

Wer wird untersucht, wer bleibt unsichtbar?

Datenungerechtigkeit und geografische
Verzerrungen in EEA-Studien zu Flutereignissen
im Kontext internationaler Klimafinanzierung

Romana Springer
Masterarbeit



Wer wird untersucht, wer bleibt unsichtbar?

Datenungerechtigkeit und geografische
Verzerrungen in EEA-Studien zu Flutereignissen
im Kontext internationaler Klimafinanzierung

Romana Springer
Masterarbeit

1. Auflage 2026

© Österreichische Forschungsstiftung für Internationale Entwicklung (ÖFSE)

im C3 – Centrum für Internationale Entwicklung

A-1090 Wien, Sensengasse 3, Telefon: (+43 1) 317 40 10

e-mail: office@oefse.at, Internet: <https://www.oefse.at>, <https://www.centrum3.at>

Für den Inhalt verantwortlich: Romana Springer

Druck: druck.at

Südwind-Verlag

ISBN: 978-3-902906-81-6

Bibliografische Information Der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <https://portal.dnb.de> abrufbar.



**International
Partnerships
Austria**

Vorwort

Wer im Herbst 2024 von Wien Richtung Westen mit dem Zug unterwegs war, konnte die Folgen eines Jahrhunderthochwassers in Österreich noch lange am Fahrplan ablesen: Züge fielen aus, mussten umgeleitet werden, Fahrzeiten verlängerten sich. Die Kosten der Reparaturen schätzten die ÖBB damals auf rund € 100 Mio. Die Bilder des überfluteten Tullnerfelds, kaputter Infrastruktur, verwüsteter Wohnhäuser und tagelanger Einsätze der Rettungs- und Hilfskräfte machten deutlich, wie verwundbar sogar ein Hocheinkommensland gegenüber Extremwetter ist. Zugleich riefen sie heikle Fragen auf den Plan: Wer kommt für die Schäden auf? Wer erhält welche Unterstützung?

Auch die internationale Klimapolitik beschäftigt sich mit diesen Fragen. Unter dem Begriff „Loss and Damage“ wird darum gerungen, wie besonders betroffene Länder bei der Bewältigung klimabedingter Schäden und Verluste unterstützt werden können. Dabei geht es um Verantwortung, um Geld und auch um die wissenschaftlichen Grundlagen politischer Entscheidungen. Mit letzteren beschäftigt sich eingehend die vorliegende Studie.

Romana Springer widmet sich in ihrer Masterarbeit einem Umstand, der in dieser Debatte leicht übersehen wird, nämlich der ungleichen geografischen Verteilung wissenschaftlicher Aufmerksamkeit. Im Mittelpunkt steht die sogenannte Ereignisattribution. Sie untersucht, in welchem Maß der menschengemachte Klimawandel die Wahrscheinlichkeit oder Intensität eines Extremereignisses verändert hat. Die Autorin fragt, wo solche Untersuchungen zu Starkregen und Überschwemmungen vorliegen und wie ihre Verteilung mit dem Ausmaß der Betroffenheit zusammenhängt.

Dafür wertet sie 110 Attributionsstudien aus und verknüpft sie mit internationalen Daten zu Flutereignissen, ihren Folgen und Risiken. Ein zentraler Befund ist der enge Zusammenhang zwischen der Zahl der Studien und den dokumentierten absoluten wirtschaftlichen Schäden. Andere Formen der Betroffenheit spiegeln sich in der Forschungslandschaft weniger deutlich wider. Schon das Wort „dokumentiert“ verdient dabei einen genaueren Blick, denn bereits die Erfassung von Schäden ist lückenhaft und hängt von den verfügbaren Ressourcen ab.

Eine besondere Stärke der Arbeit liegt darin, dass sie den Anspruch einer evidenzbasierten Politik ernst nimmt und zugleich dessen Voraussetzungen hinterfragt. Entscheidungen über die Unterstützung Betroffener brauchen verlässliche Daten. Wer sich auf solche Daten stützt, muss sich allerdings auch dafür interessieren, unter welchen Bedingungen sie entstehen und wessen Lebensumstände darin in welcher Form abgebildet werden. Der Verlust einer Lebensgrundlage lässt sich in Geld oft nur unzureichend ausdrücken.

Welche Unterstützung Betroffenen zukommen soll, bleibt deshalb auch eine Frage gesellschaftlicher Vorstellungen von Gerechtigkeit.

Für die internationale Klimafinanzierung ergibt sich daraus die wichtige Frage, wie wissenschaftliche Erkenntnisse genutzt werden können, ohne Länder mit schwacher Daten- und Forschungsinfrastruktur zusätzlich zu benachteiligen. Würde der Zugang zu Unterstützung eng an das Vorliegen von Attributionsstudien geknüpft, könnten sich bestehende Ungleichheiten in der Verteilung finanzieller Mittel fortsetzen. Die Arbeit gibt deshalb Anlass, sowohl über die Kriterien der Mittelvergabe als auch über die Stärkung von Forschungskapazitäten im Globalen Süden nachzudenken.

Mit dem ÖFSE Forum möchten wir Forschungsarbeiten junger Wissenschaftler*innen einem breiteren Publikum zugänglich machen und zur entwicklungspolitischen Diskussion beitragen. Romana Springers Untersuchung gibt wichtige Denkanstöße für die Ausgestaltung internationaler Klimafinanzierung. Ich freue mich, dass wir ihre Arbeit in dieser Reihe veröffentlichen und wünsche ihr eine interessierte Leserschaft.

Dr. Lukas Schlögl

Senior Researcher, ÖFSE

MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Wer wird untersucht, wer bleibt unsichtbar?
Datenungerechtigkeit und geografische Verzerrungen in EEA-
Studien zu Flutereignissen im Kontext internationaler
Klimafinanzierung

verfasst von | submitted by
Romana Springer BA BSc

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of
Master of Arts (MA)

Wien | Vienna, 2026

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

UA 066 589

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

Masterstudium Internationale Entwicklung

Betreut von | Supervisor:

Univ.-Prof. Dr. Franziska Müller M.A.

Abstract

Extreme Event Attribution (EEA), ein Teilbereich der Attributionswissenschaft, untersucht, inwiefern der anthropogene Klimawandel die Wahrscheinlichkeit oder Intensität einzelner Extremereignisse beeinflusst. In der wissenschaftlichen und politischen Debatte wird zunehmend diskutiert, ob Ergebnisse der EEA als Grundlage für internationale Finanzierungsmechanismen im Kontext von Loss & Damage dienen können. Gleichzeitig weisen erste Studien darauf hin, dass die geografische Verteilung von EEA-Studien nicht primär den tatsächlichen Klimarisiken folgt, sondern stark durch Datenverfügbarkeit und Forschungsressourcen geprägt ist.

Vor diesem Hintergrund untersucht diese Arbeit erstmals systematisch die globale räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen. Ziel ist es, zu analysieren, inwieweit die Verteilung der Studien mit der räumlichen Verteilung von Flutereignissen, deren Auswirkungen sowie strukturellen Risikofaktoren übereinstimmt. Methodisch orientiert sich die Analyse am Ansatz von Fezzigna et al. (2025), die die räumliche Verteilung von EEA-Studien für Dürreereignisse untersucht haben und deren Analyseansatz in dieser Arbeit auf Flutereignisse übertragen wird. Hierfür werden globale Datensätze zu Flutereignissen, betroffenen Personen, Todesopfern, wirtschaftlichen Schäden und strukturellem Flutrisiko kombiniert. Räumliche Muster werden kartographisch visualisiert und mittels bivariater sowie multivariater statistischer Verfahren ausgewertet.

Die Ergebnisse zeigen deutliche räumliche Verzerrungen in der Verteilung der EEA-Studien. Es besteht ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Anzahl der Studien und den absoluten wirtschaftlichen Schäden sowie der Anzahl der Flutereignisse. Dies deutet auf eine zweistufige Selektionslogik hin: Während das Auftreten von Extremereignissen eine notwendige Voraussetzung für Attributionsstudien darstellt, scheint die Auswahl der tatsächlich untersuchten Ereignisse stärker durch die institutionelle Sichtbarkeit und statistische Erfassbarkeit ökonomischer Schäden geprägt zu sein.

