweltkatastrophen die jeweiligen Varianten zur Schätzung der Intensitätsfunktion grafisch dargestellt. Im Falle der Maximum-Likelihood Methode werden ebenso die geschätzten Parameter in einer Tabelle angeführt.

4.1.1 Geophysikalische Naturkatastrophen

Für die geophysikalischen Naturkatastrophen, zu denen Erdbeben zählen, sind nachfolgend die Intensitäten geschätzt worden, dabei ist in Abbildung 4 die naive Schätzung für die Anzahl der Ereignisse pro Jahr grafisch zu sehen. Hierbei kann festgestellt werden, dass die Intensität von Erdbeben nur vereinzelt zu bestimmten Zeitpunkten angestiegen ist.

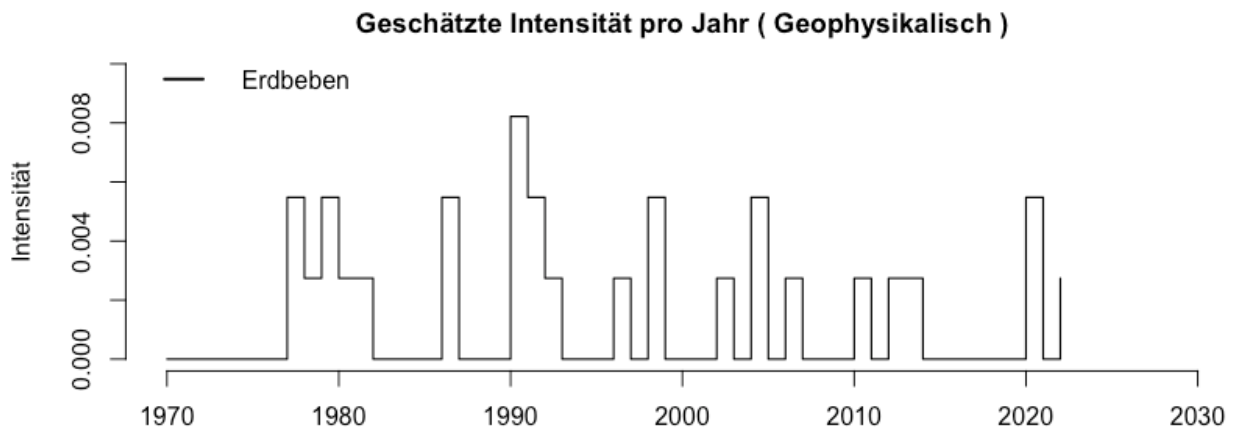


Abbildung 4: Jährlich geschätzte Intensitäten für geophysikalische Katastrophen
(Quelle: eigene Darstellung)

Für den homogenen und den inhomogenen Poissonprozess sind die geschätzten Parameter für die logarithmierte Intensitätsfunktion von Erdbeben in Tabelle 4 zu sehen. Darüber hinaus sind die geschätzten Funktionen in Abbildung 5 grafisch dargestellt.

Tabelle 4: ML-geschätzte Intensitäten für Erdbeben
(Quelle: eigene Darstellung)

	Homogener PP			Inhomogener PP		
		Schätzer	Std. Fehler		Schätzer	Std. Fehler
Erdbeben	Interzept	-6.538657	0.1889822	Interzept	-6.472119	0.3717657
				Zeit	-0.00000695	0.00003383

Wie bereits bei den naiven Schätzungen (siehe Abb. 4) zu sehen war, ist auch bei der Schätzung via Maximum-Likelihood Methode zu erkennen, dass sich die Intensität von Erdbeben über die Zeit kaum verändert hat. Hier ist jedoch die negative Steigung der logarithmierten Intensität ($\hat{b}_{\text{Erdbeben}} = -0.000007$) relativ gering, sodass der homogene Poissonprozess durchaus für weitere Modellierungen empfehlenswert ist.

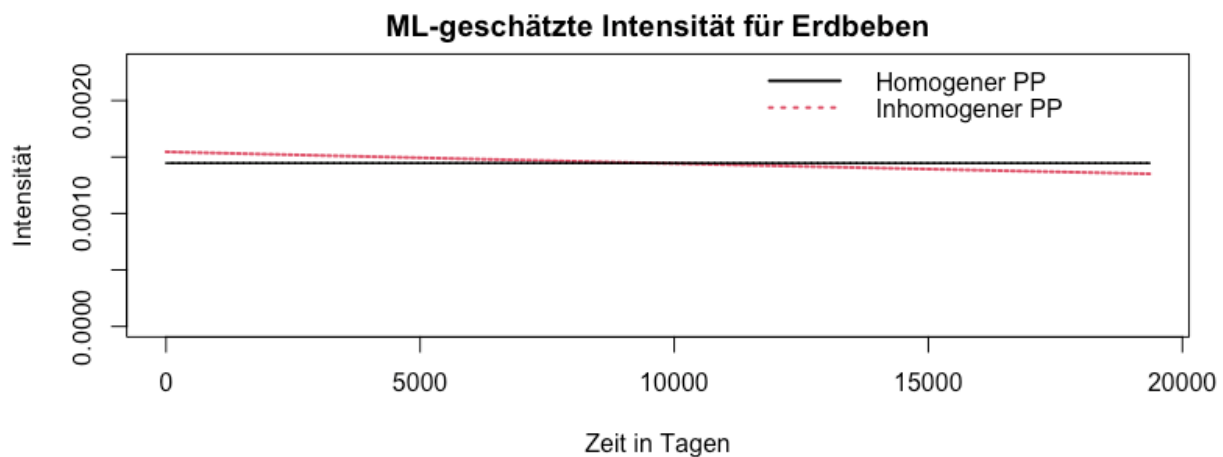


Abbildung 5: ML-geschätzte Intensität für Erdbeben
(Quelle: eigene Darstellung)

In Abbildung 5 lässt sich erkennen, dass sich der inhomogene Poissonprozess kaum vom homogenen unterscheidet. Zu beachten ist dabei, dass die Skalierung der X-Achse wie folgt zu lesen ist: 0 entspricht dem ersten Tag der Beobachtungsperiode (01.01.1970), 1 dem zweiten Tag (02.01.1970) usw. bis zu dem letzten Tag (31.12.2022).

4.1.2 Hydrologische Naturkatastrophen

Zu den hydrologischen Naturgefahren, zu denen Überschwemmungen und Erdrutsche zählen, sind im Folgenden die Intensitäten geschätzt worden, wobei in Abbildung 6 die naiven Schätzungen für die Anzahl der Ereignisse pro Jahr illustriert sind. Dabei ist zu erkennen, dass die Intensität für Überschwemmungen über die Jahre enorm angestiegen ist, vor allem in der Zeitspanne zwischen 2005 und 2015. Weiters ist zu vermerken, dass Erdrutsche, welche in den Abbildungen rot markiert wurden, im Gegensatz zu den Überschwemmungen nur vereinzelt in den 1970er Jahren bis in die 2000er aufgetreten sind.

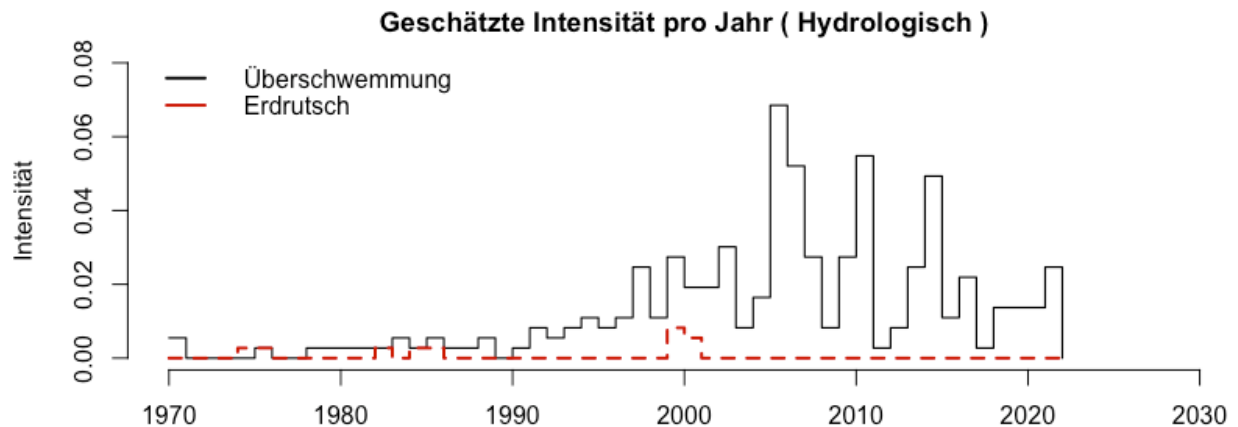


Abbildung 6: Jährlich geschätzte Intensitäten für hydrologische Katastrophen
(Quelle: eigene Darstellung)

Für den homogenen und den inhomogenen Poissonprozess sind die geschätzten Parameter für die logarithmierte Intensitätsfunktion via Maximum-Likelihood Methode von Überschwemmungen und Erdrutschen in Tabelle 5 angeführt. Darüber hinaus sind die geschätzten Funktionen in Abbildung 7 visualisiert.

Tabelle 5: ML-geschätzte Intensitäten für Überschwemmungen (oben) und Erdrutsche (unten)
(Quelle: eigene Darstellung)

	Homogener PP			Inhomogener PP		
		Schätzer	Std. Fehler		Schätzer	Std. Fehler
Überschwemmung	Interzept	-4.353408	0.06337243	Interzept	-5.67694779	0.1777967
				Zeit	0.000115908	0.00001275
Erdrutsch	Interzept	-7.568276	0.3162278	Interzept	-6.883772	0.5378756
				Zeit	-0.00008112	0.000060058

Wie auch schon in Abbildung 6 analysiert wurde, ist auch bei der Schätzung via Maximum-Likelihood Methode festzustellen, dass die Intensitäten von Überschwemmungen über die Zeit enorm zugenommen haben. Dabei ist deutlich zu erkennen, dass es sich bei dieser Katastrophe um einen

inhomogenen Poissonprozess handelt. Hingegen ist bei der Intensitätsfunktion von Erdrutschen ein negativer Trend zu vermerken. Dazu vergleiche man die Steigungen der logarithmierten Intensitäten aus Tabelle 5, für die gilt, dass $\hat{b}_{\text{Erdrutsch}} = -0.00008 < 0.00012 = \hat{b}_{\text{Überschwemmung}}$.

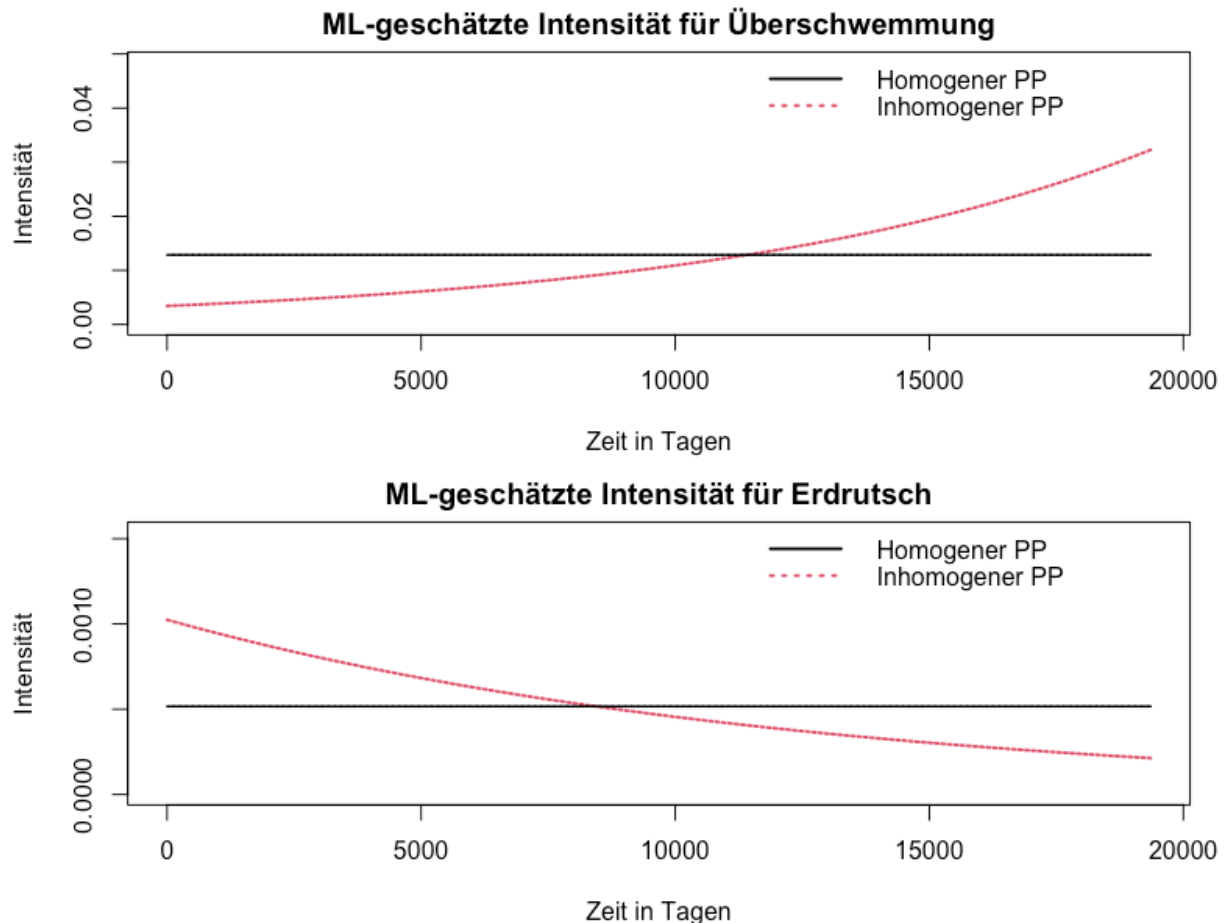


Abbildung 7: ML-geschätzte Intensitäten für Überschwemmungen (oben) und Erdrutsche (unten)

(Quelle: eigene Darstellung)

Wie in Abbildung 7 deutlich zu erkennen ist, unterscheiden sich in beiden Fällen der inhomogene Poissonprozess stark vom homogenen Prozess mit konstanter Intensität. Ebenso lässt sich für die Intensitätsfunktion von Erdrutschen feststellen, dass diese ab der zweiten Hälfte der Aufzeichnungsperiode abgenommen haben. Wie zuvor ist hier auf die Interpretation der X-Achse zu achten.

4.1.3 Klimatologische Naturkatastrophen

Für die klimatischen Naturkatastrophen, dazu zählen Dürren und Waldbrände, sind im Weiteren die Intensitäten geschätzt worden, wobei in Abbildung 8 die naiven Schätzungen für die Anzahl der Ereignisse pro Jahr ersichtlich sind. Dabei ist zu erkennen, dass die Intensitäten für beide Katastrophen zwischen 2000 und 2010 am höchsten waren. Weiters ist zu vermerken, dass Waldbrände, welche in der Abbildung rot markiert wurden, im Gegensatz zu Dürren über die Jahre häufiger geworden sind.

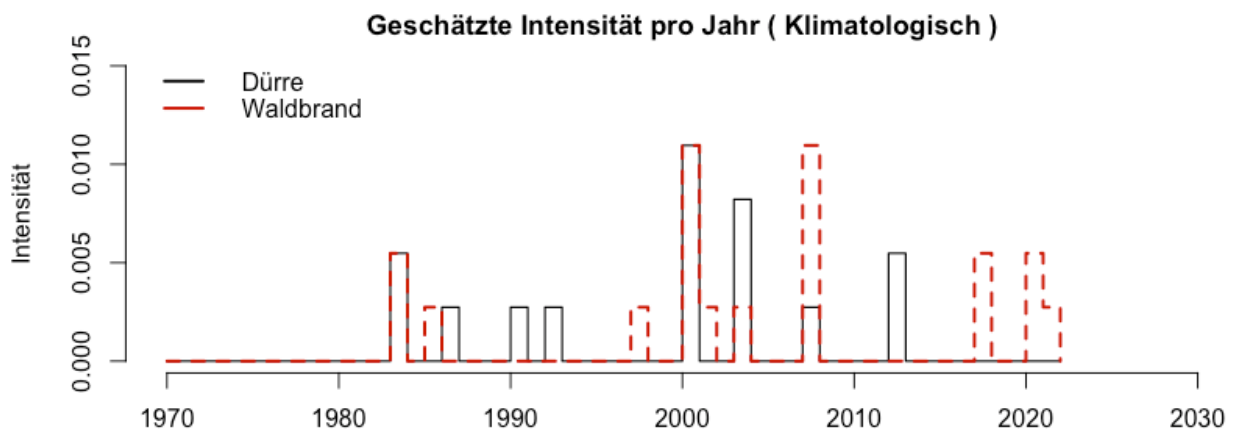


Abbildung 8: Jährlich geschätzte Intensitäten für klimatologische Katastrophen

(Quelle: eigene Darstellung)

Für den homogenen und den inhomogenen Poissonprozess sind die geschätzten Parameter für die logarithmierte Intensitätsfunktion via Maximum-Likelihood Methode von Dürren und Waldbränden in Tabelle 6 zu sehen. Darüber hinaus sind die geschätzten Funktionen in Abbildung 9 grafisch dargestellt.

Wie bereits in Abbildung 8 festgestellt werden konnte, ist auch bei der Schätzung via Maximum-Likelihood Methode zu sehen, dass Waldbrände über die Zeit stärker zugenommen haben als Dürren. Durch Vergleich der Koeffizienten für die Zeit in Tabelle 6 lässt sich feststellen, dass die Steigung der logarithmierten Intensität für Waldbrände beinahe 4-Mal so groß ist wie die von Dürren ($\hat{b}_{\text{Dürre}} = 0.0000258 < 0.0000997 = \hat{b}_{\text{Waldbrand}}$).

Tabelle 6: ML-geschätzte Intensitäten für Dürren (oben) und Waldbrände (unten)

(Quelle: eigene Darstellung)

	Homogener PP			Inhomogener PP		
		Schätzer	Std. Fehler		Schätzer	Std. Fehler
Dürre	Interzept	-7.162811	0.2581989	Interzept	-7.422701	0.5514722
				Zeit	0.000025779	0.000046492
Waldbrand	Interzept	-6.926423	0.2294159	Interzept	-8.042737	0.6105702
				Zeit	0.0000997482	0.0000448412

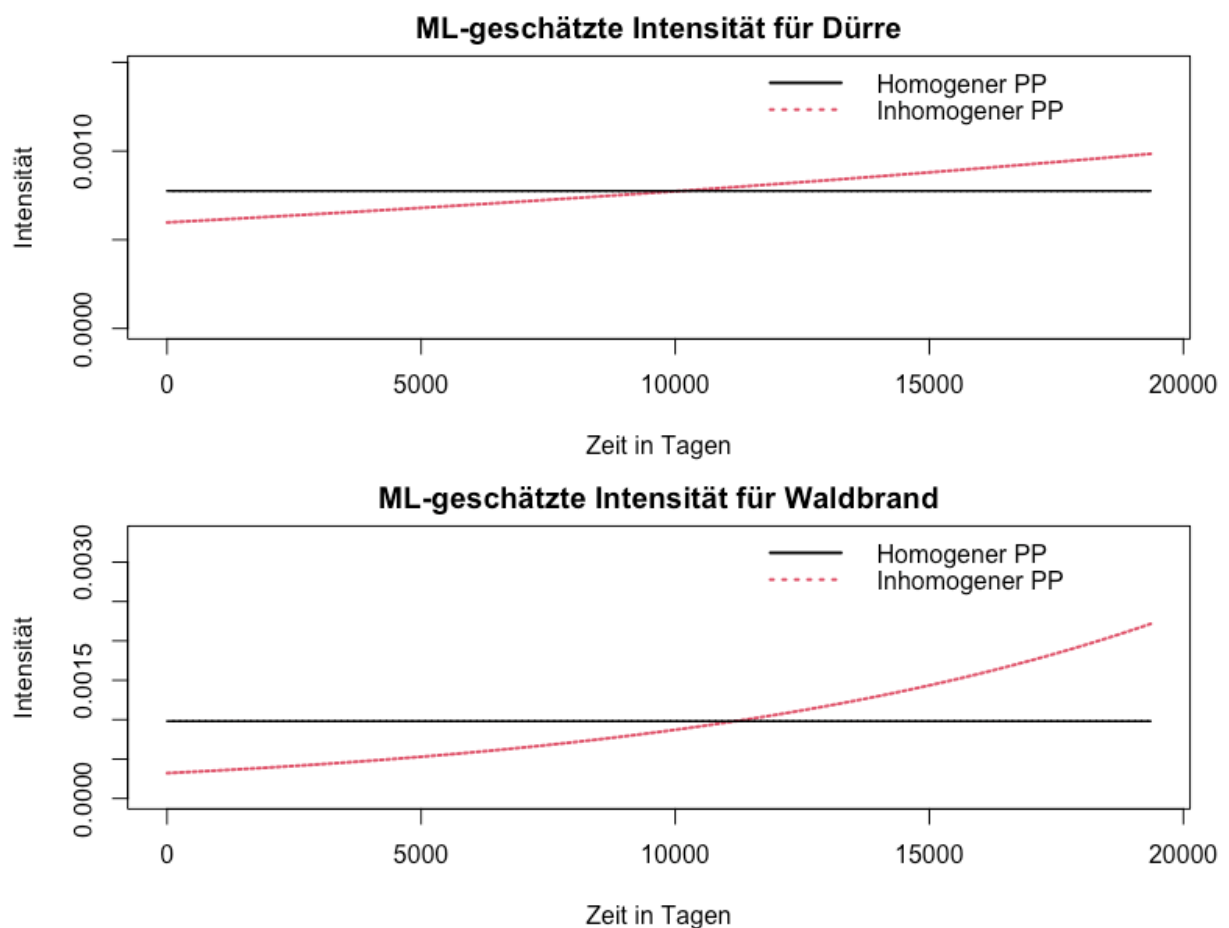


Abbildung 9: ML-geschätzte Intensitäten für Dürren (oben) und Waldbrände (unten)

(Quelle: eigene Darstellung)

Wie in Abbildung 9 ersichtlich ist, unterscheiden sich der inhomogene Poissonprozess sowohl für Dürren wie auch für Waldbrände stark vom homogenen Prozess. Hier wird es sehr wohl einen Unterschied machen, ob die Zeit in das Modell aufgenommen wird oder nicht. Wie zuvor ist auf die Skalierung der X-Achse und deren Interpretation zu achten.

4.1.4 Meteorologische Naturkatastrophen

Zu den meteorologischen Naturgefahren, zu denen extremen Temperaturen und Stürme gezählt werden, sind nachfolgend die Intensitäten geschätzt worden, wobei in Abbildung 10 die naiven Schätzungen für die Anzahl der Ereignisse pro Jahr dargestellt sind. Hier ist zu vermerken, dass die Intensität für extreme Temperaturen über die Zeit stark angestiegen ist, vor allem in den Jahren 2000 bis 2015. Die Intensität von Stürmen nahm hingegen bereits ab den 80er Jahren stetig zu, wobei sie dabei immer wieder alternierend auf und abstieg.