Die Befunde weisen auf strukturelle Formen von Datenungerechtigkeit in der globalen Klimaforschung hin und legen nahe, dass die globale Attributionsforschung bestehende Datenungleichheiten teilweise reproduziert. Wenn Attributionsstudien künftig als Evidenzbasis für internationale Finanzierungsmechanismen im Rahmen von Loss & Damage herangezogen werden, besteht die Gefahr, dass bestehende Datenungleichheiten in politische Entscheidungsprozesse und Ressourcenverteilungen übertragen werden. Die Arbeit leistet damit einen Beitrag zur kritischen Reflexion datenbasierter Wissensproduktion in der Klimaforschung und ihrer Implikationen für globale Klimagerechtigkeit.

Abstract

Extreme Event Attribution (EEA), a subfield of attribution science, examines to what extent anthropogenic climate change has influenced the probability or intensity of individual extreme events. Both scientific and policy debates increasingly include discussions whether the results of EEA studies could serve as a basis for international financing mechanisms in the context of Loss and Damage. At the same time, initial studies suggest that the geographical distribution of EEA research does not primarily reflect actual climate risks but is strongly shaped by data availability and research resources.

Against this background, this thesis provides the first systematic analysis of the global spatial distribution of EEA studies on flood events. The aim is to assess the extent to which the distribution of these studies corresponds to the spatial distribution of flood events, their impacts, and structural risk factors. The analysis builds on the methodological approach developed by Fezzigna et al. (2025), who examined the spatial distribution of EEA studies for drought events, and applies this analytical framework to flood events. For this purpose, global datasets on flood events, affected people, fatalities, economic damages, and structural flood risk are combined. Spatial patterns are visualized cartographically and analysed using bivariate and multivariate statistical methods.

The results reveal pronounced spatial biases in the distribution of EEA studies. There is a significant correlation between the number of studies and both absolute economic damages and the number of flood events. These findings suggest a two-stage selection logic: while the occurrence of extreme events constitutes a necessary condition for conducting attribution studies, the selection of events that are actually analysed appears to be more strongly shaped by the institutional visibility and statistical documentation of economic damages.

The findings point to structural forms of data injustice in global climate research and suggest that attribution science partly reproduces existing data inequalities. If attribution studies are increasingly used as an evidence base for international financing mechanisms under Loss and Damage, there is a risk that existing data inequalities may be translated into political decision-making processes and the allocation of financial resources. The thesis therefore contributes to a critical reflection on data-driven knowledge production in climate research and its implications for global climate justice.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung	1
1.1 Relevanz für die Internationale Entwicklung	2
1.2 Fragestellung und Zielsetzung	3
1.3 Aufbau der Arbeit	4
2 Theorie	4
2.1 Big Data und seine Bedeutung für die Internationale Entwicklung	4
2.1.1 Big Data im Kontext Klimawandel	5
2.1.2 Big Data, Internationale Entwicklung und erste Problemhinweise	6
2.2 Datengerechtigkeit in der Internationalen Entwicklung	6
2.2.1 Mainstream-Perspektiven der Datengerechtigkeit und der strukturelle Ansatz nach Heeks & Renken (2018)	7
2.2.1.1 Instrumentelle, prozedurale und distributive Datengerechtigkeit	7
2.2.1.2 Kritik an den Mainstream-Perspektiven	8
2.2.1.3 Strukturelle Datengerechtigkeit: alternative Konzeptualisierungen	9
2.2.2 Ein empirisch fundiertes Modell der strukturellen Datengerechtigkeit nach Heeks (2025)	10
2.2.2.1 Theoretische Grundlagen und strukturelle Machtkonzeption	10
2.2.2.2 Erweiterung des Grundmodells: Utility, Datafication und Dynamik	11
2.2.2.3 Struktur, Kontrolle und Datengerechtigkeit entlang der Informationswertschöpfungskette	13
2.2.3 Auswahl der Dimensionen von Datengerechtigkeit und Relevanz für diese Arbeit	15
2.3 Klimagerechtigkeit, globale Machtverhältnisse und Klimafinanzierung	17
2.3.1 Klimagerechtigkeit allgemein	17
2.3.2 Klimagerechtigkeit im Kontext globaler Ungleichheit und Klimafinanzierung	18
2.4 Verbindung von Datengerechtigkeit, Klimagerechtigkeit und Loss & Damage	19
2.4.1 Loss & Damage und Klimafinanzierung als Anwendungsfeld globaler Gerechtigkeitsfragen	19
2.4.2 Rolle von Daten und Attributionswissenschaft im Kontext des FRLD	20
2.4.3 Synthese: Implikationen für Analyse und Forschung	20
3 Forschungsstand & Kontext	21
3.1 Loss & Damage als politischer Kontext	21
3.1.1 Definitionsversuche und begriffliche Unschärfe	22
3.1.2 Institutionalisierung und offene Umsetzungsfragen von L&D	24
3.2 Entstehung und Entwicklung der Attributionswissenschaft	25
3.2.1 Extreme Event Attribution	26
3.2.2 Weiterentwicklung der Attributionswissenschaft	28
3.3 Kritische Diskussion bisheriger Literatur zur Repräsentation im Globalen Süden	29

3.3.1 Datenverfügbarkeit im Globalen Süden	29
3.3.2 Konsequenzen struktureller Datenungleichheit für die Attributionswissenschaft ...	30
3.4 Flutereignisse in der Attributionsforschung: Relevanz, Herausforderungen und Forschungslücke.....	32
3.4.1 Physikalische Grundlagen	32
3.4.2 Methodische Herausforderungen bei der Attribution von Flutereignissen.....	33
3.4.3 Beobachtete Veränderungen bei Starkniederschlägen und Implikationen für Flutrisiken.....	34
3.4.4 Quantifizierung der Datenverzerrung und Forschungslücke	35
4 Methodisches Vorgehen	36
4.1 Methodische Orientierung an Fezzigna et al. (2025)	37
4.2 Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit	38
4.3 Datengrundlagen	39
4.3.1 EEA-Studien.....	39
4.3.1.1 CarbonBrief.....	39
4.3.1.2 World Weather Attribution	39
4.3.1.3 Endgültige Auswahl.....	40
4.3.2 Flutereignisse (EM-DAT)	40
4.3.3 Ökonomische und humanitäre Auswirkungen sowie strukturelles Flutrisiko	41
4.3.3.1 Berichtete ökonomische Schäden durch Flutereignisse	41
4.3.3.2 Bruttoinlandsprodukt als Kontextvariable	42
4.3.3.3 Humanitäre Auswirkungen durch Flutereignisse.....	42
4.3.3.3.1 Gesamtzahl der Betroffenen.....	42
4.3.3.3.2 Gesamtzahl der Todesopfer	43
4.3.3.4 Strukturelles Risiko gegenüber Flutereignissen.....	43
4.4 Auswahl und Operationalisierung der Indikatoren	44
4.4.1 Vergleich mit den Indikatoren von Fezzigna et al. (2025).....	44
4.4.2 Ausgewählte Indikatoren für Flutereignisse.....	45
4.4.3 Methodische Reflexion und Einschränkungen der Indikatorauswahl.....	46
4.5 Geostatistische Verfahren und statistische Analysen	47
4.5.1 Geostatistisches Verfahren	47
4.5.1.1 Python.....	47
4.5.1.2 Equal Earth-Projektion	48
4.5.2 Statistische Analysen.....	48
4.5.2.1 Pearson-Korrelation	49
4.5.2.2 Multiple lineare Regression	49
4.5.2.3 Spearman-Rangkorrelation	50
4.5.2.4 Partielle Korrelation.....	50

4.6 Methodische Limitationen	50
4.6.1 Limitationen der Datengrundlagen.....	51
4.6.2 Aggregation, Vergleichbarkeit und konzeptionelle Grenzen	52
4.7 Einsatz unterstützender KI-gestützter Werkzeuge.....	52
5 Ergebnisse	53
5.1 Räumliche Verteilung von EEA-Studien und flutbezogenen Indikatoren.....	53
5.1.1 EEA-Studien und Anzahl der Flutereignisse	54
5.1.2 EEA-Studien und berichtete absolute wirtschaftliche Schäden	55
5.1.3 EEA-Studien und relative wirtschaftliche Schäden (berichtete Schäden/BIP)	56
5.1.4 EEA-Studien und strukturelles Flutrisiko.....	57
5.1.5 EEA-Studien und Gesamtzahl der Betroffenen.....	58
5.2 Quantitative Analyse der Zusammenhänge zwischen EEA-Studien und Flutindikatoren	59
5.2.1 Deskriptiver Überblick der Daten	59
5.2.2 Bivariate Zusammenhänge (Pearson-Korrelationen)	60
5.2.3 Multiple lineare Regression	61
5.2.4 Robustheits- und Zusatzanalysen.....	63
5.2.4.1 Spearman-Rangkorrelationen	63
5.2.4.2 Partielle Korrelationen.....	64
6 Diskussion.....	66
6.1 Was bestimmt, wo EEA-Forschung stattfindet?.....	66
6.2 Nicht-Zusammenhänge und blinde Flecken der EEA-Forschung	68
6.3 Todesopfer als Indikator extremer humanitärer Auswirkungen	70
6.4 Empirischer Vergleich mit Fezzigna et al. (2025).....	72
6.5 Datengerechtigkeit als übergreifender Interpretationsrahmen	74
6.5.1 Strukturelle Datengerechtigkeit als Rahmen zur Erklärung räumlicher Konzentration	74
6.5.2 Ungleichheiten entlang der Informationswertschöpfungskette	75
6.5.3 Epistemische Kontrolle und die Unsichtbarkeit vulnerabler Betroffenheit	75
6.5.4 Attributionswissenschaft als Teil datenbasierter Machtverhältnisse	76
6.5.5 Klimagerechtigkeit als ergänzender normativer Bewertungsrahmen.....	77
6.6 Limitationen der Arbeit	78
6.6.1 Aggregationsebene und Generalisierbarkeit	78
6.6.2 Datenverfügbarkeit und indikatorspezifische Verzerrungen	78
6.6.3 Ereignistyp und methodische Grenzen der Attributionsforschung	79
6.6.4 Limitationen als Teil des Untersuchungsgegenstands.....	80
7 Schlussfolgerungen und Ausblick	81
7.1 Beantwortung der Forschungsfragen	81

7.1.1 Inwiefern stimmt die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung der erfassten Flutereignisse überein?	81
7.1.2 Welche Indikatoren hängen am stärksten mit der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zusammen?	81
7.1.3 Welche Dimensionen von Flutbetroffenheit bleiben in der räumlichen Verteilung von EEA-Studien systematisch unsichtbar?	82
7.2 Bedeutung der Ergebnisse für Loss & Damage.....	83
7.3 Ausblick und weitere Forschung.....	84
8 Literaturverzeichnis	87
9 Abbildungsverzeichnis	95
10 Tabellenverzeichnis	96
11 Anhang.....	97

1 Einleitung

Der anthropogene Klimawandel führt nachweislich zu einer Zunahme in Intensität und Häufigkeit bestimmter Extremwetterereignisse und verstärkt damit verbundene Verluste und Schäden¹ weltweit (IPCC, 2023). Der Sechste Sachstandsbericht des *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC) stellt mit hoher Sicherheit fest, dass der menschliche Einfluss insbesondere Hitzewellen und Starkniederschläge intensiviert hat und dass klimabedingte Extremereignisse bereits heute substanzielle wirtschaftliche und nicht-ökonomische Verluste und Schäden verursachen (IPCC, 2023). Vor diesem Hintergrund gewinnen Fragen der Finanzierung klimabedingter Verluste und Schäden zunehmend an politischer Bedeutung, was sich unter anderem in der internationalen Klimafinanzierung und der Einrichtung eines Loss & Damage Fund im Rahmen der 27. *Conference of the Parties* (COP) widerspiegelt (Kamboh et al., 2024; Wynn, 2023).

Der *Fund for Responding to Loss and Damage* (FRLD) stellt erstmals einen institutionellen Mechanismus dar, der Länder bei der Bewältigung klimabedingter Verluste und Schäden finanziell unterstützen soll. Bislang fehlt jedoch ein klar definierter Maßstab, anhand dessen die konkrete Ausgestaltung von Bewertungs- und Finanzierungsmechanismen erfolgen kann (Coumou et al., 2024).

In der Literatur wird daher zunehmend argumentiert, dass die Attributionswissenschaft eine mögliche evidenzbasierte Grundlage für solche Bewertungen bieten könnte (Coumou et al., 2024; Mora et al., 2025; Noy et al., 2023). Sie vergleicht die gegenwärtige Welt mit einer kontrafaktischen Welt ohne anthropogenen Klimawandel, indem Klimamodelle Szenarien mit und ohne menschliche Treibhausgasemissionen simulieren. Auf diese Weise lässt sich quantifizieren, inwiefern menschliche Aktivitäten die Wahrscheinlichkeit oder Intensität klimatischer Veränderungen beeinflussen. Ein Teilbereich dieser Forschung ist die *Extreme Event Attribution* (EEA), die einzelne Extremwetterereignisse untersucht (Burger et al., 2020).

Für die Durchführung von Attributionsstudien sind qualitativ hochwertige, langfristige und räumlich deckende meteorologische und klimatologische Messdaten notwendig, die besonders für Länder des Globalen Südens² oft nicht vorhanden sind (Otto, 2023b; Zhan et

¹ Die Diskussionen über Loss and Damage sind stark durch das Fehlen einer einheitlichen Definition geprägt und der Begriff wird häufig unscharf verwendet. Um die doppelte Bedeutung – einerseits die konkreten Folgen des Klimawandels, andererseits die politische Dimension – klarer hervorzuheben, schlagen Mechler et al. (2019) folgende Unterscheidung vor: Die Pluralform in Kleinbuchstaben (*losses and damages*) bezieht sich auf die tatsächlichen Auswirkungen des Klimawandels, während die Singularform in Großbuchstaben (*Loss & Damage*, kurz L&D) für die politische Debatte verwendet wird. Diese Arbeit folgt dieser Unterscheidung: Für die realen Auswirkungen wird der deutsche Begriff *Verluste und Schäden* verwendet, während *Loss & Damage* bzw. *L&D* die politische Debatte bezeichnet.

² Die Begriffe „Globaler Süden“ und „Globaler Norden“ werden in dieser Arbeit als analytische Kategorien verstanden; eine konzeptionelle Einordnung erfolgt am Ende des Kapitels 3.2.2

al., 2023). Die unzureichende Verfügbarkeit und Qualität der Daten führt dazu, dass es zu einem Übergewicht von Attributionsstudien über Ereignisse in Ländern mit qualitativ hochwertigen Messdaten und ausgebauten Messnetzen und somit zu einer geografischen Verzerrung zugunsten von Ländern in Europa und Nordamerika kommt (Clarke et al., 2022; Otto, 2023a; Otto et al., 2020; Van Oldenborgh et al., 2021).

Bestehende Datenungleichheiten gerade in einkommensschwachen und vulnerablen Regionen können demnach bei Verwendung der Attributionswissenschaft als Evidenzbasis für Loss & Damage die faire Umsetzung des FRLD erschweren (Mora et al., 2025).

Während die bisherige Forschung also zeigt, dass eine ungleiche Verteilung der Datenverfügbarkeit die globale Forschung verzerren kann, fehlte es bisher an einer systematischen Quantifizierung dieses Zusammenhangs. Diese Lücke schließen Fezzigna et al. (2025), die erstmals empirisch untersuchen, in welchem Ausmaß die räumliche Verteilung von EEA-Studien selbst durch diese Ungleichheiten geprägt ist. Anhand einer globalen Analyse von Dürreereignissen vergleichen sie die geografische Verteilung von EEA-Studien mit den Orten, an denen Dürren erfasst werden, sowie mit Indikatoren, die Dürre- und -auswirkungen abbilden. Ihre Ergebnisse zeigen, dass sich die räumliche Verteilung der Studien stärker an Datenverfügbarkeit und ökonomischer Schadenshöhe als an realer Verwundbarkeit orientiert. Sie interpretieren das als Ausdruck von Datenungerechtigkeit, bei der wissenschaftliche Erkenntnisproduktion dem Pfad verfügbarer Ressourcen folgt und nicht den tatsächlichen Klimarisiken (Fezzigna et al., 2025).

Eine systematische Analyse dieses Musters für weitere Extremereignisse fehlt bisher. Da auch Flutereignisse infolge des Klimawandels in vielen Regionen an Intensität und Häufigkeit zunehmen (Alifu et al., 2022) und zugleich zu den folgenschwersten Naturphänomenen mit erheblichen wirtschaftlichen sowie nicht-ökonomischen Verlusten und Schäden zählen (Clarke et al., 2022; Doocy et al., 2013; Harrison et al., 2025), stellt sich die Frage, ob sich die von Fezzigna et al. (2025) identifizierten Muster räumlicher Verzerrung auch für diesen Ereignistyp nachweisen lassen.