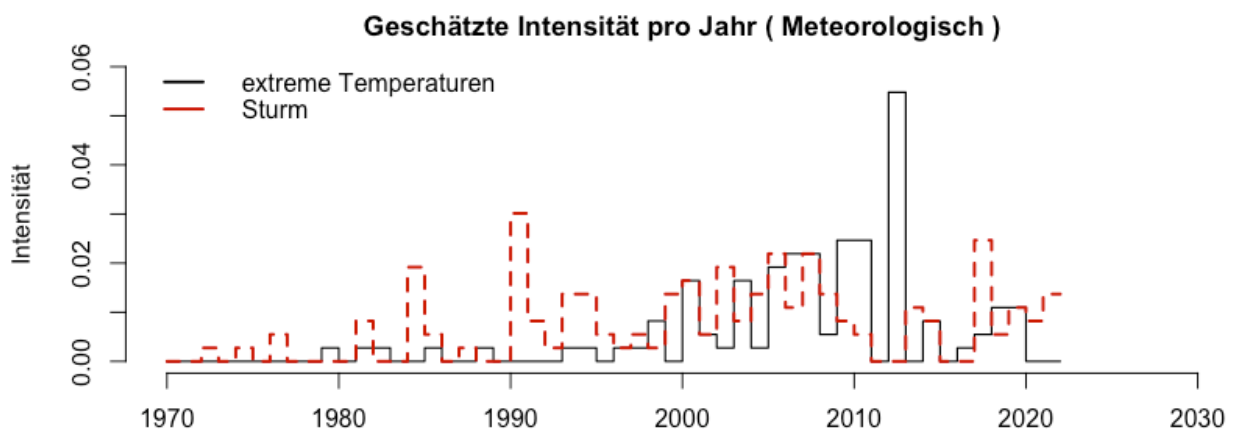


Abbildung 10: Jährlich geschätzte Intensitäten für meteorologische Katastrophen
(Quelle: eigene Darstellung)

Für den homogenen und den inhomogenen Poissonprozess sind die geschätzten Parameter für die logarithmierte Intensitätsfunktion von extremen Temperaturen und Stürmen in Tabelle 7 aufgelistet. Darüber hinaus sind die geschätzten Intensitätsfunktionen in Abbildung 11 visualisiert.

Tabelle 7: ML-geschätzte Intensitäten für extreme Temperaturen (oben) und Stürme (unten)

(Quelle: eigene Darstellung)

	Homogener PP			Inhomogener PP		
		Schätzer	Std. Fehler		Schätzer	Std. Fehler
Extreme Tempera- tur	Interzept	-5.216901	0.09759001	Interzept	-6.8801495	0.2981716
				Zeit	0.00014138	0.00002067
Sturm	Interzept	-4.922102	0.08421524	Interzept	-5.747302	0.2079939
				Zeit	0.00007608	0.00001588

Wie bereits bei den naiven Schätzungen zu sehen war (siehe Abb. 10), ist auch bei der Schätzung via Maximum-Likelihood Methode festzustellen, dass die Intensitäten von extremen Temperaturen und Stürmen über die Zeit stärker zugenommen haben. Ebenso ist in Tabelle 7 beim Vergleich der beiden Koeffizienten für die Zeit zu erkennen, dass die Steigung der logarithmierten Intensität für extreme Temperaturen doppelt so hoch ist wie jene für Stürme ($\hat{b}_{\text{Sturm}} = 0.000076 < 0.000141 = \hat{b}_{\text{extreme Temperaturen}}$).

Wie in Abbildung 12 ersichtlich ist, unterscheiden sich der inhomogene Poissonprozess sowohl für extreme Temperaturen wie auch für Stürme stark vom homogenen Prozess. Hier wird es sehr wohl einen Unterschied machen, ob die Zeit in das Modell aufgenommen wird oder nicht. Wie zuvor ist auf die Skalierung der X-Achse und deren Interpretation zu achten.

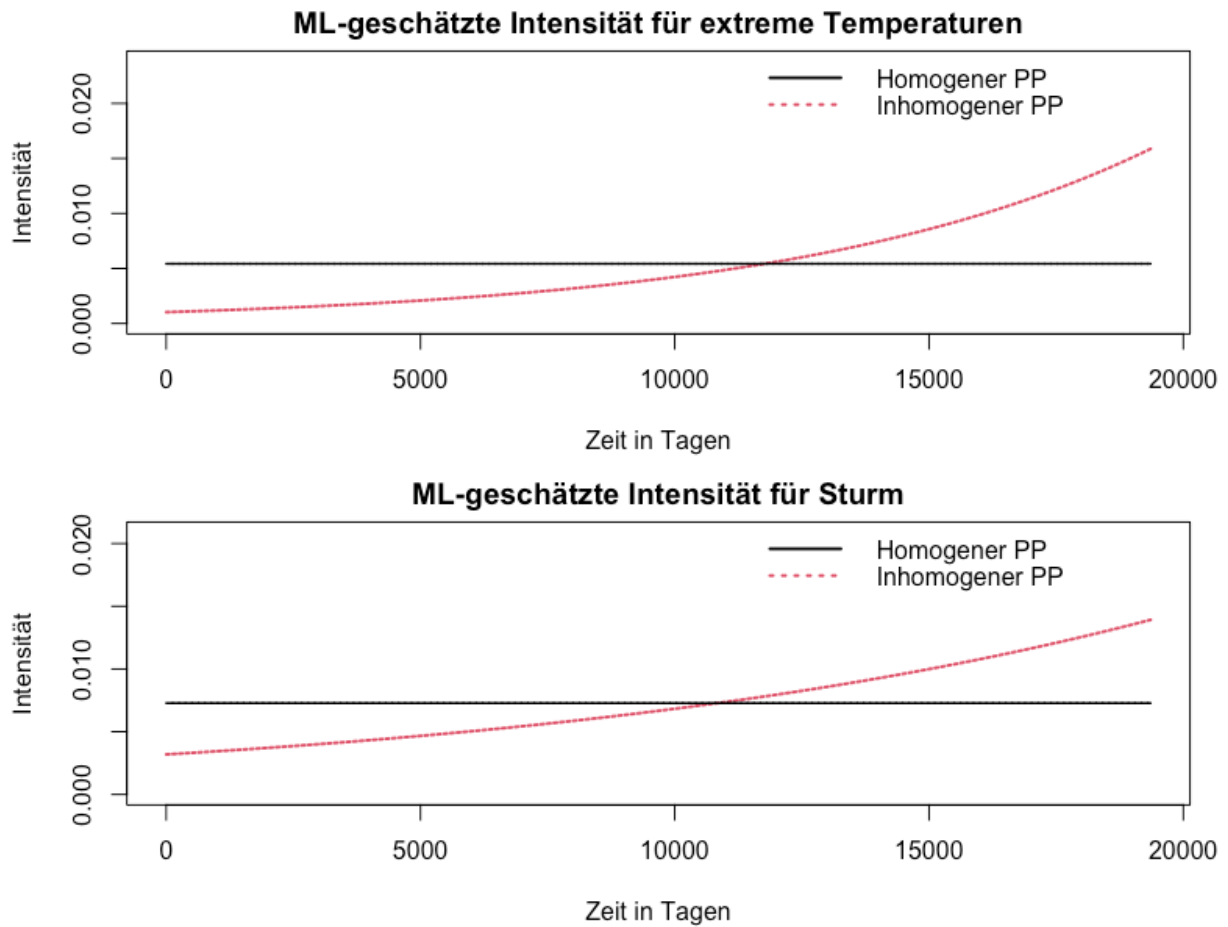


Abbildung 11: ML-geschätzte Intensitäten für extreme Temperaturen (oben) und Stürme (unten)

(Quelle: eigene Darstellung)

In diesem Abschnitt wurden die Intensitäten der einzelnen Umweltkatastrophen lediglich mit der Zeit als beeinflussende Variable modelliert. Im anschließenden Kapitel soll jedoch evaluiert werden, ob vorangehende Katastrophen eines anderen Typs einen Einfluss auf die primär betrachtete Katastrophe haben. Hierzu werden drei Fallbeispiele genauer analysiert.

4.2 Triggering

Im folgenden Abschnitt sollen die Daten mit Hilfe der vorgestellten Modelle aus dem Kapitel 2.3 hinsichtlich einer möglichen zeitlichen Abhängigkeit einer zuvor stattgefundenen Umweltkatastrophe analysiert und modelliert werden. Hierbei werden drei Beispiele, welche auf den ersten Blick weniger nachvollziehbar sind, Schritt für Schritt durchgenommen. Daran anschließend werden im Abschnitt 4.2.4 die Ergebnisse der Analyse für die übrigen Katastrophen kurz zusammengefasst.

4.2.1 Dürre und Überschwemmung

„In feuchten Regionen beschleunigt Dürre die Wasserverdunstung aus Boden und Pflanzen und bietet so eine Feuchtigkeitsquelle, die die Entstehung von Starkregen ermöglicht. In trockenen Regionen ziehen heißes Wetter und niedriger Druck Feuchtigkeit aus anderen Gebieten wie dem Ozean, wodurch sich die Wahrscheinlichkeit gefährlicher Niederschläge erhöht.“ (Frost, 2023)

Anhand dieser Aussage soll untersucht werden, ob Dürren (= Prozess Y) einen statistisch nachweisbaren Einfluss auf Überschwemmungen (= Prozess Z) haben. Zuerst wird angenommen, dass alle Beobachtungen an demselben Ort stattgefunden haben (d.h. es wird nicht zwischen den Ländern separiert) und danach werden zwei Länder, nämlich Rumänien (ROU) und die Ukraine (UKR) genauer analysiert.

In der gesamten Aufzeichnungsperiode wurden im Donaauraum 249 Überschwemmungen und 15 Dürren beobachtet. Bei einer genaueren Analyse von Überschwemmungen für die einzelnen Länder hat sich gezeigt, dass in Rumänien 52 Überschwemmungen und in Summe 12 Dürren in Rumänien und den umliegenden Ländern (Bulgarien, Ungarn, Moldawien, Serbien und Ukraine) in dieser Zeit dokumentiert wurden. Ebenso wurden für die Ukraine 18 Überschwemmungen und in Summe 9 Dürren in der Ukraine und den Nachbarländern (Ungarn, Moldawien und Rumänien) beobachtet. In Abbildung 12 sind die Zeitpunkte für die Beobachtung von Überschwemmungen (schwarz) und Dürren (rot) im gesamten Donaauraum grafisch dargestellt.

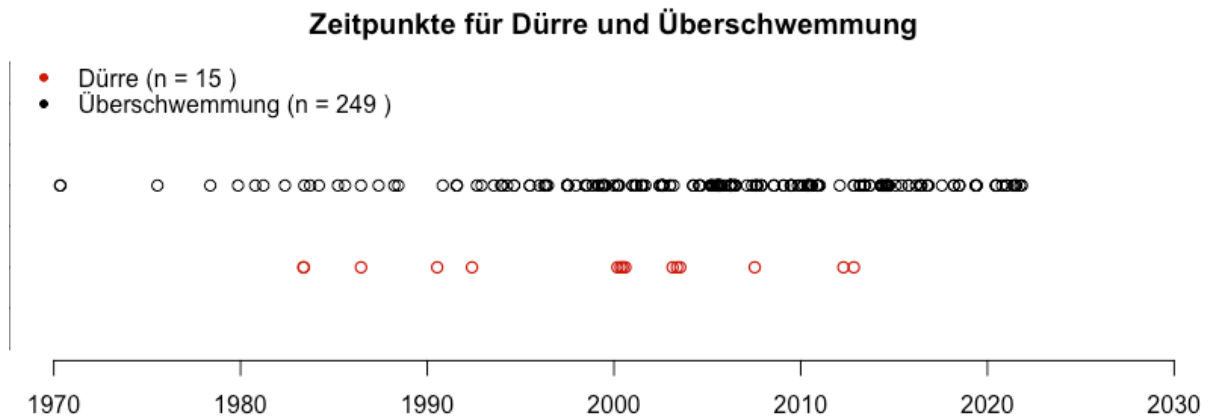


Abbildung 12: Ereigniszeiten für Überschwemmungen und Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

Im Folgenden werden die Daten auf das „Switching Intensity Modell“, welches in Abschnitt 2.3.1 beschrieben wurde, angewandt. Um die Intensitätsfunktion zu schätzen, wird in weitere Folge zur Berechnung die Maximum-Likelihood Methode verwendet.

Unter Berücksichtigung aller Länder zusammen sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen wie auch die Werte für das Akaike-Kriterium (AIC) zur Modellvalidierung in der folgenden Tabelle zu sehen. Dabei beschreibt Modell 0 (Mod0) einen homogenen und Modell 1 bis Modell 3 einen inhomogenen Poissonprozess, wobei für die inhomogenen entweder die Dummy-Variablen für vorangehende Dürren (Mod1), die Zeit (Mod2) oder beide zusammen (Mod3) verwendet wurden. Für dieses Beispiel wird die maximale Zeitspanne zwischen einer Dürre und einer Überschwemmung von 30 Tagen zugelassen.

Tabelle 8: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-4.353408	0.06337243	2667.997
Mod1 (Dummy)	Interzept Dummy	-4.3815482 0.6802466	0.06523282 0.27510701	2664.964
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-5.6769474779 0.0001159079	0.1777967 0.00001275126	2577.135
Mod3 (Zeit + Dummy)	Interzept Zeit Dummy	-5.7089196475 0.0001164817 0.5626992731	0.1809214 0.00001291962 0.2752180	2575.579

Die Modellvalidierung mittels AIC zeigt, dass das dritte Modell, welches die Zeit und vorangehende Dürren berücksichtigt, aufgrund des kleinsten AIC-Wertes das geeignetste Modell ist. Ebenso liefert der Likelihood-Ratio-Test (LR) für die inhomogenen Modelle, dessen Ergebnisse in Tabelle 9 zu sehen sind, dass das dritte Modell im Vergleich zu dem zweiten Modell auf einem Signifikanzniveau von 10% und dem ersten Modell auf einem Niveau von unter 1% die beste Wahl ist. Durch die Einbeziehung beider Kovariaten in das Modell wird der Fit erheblich verbessert, was anhand der p-Werte (siehe $\text{Pr}(>\text{Chisq})$) abgelesen werden kann.

Tabelle 9: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2 Model 2: Mod0											
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chisq)						
1	2	-1286.6									
2	1	-1333.0	-1	92.862	< 2.2e-16 ***						
Model 1: Mod3 Model 2: Mod1						Model 1: Mod3 Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chisq)		#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chisq)
1	3	-1284.8				1	3	-1284.8			
2	2	-1330.5	-1	91.385	< 2.2e-16 ***	2	2	-1286.6	-1	3.5561	0.05933 ·

Abbildung 13 zeigt die mittels Maximum-Likelihood geschätzten Intensitätsfunktionen. Der erste Graph illustriert dabei Modell 1, wo lediglich die Dummy-Variable für vorangehende Dürren in die Schätzung miteinbezogen wurde. Der zweite Graph repräsentiert Modell 2, wo ausschließlich die Zeit als Kovariate verwendet wird, diese Grafik wurde bereits bei der Modellierung der einzelnen Katastrophen (siehe Kapitel 4.1.2) angeführt. Der letzte Graph zeigt die Schätzung der Intensität, wenn sowohl Zeit als auch vorangehende Dürren als Kovariaten ins Modell aufgenommen werden. Zu beachten ist hierbei, dass die Skalierung der X-Achse wie folgt zu lesen ist: 0 entspricht dem ersten Tag der Beobachtungsperiode (01.01.1970), 1 dem zweiten Tag (02.01.1970) usw. bis zu dem letzten Tag (31.12.2022).

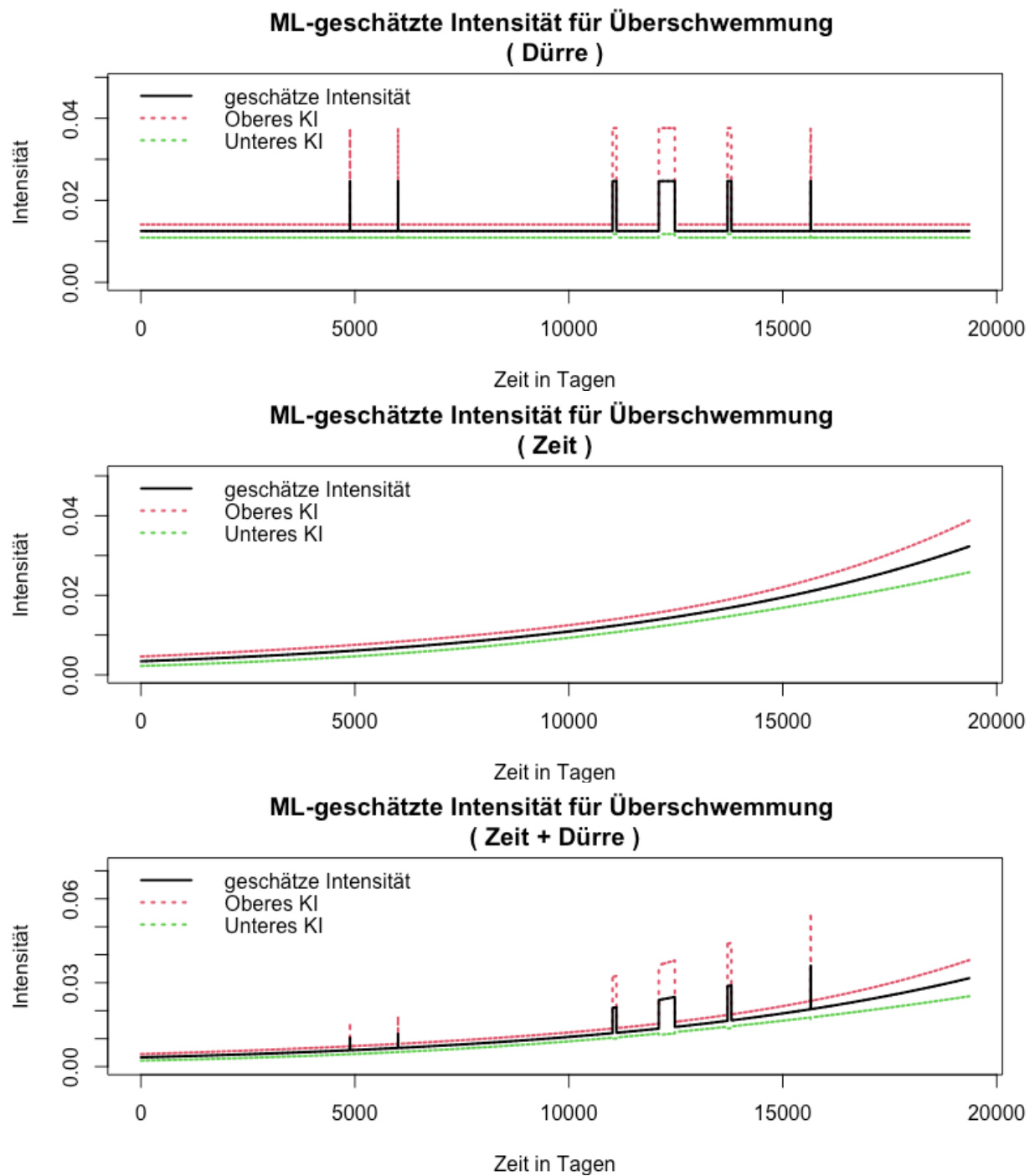


Abbildung 13: ML-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

Für Rumänien sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen und die zu den Modellen gehörigen AIC-Werte in Tabelle 10 zu sehen.

Tabelle 10: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-5.919617	0.138675	721.6402
Mod1 (Dummy)	Interzept Dummy	-5.959057 1.109635	0.1428571 0.5947617	721.0842
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-7.121585328 0.000106491	0.3772287322 0.0000274267	706.9839
Mod3 (Zeit + Dummy)	Interzept Zeit Dummy	-7.1918244443 0.0001088848 1.1151086016	0.3894049 0.00002811775 0.5964673	706.4138

Die Validierung der Modelle via Akaike-Kriterium ergibt, dass das dritte Modell, welches die Zeit und vorangehende Dürren berücksichtigt, aufgrund des kleinsten AIC-Wertes am besten geeignet ist. Die Ergebnisse des Likelihood-Ratio-Tests, welche in Tabelle 11 zu sehen sind, besagen, dass das dritte Modell im Vergleich zum ersten Modell, welches lediglich vorangehende Dürren mit einbezieht, auf einem Signifikanzniveau von 0.1% besser ist. Hingegen ist Modell 2, das nur die Zeit betrachtet, auf einem Signifikanzniveau von 10% geeigneter als Modell 3.

Tabelle 11: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2					
Model 2: Mod0					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	2	-351.49			
2	1	-359.82	-1	16.656	4.48e-05 ***
Model 1: Mod3					
Model 2: Mod1					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	3	-350.21			
2	2	-358.54	-1	16.67	4.447e-05 ***
Model 1: Mod3					
Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	3	-350.21			
2	2	-351.49	-1	2.5701	0.1089

Für die Ukraine sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen sowie die zu den Modellen gehörigen AIC-Werte in Tabelle 12 zu sehen. Hierbei ist zu beachten, dass keine Dürre bis zu 30 Tagen vor einer Überschwemmung beobachtet wurde. Daher können die Modelle 1 und 3 nicht berechnet werden. Anhand dieses Beispiels lässt sich erkennen, dass das Modell für den inhomogenen Poissonprozess einen niedrigeren AIC-Wert aufweist als jenes für den homogenen und somit geeigneter ist.

Tabelle 12: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-6.980491	0.2357024	289.2976
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-7.733354 0.00006999402	0.5713905 0.00004410673	288.6643

Im Gegensatz dazu liefert der Likelihood-Ratio-Test, dessen Ergebnisse in Tabelle 13 zu sehen sind, ein nicht signifikantes Ergebnis, was bedeutet, dass das Miteinbeziehen der Zeit keinen aussagekräftigen Einfluss auf die Schätzung hat und somit das Modell für den homogenen Prozess vorzuziehen ist.

Tabelle 13: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2					
Model 2: Mod0					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	2	-142.33			
2	1	-143.65	-1	2.6333	0.1046

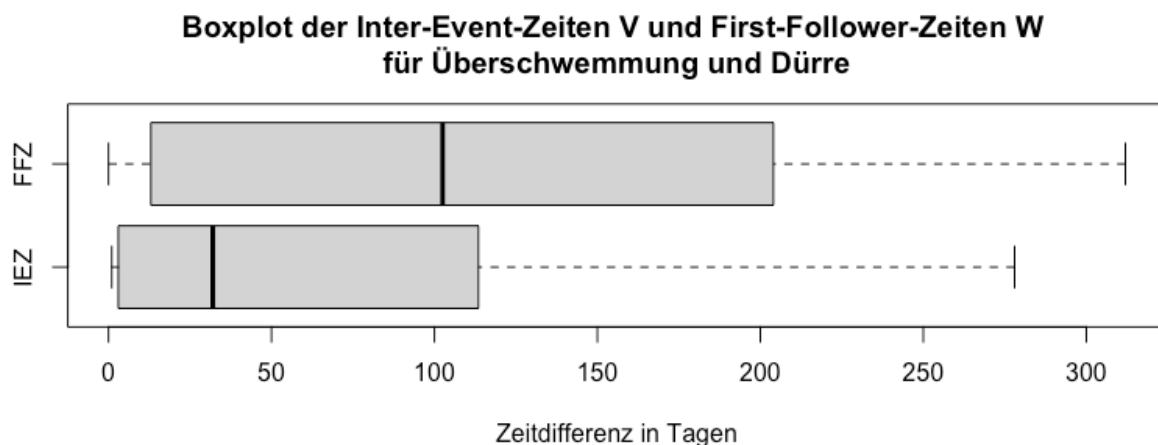
Im Weiteren werden nun die Ergebnisse für das „First Follower Times Modell“, welches im Abschnitt 2.3.2 beschrieben wurde, dargelegt. Hierzu müssen die First-Follower-Zeiten W_t , wie auch die Inter-Event-Zeiten V_t für Überschwemmungen berechnet werden. Falls die Verteilung der First-Follower-Zeiten der Verteilung der Inter-Event-Zeiten entspricht, sind die beiden Prozesse voneinander unabhängig, andernfalls spricht diese Ungleichheit für eine Abhängigkeit der beiden Umweltkatastrophen. Um diese Gleichheit der Verteilungen zu testen, wird einerseits der

Wilcoxon Rangsummentest und andererseits der Kolmogorov-Smirnov Test durchgeführt. Die Ergebnisse der beiden Tests für den gesamten Donaauraum sind in der folgenden Tabelle 14 angeführt.