1.1 Relevanz für die Internationale Entwicklung

Das Thema dieser Masterarbeit ist für die Internationale Entwicklung von hoher Relevanz, da es globale Ungleichheiten, strukturelle Machtverhältnisse und die Frage nach der Sichtbarkeit von Wissen in der globalen Klimaforschung thematisiert. Die vorliegende Arbeit untersucht, wie datenbasierte wissenschaftliche Aufmerksamkeit im Bereich der Attributionswissenschaft räumlich verteilt ist und ob sie dort stattfindet, wo klimabedingte Flutereignisse und ihre Auswirkungen besonders stark auftreten.

Da Attributionsstudien zunehmend als potenzielle Grundlage für internationale Finanzierungsmechanismen im Rahmen von Loss & Damage diskutiert werden, berührt die Analyse zentrale Fragen globaler Gerechtigkeit, Ressourcenverteilung und politischer Entscheidungsprozesse. Sind datenreiche, aber weniger betroffene Regionen überrepräsentiert, besteht die Gefahr, dass finanzielle Mittel sowie politische Aufmerksamkeit nicht dort ankommen, wo die tatsächliche Betroffenheit am größten ist.

Die Arbeit leistet damit einen Beitrag zur Debatte um gerechte Klimafinanzierung, Machtverhältnisse in der globalen Wissensproduktion und zur kritischen Reflexion entwicklungspolitischer Prioritäten.

1.2 Fragestellung und Zielsetzung

Aufbauend auf der Arbeit von Fezzigna et al. (2025) untersucht diese Arbeit, ob und inwiefern EEA-Studien zu Fluten geografisch mit tatsächlichen Flutereignissen und damit zusammenhängenden Auswirkungen übereinstimmen. Das Ziel der Arbeit ist es, die globale räumliche Verteilung von EEA-Studien mit den erfassten Flutereignissen und ausgewählten Indikatoren, die verschiedene Dimensionen von Flutbetroffenheit und -auswirkungen widerspiegeln, zu vergleichen.

Die zugrundeliegende Forschungsfrage lautet:

Inwiefern stimmt die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung erfasster Flutereignisse im Zeitraum 2010–2025 überein und durch welche Dimensionen von Flutbetroffenheit lässt sich diese Verteilung erklären?

Die folgenden daraus abgeleiteten Unterfragen sollen beantwortet werden:

1. Inwiefern stimmt die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung der erfassten Flutereignisse überein?
2. Welche Indikatoren hängen am stärksten mit der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zusammen?
3. Welche Dimensionen von Flutbetroffenheit bleiben in der räumlichen Verteilung von EEA-Studien systematisch unsichtbar?

Die Arbeit schließt damit eine bestehende Forschungslücke, indem sie erstmals eine systematische quantitative Analyse der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen vornimmt. Zugleich leistet sie einen Beitrag zur Debatte um Datenverfügbarkeit und strukturelle Ungleichheiten in der globalen Klimaforschung. Auf dieser Grundlage werden die Ergebnisse im Hinblick auf die Rolle von EEA als wissenschaftliche Grundlage für internationale Finanzierungsentscheidungen im Kontext von Loss & Damage eingeordnet.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die Arbeit ist wie folgt aufgebaut: Nach der Einleitung werden in Kapitel 2 die theoretischen Grundlagen erarbeitet. Das Konzept der Datengerechtigkeit wird eingeführt und durch das Konzept der Klimagerechtigkeit als normative Perspektive ergänzt.

Kapitel 3 ordnet die Arbeit in den bestehenden Forschungsstand ein. Es werden die politische Entwicklung von Loss & Damage, die Entstehung der Attributionswissenschaft sowie bestehende Diskussionen zu globalen Datenungleichheiten in der Attributionswissenschaft aufgearbeitet.

Kapitel 4 erläutert das methodische Vorgehen der empirischen Analyse. Die Datengrundlagen, die Operationalisierung der verwendeten Indikatoren sowie die verwendeten statistischen Verfahren werden beschrieben.

Kapitel 5 präsentiert die Ergebnisse der Analyse. Zunächst werden räumliche Muster visuell mithilfe von Karten dargestellt, anschließend werden die statistischen Befunde präsentiert.

Kapitel 6 diskutiert die empirischen Ergebnisse vor dem Hintergrund des theoretischen Rahmens. Dabei wird analysiert, welche Dimensionen von Flutbetroffenheit die räumliche Verteilung von EEA-Studien prägen, welche systematisch unterrepräsentiert bleiben und wie sich diese Muster im Sinne struktureller Datenungleichheit einordnen lassen.

Kapitel 7 beantwortet die Forschungsfragen und skizziert weiterführende Forschungsbedarfe sowie Implikationen für Klimaforschung und Klimapolitik.

2 Theorie

Dieses Kapitel entwickelt den theoretischen Rahmen der Arbeit. Zunächst wird das Konzept von Big Data im Kontext Internationaler Entwicklung und Klimawandel eingeordnet. Darauf aufbauend werden Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit als analytische und normative Perspektiven eingeführt, die den Rahmen für die spätere empirische Analyse der räumlichen Verteilung von EEA-Studien bilden.

2.1 Big Data und seine Bedeutung für die Internationale Entwicklung

Big Data ist ein Begriff, der in den letzten Jahren zunehmend an Bedeutung gewonnen hat. Darunter wird allgemein das Sammeln, Verarbeiten, Analysieren und Visualisieren von sehr großen Datensätzen verstanden (Emmanuel & Stanier, 2016). Eine eindeutige Definition von Big Data ist jedoch umstritten (De Mauro et al., 2015; Emmanuel & Stanier, 2016). Am weitesten verbreitet ist die Beschreibung von Big Data anhand des Modells der „3 V's“, das auf Laney (2001) zurückgeht: Datenvolumen (*Volume*), -geschwindigkeit (*Velocity*) und -vielfalt

(*Variety*). Damit gemeint ist die große Menge an Daten, die hohe Geschwindigkeit ihrer Entstehung und Verarbeitung und deren unterschiedliche Formate. Dieses Modell wurde immer wieder erweitert und weitere V's wie Wert (*Value*) oder Verlässlichkeit (*Veracity*) können als Merkmale von Big Data verstanden werden (Ishwarappa & Anuradha, 2015). In dieser Arbeit wird jedoch auf De Mauro et al. (2015) zurückgegriffen, die eine einheitliche Definition von Big Data erarbeiteten: „*Big Data represents the Information assets characterized by such a High Volume, Velocity and Variety to require specific Technology and Analytical Methods for its transformation into Value.*“ (De Mauro et al., 2015, S. 103).

2.1.1 Big Data im Kontext Klimawandel

Hassani et al. (2019) beschäftigen sich mit dem Bereich Big Data im Kontext des Klimawandels. Der Nutzen von Big Data ist dabei besonders groß für die folgenden vier Bereiche: Beobachtung und Monitoring, Verständnis, Vorhersage und Optimierung. Beobachtung und Monitoring ist ausschlaggebend dafür, ein Verständnis für die Wechselwirkungen oder Veränderungen aufgrund der globalen Erderwärmung innerhalb des Klimasystems zu entwickeln und zu erkennen. Eine zentrale Rolle nimmt Big Data auch für Vorhersagen und Prognosen ein, konkret für Wetterprognosen sowie die Überwachung und Frühwarnung von Naturkatastrophen. Präzise Vorhersagen sind dabei eine wichtige Grundlage für eine angemessene adaptive Politikgestaltung im Hinblick auf den Klimawandel (Hassani et al., 2019).

Da der Klimawandel auch zu Anstiegen von Extremwetterereignissen und Naturkatastrophen führt (Van Aalst, 2006), spielen Big Data-Anwendungen daher eine wichtige Rolle in der Vorhersage und der Bewertung von Naturkatastrophen und Extremereignissen, um das Risiko und die Verwundbarkeit möglichst zu minimieren. Datenintensive Forschung gewinnt also zunehmend an Bedeutung, dennoch identifizieren Hassani et al. (2019) Einschränkungen, wie fehlende Datenressourcen und Forschungsförderung sowie strukturelle Herausforderungen von Big Data wie die Uniformität und Unsicherheit von Klimadaten.

Auch die Erdbeobachtungstechnologie ist ein zentraler Bereich der Big Data-Anwendungen in der Klimawandelforschung, wie Guo et al. (2015) betonen. Die Aufzeichnung von relevanten Parametern durch Satelliten- oder Flugzeugdaten, aber auch in-situ Messungen in Bodenstationen stellen umfangreiche multidimensionale Datensätze bereit. Da die Forschung für Analysen und Modellierungen des Erdsystems sowohl aktuelle als auch historische Daten benötigt, unterstreichen die Autoren die Notwendigkeit, Big Data aus Erdbeobachtung konsequent zu nutzen. Die daraus gewonnenen Informationen und ihre Analyse sind für die Wissenschaft, das Verständnis globaler Klimaveränderungen sowie für politische Entscheidungen von großer Bedeutung. Gleichzeitig weisen Guo et al. (2015) jedoch ähnlich wie Hassani et al. (2019) darauf hin, dass Big Data-Anwendungen zwar wertvolle Daten für

die globale Klimaforschung liefern, es dennoch zu beachtende Einschränkungen gibt. Sie nennen dabei vor allem fehlende Datensicherheit und -kontinuität, Unsicherheiten durch heterogene Quellen mit unterschiedlichen räumlich-zeitlichen Eigenschaften sowie Defizite in Datenvalidierung und -analyse (Guo et al., 2015).

2.1.2 Big Data, Internationale Entwicklung und erste Problemhinweise

Big Data bildet nicht nur für die Klimaforschung eine zentrale Grundlage (Guo et al., 2015; Hassani et al., 2019), sondern spielt auch im Feld der Internationalen Entwicklung eine zunehmend wichtige Rolle (Hilbert, 2013; Letouzé, 2012; Sengupta et al., 2017; Taylor & Schroeder, 2015). Die daraus entstehende immer umfassendere Datengrundlage ermöglicht neue Erkenntnisse über den Klimawandel, gleichzeitig entstehen durch die Nutzung von Daten auch Risiken. So können bestehende Ungleichheiten verstärkt oder neue Abhängigkeiten geschaffen werden. Insbesondere Fragen nach Machtverhältnissen – also danach, wer Daten erhebt, wer Zugang dazu hat und wer von ihrer Nutzung profitiert – werden im Kontext Internationaler Entwicklung häufig noch ausgeblendet. An dieser Stelle wird das Konzept von Datengerechtigkeit³ relevant. Es stellt die Frage nach Fairness in Datensystemen ins Zentrum: Wie werden Menschen durch die von ihnen erzeugten digitalen Daten sichtbar gemacht, repräsentiert und behandelt (Taylor, 2017)? Heeks & Renken (2018) sowie Heeks (2025) greifen diese Perspektive im Bereich der Internationalen Entwicklung auf und entwickeln ein Modell struktureller Datengerechtigkeit, das unterschiedliche Dimensionen von Gerechtigkeit berücksichtigt.

Das Konzept der Datengerechtigkeit bildet die theoretische Grundlage dieser Arbeit und wird im Folgenden vorgestellt.

2.2 Datengerechtigkeit in der Internationalen Entwicklung

Einen der ersten systematischen Versuche, Datengerechtigkeit in den Kontext der Internationalen Entwicklung zu stellen, unternehmen Heeks & Renken (2018). Ihr Beitrag legt die konzeptionellen Grundlagen für eine theoriegeleitete Perspektive auf Datengerechtigkeit beziehungsweise Datenungerechtigkeit im globalen Kontext und schlägt ein Modell struktureller Datengerechtigkeit vor. Dieses Modell blieb jedoch zunächst auf der Ebene theoretischer Überlegungen ohne empirisch nachgewiesene Gültigkeit (Heeks, 2025, S. 256). Diese Forschungslücke adressiert Heeks (2025) durch eine Reihe von Feldstudien, auf deren Basis das zuvor konzeptionelle Modell weiterentwickelt und empirisch untermauert wurde. Das Ergebnis ist demnach ein empirisch fundiertes Modell struktureller Datengerechtigkeit, das sowohl analytische als auch normative Anwendungsmöglichkeiten im Kontext der

³ Der Begriff Data Justice wird für diese Arbeit im Deutschen als Datengerechtigkeit übersetzt. Im weiteren Verlauf wird der Begriff sowohl im Deutschen als auch im Englischen verwendet.

Internationalen Entwicklung bietet. Im Folgenden werden zunächst zentrale Erkenntnisse aus Heeks & Renken (2018) zusammengefasst, da sie das theoretische Fundament für die Modellbildung bei Heeks (2025) bilden, siehe dazu auch Abbildung 1. Anschließend wird das weiterentwickelte Modell vorgestellt und sowohl dessen Entstehungskontext als auch die einzelnen strukturellen Komponenten erläutert.

2.2.1 Mainstream-Perspektiven der Datengerechtigkeit und der strukturelle Ansatz nach Heeks & Renken (2018)

Heeks & Renken (2018) positionieren ihre Arbeit an der Schnittstelle zweier zentraler Trends im Bereich der Internationalen Entwicklung: dem wachsenden Stellenwert von Gerechtigkeitsfragen sowie der zunehmenden Bedeutung von Daten. Ausgehend von der Annahme, dass Gerechtigkeit als fundamentales Prinzip von Entwicklung gilt, plädieren sie dafür, die spezifischen Implikationen von Gerechtigkeit für den zunehmend datenintensiven Bereich der Internationalen Entwicklung eingehend zu untersuchen und zu analysieren (Heeks & Renken, 2018, S. 90–91).

Die Existenz von Datenungerechtigkeit im entwicklungspolitischen Kontext begründet laut den Autoren die Notwendigkeit, Datengerechtigkeit als zentrales Anliegen der Internationalen Entwicklung zu begreifen und zu fördern. Sie schlagen dabei vor, Datenungerechtigkeit über verschiedene „Framings“ zu analysieren – also über unterschiedliche Deutungsmuster, wie Daten, Datenprozesse und Datensysteme in der Internationalen Entwicklung erzeugt, genutzt und interpretiert werden.

Ausgehend von diesen Framings lassen sich verschiedene Perspektiven auf Datenungerechtigkeit erkennen, die auf verschiedenen konzeptuellen Grundlagen von Gerechtigkeit beruhen. Drei Gerechtigkeitskonzepte für datenintensive Prozesse werden dabei von Heeks & Renken (2018) als „Mainstream-Perspektiven“ auf Gerechtigkeit im entwicklungspolitischen Kontext herausgearbeitet: instrumentelle Gerechtigkeit, prozedurale Gerechtigkeit sowie distributive bzw. rechtbasierte Gerechtigkeit. Konzeptionell greifen diese Perspektiven auf die Arbeit von Johnson (2016) zurück, der sie ursprünglich im Kontext von Datenschutz entwickelt hat. Heeks & Renken (2018) übertragen diese Konzepte auf datenintensive Prozesse in der Internationalen Entwicklung. Normativ lassen sich die drei Perspektiven in liberalen Gerechtigkeitstheorien verorten, wie sie etwa bei Amartya Sen oder Nancy Fraser angelegt sind, wobei der Fokus dieser Perspektiven auf formalen Rechten, fairen Verfahren und gerechten Ergebnissen datenbasierter Prozesse liegt.

2.2.1.1 *Instrumentelle, prozedurale und distributive Datengerechtigkeit*

Eine instrumentelle Perspektive auf Datengerechtigkeit nach Johnson (2016) bezieht sich vor allem auf den Bereich der Privatsphäre im Datenschutz – diese sei notwendig, um die

Voraussetzungen für Ungerechtigkeit gar nicht erst entstehen zu lassen und damit jenen die Grundlage zu entziehen, die Daten auf ungerechte Weise nutzen oder einsetzen würden (Johnson, 2016). Im Mittelpunkt steht somit die Frage einer fairen Nutzung von Daten. Im entwicklungspolitischen Kontext wird die instrumentelle Perspektive dahingehend interpretiert, dass weniger der Besitz von Daten in Ländern des Globalen Südens oder in entwicklungspolitischen Projekten im Vordergrund steht, sondern vielmehr die Frage, ob die Auswirkungen und Ergebnisse der Datennutzung als gerecht oder ungerecht zu bewerten sind (Heeks & Renken, 2018, S. 92).

Eine prozedurale Perspektive auf Datengerechtigkeit bestimmt den fairen Umgang mit Daten und lässt sich in zwei Dimensionen unterteilen: einerseits den fairen Umfang datenbezogener Prozesse und andererseits die Fairness von Datenprozessen selbst (Heeks & Renken, 2018, S. 92–93). Letztere kann anhand von Kriterien wie Kontrolle über den Prozess, Konsistenz und Richtigkeit der Prozesse sowie der verwendeten Daten oder der Möglichkeit zur Korrektur von Fehlern beurteilt werden (Heeks & Renken, 2018, S. 93).