*Tabelle 14: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov-Test (re.) für Überschwemmungen und Dürren
(Quelle: eigene Darstellung)*

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 1466.5, p-Wert = 0.4766 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.24164, p-Wert = 0.3506 Alternativhypothese: zweiseitig

Laut diesen Tests gibt es kein signifikantes Resultat, d.h. die beiden Verteilungen sind voneinander unabhängig. In Abbildung 14 sind diese beiden Verteilungen grafisch dargestellt und bestätigen die Ergebnisse der beiden Tests aus Tabelle 14.



*Abbildung 14: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für Überschwemmungen und Dürren
(Quelle: eigene Darstellung)*

Im Falle von Rumänien sind die Ergebnisse der beiden Tests in Tabelle 15 angeführt. Dabei ergibt sich, dass die beiden Verteilungen im Falle des Kolmogorov-Smirnov Tests auf einem Niveau von 10% signifikant sind. Dies bedeutet, dass der Prozess für Überschwemmungen vom Prozess der Dürren abhängt.

Tabelle 15: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov-Test (re.) für Überschwemmung und Dürren (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 355, p-value = 0.1727 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.42602, p-value = 0.05184 · Alternativhypothese: zweiseitig

Für die Ukraine (siehe Tabelle 16) zeigt der Wilcoxon Rangsummentest, dass die beiden Verteilungen auf einem Niveau von 10% statistisch signifikant sind. Der Kolmogorov-Smirnov Test liefert hingegen auf demselben Niveau ein beinahe signifikantes Ergebnis. Konkret bedeutet dies, dass der Überschwemmungsprozess vom Dürreprozess abhängt.

Tabelle 16: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmung und Dürren (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T =44, p-Wert = 0.08463 · Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.47712, p-Wert = 0.1051 Alternativhypothese: zweiseitig

Schlussfolgernd lässt sich für dieses Fallbeispiel sagen, dass mit Hilfe des „Switching Intensity Modells“ ein Zusammenhang für die Entstehung von Überschwemmungen mit vorangehenden Dürren sowohl in Rumänien wie auch im gesamten Donaauraum festgestellt werden konnte, jedoch nicht für die Ukraine. Ebenso konnte mit Hilfe des „First Follower Times Modell“ eine Abhängigkeit zwischen Überschwemmungen und Dürren in Rumänien und der Ukraine nachgewiesen werden. Dieser Zusammenhang konnte jedoch nicht für den gesamten Donaauraum gezeigt werden.

4.2.2 Waldbrand und extreme Temperaturen

„Waldbrände setzen nicht nur das Treibhausgas CO₂ frei. Durch ihre Aschewolken können sie auch die Ozonschicht angreifen.“ (Volker, 2022)

„Das Wetter wird beeinflusst durch den Ozonabbau in der Stratosphäre. Damit Ozon dort abgebaut wird, müssen die Temperaturen in der Arktis sehr tief sein. Normalerweise absorbiert Ozon die von der Sonne abgegebene UV-Strahlung und erwärmt dadurch die Stratosphäre. Das trägt im Frühjahr zum Zerfall des Polarwirbels bei. Ist aber weniger Ozon vorhanden, kühlt sich die Stratosphäre ab und der Wirbel wird stärker. Das wirkt sich auf die Erdoberfläche aus. Ein starker Polarwirbel erzeugt dann das extrem warme, trockene oder extrem nasse Wetter.“ (Stoffel, 2022)

Anhand dieser Zitate soll untersucht werden, ob Waldbrände (= Prozess Y) einen statistisch signifikanten Einfluss auf extreme Temperaturen (= Prozess Z) ausüben. Zuerst wird keine Separierung der Länder durchgenommen. Im Anschluss daran werden zwei Länder, nämlich Rumänien (ROU) und Serbien (SRB) genauer analysiert.

In der gesamten Aufzeichnungsperiode wurden im Donaauraum 105 extreme Temperaturen und 19 Waldbrände aufgezeichnet. Bei einer genaueren Untersuchung von extremen Temperaturen für die einzelnen Länder hat sich gezeigt, dass in Rumänien 20-mal extreme Temperaturen in dieser Zeitspanne dokumentiert und in Summe 7 Waldbrände in Bulgarien und der Ukraine aufgezeichnet wurden. Ebenso hat sich gezeigt, dass in Serbien 11-mal extreme Temperaturen und in Summe 15 Waldbrände in den Nachbarländern (Bulgarien, Kroatien und Montenegro) beobachtet wurden. In der nachfolgenden Abbildung 15 sind die Zeitpunkte der Beobachtungen von extremen Temperaturen (schwarz) und Waldbränden (rot) im gesamten Donaauraum grafisch dargestellt.

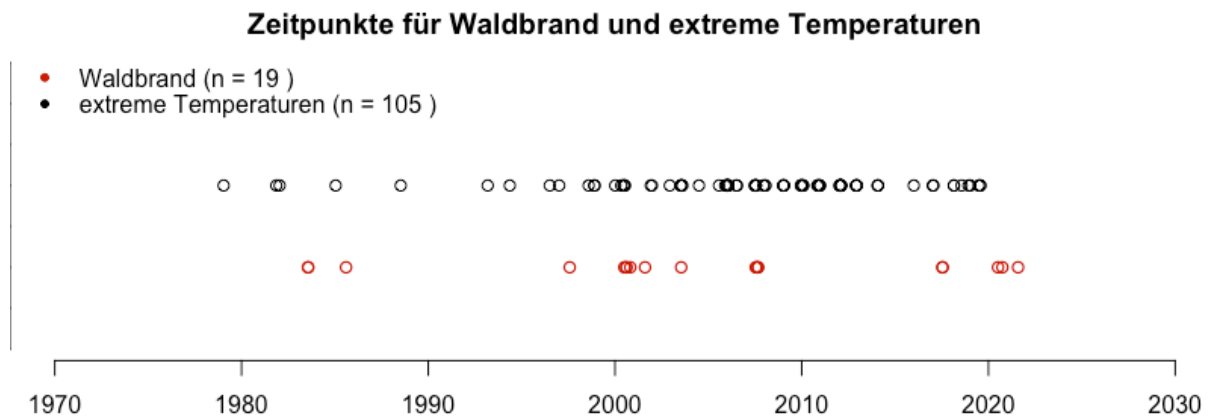


Abbildung 15: Ereigniszeiten für extreme Temperaturen und Waldbrände
(Quelle: eigene Darstellung)

Im Folgenden werden die Daten auf das „Switching Intensity Modell“ angewandt. Für die Schätzung der Intensitätsfunktion wird die Berechnung mit Hilfe der Maximum-Likelihood Methode durchgeführt.

Unter Berücksichtigung aller Länder zusammen sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für extreme Temperaturen, wie auch die Werte für das Akaike-Kriterium zur Modellvalidierung in der folgenden Tabelle 17 dargestellt. Dabei beschreibt das Modell 0 (Mod0) einen homogenen und Modell 1 bis 3 einen inhomogenen Poissonprozess, wobei für die inhomogenen entweder die Dummy-Variable für zuvor stattgefundene Waldbrände (Mod1), die Zeit (Mod2) oder beide zusammen (Mod3) verwendet wurden. Für dieses Beispiel wird die maximale Zeitspanne zwischen Waldbränden und extremen Temperaturen von 30 Tagen zugelassen.

Tabelle 17: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände
(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-5.216901	0.09759001	1307.549
Mod1 (Dummy)	Interzept Dummy	-5.316209 4.910744	0.1025978 0.3324550	1232.189
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-6.8801495258 0.0001413884	0.2981716 0.00002067683	1254.245
Mod3 (Zeit + Dummy)	Interzept Zeit Dummy	-7.0158420018 0.0001440635 4.7363629102	0.3157612 0.00002181975 0.3327374	1182.358

Die Modellvalidierung, die mit Hilfe des AIC durchgeführt wird, ergibt, dass das komplexere Modell, welches sowohl die Zeit wie auch zuvor stattgefundene Waldbrände betrachtet, aufgrund des kleinsten AIC-Wertes am geeignetsten ist. Darüber hinaus liefert der Likelihood-Ratio-Test für die inhomogenen Modelle, dessen Ergebnisse nachstehend in Tabelle 18 zu sehen sind, dass auch hier das dritte Modell mit beiden Kovariaten signifikant besser ist als die Modelle mit jeweils einer.

Tabelle 18: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2										
Model 2: Mod0										
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)					
1	2	-625.12								
2	1	-652.77	-1	55.304	1.032e-13 ***					
Model 1: Mod3						Model 1: Mod3				
Model 2: Mod1						Model 2: Mod2				
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)		#Df	LogLik	Df	Chsq
1	3	-588.18				1	3	-588.18		
2	2	-614.09	-1	51.831	6.049e-13 ***	2	2	-625.12	-1	73.887
						< 2.2e-16 ***				

In Abbildung 16 sind die mittels Maximum-Likelihood geschätzten Intensitätsfunktionen dargestellt. Der erste Graph zeigt dabei Modell 1, in dem ausschließlich die Dummy-Variable für zuvor stattgefundene Waldbrände in die Schätzung miteinbezogen wurde. Der zweite Graph illustriert Modell 2, wo ausschließlich die Zeit als Kovariate verwendet wird. Diese Grafik wurde bereits bei der Modellierung der einzelnen Katastrophen (siehe Kapitel 4.1.4) angeführt. Der letzte Graph zeigt die Schätzung der Intensität, wenn sowohl Zeit als auch vorangehende Waldbrände als Kovariaten ins Modell aufgenommen werden. Zu beachten ist wie zuvor, dass die Skalierung der X-Achse wie folgt zu lesen ist: 0 entspricht dem ersten Tag der Beobachtungsperiode (01.01.1970), 1 dem zweiten Tag (02.01.1970) usw. bis zu dem letzten Tag (31.12.2022).

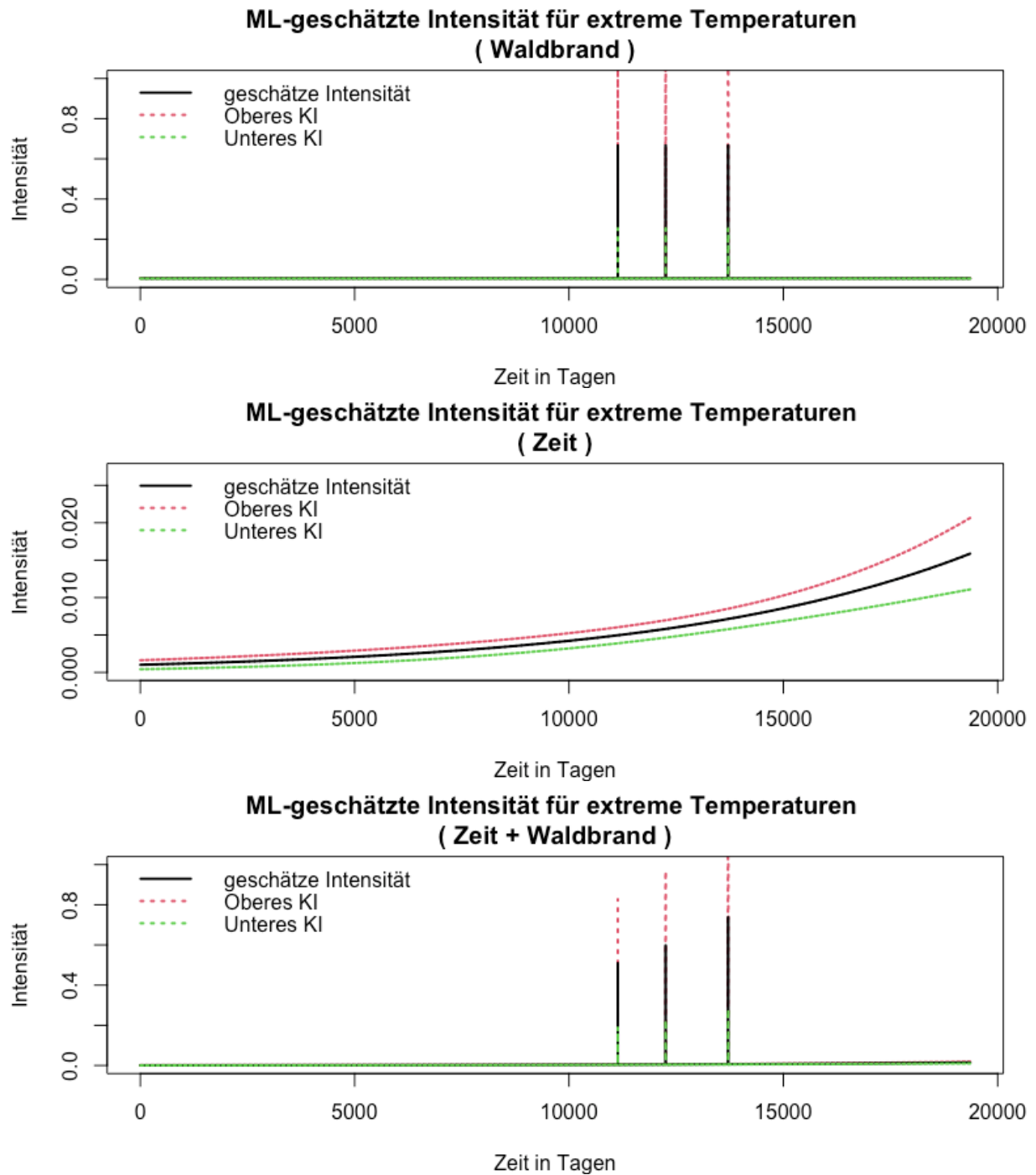


Abbildung 16: ML-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände
(Quelle: eigene Darstellung)

Bei der Betrachtung von Rumänien sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für extreme Temperaturen sowie die zu den Modellen gehörigen AIC-Werte in Tabelle 19 zu sehen.

Tabelle 19: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-6.875129	0.2236068	317.0052
Mod1 (Dummy)	Interzept Dummy	-6.874668 -12.984291	0.2236073 6842.2189364	318.9865
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-8.0572035693 0.0001049334	0.6051865 0.00004410317	312.7677
Mod3 (Zeit + Dummy)	Interzept Zeit Dummy	-8.056826e 0.0001049498 -13.60056	0.6050541 0.00004409203 8298.613	314.7443

Im Vergleich zu den vorherigen Beispielen liefert hier das AIC, dass das zweite Modell mit lediglich der Zeit als Kovariate am geeignetsten ist. Weiters liefert der Likelihood-Ratio-Test (siehe Tabelle 20), dass das dritte Modell mit beiden Kovariaten auf einem Signifikanzniveau von 5% dem Modell mit der Dummy-Variable vorzuziehen ist. Jedoch ist das zweite Modell, welches lediglich die Zeit berücksichtigt, signifikant besser als das komplexer Modell 3.

Tabelle 20: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2											
Model 2: Mod0											
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)						
1	2	-154.38									
2	1	-157.50	-1	6.2374	0.01251 *						
Model 1: Mod3						Model 1: Mod3					
Model 2: Mod1						Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)		#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	3	-154.37				1	3	-154.37			
2	2	-157.49	-1	6.2423	0.01247 *	2	2	-154.38	-1	0.0234	0.8784

Im Falle von Serbien sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für extreme Temperaturen sowie die zu den Modellen gehörigen AIC-Werte in Tabelle 21 zu sehen.

Tabelle 21: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Schätzer	STD. Fehler	AIC
Mod0	Interzept	-7.472966	0.3015113	188.4052
Mod1 (Dummy)	Interzept Dummy	-7.567811 5.370586	0.3162278 1.0488089	181.7507
Mod2 (Zeit)	Interzept Zeit	-9.4495927217 0.0001639826	0.9949419 0.00006722042	183.0049
Mod3 (Zeit + Dummy)	Interzept Zeit Dummy	-9.5855218152 0.0001668979 5.1392796866	1.0526210776 0.0000708847 1.0498047080	176.8122

Für diese Modelle liefert das AIC, dass das komplexere Modell mit Zeit und vorangehenden Waldbränden aufgrund des kleinsten AIC-Wertes am geeignetsten ist. Die Ergebnisse des Likelihood-Ratio-Test, welche in Tabelle 22 zu sehen sind, besagen, dass das dritte Modell auf einem Signifikanzniveau von 1% sowohl dem ersten als auch dem zweiten Modell vorzuziehen ist.

Tabelle 22: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2											
Model 2: Mod0											
	#Df	LogLik	Df	Chsiq	Pr(>Chisq)						
1	2	-89.502									
2	1	-93.203	-1	7.4003	0.006521 **						
Model 1: Mod3						Model 1: Mod3					
Model 2: Mod1						Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsiq	Pr(>Chisq)		#Df	LogLik	Df	Chisq	Pr(>Chisq)
1	3	-85.406				1	3	-85.406			
2	2	-88.875	-1	6.9385	0.008436 **	2	2	-89.502	-1	8.1928	0.004206 **

Im Folgenden werden nun die Ergebnisse für das „First Follower Times Modell“ dargelegt. Hierzu müssen die First-Follower-Zeiten W_t wie auch die Inter-Event-Zeiten V_t für extreme Temperaturen berechnet werden. Falls die Verteilung der First-Follower-Zeiten der Verteilung der Inter-Event-Zeiten entspricht, sind die beiden Prozesse voneinander unabhängig, andernfalls spricht diese Ungleichheit für eine Abhängigkeit der beiden Umweltkatastrophen. Um diese Gleichheit der Verteilungen zu testen, wird einerseits der Wilcoxon Rangsummentest und andererseits der Kolmogorov-Smirnov Test durchgeführt. Die Ergebnisse der beiden Tests für den gesamten Donauraum sind in Tabelle 23 angeführt.

Tabelle 23: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 475, p-Wert = 0.4856 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.27692, p-Wert = 0.3273 Alternativhypothese: zweiseitig

Beide Tests ergeben, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann. Das bedeutet, dass die beiden Verteilungen voneinander unabhängig sind. In Abbildung 17 sind diese beiden Verteilungen grafisch dargestellt und bestätigen die Ergebnisse der beiden Tests aus Tabelle 23.

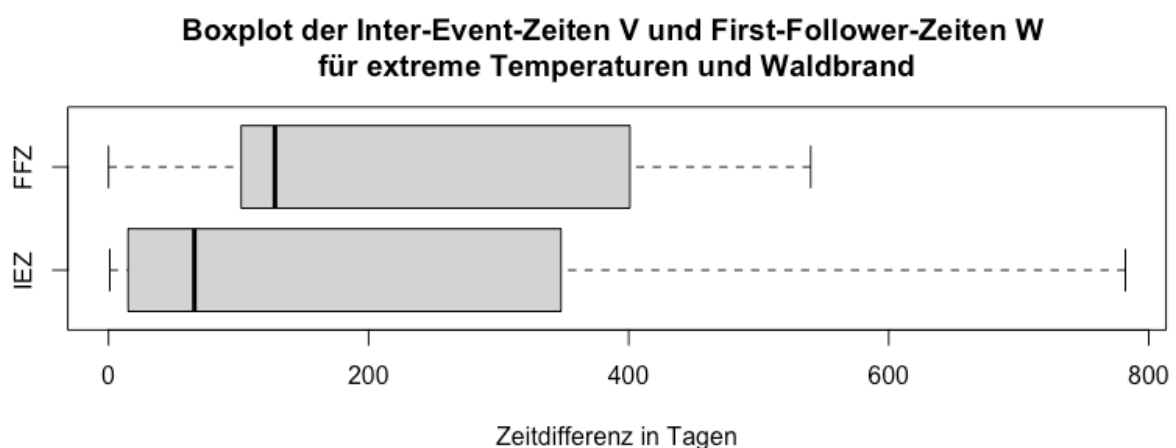


Abbildung 17: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für extreme Temperaturen und Waldbrände
(Quelle: eigene Darstellung)

Im Fall von Rumänien sind die Ergebnisse der beiden Tests in Tabelle 24 angeführt. Hierbei lieferten beide Tests auf einem Signifikanzniveau von 1%, dass die Nullhypothese verworfen wird. Demnach besteht eine Abhängigkeit zwischen extremen Temperaturen und zuvor stattgefundenen Waldbränden in diesem Land.

*Tabelle 24: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)
(Quelle: eigene Darstellung)*

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 5.5, p-Wert = 0.009427 ** Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.89474, p-Wert = 0.003388 ** Alternativhypothese: zweiseitig

Am Beispiel von Serbien wurden für beide Tests keine signifikanten Ergebnisse nachgewiesen, welche nachstehend in Tabelle 25 abzulesen sind. Daher konnte keine Abhängigkeit der beiden Prozesse gezeigt werden.

*Tabelle 25: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB)
(Quelle: eigene Darstellung)*

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 64, p-Wert = 0.5573 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.41818, p-Wert = 0.2586 Alternativhypothese: zweiseitig

Zusammenfassend lässt sich für dieses Beispiel sagen, dass mit Hilfe des „Switching Intensity Modells“ ein Zusammenhang für das Auftreten von extremen Temperaturen mit zuvor stattgefundenen Waldbränden sowohl im gesamten Donaauraum wie auch in Rumänien und Serbien festgestellt werden konnte. Im Falle des „First Follower Times Modell“ konnte jedoch nur ein Zusammenhang der beiden Prozesse für Rumänien festgestellt werden, nicht aber für Serbien oder den gesamten Donaauraum.

4.2.3 Sturm und Überschwemmung

„Immer wieder kommt es im Zuge anderer Naturkatastrophen zu Überschwemmungen. Durch schwere Stürme werden große Wassermassen aufgeweicht und in eine Richtung gedrängt. Dadurch kann es gerade in Küstenregionen oder an Flussmündungen bei Flut zu sogenannten Sturmfluten kommen. Tropische Wirbelstürme wie Zyklone, Taifune oder Hurrikans bringen Starkregen mit sich, der wiederum für Überschwemmungen sorgt.“ (Dohmen, 2024a)

Anhand dieser Aussage soll untersucht werden, ob ein statisch nachweisbarer Zusammenhang von Stürmen (= Prozess Y) und Überschwemmungen (= Prozess Z) festzustellen ist. Einerseits wird angenommen, dass alle Beobachtungen an demselben Ort stattgefunden haben (d.h. es wird nicht zwischen den Ländern separiert) und andererseits werden zwei Länder, nämlich Deutschland (DEU) und Bulgarien (BGR) genauer analysiert.

In der gesamten Aufzeichnungsperiode wurden im Donaauraum 249 Überschwemmungen und 141 Stürme aufgezeichnet. Bei einer genaueren Analyse von Überschwemmungen für die einzelnen Länder hat sich gezeigt, dass in Deutschland 22 Überschwemmungen in dieser Periode dokumentiert und in Summe 94 Stürme in Deutschland, Österreich und Tschechien aufgezeichnet wurden. Ebenso zeigte sich, dass in Bulgarien 21 Überschwemmungen und in Summe 17 Stürme in Bulgarien, Rumänien und Serbien beobachtet wurden. In Abbildung 18 sind die Zeitpunkte für die Beobachtung von Überschwemmungen (schwarz) und Stürmen (rot) im gesamten Donaauraum grafisch dargestellt.

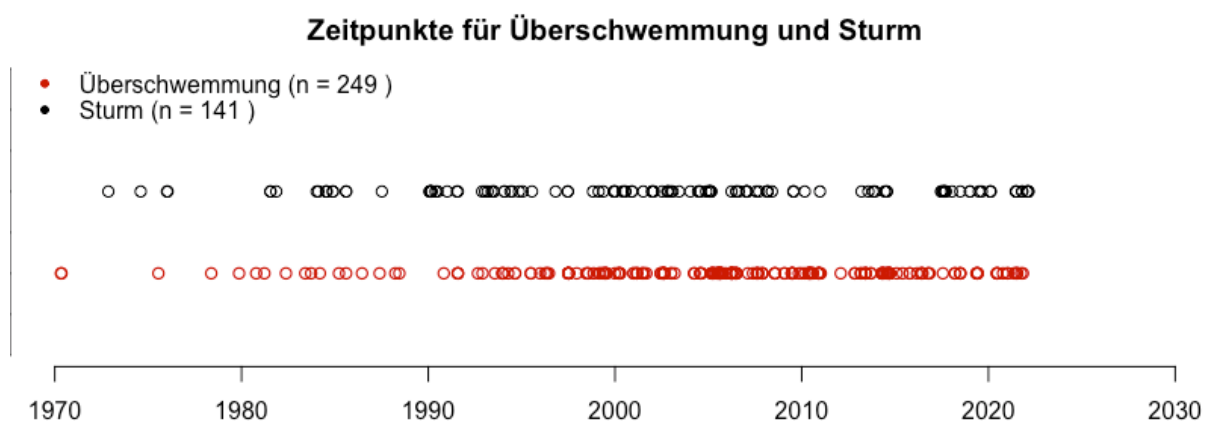


Abbildung 18: Ereigniszeiten für Überschwemmungen und Stürme

(Quelle: eigene Darstellung)

Im Folgenden werden die Daten auf das „Switching Intensity Modell“, welches in Abschnitt 2.3.1 angeführt wurde, angewandt. Dabei wird die Intensitätsfunktion via Maximum-Likelihood Methode geschätzt.

Unter Berücksichtigung aller Länder zusammen sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen wie auch die Werte für das Akaike-Kriterium zur Modellvalidierung in Tabelle 26 zu sehen. Dabei beschreibt Modell 0 (Mod0) einen homogenen und Modell 1 bis Modell 3 einen inhomogenen Poissonprozess, wobei für die inhomogenen entweder die Dummy-Variable für zuvor aufgetretene Stürme (Mod1), die Zeit (Mod2) oder beide zusammen (Mod3) verwendet wurden. Für dieses Beispiel wird die maximale Zeitspanne zwischen einem Sturm und einer Überschwemmung von 10 Tagen zugelassen.

Tabelle 26: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme

(Quelle: eigene Darstellung)

		Estimate	STD. Error	AIC
Mod0	Intercept	-4.353408	0.06337243	2667.997
Mod1 (Dummy)	Intercept Dummy	-4.396988 3.360896	0.06482037 0.30840029	2617.76
Mod2 (Zeit)	Intercept Time	-5.6769474779 0.0001159079	0.1777967 0.00001275126	2577.135
Mod3 (Zeit + Dummy)	Intercept Time Dummy	-5.6998317458 0.0001143468 3.1436538183	0.1792840 0.00001287084 0.3086262	2531.499

Die Modellvalidierung mittels AIC zeigt, dass das dritte Modell, welches die Zeit und zuvor aufgetretene Stürme berücksichtigt, das geeignetste Modell aufgrund des kleinsten AIC-Werts ist. Ebenso liefert der Likelihood-Ratio-Test für die inhomogenen Modelle, welcher in der nachstehenden Tabelle 27 zu sehen ist, dass das dritte Modell die beste Wahl ist. Durch die Einbeziehung beider Kovariaten in das Modell wird der Fit erheblich verbessert, was anhand der p-Werte abgelesen werden kann.

Tabelle 27: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2											
Model 2: Mod0											
	#Df	LogLik	Df	Chsiq	Pr(>Chisq)						
1	2	-1286.6									
2	1	-1333.0	-1	92.862	< 2.2e-16 ***						
Model 1: Mod3						Model 1: Mod3					
Model 2: Mod1						Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsiq	Pr(>Chisq)		#Df	LogLik	Df	Chisq	Pr(>Chisq)
1	3	-1262.8				1	3	-1262.8			
2	2	-1306.9	-1	88.261	< 2.2e-16 ***	2	2	-1286.6	-1	47.636	5.131e-12 ***

Die folgende Grafik (siehe Abbildung 19) zeigt die mittels Maximum-Likelihood geschätzten Intensitätsfunktionen. Der erste Graph illustriert dabei Modell 1, wo lediglich die Dummy-Variable für zuvor aufgezeichnete Stürme in die Schätzung miteinbezogen wurde. Der zweite Graph repräsentiert Modell 2, wo ausschließlich die Zeit als Kovariate verwendet wird, diese Grafik wurde bereits bei der Modellierung der einzelnen Katastrophen (siehe Kapitel 4.1.3) angeführt. Der letzte Graph zeigt die Schätzung der Intensität, wenn sowohl Zeit als auch vorangehende Stürme als Kovariaten ins Modell aufgenommen werden. Zu beachten ist hierbei, dass die Skalierung der X-Achse wie bereits zuvor zu lesen ist: 0 entspricht dem ersten Tag der Beobachtungsperiode (01.01.1970), 1 dem zweiten Tag (02.01.1970) usw. bis zu dem letzten Tag (31.12.2022).

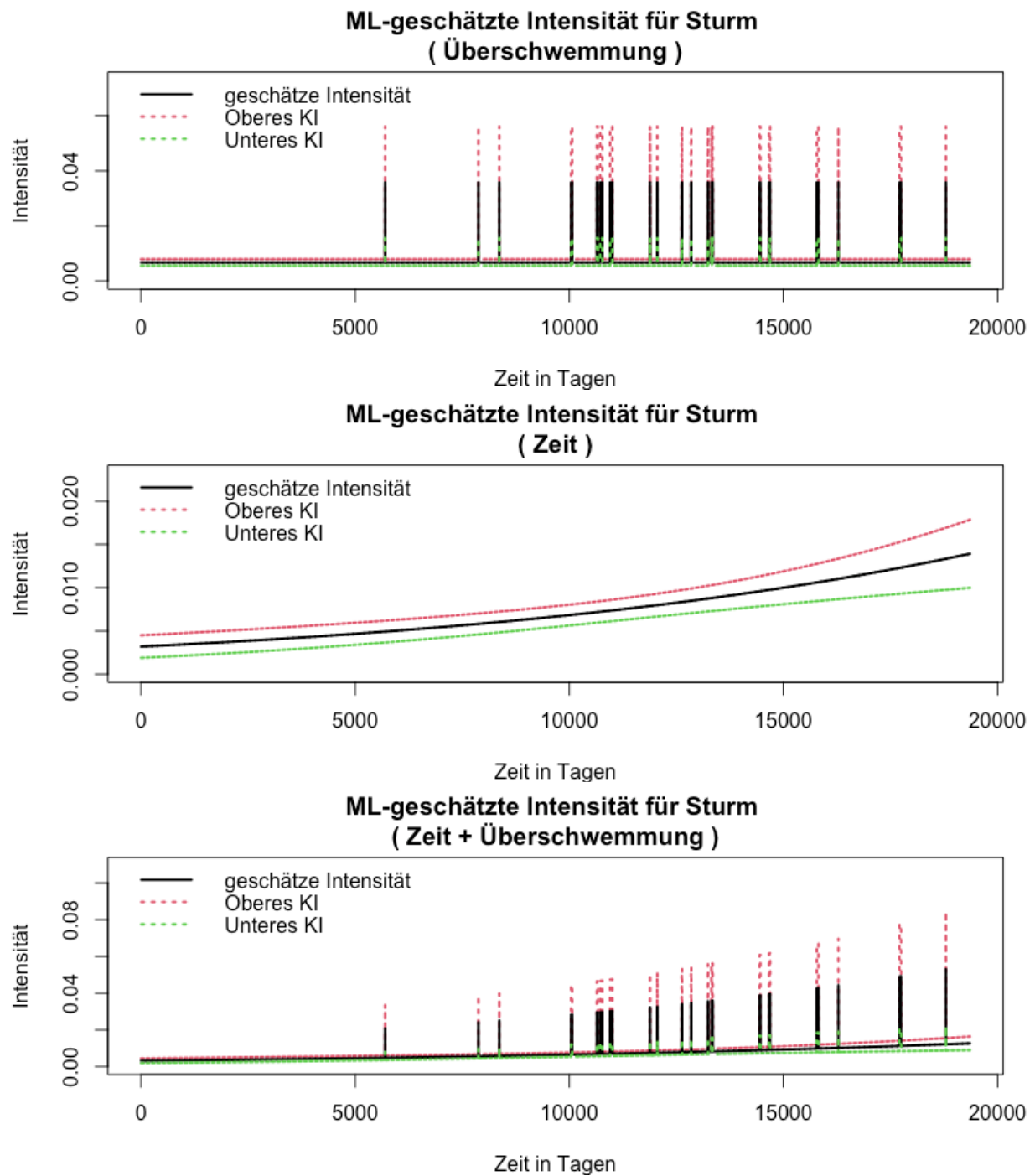


Abbildung 19: ML-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme

(Quelle: eigene Darstellung)

Für Deutschland sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen in Tabelle 28 zu sehen.

Tabelle 28: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Estimate	STD. Error	AIC
Mod0	Intercept	-6.779819	0.2132007	344.312
Mod1 (Dummy)	Intercept Dummy	-6.826287 6.826287	0.2182179 1.0235326	334.7041
Mod2 (Zeit)	Intercept Time	-7.466036 0.00006430721	0.5080427 0.00003962513	343.5767
Mod3 (Zeit + Dummy)	Intercept Time Dummy	-7.482146 0.00006169081 6.665668	0.5159325 0.00004043671 1.025767	334.2939

Bei der Validierung der Modelle via AIC ergibt sich, dass das komplexere Modell mit beiden Kovariaten aufgrund des kleinsten AIC-Wertes am geeignetsten ist. Der Likelihood-Ratio-Test, dessen Ergebnisse in Tabelle 29 zu sehen sind, liefert zuzüglich, dass unter den inhomogenen Modellen auch das dritte Modell mit beiden Kovariaten zusammen dem zweiten Modell mit lediglich der Zeit als Kovariate vorzuziehen ist.

Tabelle 29: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2											
Model 2: Mod0											
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)						
1	2	-169.79									
2	1	-171.16	-1	2.7353	0.09815						
Model 1: Mod3						Model 1: Mod3					
Model 2: Mod1						Model 2: Mod2					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)		#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	3	-164.15				1	3	-164.15			
2	2	-165.35	-1	2.4101	0.1206	2	2	-169.79	-1	11.283	0.000782 ***

Für Bulgarien sind die Ergebnisse zur Schätzung eines Poissonprozesses für Überschwemmungen in Tabelle 30 zu sehen. Hierbei ist zu beachten, dass keine Stürme bis zu 10 Tagen vor einer Überschwemmung beobachtet wurden. Daher können die Modelle 1 und 3 nicht berechnet werden. Anhand dieses Beispiels lässt sich sehen, dass das Modell für den inhomogenen Poissonprozess einen niedrigeren AIC-Wert aufweist und somit geeigneter ist.

Tabelle 30: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme (BGR)

(Quelle: eigene Darstellung)

		Estimate	STD. Error	AIC
Mod0	Intercept	-6.826339	0.2182179	330.7062
Mod2 (Time)	Intercept Time	-9.0388778661 0.0001805179	0.7620908 0.00005061875	316.2654

Gleichfalls liefert der Likelihood-Ratio-Test (siehe Tabelle 31) ein signifikantes Ergebnis, was bedeutet, dass das Miteinbeziehen der Zeit einen wichtigen Einfluss auf die Schätzung hat und somit das Modell für den inhomogenen Prozess wiederum vorzuziehen ist.

Tabelle 31: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme (BGR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Model 1: Mod2					
Model 2: Mod0					
	#Df	LogLik	Df	Chsq	Pr(>Chsq)
1	2	-156.13			
2	1	-164.35	-1	16.441	5.019e-05 ***

Im Weiteren werden nun die Ergebnisse für das „First Follower Times Modell“ dargelegt. Hierzu müssen die First-Follower-Zeiten W_t , wie auch die Inter-Event-Zeiten V_t für Überschwemmungen berechnet werden. Falls die Verteilung der First-Follower-Zeiten der Verteilung der Inter-Event-Zeiten entspricht, sind die beiden Prozesse voneinander unabhängig, andernfalls spricht diese Ungleichheit für eine Abhängigkeit der beiden Umweltkatastrophen. Um diese Gleichheit der Verteilungen zu testen, wird einerseits der Wilcoxon Rangsummentest und andererseits der Kolmogorov-Smirnov Test durchgeführt. Die Ergebnisse der beiden Tests für den gesamten Donaauraum sind in der folgenden Tabelle 32 angeführt.

Tabelle 32: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 12624, p-Wert = 0.0008572 *** Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.21877, p-Wert = 0.001926 ** Alternativhypothese: zweiseitig

Die beiden Tests, welche in Tabelle 32 zu sehen sind, führen zu einem signifikanten Ergebnis auf einem Niveau von 0.1%, d.h. die beiden Verteilungen weisen eine Abhängigkeit voneinander auf. In Abbildung 20 sind diese beiden Verteilungen grafisch dargestellt.

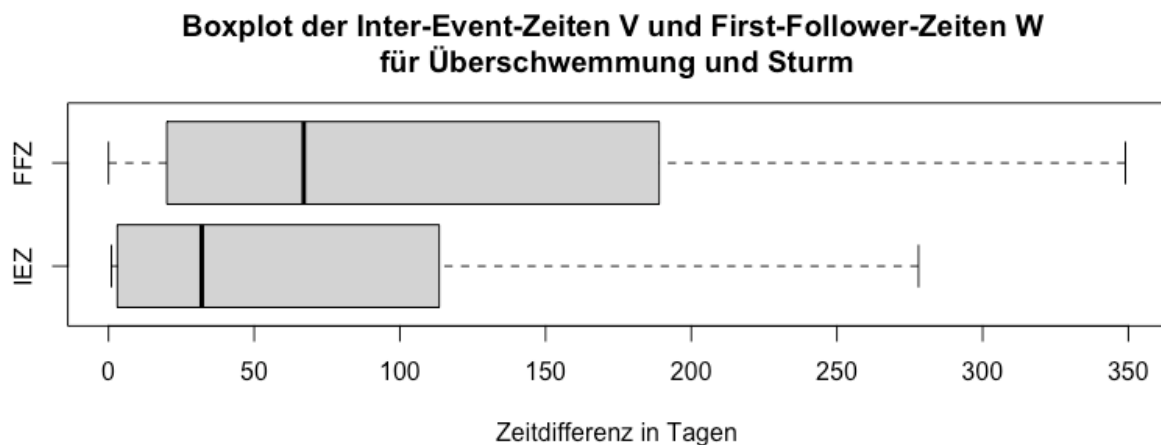


Abbildung 20: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für Überschwemmungen und Stürme
(Quelle: eigene Darstellung)

Im Fall von Deutschland sind die Ergebnisse der beiden Tests in Tabelle 33 angeführt. Dabei ergibt sich, dass die beiden Verteilungen voneinander unabhängig sind, da die Nullhypothese in beiden Fällen nicht verworfen werden kann.

Tabelle 33: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme (DEU)
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T = 669, p-Wert = 0.4796 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.21194, p-Wert = 0.3945 Alternativhypothese: zweiseitig

Für Bulgarien liefern die beiden Tests, welche in Tabelle 34 zu sehen sind, dass die beiden Verteilungen für den Wilcoxon Rangsummentest auf einem Signifikanzniveau von 5% und für den Kolmogorov-Smirnov Test auf einem Niveau von 10% statistisch signifikant sind. Konkret bedeutet dies, dass der Überschwemmungsprozess vom Sturmprozess abhängt.

Tabelle 34: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme (BGR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Kolmogorov-Smirnov Test
T =211, p-Wert = 0.04266 * Alternativhypothese: zweiseitig	T = 0.43333, p-Wert = 0.06109 · Alternativhypothese: zweiseitig

Schlussfolgernd lässt sich für dieses Beispiel sagen, dass mit Hilfe des „Switching Intensity Modells“ ein Zusammenhang für die Entstehung von Überschwemmungen mit zuvor stattgefundenen Stürmen sowohl in Deutschland wie auch im gesamten Donaauraum festgestellt werden konnte, jedoch nicht für Bulgarien. Ebenso konnte mit Hilfe des „First Follower Times Modell“ eine Abhängigkeit zwischen Überschwemmungen und Stürmen in Bulgarien und dem gesamten Donaauraum nachgewiesen werden. Dieser Zusammenhang konnte jedoch nicht für Deutschland gezeigt werden.

4.2.4 Weitere Ergebnisse für Triggering Modelle

Für die weiteren Kombinationen der Katastrophentypen zeigt Tabelle 35 die Ergebnisse für das „First Follower Times Modell“ und Tabelle 36 für das „Switching Intensity Modell“, wobei hier der gesamte Donauraum betrachtet wird und daher keine Separierung der Länder vorgenommen wird. Dabei steht „Unwetter 1 => Unwetter 2“ in der ersten Spalte für die Untersuchung, ob das erste Unwetter das zweite auslöst.

Tabelle 35: Weitere Ergebnisse für das First Follower Times Modell

(Quelle: eigene Darstellung)

	First Follower Times Modell	
	Wilcoxon Rangsummentest	Kolmogorov-Smirnov Test
Dürre => Erdbeben	p = 0.6064	p = 0.6264
Dürre => Sturm	p = 0.3784	p = 0.5476
Dürre => Waldbrand	p = 0.555	p = 0.6781
Erdbeben => Überschwemmung	p = 0.001427 **	p = 0.006842 **
Erdbeben => Erdbeben	p = 0.05338 .	p = 0.0418 *
Erdbeben => Überschwemmung	p = 0.6118	p = 0.2697
Extreme Temperaturen => Dürre	p = 0.706	p = 0.5961
Extreme Temperaturen => Überschwemmung	p = 0.003863 **	p = 0.007472 **
Extreme Temperaturen => Erdbeben	p = 0.896	p = 0.8397
Extreme Temperaturen => Sturm	p = 0.7466	p = 0.7333
Extreme Temperaturen => Waldbrand	p = 0.102	p = 0.07478 .
Sturm => Dürre	p = 0.6999	p = 0.4
Sturm => Extreme Temperaturen	p = 0.002529 **	p = 0.001069 **
Sturm => Erdbeben	p = 0.2055	p = 0.2002
Sturm => Waldbrand	p = 0.1677	p = 0.2097
Überschwemmung => Erdbeben	p = 0.1838	p = 0.1975
Waldbrand => Erdbeben	p = 0.6	p = 0.9636

Tabelle 36: Weitere Ergebnisse für das Switching Intensity Modell

(Quelle: eigene Darstellung)

	Switching Intensity Modell			
	AIC	Likelihood-Ratio-Test		
		Modell 2 vs. 0	Modell 3 vs. 1	Modell 3 vs. 2
Dürre => Erdbeben	Mod3 = 173.2659	p = 0.1641	p = 0.1244	p = 0.1413
Dürre => Sturm	Mod2 = 1649.854	p = 8.781e-07 ***	p = 9.65e-07 ***	p = 0.2415
Dürre => Waldbrand	Mod3 = 270.4967	p = 0.02011 *	p = 0.02901 *	p = 2.205e-08 ***
Erdbeben => Überschwemmung	Mod2 = 2577.135	p < 2.2e-16 ***	p < 2.2e-16 ***	p = 0.6747
Erdbeben => Erdbeben	Mod0 = 173.3655	p = 0.1641	Keine Ereignisse	Keine Ereignisse
Erdbeben => Überschwemmung	Mod2 = 2577.135	p < 2.2e-16 ***	p < 2.2e-16 ***	p = 0.7875
Ext. Temp. => Dürre	Mod1 = 223.3844	p = 0.5781	p = 0.9642	p = 5.188e-07 ***
Ext. Temp. => Überschwemmung	Mod2 = 2577.135	p < 2.2e-16 ***	p < 2.2e-16 ***	p = 0.7712
Ext. Temp. => Erdbeben	Mod0 = 173.3655	p = 0.1641	p = 0.164	p = 0.9582
Ext. Temp. => Sturm	Mod3 = 1636.48	p = 8.781e-07 ***	p = 8.177e-06 ***	p = 8.817e-05 ***
Ext. Temp. => Waldbrand	Mod3 = 285.724	p = 0.02011 *	p = 0.03179 *	p = 6.081e-05 ***
Sturm => Dürre	Mod2 = 246.8843	p = 0.5781	p = 0.5776	p = 0.9037
Sturm => Extreme Temperaturen	Mod3 = 1241.99	p = 1.032e-13 ***	p = 1.382e-12 ***	p = 0.0001596 ***
Sturm => Erdbeben	Mod0 = 173.3655	p = 0.1641	p = 0.1641	p = 0.9447
Sturm => Waldbrand	Mod2 = 299.8014	p = 0.02011 *	p = 0.02003 *	p = 0.8717
Überschwemmung => Erdbeben	Mod3 = 158.8302	p = 0.1641	p = 0.08878 ·	p = 4.617e-05 ***
Waldbrand => Erdbeben	Mod0 = 173.3655	p = 0.1641	Keine Ereignisse	Keine Ereignisse

Zu beachten ist, dass nur jene Kombinationen, welche aus kausaler Sicht möglich sind, betrachtet werden. Beispielsweise werden jene Beispiele, in welchen Erdbeben ausgelöst werden sollen, nicht analysiert, da für die Entstehung von Erdbeben die Plattentektonik verantwortlich ist (Jung, 1938; LEIFIphysik, o.D.).

Unter der Annahme, dass alle Ereignisse am selben Ort dokumentiert wurden, konnte mit Hilfe des „Switching Intensity Modell“ gezeigt werden, dass vorangehende Dürren (bis zu 30 Tagen

vorher) einen signifikanten Einfluss auf die Entstehung von Waldbränden haben. Dies konnte jedoch nicht für das „First Follower Times Modell“ nachgewiesen werden. Weiters ergaben beide Modelle, dass sowohl extreme Temperaturen einen Einfluss auf anschließende Überschwemmungen und Waldbrände haben wie auch Stürme auf extreme Temperaturen. Für das „First Follower Times Modell“ allein konnten im weiteren Verlauf signifikante Zusammenhänge von zuvor stattgefundenen Erdbeben auf Überschwemmungen und Erdrutsche festgestellt werden. Im Falle des „Switching Intensity Modells“ konnten darüber hinaus auch Abhängigkeiten von extremen Temperaturen auf Dürren wie auch Stürme, Überschwemmungen auf Erdrutsche, wie auch vice versa, und von Stürmen auf Erdrutsche nachgewiesen werden.

Die zuvor angewandten Modelle richteten sich auf die Frage der zeitlichen Abhängigkeit verschiedener Naturgefahren. Im Vergleich dazu, wird im folgenden Kapitel der Fokus auf die Abhängigkeit des Schweregrads eines Schadens gelegt.