Der Umfang datenbezogener Prozesse umfasst sowohl „upstream“-Komponenten (Prozesse der Datenerhebung und -verarbeitung) als auch „downstream“-Komponenten (die Nutzung von Daten als Information) und bezieht sich damit auf alle Phasen der Informationswertschöpfungskette: von der Erfassung, Eingabe, Verarbeitung, Speicherung und Ausgabe von Daten („upstream“-Komponenten) bis hin zu Entscheidungsfindung und Handlungssetzung („downstream“-Komponenten) (Heeks & Renken, 2018, S. 92).

Eine distributive Perspektive auf Datengerechtigkeit meint die gerechte Verteilung von Daten. Heeks & Renken (2018) interpretieren diese einerseits als ressourcenorientierte Verteilungsgerechtigkeit, die analysiert, wer über welche Daten verfügt. Sie schlagen jedoch auch vor, distributive Datengerechtigkeit als rechtbasierte Gerechtigkeit zu verstehen, die Rechte auf Datenzugang, Datenschutz, Repräsentation und Einbeziehung in Datensysteme umfasst. Damit rückt nicht nur die Verteilung der Daten selbst in den Fokus, sondern auch die Verteilung der aus den Daten entstehenden Vorteile sowie die Frage, wie Informationen innerhalb von Datensätzen verteilt sind (Heeks & Renken, 2018, S. 94).

2.2.1.2 Kritik an den Mainstream-Perspektiven

Die vorherrschenden drei Mainstream-Perspektiven werden von Heeks & Renken (2018) dahingehend kritisiert, dass sie wesentliche Defizite aufweisen, die ihre Anwendung im Entwicklungskontext einschränken. Aus dieser Kritik heraus entwickeln sie einen alternativen Ansatz der strukturellen Datengerechtigkeit, der die zugrundeliegenden gesellschaftlichen Rahmenbedingungen stärker in den Blick nimmt.

Ihre Kritik umfasst vier wesentliche Punkte: Erstens fokussieren die Mainstream-Ansätze überwiegend auf eine Big Data-Perspektive, während Heeks & Renken einen „Small Data Justice“-Ansatz vorschlagen, der die konkreten Lebensrealitäten und Bedürfnisse von Datennutzer:innen, insbesondere im Globalen Süden, in den Mittelpunkt stellt. Dieser Ansatz verbindet distributive, instrumentelle und prozedurale Aspekte, indem er sowohl die Relevanz der benötigten Daten als auch deren Nutzung und die Gestaltung von Datensystemen berücksichtigt. Zweitens kritisieren sie die fehlende Berücksichtigung von Nachhaltigkeit, obwohl langfristige ökologische und soziale Folgen der Datennutzung, etwa der CO₂-Fußabdruck von Datensystemen, für eine umfassende Gerechtigkeitsdebatte zentral sind. Drittens verweisen sie unter Bezug auf den Fähigkeitsansatz von Amartya Sen (1999) darauf, dass individuelle Handlungsmöglichkeiten in den Mainstream-Ansätzen weitgehend ausgeblendet bleiben, sodass formaler Zugang zu Gerechtigkeit häufig durch fehlende finanzielle, technische oder personelle Ressourcen eingeschränkt ist. Und viertens bemängeln sie, dass soziale und strukturelle Bedingungen unzureichend berücksichtigt werden, obwohl diese maßgeblich bestimmen, wie Datenzugang, Datennutzung und Datenrechte, besonders im Globalen Süden, verteilt sind (Heeks & Renken, 2018, S. 95–96).

2.2.1.3 Strukturelle Datengerechtigkeit: alternative Konzeptualisierungen

Vor diesem Hintergrund argumentieren die Autoren, Datengerechtigkeit im entwicklungspolitischen Kontext ausgehend vom vierten Kritikpunkt als strukturelle Datengerechtigkeit zu verstehen. Darin werden institutionelle, relationale und wissensbezogene Voraussetzungen berücksichtigt, um reale gesellschaftliche Gerechtigkeit zu ermöglichen (Heeks & Renken, 2018, S. 95–96).

Sie analysieren drei unterschiedliche Konzeptualisierungen struktureller Datengerechtigkeit, die jeweils eigene, aber miteinander verknüpfbare Perspektiven für die Forschung zu Datengerechtigkeit und Internationaler Entwicklung eröffnen.

Das erste Konzept basiert auf den Arbeiten von Iris Marion Young, die mit ihrem *Social Connection Model* eine Netzwerkperspektive auf soziale Strukturen einnimmt. Individuen nehmen dabei bestimmte soziale Positionen ein, wobei Struktur aus den Beziehungen zwischen diesen Positionen entsteht und sich deren Merkmale wechselseitig prägen (Young, 2006). Besondere Bedeutung erhält dieser Ansatz durch die Integration von Handlungsfähigkeit, da Young Struktur nicht als statisches Gebilde, sondern als dynamischen Prozess begreift.

Während Youngs Ansatz die wechselseitige Durchdringung von Struktur und Handeln betont, rückt die zweite Konzeptualisierung – die kritische Perspektive – Macht- und Interessenskonflikte stärker in den Vordergrund. Sie orientiert sich an den *Critical Data Studies*

(Dalton et al., 2016), die davon ausgehen, dass Daten und Datensysteme Ergebnis politischer Auseinandersetzungen sind und stets bestimmte Interessen verkörpern (Silva, 2007). Macht wird dabei als Geflecht sozialer Strukturen verstanden, das Wissenssysteme, Institutionen, Beziehungen, Ressourcen und Datenpraktiken umfasst. So lassen sich etwa strukturelle Ungleichheiten des Kapitalismus oder der Regierungsführung in Ländern des Globalen Südens als Faktoren identifizieren, die sowohl den Zugang zu Daten als auch die Umsetzung von Datenrechten prägen.

Ergänzend hierzu verfolgt der dritte Ansatz, die fähigkeitsorientierte Perspektive (*Capabilities Approach*), eine normativ breiter angelegte Definition von Gerechtigkeit. Aufbauend auf Amartya Sen (1999) wird Gerechtigkeit als Erweiterung der Freiheiten von Individuen verstanden, das zu sein und zu tun, was sie im Leben wertschätzen. Um der häufig kritisierten Vernachlässigung sozialer Strukturen bei Sen zu begegnen, berücksichtigen Heeks & Renken hier explizit institutionelle Kontexte, Hierarchien und Machtverhältnisse, die die Verwirklichung datenbezogener Freiheiten fördern oder einschränken können. Die Stärke dieses Ansatzes liegt insbesondere darin, Ungleichheiten und deren Auswirkungen systematisch erfassen zu können (Heeks & Renken, 2018, S.96–99).

Das von Heeks & Renken (2018) entwickelte Modell struktureller Datengerechtigkeit verbleibt zunächst auf einer theoretischen Ebene und ist nicht empirisch validiert. Die Autoren betonen daher die Notwendigkeit einer Weiterentwicklung und empirischen Überprüfung für Entwicklungskontexte. Diese Forschungslücke wird in Heeks (2025) durch eine Reihe von Feldstudien adressiert, auf deren Basis das Modell empirisch fundiert weiterentwickelt wird. Das daraus hervorgehende Modell bietet sowohl analytische als auch normative Anwendungsmöglichkeiten im Kontext der Internationalen Entwicklung und bildet die theoretische Grundlage der vorliegenden Arbeit.

2.2.2 Ein empirisch fundiertes Modell der strukturellen Datengerechtigkeit nach Heeks (2025)

Aufbauend auf dem theoretischen Modell struktureller Datengerechtigkeit nach Heeks & Renken (2018) greift Heeks (2025) insbesondere die kritische Perspektive der *Critical Data Studies* auf und entwickelt diese zu einem empirisch fundierten Modell weiter. Ziel ist es, strukturelle Datengerechtigkeit nicht nur konzeptionell zu erfassen, sondern entlang konkreter Datenpraktiken und Machtverhältnisse empirisch analysierbar zu machen.

2.2.2.1 Theoretische Grundlagen und strukturelle Machtkonzeption

Die *Critical Data Studies* gehen davon aus, dass Daten und Datensysteme stets in Machtverhältnisse eingebettet sind. Soziale Struktur wird in diesem Kontext als eine Form von „Macht über“ verstanden, die sich in der Kontrolle über Ressourcen und Praktiken zeigt. Diese

Kontrolle ergibt sich aus institutionellen Rahmenbedingungen, der Position innerhalb struktureller Beziehungen sowie aus epistemischer Kontrolle über Wissenssysteme.