4.3 Amplifying

Im folgenden Kapitel werden die Daten mittels der im Abschnitt 2.4 vorgestellten Amplifying Modelle analysiert. Dabei werden die Schäden einer spezifischen Unwetterkatastrophe sowohl mit als auch ohne eine bestimmte zuvor stattgefundenen Naturkatastrophe verglichen und mit Hilfe des Wilcoxon Rangsummentests wird untersucht, ob eine mögliche Abhängigkeit festzustellen ist.

Anzumerken ist jedoch, dass die unterschiedlichen Katastrophen keinen additiven, sondern einen multiplikativen Schaden darstellen sollen. Additiv würde in diesem Kontext beispielsweise bedeuten, dass zuerst ein Erdbeben stattgefunden hat und danach ein Sturm. Hier würden die jeweiligen Schäden einfach miteinander addiert werden. Hingegen würde in diesem Kontext der multiplikative Schaden wie folgt aussehen: Eine Dürre oder Trockenzeit lässt den Boden verhärten, und eine darauffolgende Überschwemmung ließe die Schadenshöhe drastisch erhöhen, da das Wasser noch schwerer in den Boden einsickern kann, als es ohne Trockenphase könnte (Dohmen, 2024b).

Im Folgenden werden nun zwei Beispiele, welche einen multiplikativen Einfluss haben können, analysiert. Nämlich die Schadenshöhe von Überschwemmungen mit und ohne vorangehende Trockenzeit (d.h. Dürre und extreme Temperaturen werden zusammengefasst). Weiters wird die Schadensverteilung von Stürmen ebenfalls mit und ohne vorangehende Dürren analysiert.

4.3.1 Überschwemmungsschäden und Trockenzeiten

„Wenn es nach einer längeren Dürre plötzlich wieder stärker regnet, können die Böden nicht so viel Wasser auf einmal aufnehmen und es auch nicht speichern. Die Folge ist, dass bei einem Starkregen das Wasser schnell an der Oberfläche abfließt. Das klingt widersprüchlich. Man sollte meinen, dass ausgetrocknete Böden regelrecht nach Wasser dürsten und jeden Tropfen, der von oben kommt, bereitwillig aufnehmen. Aber das Gegenteil ist der Fall: Obwohl der Boden so trocken ist, steht das Wasser trotzdem in Pfützen und versickert nicht oder nur langsam.“ (Paál, 2022)

Anhand dieser Aussage soll untersucht werden, ob ein statisch nachweisbarer Zusammenhang von Trockenphasen (= Prozess Y), d.h. Dürren und/oder extreme Temperaturen, auf die Schadensverteilung von Überschwemmungen (= Prozess Z) festzustellen ist. Zuerst wird der gesamte Donaauraum betrachtet und in einem weiteren Schritt werden zwei Länder separat betrachtet, nämlich Rumänien (ROU) und Deutschland (DEU).

In der gesamten Aufzeichnungsperiode wurden im Donaauraum 249 Überschwemmungen, 15 Dürren und 105 extreme Temperaturen aufgezeichnet. Unter diesen Beobachtungen wurde jedoch nur ein Bruchteil der gesamten Schadenshöhen dokumentiert, d.h. es gab lediglich 100 Überschwemmungen mit dokumentierter Schadenshöhe. Bei einer genaueren Analyse von Überschwemmungen für die einzelnen Länder hat sich gezeigt, dass in Rumänien 20 Überschwemmungen in dieser Periode dokumentiert und in Summe 12 Dürren bzw. 57 extreme Temperaturen in Rumänien und den direkt angrenzenden Ländern aufgezeichnet wurden. Im Vergleich dazu wurden in Bulgarien 8 Überschwemmungen erfasst und in Summe 5 Dürren bzw. 40 extreme Temperaturen in Bulgarien und den direkt angrenzenden Ländern beobachtet.

Im Folgenden sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Überschwemmungen ohne (siehe Abbildung 21) und mit vorangehender Trockenzeit (siehe Abbildung 22), dazu zählen sowohl Dürren als auch extreme Temperaturen, für den gesamten Donaauraum zu sehen.

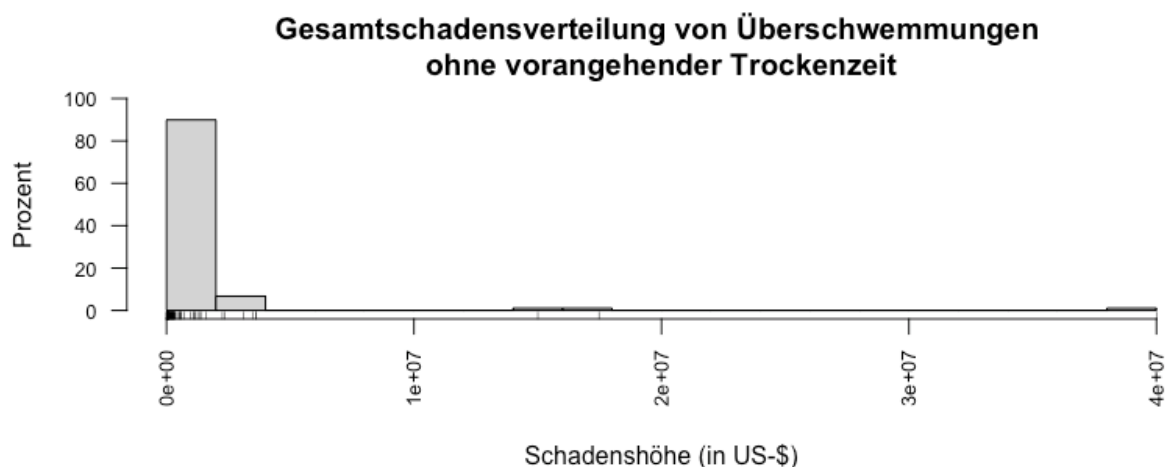


Abbildung 21: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen
(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Überschwemmungen ohne Trockenperioden ist in Abbildung 21 zu erkennen, dass etwa 95% der Schadenshöhen unter 5.000.000\$ liegen. Das Maximum, dass die Überschwemmungsschäden in dieser Verteilung erreichten, liegt bei 40.000.000\$, dies entspricht etwa 1%.

Im Vergleich dazu lässt sich aus Abbildung 22 für die Schadenshöhe von Überschwemmungen mit zuvor stattgefundenen Trockenperioden sagen, dass etwa 60% der Schadenshöhen unter 100.000\$ liegen, wobei 40% weniger als 50.000\$ betragen. Ebenso liefern rund 40% der Schadensfälle Kosten im Wert von über 200.000\$, wobei die maximale Schadenshöhe für Überschwemmungen mit Trockenphasen 700.000\$ beträgt, welche etwa 10% der Schäden entspricht.

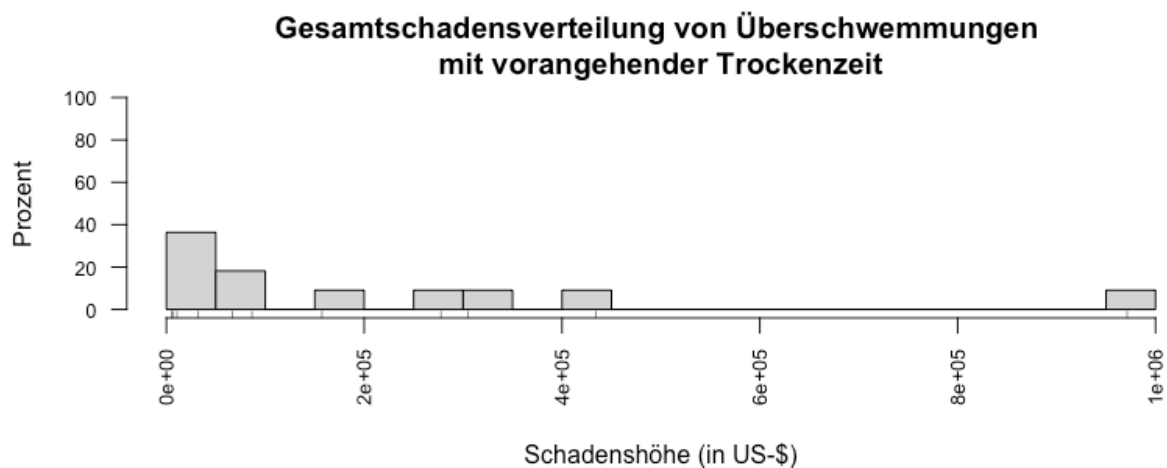


Abbildung 22: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit Trockenzeit
(Quelle: eigene Darstellung)

Ähnlich dazu lässt sich mit Hilfe des folgenden Boxplots (siehe Abbildung 23) für die Schadensverteilungen von Überschwemmungen mit und ohne zuvor stattgefundenen Trockenperiode feststellen, dass die Breite der Verteilung ohne Trockenzeit weitaus größer ist als jene mit vorangehender Trockenzeit. Ebenso weisen beide Verteilungen eine rechtsschiefe Form auf. In diesem Boxplot wurden die Ausreißer, welche nur in der zweiten Verteilung (unten) zu finden sind aus Gründen der Darstellung und Lesbarkeit weggelassen. Der größte Ausreißer betrug dabei 40.000.000\$. Der Median der ersten Verteilung (oben) beträgt etwa 90.000\$, wogegen der Median der zweiten Verteilung (unten) 150.000\$ entspricht.

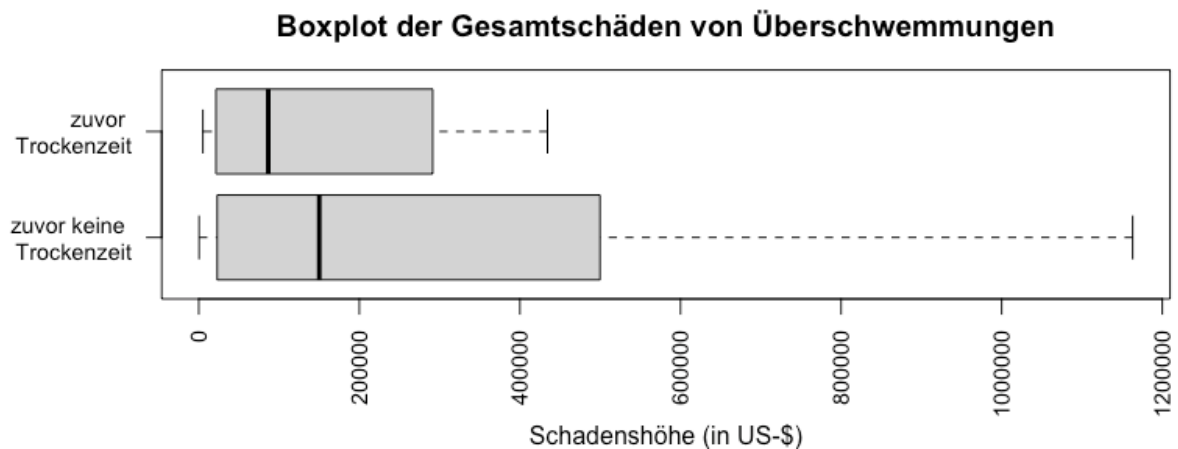


Abbildung 23: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit
(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen verschieden sind und somit eine Abhängigkeit besteht, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt, welcher in Tabelle 37 zu sehen ist. Dabei lautet die Nullhypothese, dass kein Unterschied in den beiden Gruppen in der Grundgesamtheit vorliegt. Das Ergebnis dieses Testes ist in der nachstehenden Tabelle zu sehen.

Tabelle 37: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 541.5, p-Wert = 0.5705
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von etwa 0.57 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Konkret bedeutet dies, dass es keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Überschwemmungen gibt, wenn eine Trockenperiode zuvor stattgefunden hat.

Beim Test, ob sich die Schadensverteilungen von Überschwemmungen nur mit vorangehender Dürre oder ohne unterscheiden, kommen folgende Ergebnisse zu Stande (siehe Abbildung 24).

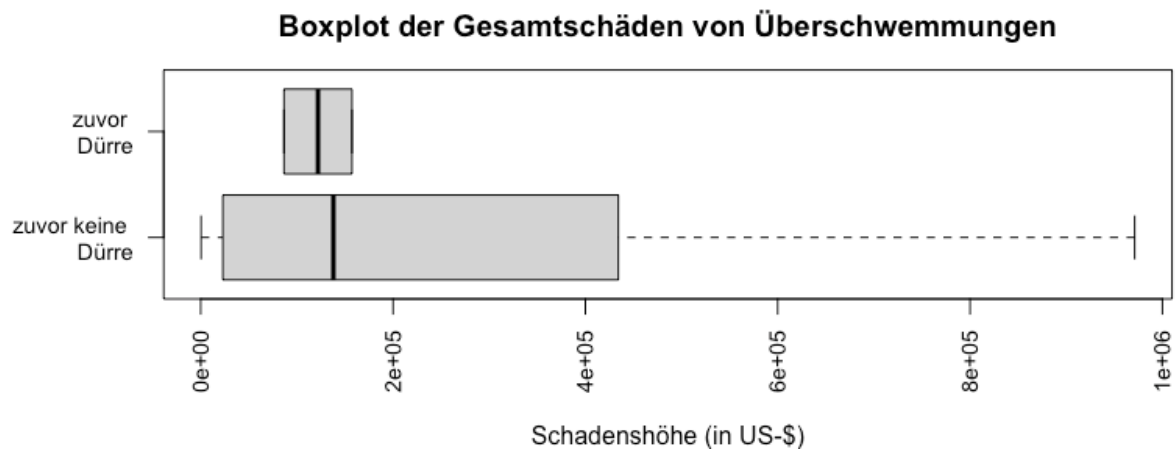


Abbildung 24: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Dürren
(Quelle: eigene Darstellung)

Wie in Abbildung 24 zu erkennen ist, liegen die Mediane der beiden Verteilungen nah zueinander. Für die Verteilung mit Dürren beträgt der Median 120.000\$ und für die Verteilung ohne Dürren 140.000\$. Weiters liefert der Wilcoxon Rangsummentest in Tabelle 38 mit einem p-Wert von 0.87, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann. Das heißt es gibt keinen Unterschied in den beiden Verteilungen.

Tabelle 38: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Dürren
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 105, p-Wert = 0.8729 Alternativhypothese: zweiseitig

Ebenso kann wie zuvor getestet werden, ob die Schadensverteilungen von Überschwemmungen mit und ohne extreme Temperaturen allein äquivalent sind. Der nachstehende gruppierte Boxplot (siehe Abbildung 25) entspricht in etwa der Form jenes, wie in Abbildung 23 zu sehen war. Für die Verteilung mit vorangehenden extremen Temperaturen beträgt jedoch der Median 70.000\$ und für die Verteilung ohne 150.000\$.

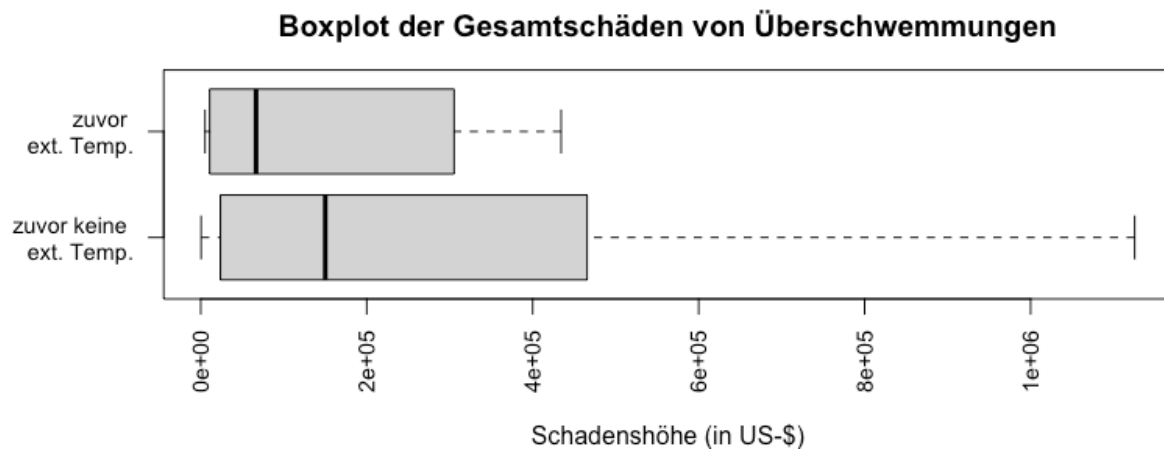


Abbildung 25: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen
(Quelle: eigene Darstellung)

Auch hier liefert der Wilcoxon Rangsummentest in Tabelle 39 mit einem p-Wert von 0.59, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann, d.h. es gibt keinen Unterschied in den beiden Verteilungen.

Tabelle 39: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 454.5, p-Wert = 0.592
Alternativhypothese: zweiseitig

Zusammenfassend lässt sich für die Schadensverteilung von Überschwemmungen in ganz Europa sagen, dass kein statisch nachweisbarer Einfluss von Dürren und/oder extremen Temperaturen auf diese festgestellt werden konnte.

Wird nun die Schadensverteilung von Überschwemmungen allein für Rumänien betrachtet, dann zeigt sich, dass innerhalb von 30 Tagen nur einmal eine Dürre und einmal extreme Temperaturen verzeichnet wurden. In Abbildung 26 und 27 sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Überschwemmungen mit und ohne vorangehende Trockenzeit für Rumänien zu sehen.

Für die Schadenshöhe von Überschwemmungen in Rumänien ohne Trockenperiode (siehe Abbildung 26) ist zu erkennen, dass etwa 80% der Schadenshöhen unter 400.000\$ liegen. Das Maximum, dass die Überschwemmungsschäden in dieser Verteilung erreichten, liegt bei etwa 3.500.000\$, dies entspricht etwa 6%.

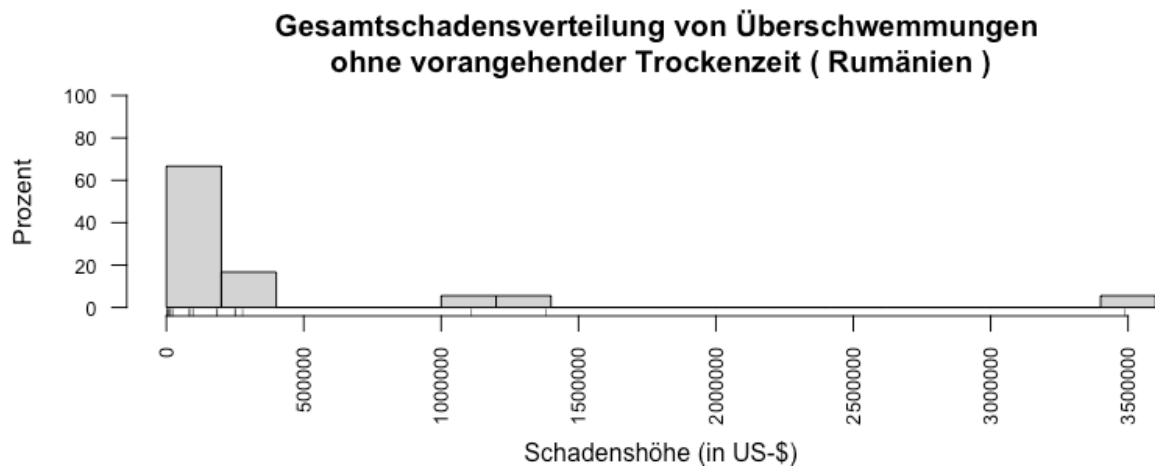


Abbildung 26: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Überschwemmungen mit zuvor stattgefundenen Trockenperioden (siehe Abbildung 27) lässt sich sagen, dass von diesen zwei Aufzeichnungen die minimale Schadenshöhe etwa 150.000\$ beträgt und die maximale bei 430.000\$ liegt.

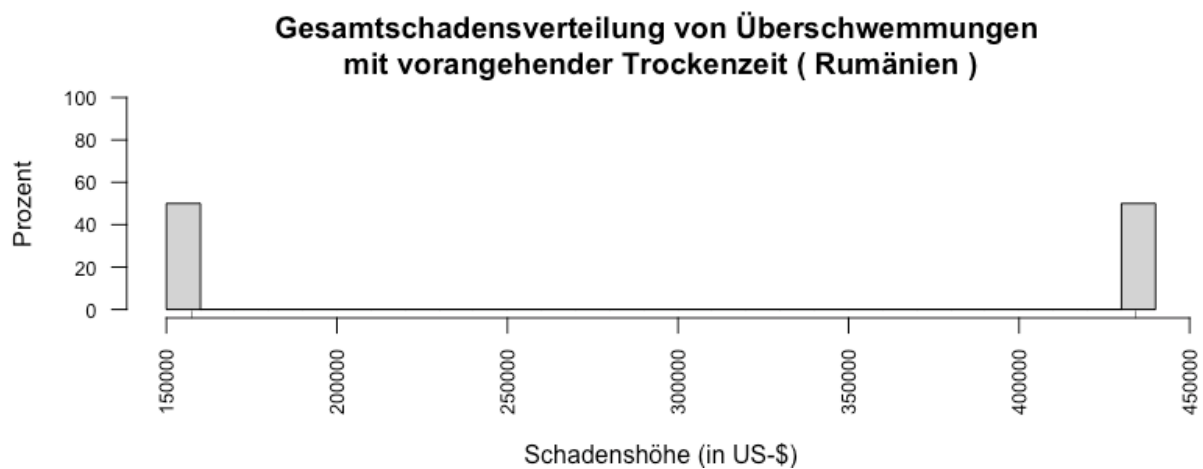


Abbildung 27: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit Trockenzeit (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Ähnlich dazu lässt sich mit Hilfe des folgenden Boxplots (siehe Abbildung 28) für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Überschwemmungen feststellen, dass die Breite der Verteilung mit vorangehender Trockenperiode weitaus größer ist als ohne. Ebenso weist die Verteilung ohne Trockenphase eine leicht rechtsschiefe Form auf.

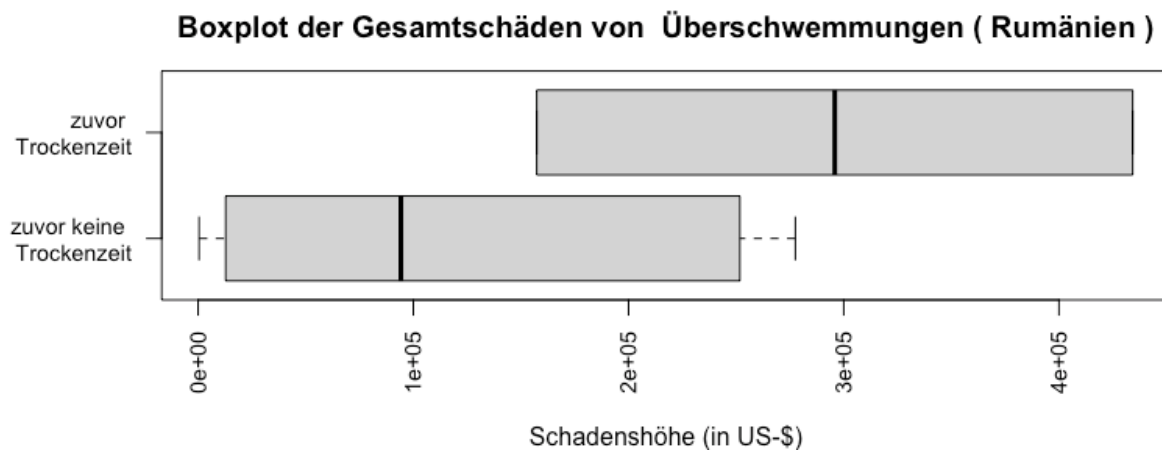


Abbildung 28: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen sich signifikant unterscheiden und somit eine Abhängigkeitsstruktur vorliegt, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt. Ergebnis dieses Testes für eine zuvor stattgefundene Trockenzeit ist in Tabelle 40 ersichtlich.