Das von Heeks (2025) in Abbildung 1 zugrunde gelegte Grundmodell definiert Struktur als Zusammenspiel von vier zentralen Elementen: (1) strukturelle Position innerhalb sozialer Beziehungen (*Structural Relations*), (2) Kontrolle über Ressourcen (*Resource Control*), (3) institutionelle Kontrolle (*Institutional Control*) und (4) epistemische Kontrolle über Wissenssysteme (*Knowledge Systems Control*). Diese Elemente beeinflussen unmittelbar die Informationswertschöpfungskette, also die Abfolge der Prozesse, durch die Daten erzeugt, verarbeitet, verteilt und genutzt werden. Zugleich werden sie selbst durch organisationale und umweltbezogene Rahmenbedingungen beeinflusst, wodurch sich wechselseitige Abhängigkeiten zwischen Strukturen, Datenpraktiken und den daraus resultierenden Ergebnissen ergeben.

Dieses Modell bildet die theoretische Grundlage für die empirisch fundierte Weiterentwicklung struktureller Datengerechtigkeit durch Heeks (2025), wie sie in Abbildung 2 dargestellt ist.

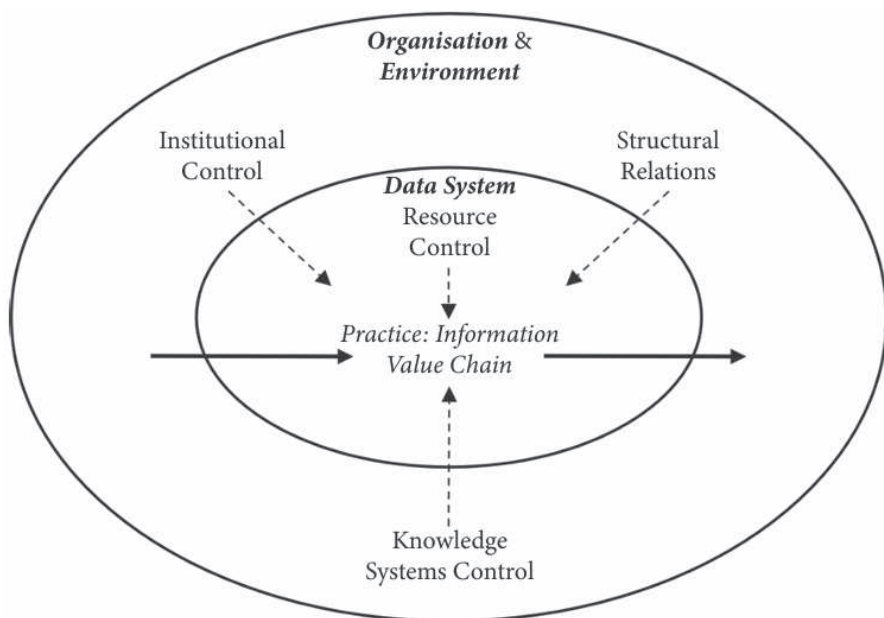


Abbildung 1: Grundmodell struktureller Datengerechtigkeit: Wechselwirkungen zwischen strukturellen Kontrollelementen und der Informationswertschöpfungskette (Heeks, 2025, S. 258).

2.2.2.2 Erweiterung des Grundmodells: Utility, Datafication und Dynamik

Heeks erweitert das Grundmodell zunächst um den Aspekt der *Utility*, verstanden als Zweckhaftigkeit, die extrinsische und intrinsische Interessen, Anreize und Motivationen von

Akteur:innen umfasst und deren Zielsetzungen sowie Handeln prägt. Diese Faktoren beeinflussen, welche Informationswertschöpfungsketten durch strukturelle Macht entstehen und wie Datenrechte, Datenpraktiken und Ergebnisse ausgestaltet werden. Zudem adressiert Heeks (2025) Schwächen des ursprünglichen Modells in Bezug auf die instrumentelle Dimension der Datengerechtigkeit (Ergebnisse der Datennutzung) sowie die distributive bzw. rechtbasierte Dimension (Recht auf Zugang zu Daten), indem entwicklungspolitische Ergebnisse explizit als Output der Informationswertschöpfungskette integriert werden. Ergänzend führt er Datenrechte als eigenständige Dimension ein, die die Wertschöpfungskette beeinflusst und mitprägt. Der Einfluss von Struktur auf die Datennutzung – und damit die prozedurale Dimension der Datengerechtigkeit – ist im Modell bereits umfassend berücksichtigt (Heeks, 2025, S. 257–260).

Struktur ist kein statisches Gebilde, sondern ein dynamischer Prozess, da sie selbst durch Datensysteme und Praktiken der Informationswertschöpfungskette beeinflusst wird. Es handelt sich somit um eine wechselseitige Interaktion. Heeks (2025) berücksichtigt dies in seinem überarbeiteten Konzept struktureller Datengerechtigkeit, indem er die Verbindung zwischen strukturellen Elementen und Datenpraktiken durch einen zweiseitigen Pfeil darstellt. Gleiches gilt für Datenrechte, die einerseits Datensysteme prägen, andererseits aber auch selbst von diesen beeinflusst werden. Zudem ersetzt er den Begriff *Knowledge Systems Control* durch *Epistemic Control*, um den Fokus stärker auf den epistemischen Aspekt zu legen, ohne den inhaltlichen Bezug zur Kontrolle über Wissenssysteme zu verändern (Heeks, 2025, S. 260–262).

Um die Fähigkeiten zur Datenfiktion – die Fähigkeit, Phänomene in Daten zu überführen, sowie zur Digitalisierung, die im Modell bislang nur unzureichend abgebildet sind, besser zu erfassen, unterscheidet Heeks (2025) zwischen den Funktionalitäten und Affordanzen von Datensystemen. Affordanzen definiert er als „die potenziellen Handlungen, die ein Individuum oder eine Organisation mit einem Zweck mit dem [...] System im Kontext der Umgebung, in der sie agieren, ausführen kann“ (Heeks, 2017, S. 13; Übers. v. Verf).

Aus den Kernmerkmalen von Big Data-Systemen – größeres Datenvolumen, höhere Geschwindigkeit und Vielfalt im Vergleich zu früheren Systemen – entstehen in Verbindung mit der zielgerichteten Nutzung durch Akteur:innen spezifische Affordanzen. Dazu zählen die bereits erwähnte Datenfiktion sowie die Digitalisierung, die sich auf die Durchdringung aller Phasen der Informationswertschöpfungskette mit digitalen Prozessen bezieht. Darauf aufbauend entsteht Generativität, verstanden als die Nutzung von Daten auf ursprünglich nicht intendierte Weise, etwa durch Wiederverwendung (Reprogrammierbarkeit) oder Neukombination (Rekombinierbarkeit). Affordanzen wirken dabei zugleich begrenzend und ermöglichend: Sie rahmen mögliche Praktiken ein, eröffnen diese jedoch auch und fungieren

im Modell als Filter zwischen *Utility* und tatsächlicher Datenpraxis. Heeks (2025) bildet diesen Zusammenhang in Abbildung 2 durch den Begriff *Datafication* als Repräsentation der Affordanzen von Datensystemen ab (Heeks, 2025, S. 262–264).

2.2.2.3 Struktur, Kontrolle und Datengerechtigkeit entlang der Informationswertschöpfungskette

Heeks (2025) entwickelt ein Modell struktureller Datengerechtigkeit, siehe Abbildung 2, in dem Datengerechtigkeit als Zusammenspiel von Einflussfaktoren und zentralen Kontrolldimensionen verstanden wird, die entlang der Informationswertschöpfungskette wirken. Zu den Einflussfaktoren zählen einerseits *Utility*, der wahrgenommene Nutzen von Daten (ökonomisch, politisch oder sozial), der beeinflusst, welche Daten priorisiert werden, sowie andererseits *Datafication*, verstanden als Prozesse, durch die soziale oder natürliche Phänomene in Daten übersetzt werden. Diese Faktoren sind in externe politische, technologische und ökonomische Rahmenbedingungen eingebettet.