Tabelle 40: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit (ROU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 11, p-Wert = 0.4128
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von 0.41 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Konkret bedeutet dies, dass es keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Überschwemmungen in Rumänien gibt, wenn eine Trockenperiode zuvor stattgefunden hat.

Die Ergebnisse des Wilcoxon Rangsummentests zur Untersuchung der Abhängigkeit zwischen Überschwemmungen in Rumänien mit vorangehender Dürre bzw. extremen Temperaturen sind in Tabelle 41 dargestellt.

*Tabelle 41: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Dürren (li.) bzw. extreme Temperaturen (re.) (ROU)
(Quelle: eigene Darstellung)*

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest	Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 9, p-Wert = 1 Alternativhypothese: zweiseitig	T = 3, p-Wert = 0.2981 Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von genau 1 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Dürren haben also in Rumänien keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Überschwemmungen. Ebenso liefern extreme Temperaturen mit einem p-Wert von 0.29 keinen signifikanten Zusammenhang auf Überschwemmungen in Rumänien. Wie bereits erwähnt, sind in der gesamten Aufzeichnungsperiode lediglich eine Dürre bzw. nur einmal extreme Temperaturen innerhalb von 30 Tagen zu einer Überschwemmung in Rumänien aufgezeichnet worden, daher sind diese nicht signifikanten Ergebnisse wenig aussagekräftig.

Wird nun die Schadensverteilung von Überschwemmungen für Deutschland allein betrachtet, zeigt sich, dass innerhalb von 90 Tagen kein einziges Mal eine Dürre oder extreme Temperaturen sowohl in Deutschland wie auch den umliegenden Ländern verzeichnet wurden. Ähnliches gilt für die Betrachtung der Ukraine, wo lediglich einmal innerhalb dieser Zeitspanne extreme Temperaturen dokumentiert wurden. Im Vergleich dazu konnte bei der Analyse von Überschwemmungen in Bulgarien festgestellt werden, dass zwei extreme Temperaturen innerhalb von 30 Tagen in den umliegenden Ländern dokumentiert wurden, jedoch keine einzige Dürre. In Abbildung 29 und 30 sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Überschwemmungen mit und ohne zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen für Bulgarien zu sehen.

Für die Schadenshöhe von Überschwemmungen in Bulgarien ohne Trockenperiode ist in Abbildung 29 zu erkennen, dass etwa zwei Drittel der Schadenshöhen unter 20.000\$ liegen. Das Maximum, dass die Überschwemmungsschäden in dieser Verteilung erreichten, liegt bei etwa 450.000\$, dies entspricht etwa 17% der Schäden.

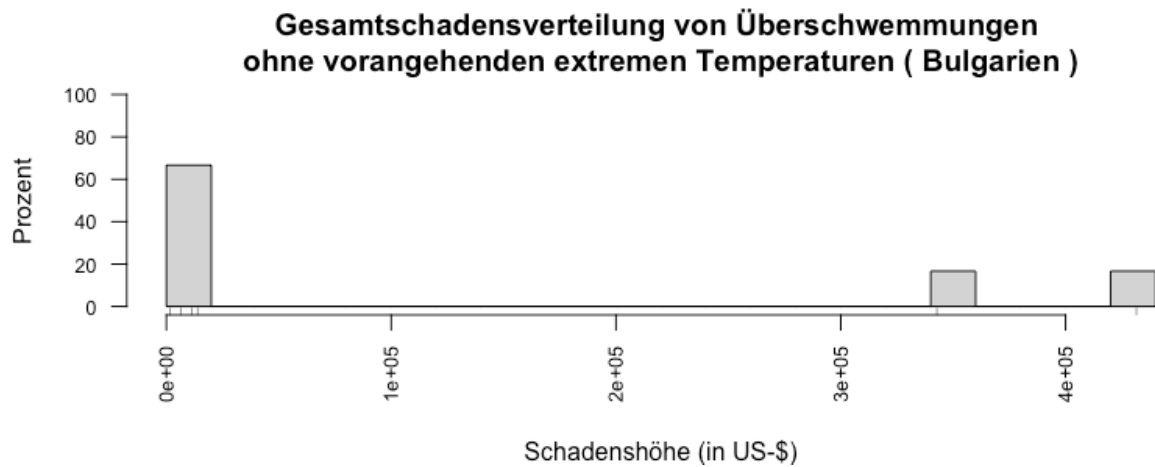


Abbildung 29: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen (BGR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Überschwemmungen mit zuvor stattgefundenen Trockenperioden (siehe Abbildung 30) lässt sich sagen, dass von diesen zwei Aufzeichnungen die geringste Schadenshöhe etwa 10.000\$ beträgt und die maximale bei 280.000\$ liegt.

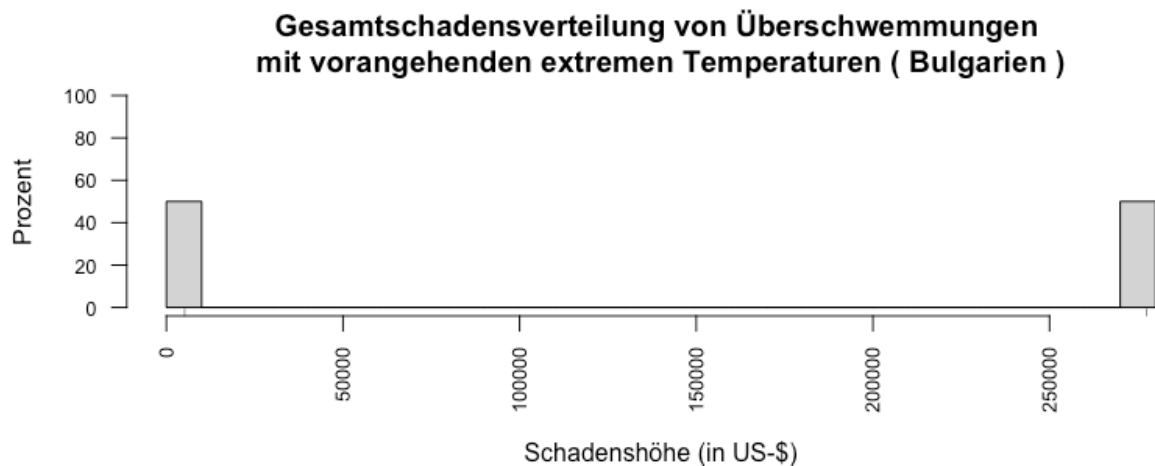


Abbildung 30: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit extremen Temperaturen (BGR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Ähnlich dazu kann mit Hilfe des folgenden Boxplots in Abbildung 31 für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Überschwemmungen festgestellt werden, dass die Breite der Verteilung ohne vorangehender Trockenperiode weitaus größer ist als mit. Ebenso weist die Verteilung ohne Trockenphase eine stark rechtsschiefe Form auf.

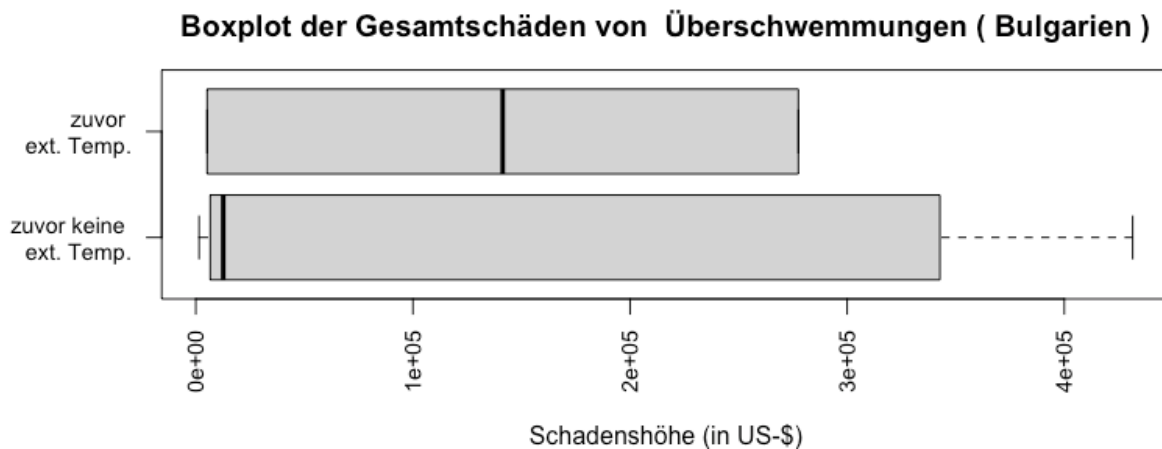


Abbildung 31: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen (BGR)
(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen sich signifikant unterscheiden und somit eine Abhängigkeit besteht, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt. Ergebnis dieses Testes für eine zuvor stattgefundenene Trockenzeit ist in Tabelle 42 ersichtlich.

Tabelle 42: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Temperaturen (BGR)
(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 7, p-Wert = 0.8676
Alternativhypothese: zweiseitig

Auch hier ergibt der Wilcoxon Rangsummentest mit einem p-Wert von 0.86, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann. Das heißt, es gibt keinen Unterschied in den beiden Verteilungen und es besteht daher kein statistisch nachweisbarer Einfluss von extremen Temperaturen auf die Schadenshöhe von Überschwemmungen in Bulgarien.

Zusammenfassend lässt sich für die Schadensverteilung von Überschwemmungen sowohl in Rumänien als auch in Bulgarien sagen, dass kein statisch nachweisbarer Einfluss von Dürren und/oder extremen Temperaturen auf diese festgestellt werden konnte. Jedoch muss hier darauf aufmerksam gemacht werden, dass innerhalb von 30 Tagen kaum Dürren oder extreme Temperaturen dokumentiert wurden. Allerdings ist die Erweiterung der Zeitspanne wenig sinnvoll und würde die Ergebnisse zu stark verfälschen.

4.3.2 Sturmschäden und Dürre

„Erst kamen ‚Ylenia‘ und ‚Zeynep‘. Mit ‚Antonia‘ traf nur wenig später das nächste Sturmtief Deutschland. Alle drei brachten orkanartige Böen und richteten innerhalb weniger Tagen in vielen Regionen Deutschlands große Sturmschäden an. Doch nicht nur die aktuellen Ereignisse zeigen teils verheerenden Kräfte. Häufig reichen schon schwächere Stürme aus, um Baumveteranen zu Fall zu bringen – gerade wenn Schwächen im Holzkörper unbeachtet bleiben. [...] „Auch wenn solche Orkane nur alle Jahrzehnte mal auftreten, wird die Anzahl der Stürme mit hohen Windgeschwindigkeiten infolge des Klimawandels doch häufiger“. [...] „Zudem verstärken trockene und heiße Sommer die Totholzbildung. Gerade alte Bäume trennen sich dann aufgrund der Wasserknappheit im Boden von Starkästen oder ganzen Kronenpartien – sichern so ihr Überleben in Extremsommern wie 2018 und 2019. Das Totholz wird nicht sofort zur Gefahr, kann aber nach Jahren plötzlich herunterbrechen und gefährdet Immobilien wie die eigene Gesundheit.“ (GartenFlora, o.D.)

Anhand dieser Aussage soll untersucht werden, ob ein statisch nachweisbarer Einfluss von Trockenperioden (= Prozess Y), d.h. Dürren und/oder extreme Temperaturen, auf die Schadensverteilung von Stürmen (= Prozess Z) festzustellen ist. Zuerst wird der gesamte Donauraum betrachtet und in einem weiteren Schritt werden drei Länder separat analysiert, nämlich Deutschland (DEU), Österreich (AUT) und die Ukraine (UKR).

In der gesamten Aufzeichnungsperiode wurden im Donauraum 141 Stürme und 15 Dürren verzeichnet. Unter diesen Beobachtungen wurden jedoch nur die Hälfte der Schadenshöhen dokumentiert, demnach gibt es nur 70 dokumentierte Schäden für Stürme. Bei einer genaueren Analyse von Stürmen für die einzelnen Länder hat sich gezeigt, dass in Deutschland 38 und in Österreich 12 Stürme aufgezeichnet wurden. Jedoch wurden für diese lediglich vier bzw. drei extreme Temperaturen in den umliegenden Ländern bei einer Zeitdifferenz von 200 Tagen dokumentiert. Im Vergleich dazu wurden in der Ukraine sechs Sturmschäden aufgezeichnet, wobei innerhalb von 180 Tagen zwei Dürren und eine extreme Temperatur in und um die Ukraine erfasst wurden.

Im Folgenden sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Stürmen ohne (siehe Abbildung 32) und mit vorangehender Trockenzeit (siehe Abbildung 33), dazu zählen sowohl Dürren als auch extreme Temperaturen, für den gesamten Donauration zu sehen.

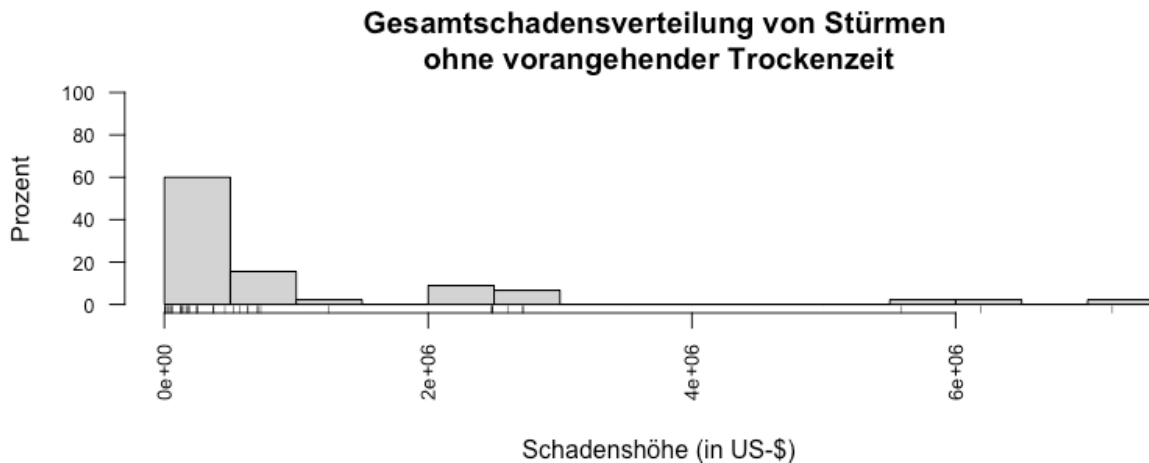


Abbildung 32: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen ohne Trockenperioden (siehe Abbildung 32) ist zu erkennen, dass etwa 75% der Schadenshöhen unter 1.000.000\$ liegen. Weiters liegen weitere 15% der Beobachtungen zwischen 2.000.000\$ und 3.000.000\$. Das Maximum, dass die Sturmschäden in dieser Verteilung erreichten, liegt bei 7.500.000\$, dies entspricht etwa 2% aller Schäden.

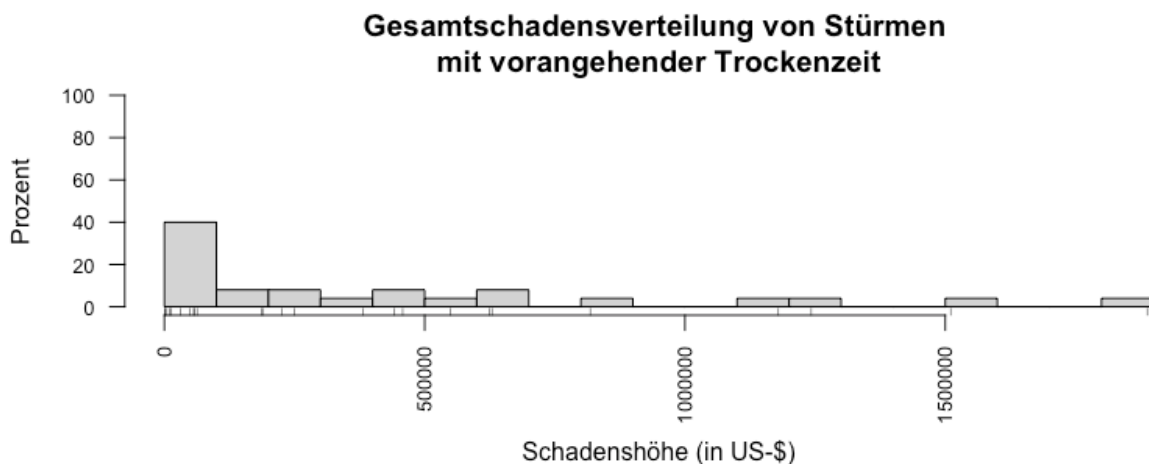


Abbildung 33: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit Trockenzeit

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen mit zuvor stattgefundenen Trockenperioden ist in Abbildung 33 zu erkennen, dass 70% der Schäden unter 500.000\$ liegen, wobei hiervon 60% weniger als 100.000\$ betrugen. Das Maximum der Schäden liegt bei 1.900.000\$, dies entspricht etwa 4% aller Schäden zusammen.

Mit Hilfe des folgenden Boxplots für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Stürmen (siehe Abbildung 34) lässt sich feststellen, dass die beiden Mediane fast ident sind und beide Verteilungen eine rechtsschiefe Form aufweisen.

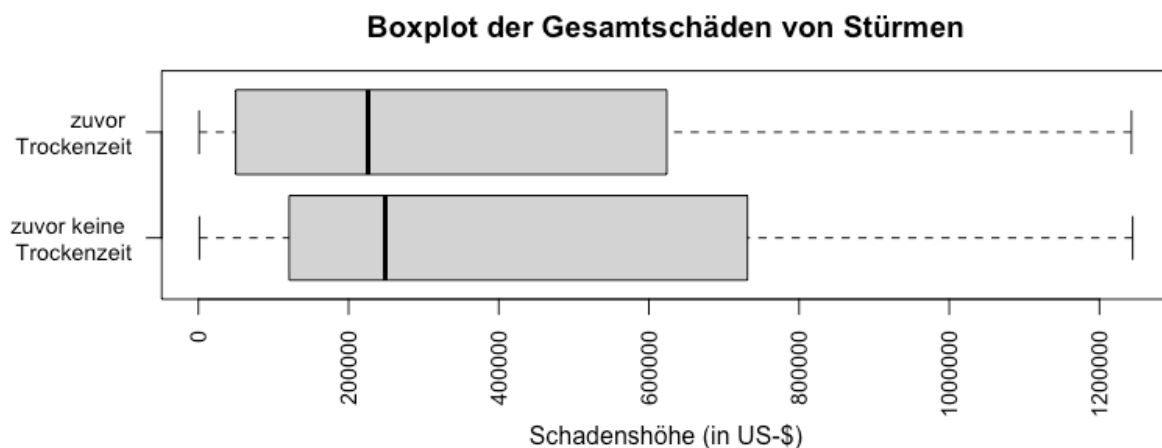


Abbildung 34: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Trockenzeit
(Quelle: eigene Darstellung)

In diesem Boxplot wurden die Ausreißer aus Gründen der Darstellung und Lesbarkeit weggelassen. Der größte Ausreißer betrug dabei circa 7.000.000\$ für die Verteilung ohne Trockenperiode und 1.900.000\$ mit Trockenperiode. Der Median der ersten Verteilung (oben) beträgt etwa 225.000\$, wogegen der Median der zweiten Verteilung (unten) 250.000\$ entspricht.

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen sich voneinander unterscheiden und somit eine Abhängigkeit vorliegt, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt. Dabei lautet die Nullhypothese, dass kein Unterschied in den beiden Gruppen in der Grundgesamtheit vorliegt. Das Ergebnis dieses Testes ist in Tabelle 43 dargestellt.

Tabelle 43: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Trockenzeit

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 650, p-Wert = 0.2862
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von etwa 0.29 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Konkret bedeutet dies, dass es keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Stürmen hat, wenn eine Trockenperiode zuvor beobachtet wurde.

Der Test, ob sich die Schadensverteilungen von Stürmen nur mit vorangehender Dürre oder ohne unterscheiden, ergibt folgendes Ergebnis.

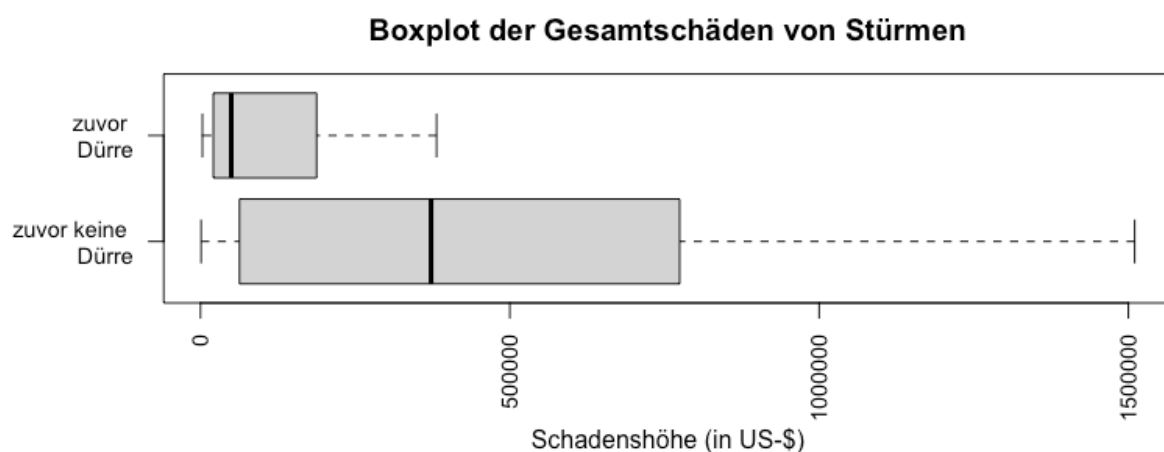


Abbildung 35: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

In Abbildung 35 ist deutlich zu erkennen, dass die beiden Verteilungen sich stark unterscheiden. Zum einen ist die Breite für die Schadensverteilung ohne Dürren weitaus größer als jene mit Dürren. Zum anderen weist die erste Verteilung (oben) eine stark rechtschiefe Form auf, wobei ihr Median bei 50.000\$ und jener für die zweite Verteilung (unten) bei 370.000\$ liegt.

Um zu testen, ob sich diese beiden Verteilungen signifikant unterscheiden, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt, dessen Ergebnisse in Tabelle 44 zu sehen sind.

Tabelle 44: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Dürren

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 325, p-Wert = 0.04174 *
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von etwa 0.04 konnte ein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festgestellt werden. Das bedeutet, dass zuvor stattgefundene Dürren einen nachweisbaren Einfluss auf die Schadenshöhe von Stürmen haben.

Ebenso kann wie zuvor getestet werden, ob die Schadensverteilungen von Stürmen mit und ohne extreme Temperaturen allein äquivalent sind. Der nachstehende gruppierte Boxplot (siehe Abbildung 36) zeigt, dass die beiden Verteilungen sehr ähnlich zueinander sind und sogar einen fast identen Median, der in etwa 250.000\$ beträgt, besitzen.

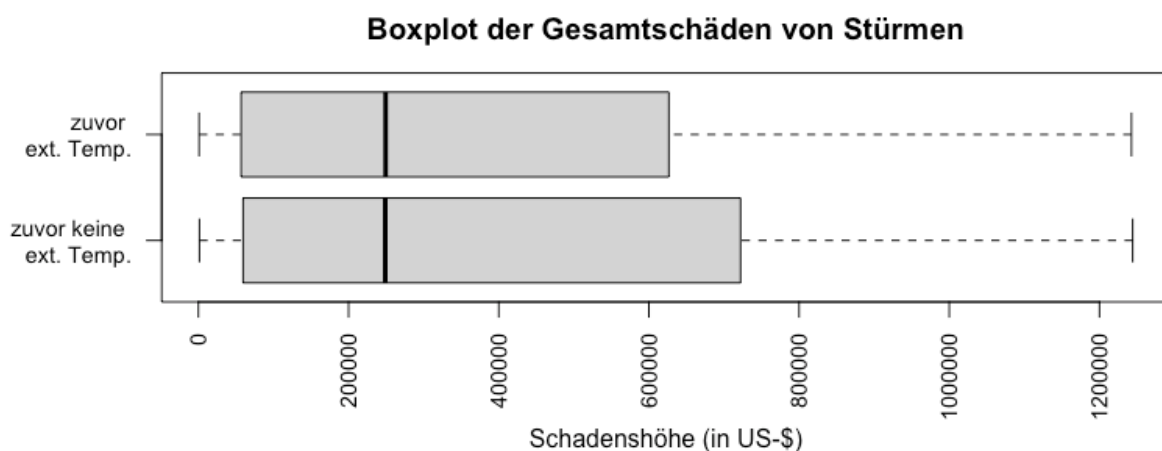


Abbildung 36: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen

(Quelle: eigene Darstellung)

Auch hier liefert der Wilcoxon Rangsummentest, welcher in Tabelle 45 ersichtlich ist, mit einem p-Wert von 0.72, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann, d.h. es gibt keinen Unterschied in den beiden Verteilungen.

Tabelle 45: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 570, p-Wert = 0.7169
Alternativhypothese: zweiseitig

Zusammenfassend lässt sich für die Schadensverteilung von Stürmen in ganz Europa sagen, dass kein statisch nachweisbarer Einfluss von Trockenzeiten oder extremen Temperaturen auf diese festgestellt werden konnte. Jedoch konnte ein signifikanter Zusammenhang von Dürren auf Sturmschäden festgestellt werden.

Bei der Betrachtung der Schadensverteilung von Stürmen für Deutschland zeigt sich, dass innerhalb von 200 Tagen nur vier extreme Temperaturen verzeichnet wurden. In Abbildung 37 und 38 sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Stürmen mit und ohne zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen für Deutschland zu sehen.

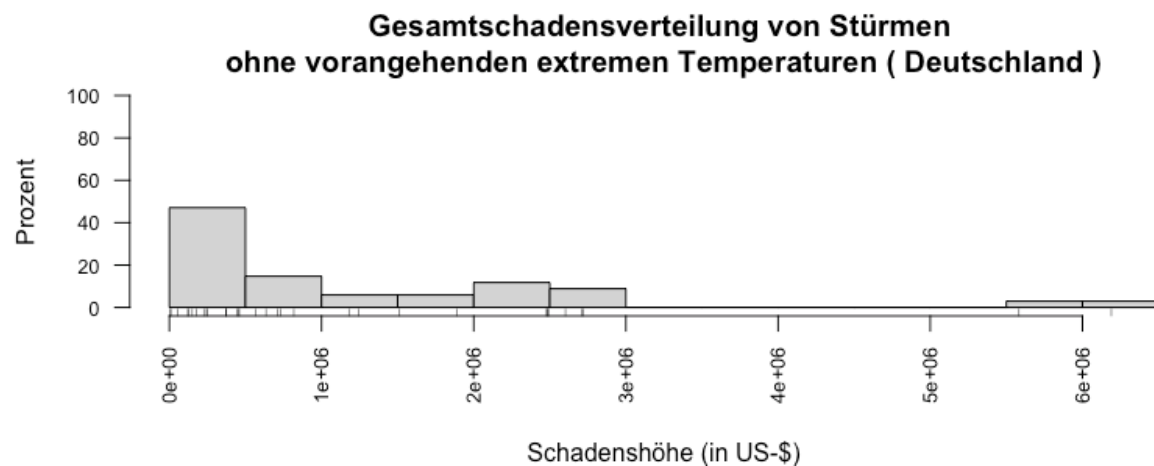


Abbildung 37: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen in Deutschland ohne extreme Temperaturen ist in Abbildung 37 zu erkennen, dass etwa 65% der Schadenshöhen unter 1.000.000\$ liegen. Die maximalen Sturmschäden in dieser Verteilung liegen zwischen 5.500.000\$ und 6.500.000\$, dies entspricht etwa 6% aller Schäden.

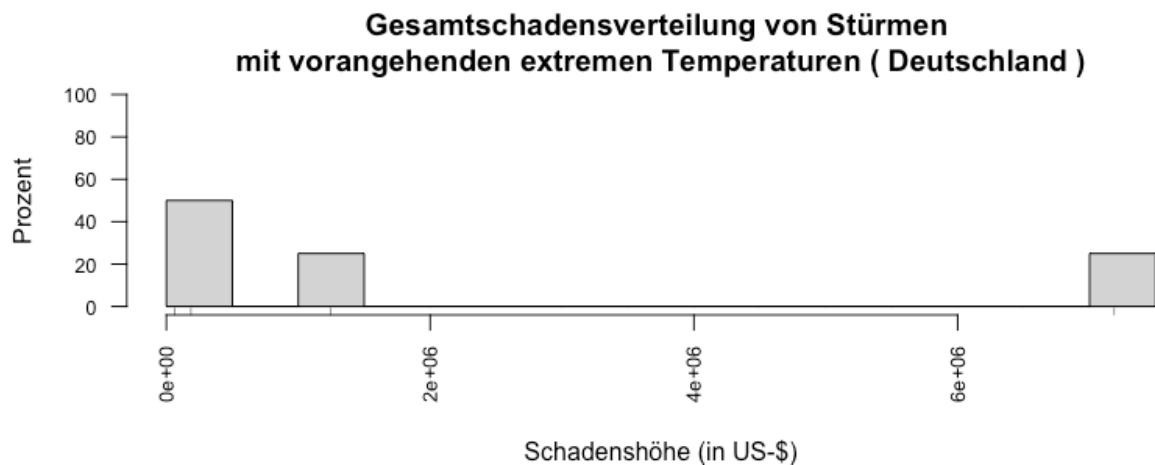


Abbildung 38: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit extremen Temperaturen (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen mit zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen (siehe Abbildung 38) gilt, dass von diesen vier Beobachtungen zwei unter 500.000\$, eine unter 1.500.000\$ und die letzte ungefähr 7.500.000\$ betrug.

Ähnlich dazu lässt sich mit Hilfe des folgenden Boxplots für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Stürmen (siehe Abbildung 39) feststellen, dass die Breite der Verteilung mit extremen Temperaturen weitaus größer ist als ohne. Ebenso weisen beide Verteilungen eine rechtsschiefe Form auf, wobei ihre Mediane sehr nah zueinander liegen. Für die Verteilung mit extremen Temperaturen beträgt der Median ungefähr 700.000\$ und für die Verteilung ohne 600.000\$.

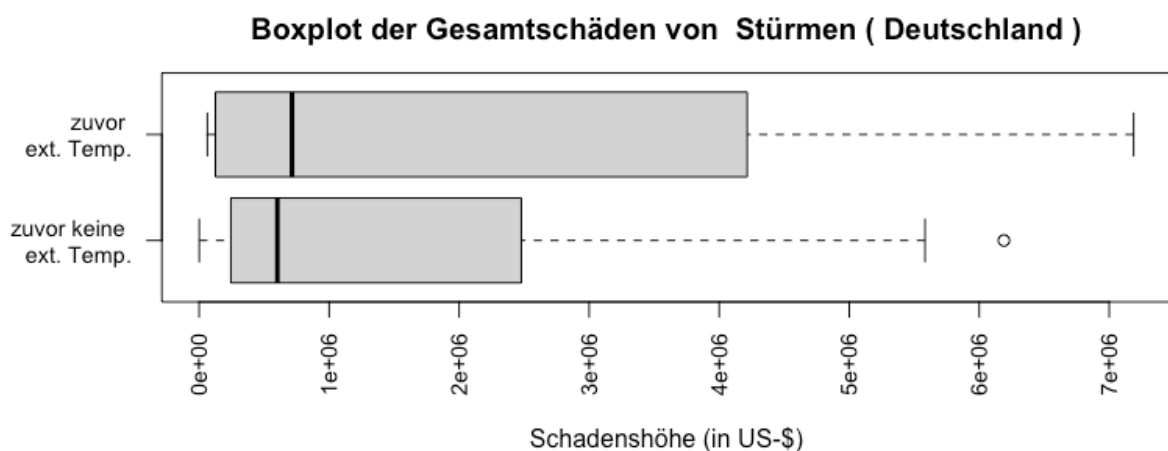


Abbildung 39: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen signifikant verschieden sind und somit eine Abhängigkeit vorliegt, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt. Ergebnis dieses Testes für eine zuvor stattgefundene Trockenzeit ist in Tabelle 46 ersichtlich.

Tabelle 46: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen (DEU)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 70, p-Wert = 0.9431
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von 0.94 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Konkret bedeutet dies, dass es keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Stürmen in Deutschland gibt, wenn zuvor extreme Temperaturen stattgefunden haben.

Wird im Vergleich dazu die Schadensverteilung von Stürmen in Österreich betrachtet, dann konnten lediglich drei extreme Temperaturen innerhalb von 200 Tagen dokumentiert werden. In den Abbildungen 40 und 41 sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Stürmen mit und ohne zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen für Österreich zu sehen.

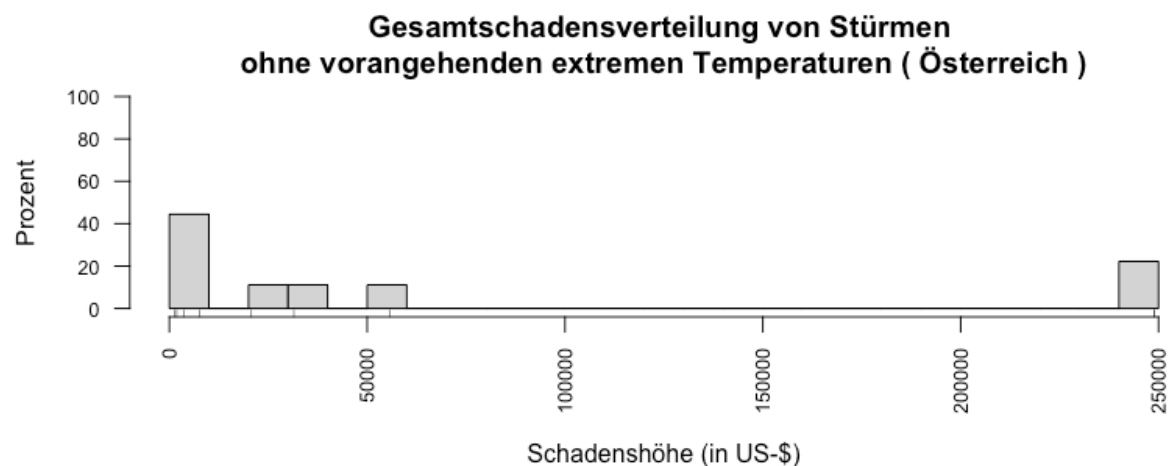


Abbildung 40: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (AUT)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen in Österreich ohne extreme Temperaturen ist in Abbildung 40 zu sehen, dass etwa 80% der Schadenshöhen unter 60.000\$ liegen, wobei davon 45% unter 10.000\$ liegen. Der größte Schaden beträgt dabei 250.000\$, dies entspricht etwa 20% der Schäden.

Für die Schadenshöhe von Stürmen mit zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen (siehe Abbildung 41) ist zu erkennen, dass von diesen drei Beobachtungen ein Drittel unter 530.000\$ und die übrigen zwei Drittel zwischen 625.000\$ und 635.000\$ liegen.

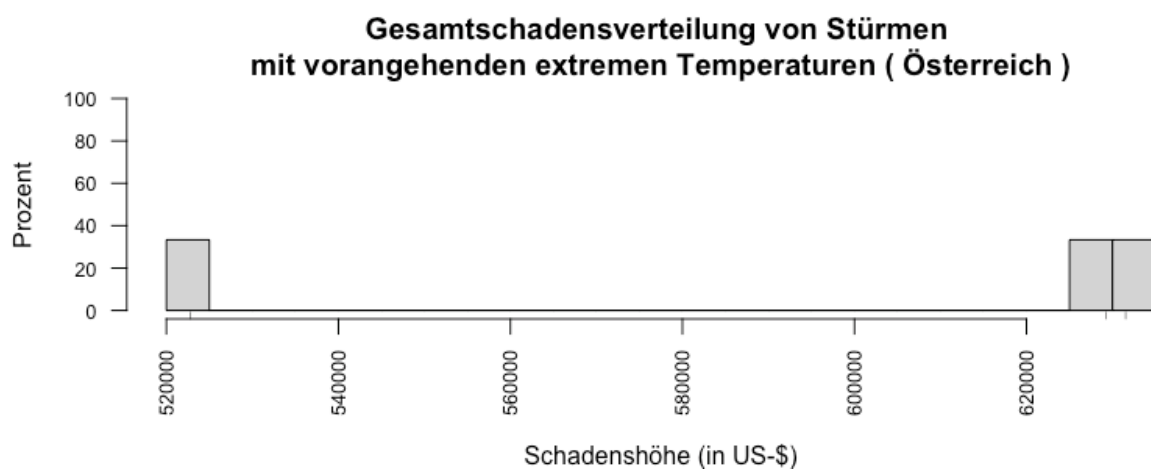


Abbildung 41: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit extremen Temperaturen (AUT)

(Quelle: eigene Darstellung)

Mit Hilfe des folgenden Boxplots für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Stürmen (siehe Abbildung 42) ist deutlich zu erkennen, dass sich die beiden Verteilungen stark unterscheiden. Zum einen weist die erste Verteilung (oben) eine stark linksschiefe und die zweite (unten) eine rechtschiefe Form auf. Ebenso sind die beiden Mediane weit voneinander entfernt, denn jener für Schäden mit extremen Temperaturen entspricht ungefähr 600.000\$ und jener ohne 20.000\$.

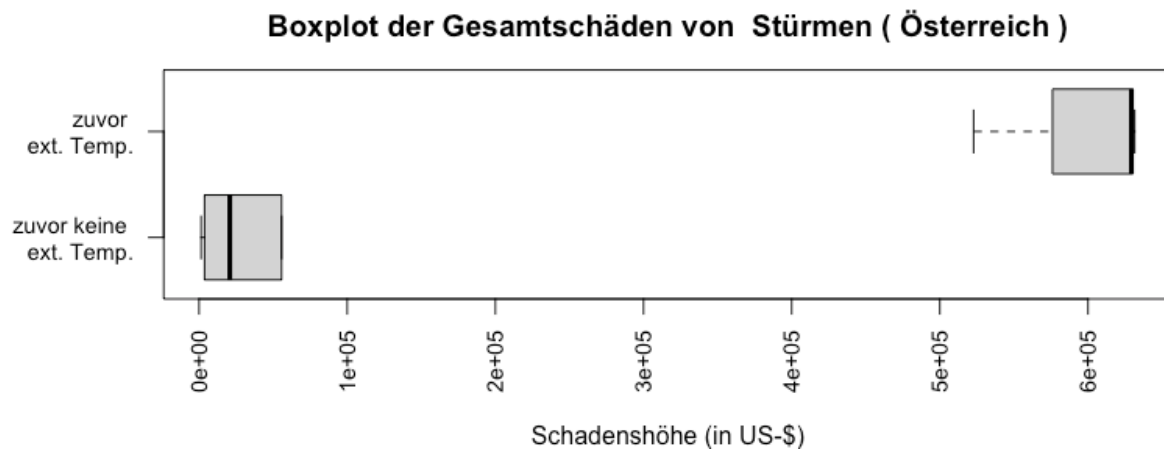


Abbildung 42: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen (AUT)

(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob sich diese beiden Verteilungen signifikant unterscheiden, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt, dessen Ergebnisse in Tabelle 47 zu sehen sind.

Tabelle 47: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen (AUT)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 0, p-Wert = 0.01604 * Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von 0.016 lässt sich sagen, dass ein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Dies bedeutet, dass zuvor stattgefundene extreme Temperaturen einen Einfluss auf die Schadenshöhe von Stürmen in Österreich haben.

Betrachtet man nun die Schadensverteilung von Stürmen in der Ukraine, dann zeigt sich, dass innerhalb von 180 Tagen zweimal eine Dürre und einmal extreme Temperaturen verzeichnet wurden. In Abbildung 43 und 44 sind zwei Histogramme für den relativen Anteil (in Prozent) der Schadenshöhen von Stürmen mit und ohne vorangehende Trockenzeit für die Ukraine zu sehen.

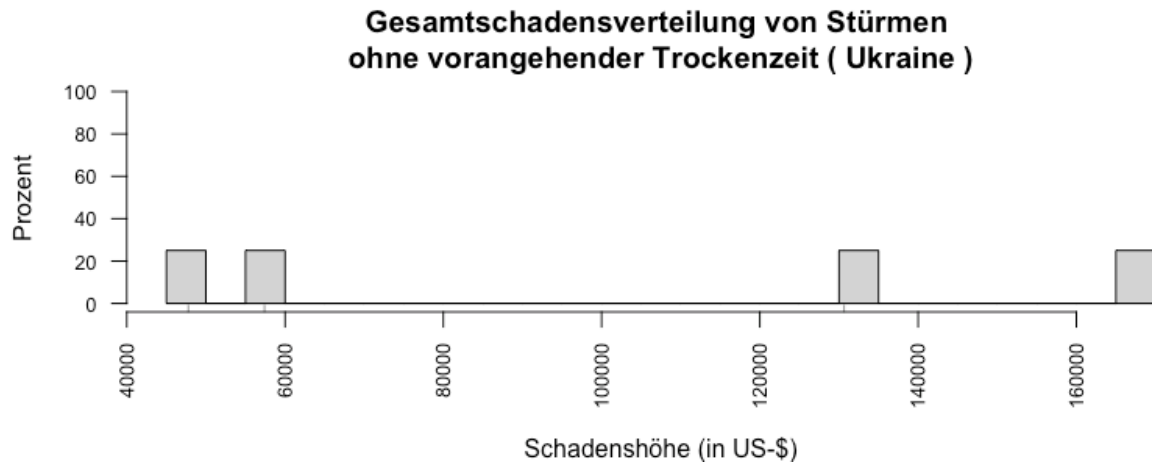


Abbildung 43: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Für die Schadenshöhe von Stürmen in der Ukraine ohne Trockenperiode ist in Abbildung 43 zu erkennen, dass die Hälfte der Schäden zwischen 45.000\$ und 60.000\$ liegen. Das Maximum, dass die Sturmschäden in dieser Verteilung erreichten, liegt bei etwa 170.000\$, dies entspricht einem Viertel der Schäden.

Für die Schadenshöhe von Stürmen mit zuvor stattgefundenen Trockenperioden (siehe Abbildung 44) lässt sich sagen, dass von diesen zwei Aufzeichnungen die minimale Schadenshöhe etwa 10.000\$ und die maximale ungefähr 190.000\$ ausmachen.

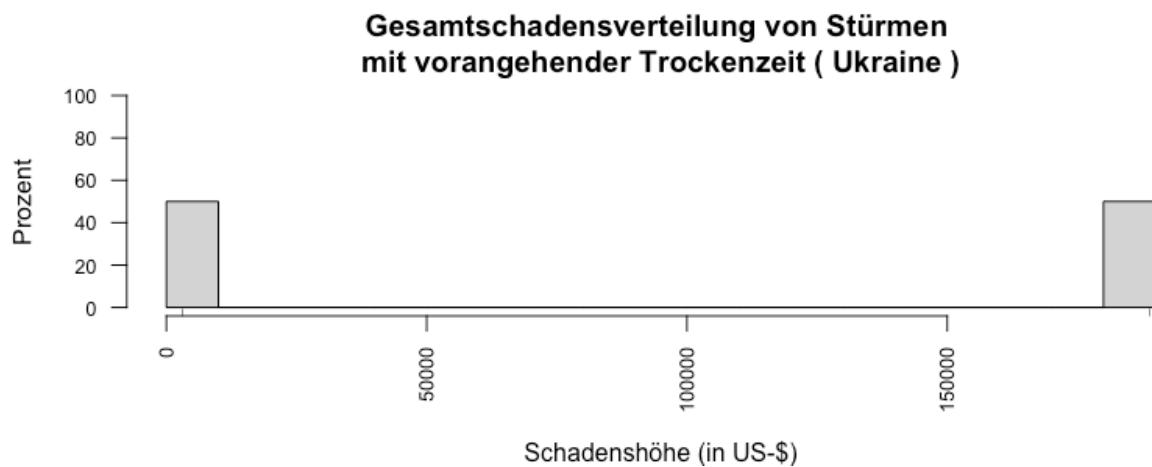


Abbildung 44: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit Trockenzeit (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Ähnlich dazu lässt sich mit Hilfe des folgenden Boxplots für die beiden unterschiedlichen Schadensverteilungen von Stürmen (siehe Abbildung 45) feststellen, dass die Breite der Verteilung mit vorangehender Trockenperiode weitaus größer ist als ohne. Ebenso weist die Verteilung ohne Trockenphase eine leicht rechtsschiefe Form auf.

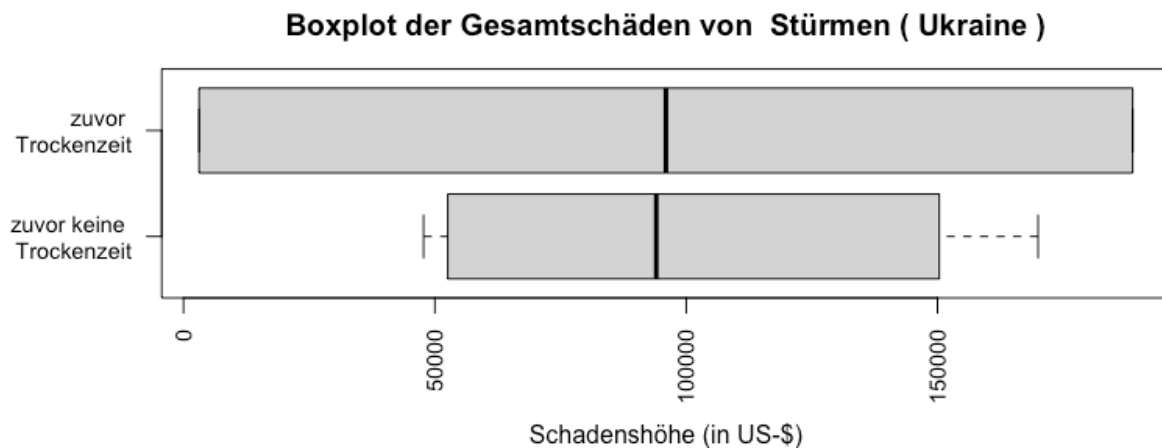


Abbildung 45: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Trockenzeit (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Um zu testen, ob die beiden Verteilungen sich signifikant unterscheiden und somit eine Abhängigkeit besteht, wird ein Wilcoxon Rangsummentest durchgeführt. Ergebnis dieses Testes für eine zuvor stattgefundene Trockenzeit ist in Tabelle 48 dargestellt.

Tabelle 48: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Trockenzeit (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 4, p-Wert = 1
Alternativhypothese: zweiseitig

Anhand des p-Wertes von 1 lässt sich sagen, dass kein signifikanter Unterschied der beiden Verteilungen festzustellen ist. Das bedeutet, dass es keinen Einfluss auf die Schadenshöhe von Stürmen in der Ukraine gibt, wenn eine Trockenperiode zuvor stattgefunden hat.

Die Ergebnisse des Wilcoxon Rangsummentests zur Untersuchung der Abhängigkeit zwischen Stürmen in der Ukraine mit vorangehender Dürre sind in Tabelle 49 zu sehen. Wie bereits erwähnt, sind in der gesamten Aufzeichnungsperiode nur zwei Dürren innerhalb von 180 Tagen zu einem Sturm in der Ukraine aufgezeichnet worden.

Tabelle 49: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Dürren (UKR)

(Quelle: eigene Darstellung)

Zweistichproben Wilcoxon Rangsummentest
T = 4, p-Wert = 1 Alternativhypothese: zweiseitig

Auch hier liefert der Wilcoxon Rangsummentest mit einem p-Wert von 1, dass die Nullhypothese nicht verworfen werden kann. Das heißt es gibt keinen Unterschied in den beiden Verteilungen und es besteht daher kein statistisch nachweisbarer Einfluss von Dürren auf die Schadenshöhe von Stürmen in der Ukraine.

Zusammenfassend lässt sich für die Schadensverteilung von Stürmen sowohl in Deutschland, Österreich oder der Ukraine sagen, dass kein statisch nachweisbarer Einfluss von Dürren und/oder extremen Temperaturen auf diese festgestellt werden konnte. Darüber hinaus muss hier darauf aufmerksam gemacht werden, dass eine Zeitdifferenz zwischen Stürmen und Dürren bzw. extremen Temperaturen von 180 bzw. 200 Tage zugelassen wurde. Diese hohe Zeitspanne ist realistisch betrachtet nur von Bedeutung, wenn es sich beispielsweise um Baumschäden handelt, welche durch die starke Hitze geschädigt wurden. Andernfalls ist diese Zeitspanne sehr großzügig und kann neben der geringen Anzahl an Beobachtungen zu verfälschten Ergebnissen führen.

Zusammenfassend lässt sich für die Analyse der Schadensverteilungen von Überschwemmungen bzw. Stürmen mittels Amplifying Modellen sagen, dass es zwar einen kausalen Unterschied machen kann, falls Trockenphasen zuvor stattgefunden haben. Jedoch konnten diese Hypothesen anhand der Daten nur im Falle von Stürmen mit vorangehenden Dürren in ganz Europa ($p = 0.042$) und Stürmen mit zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen in Österreich ($p = 0.016$) nachgewiesen werden. In den anderen Fällen wurde kein statistischer Einfluss von Dürren und/oder extremen Temperaturen auf Sturm- bzw. Überschwemmungsschäden nachgewiesen.

5 Zusammenfassung

Ziel dieser Masterarbeit war es, stochastische Modelle für die Abhängigkeit multipler Naturkatastrophenereignisse zu präsentieren und diese auf Beobachtungen im Donaauraum anzuwenden, um zu analysieren, ob eine Abhängigkeit in Bezug auf Zeit oder Schwergrad festzustellen ist.

Für die Fragestellung, ob bestimmte Naturgefahren einen signifikant nachweisbaren Zusammenhang für die zeitliche Entstehung einer anderen Naturgefahr aufweisen, wurden die sogenannten „Triggering Modelle“, zu denen das „Switching Intensity Modell“ wie auch das „First Follower Times Modell“ zählen, vorgestellt. Diese beiden Methoden wurden auf drei konkrete Fallbeispiele angewandt, bei denen einerseits der gesamte Donaauraum und andererseits die Separierung auf zwei bestimmte Länder, welche pro Fall variieren, analysiert wurden.

Ein Zusammenhang für das Auftreten von Überschwemmungen mit vorangehenden Dürren konnte mit Hilfe des „Switching Intensity Modells“ im gesamten Donaauraum ($p = 0.059$) festgestellt werden. Mittels „First Follower Times Modell“ wurde darüber hinaus eine Abhängigkeit in Rumänien ($p = 0.052$) und der Ukraine ($p = 0.085$) nachgewiesen. Weiters konnte mit dem „Switching Intensity Modell“ sowohl im gesamten Donaauraum ($p < 2.2e-16$) wie auch in Serbien ($p = 0.004$) ein Einfluss von Waldbränden auf anschließende extreme Temperaturen belegt werden, jedoch wurde dies im Falle des „First Follower Times Modell“ nur für Rumänien ($p = 0.0094$) festgestellt. Ebenso konnte mit Hilfe des „First Follower Times Modell“ ein Nachweis für eine Abhängigkeit zwischen Überschwemmungen und vorangehenden Stürmen in Bulgarien ($p = 0.042$) und dem gesamten Donaauraum ($p = 0.0008$) erbracht werden. Das „Switching Intensity Modell“ ergab für dieses Beispiel, dass ein Einfluss sowohl in Deutschland ($p = 0.0007$) wie auch im gesamten Donaauraum ($p < 2.2e-16$) nachweisbar ist. Weitere Ergebnisse für die „Triggering-Modelle“ für den gesamten Donaauraum sind im Kapitel 4.2.4 dargestellt.

Zur Klärung der Frage, ob die Schadensverteilung bestimmter Naturgefahren einen multiplikativen Anstieg verzeichnet, falls zuvor eine andere Naturkatastrophe dokumentiert wurde, ist das sogenannte „Amplifying Modell“ auf zwei konkrete Fallbeispiele angewandt worden. Dabei wurde einerseits der gesamte Donaauraum und andererseits die Separierung auf bestimmte Länder, welche pro Fall variieren, analysiert.

Für die Schadensverteilungen von Überschwemmungen konnte bei der Analyse des gesamten Donaumaums wie auch bei der genaueren Betrachtung von Rumänien und Bulgarien nicht nachgewiesen werden, dass bis zu 30 Tagen vorangehende Dürren und/oder extreme Temperaturen einen Einfluss auf die Schwere dieser Naturgefahr haben. Jedoch wurde für Sturmschäden in zwei Fällen ein statistischer Zusammenhang gezeigt, nämlich im Falle von Stürmen mit vorangehenden Dürren in ganz Europa ($p = 0.042$) und Stürmen mit zuvor stattgefundenen extremen Temperaturen in Österreich ($p = 0.016$). In den anderen Fällen konnte kein statistischer Einfluss von Dürren und/oder extremen Temperaturen, welche bis zu 200 Tage vorher stattgefunden haben, auf Sturmschäden nachgewiesen werden.

Abschließend lässt sich feststellen, dass aufgrund der geringen Stichprobengröße der einzelnen Naturgefahren einige Untersuchungen nicht durchgeführt werden konnten und auch die Zuverlässigkeit dieser Analyse eingeschränkt war. Aus diesem Grund wäre es für weitere Erkenntnisse von großem Nutzen, wenn künftige Forschungen sich bei der Erhebung von Daten darauf konzentrieren, dass bestimmte quantitative wie auch qualitative Ansprüche erfüllt werden. Zu diesen Ansprüchen zählen in erster Linie vollständige Datensätze, wobei hierbei nicht nur die Aufzeichnung der einzelnen Katastrophen hinsichtlich Zeit und Dauer wichtig ist, sondern auch der genaue Standort. Darüber hinaus sind auch Kennzahlen für den Schweregrad eines solchen Ereignisses (z.B. die Schadenshöhe in Geldeinheiten und die Schadensgrößen für beispielsweise überflutete oder verbrannte Flächen) notwendig. Erst wenn die Daten diese Voraussetzungen erfüllen, können weitere Untersuchungen repräsentative Ergebnisse erzielen und damit weitere Forschungsfragen untersucht werden.

Literaturverzeichnis

- Berghuijs, W. R., Harrigan, S., Molnar, P., Slater, L. J., & Kirchner, J. W. (2019). The Relative Importance of Different Flood-Generating Mechanisms Across Europe. In American Geophysical Union (Hrsg.), *Water Resources Research*, 55(6), 4582-4593. Willey.
- Bundesministerium für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung. (ohne Datum-a). Vulnerabel. *Lexikon der Entwicklungspolitik*.
<https://www.bmz.de/de/service/lexikon#lexicon=70568>
- Bundesministerium für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung. (ohne Datum-b). Resilienz. *Lexikon der Entwicklungspolitik*.
<https://www.bmz.de/de/service/lexikon#lexicon=70564>
- Claassen, J. N., Ward, P. J., Daniell, J., Koks, E. E., Tiggeloven, T., & de Ruiter, M. C. (2023, 23. August). *A new method to compile global multi-hazard event sets*. Nautre - Scientific Reports.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-40400-5>
- De Angeli, S., Malamud, B. D., Rossi, L., Taylor, F. E., Trasforini, E., & Rudari, R. (2022, 15. April). A multi-hazard framework for spatial-temporal impact analysis. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 73. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2022.102829>
- Dohmen, C. (2024a, 14. Mai). *Überschwemmungen: Wie gefährlich ist Hochwasser für Kinder?*. Unicef.
<https://www.unicef.de/informieren/aktuelles/blog/-/ueberschwemmungen-und-hochwasser-fragen-antworten/354576#354708>
- Dohmen, C. (2024b, 14. Juli). *So bedroht Dürre Kinder: Antworten auf die wichtigsten Fragen*. Unicef.
<https://www.unicef.de/informieren/aktuelles/blog/-/duerre-weltweit/335416#>
- Doss, H. (1989). On Estimating the Dependence Between Two Point Processes. *The Annals of Statistics*, 17(2), 749-763. <http://www.jstor.org/stable/2241585>
- European Central Bank. (ohne Datum). *Economic diversity*. European Central Bank.
<https://www.ecb.europa.eu/mopo/eaec/diversity/html/index.en.html>

- Frost, R. (2023, 30. August). *Why do floods follow drought? Scientists show climate change is fuelling more 'sudden shifts'*. Euronews.
<https://www.euronews.com/green/2023/08/30/why-do-floods-follow-drought-scientists-show-climate-change-is-fuelling-more-sudden-shifts#:~:text=In%20kicks,the%20chance%20of%20dangerous%20precipitation>
- GartenFlora. (ohne Datum). *Sturmschäden: Wenn kräftige Winde Bäume zu Fall bringen*. GartenFlora.
<https://www.gartenflora.de/news/sturmschaeden/>
- Gill, J. C., & Malamud, B. D. (2014). Reviewing and visualizing the interactions of natural hazards. In American Geophysical Union (Hrsg.), *Reviews of Geophysics*, 52(4), 680-722. Willey.
- Handelszeitung. (ohne Datum). Exposure. In *Finanzlexikon*.
<https://www.handelszeitung.ch/finanzlexikon/exposure#>
- Hawkes, A. G. (1971a). Point Spectra of Some Mutually Exciting Point Processes. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 33(3), 438–443.
<http://www.jstor.org/stable/2984686>
- Hawkes, A. G. (1971b). Spectra of Some Self-Exciting and Mutually Exciting Point Processes. *Biometrika*, 58(1), 83–90. <https://doi.org/10.2307/2334319>
- Joseph, M. B., Rossi, M. W., Mietkiewicz, N. P., Mahood, A. L., Cattau, M. E., Denis, L. A. S., Nagy, R. C., Iglesias, V., Abatzoglou, J. T., & Balch, J. K. (2019). Spatiotemporal prediction of wildfire size extremes with Bayesian finite sample maxima. *Ecological Applications*, 29(6), 1266-1281.
<https://doi.org/10.1002/eap.1898>
- Jung, K. (1938). *Verständliche Wissenschaft. Kleine Erdbebenkunde*, Bd. 37. Springer.
- König, J., & Ohr, R. (2012, 08. Juni). *The European Union – a heterogeneous community? Implications of an index measuring European integration*. Department of Economics, Georg-August-Universität Göttingen. http://coin.wne.uw.edu.pl/wiem/papers_2012/Konig.pdf
- Korem. (ohne Datum). *Cat Event*. Korem 30. <https://www.korem.com/dictionary/cat-event/>

- Lee, R., White, C. J., Sarfaraz Gani Adnan, M., Douglas, J., Mahecha, M. D., O'Loughlin, F. E., Patelli, E., Ramos, A. M., Roberts, M. J., Martius, O., Tubaldi, E., van den Hurk, B., Ward, P. J., & Zscheischler, J. (2024). Reclassifying historical disasters: From single to multi-hazards. *Science of The Total Environment*, 912. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.169120>
- LEIFiPhysik. (ohne Datum). *Entstehung von Erdbeben*. LEIFiPhysik.
<https://www.leifiphysik.de/mechanik/mechanische-wellen/ausblick/entstehung-von-erdbeben>
- Marshall, M., & Macleod, R. (2023). *World Disasters Report 2022 - Trust, Equity and Local Action*. International Federation of Red Cross and Red Crescent Societies.
<https://www.ifrc.org/document/world-disasters-report-2022>
- Nelson, R. B. (2006). *An Introduction to Copulas*. Springer.
- Paál, G. (2022, 07. September). *Warum kommt es nach einer Dürre oft zu Hochwasser?*. SWR Wissen.
<https://www.swr.de/wissen/1000-antworten/warum-kommt-es-nach-einer-duerre-oft-zu-hochwasser-100.html>
- Pflug, G. C., Kittler, V., & Hochrainer-Stigler, S. (2023, 14. November). Dependence Models for Multi-Hazard-Events. Preprint. *Natural Hazards and Earth System Sciences*
<https://doi.org/10.5194/nhess-2023-194>
- Raymond, C., Horton, R. M., Zscheischler, J., Martius, O., AghaKouchak, A., Balch, J., Bowen, S. G., Camargo, S. J., Hess, J., Kornhuber, K., Oppenheimer, M., Ruane, A. C., Wahl, T., & White, K. (2020). Understanding and managing connected extreme events. *Nature climate change*, 10, 611-621. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-0790-4>
- Ripley, B. D. (1977). Modelling Spatial Patterns. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 39(2), 172–212. <http://www.jstor.org/stable/2984796>
- Stoffel, D. (2022, 07. Juli). *Nicht nur der Klimawandel ist Schuld: Auch ein dünne Ozonschicht führt zu extremem Wetter*. Tagblatt.
<https://www.tagblatt.ch/leben/wetter-phaenomene-nicht-nur-der-klimawandel-ist-schuld-auch-ein-duenne-ozonschicht-fuehrt-zu-extremem-wetter-ld.2313987>
- Timonina, A., Hochrainer-Stigler, S., Pflug, G., Jongman, B., & Rojas, R. (2015). Structured Coupling of Probability Loss Distributions: Assessing Joint Flood Risk in Multiple River Basins. *Risk Analysis*, 35(11), 2102-2119. <https://doi.org/10.1111/risa.12382>

- Volker, M. (2022, 02. März). *Risiko für den UV-Schutzschirm Große Waldbrände gefährden die Ozonschicht*. Deutschlandfunk.
<https://www.deutschlandfunk.de/waldbraende-co2-ozonschicht-klima-100.html#:~:text=Archiv-,Risiko%20für%20den%20UV%2DSchutzschirm,Reaktionen%2C%20die%20die%20Ozonschicht%20angreifen>
- Waldgeschichten. (2023, 21. Juni). *Steigende Waldbrandgefahr in Österreich*. Waldgeschichten.
<https://www.waldgeschichten.com/allgemein/steigende-waldbrandgefahr-in-oesterreich/>
- Ward, P. J., Daniell, J., Duncan, M., Dunne, A., Hananel, C., Hochrainer-Stigler, S., Tijssen, A., Torresan, S., Ciurean, R., Gill, J. C., Sillmann, J., Couasnon, A., Koks, E., Padrón-Fumero, N., Tatman S., Tronstad Lund, M., Adesiyun, A., Aerts, J. C. J. H., Alabaster, A., Bulder, B., Campillo Torres, C., Critto, A., Hernández-Martín, R., Machado, M., Mysiak, J., Orth, R., Palomino Antolín, I., Petrescu, E., Reichstein, M., Tiggeloven, T., Van Loon, A. F., Vuong Pham, H., & de Ruiter, M. C. (2022, 26. April). Invited perspectives: A research agenda towards disaster risk management pathways in multi-(hazard-)risk assessment. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22, 1487-1497. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-1487-2022>
- Weerth, C., & Geßner, F. (2018, 19. Februar). *Exposure*. Gabler Wirtschaftslexikon.
[https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/exposure-36562#:~:text=Exposure%20bezeichnet%20grundsätzlich%20die%20Tatsache,auf%20das%20Wechselkursrisiko%20\(Währungsrisiko\)](https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/exposure-36562#:~:text=Exposure%20bezeichnet%20grundsätzlich%20die%20Tatsache,auf%20das%20Wechselkursrisiko%20(Währungsrisiko))
- Welt Hunger Hilfe. (ohne Datum). *Erdrutsche – Naturgefahr mit drastischen Folgen*. Welt Hunger Hilfe.
<https://www.welthungerhilfe.de/informieren/themen/klimawandel/naturkatastrophen/erdrutsche-ursachen-und-folgen>

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Europakarte und Donaupraumländer	13
Abbildung 2: Kreisdiagramm zu den Katastrophentypen	14
Abbildung 3: Totale Schadenshöhe pro Katastrophentyp (in US-\$)	17
Abbildung 4: Jährlich geschätzte Intensitäten für geophysikalische Katastrophen.....	21
Abbildung 5: ML-geschätzte Intensität für Erdbeben	22
Abbildung 6: Jährlich geschätzte Intensitäten für hydrologische Katastrophen	23
Abbildung 7: ML-geschätzte Intensitäten für Überschwemmungen (oben) und Erdrutsche (unten).....	24
Abbildung 8: Jährlich geschätzte Intensitäten für klimatologische Katastrophen.....	25
Abbildung 9: ML-geschätzte Intensitäten für Dürren (oben) und Waldbrände (unten).....	26
Abbildung 10: Jährlich geschätzte Intensitäten für meteorologische Katastrophen.....	27
Abbildung 11: ML-geschätzte Intensitäten für extreme Temperaturen (oben) und Stürme (unten)	29
Abbildung 12: Ereigniszeiten für Überschwemmungen und Dürren	31
Abbildung 13: ML-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren	33
Abbildung 14: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für Überschwemmungen und Dürren.....	36
Abbildung 15: Ereigniszeiten für extreme Temperaturen und Waldbrände.....	39
Abbildung 16: ML-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände.....	41
Abbildung 17: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für extreme Temperaturen und Waldbrände	44
Abbildung 18: Ereigniszeiten für Überschwemmungen und Stürme	46
Abbildung 19: ML-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme.....	49
Abbildung 20: Boxplot der Inter-Event-Zeiten und First-Follower-Zeiten für Überschwemmungen und Stürme	52
Abbildung 21: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen	58
Abbildung 22: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit Trockenzeit.....	59

Abbildung 23: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit.....	60
Abbildung 24: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Dürren	61
Abbildung 25: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen	62
Abbildung 26: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen (ROU)	63
Abbildung 27: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit Trockenzeit (ROU).....	63
Abbildung 28: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit (ROU)	64
Abbildung 29: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen (BGR)	66
Abbildung 30: Histogramm der Schadenshöhe von Überschwemmungen mit extremen Temperaturen (BGR).....	66
Abbildung 31: Boxplot der Schadensverteilung von Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen (BGR)	67
Abbildung 32: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen	69
Abbildung 33: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit Trockenzeit	69
Abbildung 34: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Trockenzeit.....	70
Abbildung 35: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Dürren.....	71
Abbildung 36: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen.....	72
Abbildung 37: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (DEU).....	73
Abbildung 38: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit extremen Temperaturen (DEU)	74
Abbildung 39: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen (DEU)...	74
Abbildung 40: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (AUT).....	75
Abbildung 41: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit extremen Temperaturen (AUT)	76
Abbildung 42: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne extreme Temperaturen (AUT)...	77
Abbildung 43: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen (UKR)	78
Abbildung 44: Histogramm der Schadenshöhe von Stürmen mit Trockenzeit (UKR)	78
Abbildung 45: Boxplot der Schadensverteilung von Stürmen mit/ohne Trockenzeit (UKR).....	79

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Anzahl der Ereignisse pro Katastrophe und Land.....	15
Tabelle 2: Anzahl der Ereignisse pro Katastrophe und 5-Jahresintervall.....	16
Tabelle 3: Mittlere Schadenshöhe pro Katastrophe und Land (in US-\$)	18
Tabelle 4: ML-geschätzte Intensitäten für Erdbeben	21
Tabelle 5: ML-geschätzte Intensitäten für Überschwemmungen (oben) und Erdrutsche (unten).....	23
Tabelle 6: ML-geschätzte Intensitäten für Dürren (oben) und Waldbrände (unten)	26
Tabelle 7: ML-geschätzte Intensitäten für extreme Temperaturen (oben) und Stürme (unten)	28
Tabelle 8: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren.....	31
Tabelle 9: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren.....	32
Tabelle 10: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren (ROU).....	34
Tabelle 11: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren (ROU).....	34
Tabelle 12: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Dürren (UKR).....	35
Tabelle 13: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Dürren (UKR).....	35
Tabelle 14: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov-Test (re.) für Überschwemmungen und Dürren.....	36
Tabelle 15: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov-Test (re.) für Überschwemmung und Dürren (ROU)	37
Tabelle 16: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmung und Dürren (UKR)	37
Tabelle 17: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände	39
Tabelle 18: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände	40
Tabelle 19: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)	42
Tabelle 20: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)	42
Tabelle 21: PP-Schätzung für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB).....	43
Tabelle 22: LR-Testergebnisse für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB)	43

Tabelle 23: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände	44
Tabelle 24: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände (ROU)	45
Tabelle 25: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für extreme Temperaturen und Waldbrände (SRB)	45
Tabelle 26: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme	47
Tabelle 27: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme.....	48
Tabelle 28: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme (DEU).....	50
Tabelle 29: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme (DEU).....	50
Tabelle 30: PP-Schätzung für Überschwemmungen und Stürme (BGR).....	51
Tabelle 31: LR-Testergebnisse für Überschwemmungen und Stürme (BGR).....	51
Tabelle 32: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme	52
Tabelle 33: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme (DEU)	52
Tabelle 34: Wilcoxon Rangsummen- (li.) und Kolmogorov-Smirnov Test (re.) für Überschwemmungen und Stürme (BGR)	53
Tabelle 35: Weitere Ergebnisse für das First Follower Times Modell.....	54
Tabelle 36: Weitere Ergebnisse für das Switching Intensity Modell	55
Tabelle 37: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit.....	60
Tabelle 38: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Dürren.....	61
Tabelle 39: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne extreme Temperaturen.....	62
Tabelle 40: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Trockenzeit (ROU).....	64
Tabelle 41: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Dürren (li.) bzw. extreme Temperaturen (re.) (ROU).....	65
Tabelle 42: Wilcoxon Rangsummentest für Überschwemmungen mit/ohne Temperaturen (BGR).....	67
Tabelle 43: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Trockenzeit	71

Tabelle 44: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Dürren	72
Tabelle 45: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen	73
Tabelle 46: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen (DEU)	75
Tabelle 47: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne extreme Temperaturen (AUT)	77
Tabelle 48: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Trockenzeit (UKR)	79
Tabelle 49: Wilcoxon Rangsummentest für Stürme mit/ohne Dürren (UKR)	80