Im Zentrum des Modells steht die Informationswertschöpfungskette, entlang derer Ungleichheiten in allen Phasen entstehen können – von der Erhebung über Verarbeitung, Speicherung und Analyse bis hin zur Nutzung von Daten und deren Auswirkungen auf politische Entscheidungen und Handlungen. Die Kontrolldimensionen von Datengerechtigkeit umfassen institutionelle Kontrolle, die den Einfluss von Institutionen auf Datenzugang, -nutzung und -interpretation beschreibt, Kontrolle über Ressourcen, die sich auf die Verfügbarkeit von Infrastruktur, finanziellen Mitteln und Kapazitäten bezieht, sowie epistemische Kontrolle über Wissenssysteme, die bestimmt, welches Wissen als relevant und wissenschaftlich anerkannt gilt. Ergänzend verweist die strukturelle Position innerhalb sozialer Beziehungen auf globale Macht- und Abhängigkeitsverhältnisse, etwa Nord-Süd-Dynamiken oder koloniale Kontinuitäten, die den Zugang zu Daten und deren Bedeutung prägen. Schließlich umfassen *Data Rights* Rechte auf Zugang, Nutzung, Schutz und Teilhabe an Daten.

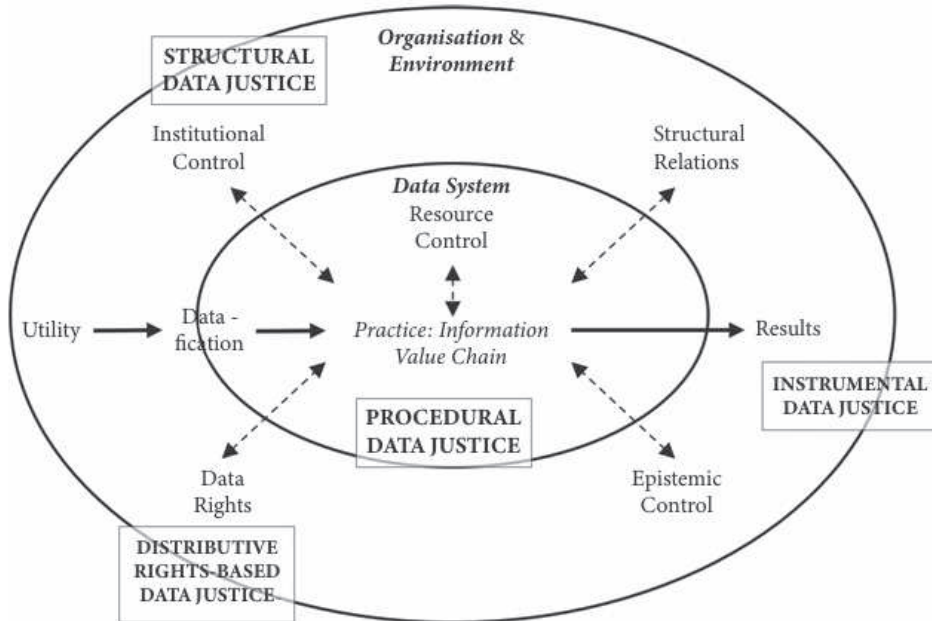


Abbildung 2: Überarbeitetes Modell struktureller Datengerechtigkeit mit Einbettung von Utility, Datafication und den Dimensionen von Datengerechtigkeit entlang der Informationswertschöpfungskette (Heeks, 2025, S. 265).

Die Art und Weise, wie diese Dimensionen zusammenspielen, bestimmt, ob Datennutzung zu mehr Gerechtigkeit beiträgt oder bestehende Ungleichheiten weiter verstärkt. Die zugrunde liegende Logik verdeutlicht, dass Ungleichheiten auf jeder Stufe der Informationswertschöpfung entstehen können und durch institutionelle, epistemische und strukturelle Machtverhältnisse verstärkt werden.

Innerhalb des Modells lassen sich zudem die prozedurale, distributive bzw. rechtebasierte, instrumentelle sowie die strukturelle Perspektive auf Datengerechtigkeit verorten, wobei Heeks (2025) betont, dass sie analytisch unterscheidbar, in der Praxis jedoch eng miteinander verflochten seien.

Das von Heeks (2025) überarbeitete Modell struktureller Datengerechtigkeit bietet eine theoretische Grundlage, um datenintensive Prozesse – etwa in der Klimawandelforschung oder der Attributionswissenschaft – sowie darin wirksame Ungleichheiten systematisch zu analysieren. Es integriert unterschiedliche Formen von Datengerechtigkeit in ein dynamisches Verständnis sozialer Strukturen, die durch Machtverhältnisse, institutionelle Rahmenbedingungen und technologische Affordanzen geprägt sind. Dadurch wird nachvollziehbar, wie strukturelle Macht und Datenpraktiken wechselseitig aufeinander wirken und bestehende Ungleichheiten verstärken oder verändern können.

2.2.3 Auswahl der Dimensionen von Datengerechtigkeit und Relevanz für diese Arbeit

Die Analyse datenintensiver Entwicklungsprozesse erfordert einen theoretischen Rahmen, der Fragen der Gerechtigkeit systematisch berücksichtigt. Hier bietet das Konzept der Datengerechtigkeit einen geeigneten Ansatz. Heeks & Renken (2018) unterscheiden vier Dimensionen von Datengerechtigkeit, die verdeutlichen, dass Datenpraktiken nicht nur technisch, sondern auch normativ und politisch zu verstehen sind.

Die Dimension der prozeduralen Datengerechtigkeit betrifft den fairen Umgang mit Daten, insbesondere die Abläufe der Datenerhebung, -verarbeitung und -nutzung. Sie fragt danach, wie Daten verarbeitet werden – ob Prozesse transparent, nachvollziehbar und partizipativ sind – und welche Schritte entlang der gesamten Informationswertschöpfungskette berücksichtigt werden. Gerade in der Attributionswissenschaft, die den Einfluss des anthropogenen Klimawandels auf beobachtete Veränderungen im Klimasystem quantifiziert, ist diese Dimension zentral: Es stellt sich die Frage, welche Verfahren und Modelle ausgewählt werden, wer an diesen Prozessen beteiligt ist und inwiefern betroffene Regionen selbst Einfluss auf die methodischen Grundlagen nehmen können.

Die Dimension der instrumentellen Datengerechtigkeit verweist auf die Ergebnisse und Auswirkungen datenbasierter Prozesse. Im Kontext der internationalen Klimafinanzierung, die im weiteren Verlauf dieses Kapitels näher diskutiert wird, ist dies besonders relevant: Daten darüber, wo klimabedingte Schäden entstehen, entscheiden darüber, welche Regionen Unterstützung erhalten und welche nicht (Coumou et al., 2024; Noy et al., 2023). Werden die Ergebnisse der datenintensiven Attributionswissenschaft als Grundlage für die Verteilung herangezogen, können somit direkte materielle Konsequenzen für besonders vulnerable Gesellschaften entstehen (Mora et al., 2025).

Die distributive bzw. rechtebasierte Dimension fokussiert auf Fragen des Zugangs zu und der Kontrolle über Daten. Gerade im Bereich internationaler Klimafinanzierung zeigt sich eine deutliche Asymmetrie: Während große Forschungsinstitutionen im Globalen Norden über Ressourcen und Rechte verfügen, Daten zu sammeln und auszuwerten, bleiben viele Gemeinschaften im Globalen Süden auf externe Daten angewiesen und haben nur eingeschränkte Möglichkeiten, ihre eigenen Daten zu nutzen oder zu schützen (Heeks, 2025; Heeks & Renken, 2018; Linsenmeier & Shrader, 2023; Otto, 2023b; Taylor, 2017; Zhan et al., 2023).

Die strukturelle Datengerechtigkeit hebt die tieferliegenden institutionellen und gesellschaftlichen Strukturen hervor, die darüber entscheiden, wessen Daten sichtbar werden und wessen Perspektiven unsichtbar bleiben. Manche Regionen erscheinen in

Attributionsstudien kaum oder gar nicht, weil dort keine ausreichenden Messsysteme oder Datensätze existieren (Clarke et al., 2022; Otto, 2023a, 2023b; Otto et al., 2020; Van Oldenborgh et al., 2021; Zhan et al., 2023). Diese Unsichtbarkeit reproduziert bestehende Machtasymmetrien und kann dazu führen, dass bestimmte Länder oder Bevölkerungsgruppen systematisch vom Zugang zu Klimafinanzierung ausgeschlossen werden.

Das von Heeks (2025) überarbeitete Modell struktureller Datengerechtigkeit erweitert diese Perspektiven, indem es Ungleichheiten systematisch entlang der gesamten Informationswertschöpfungskette verortet. Zentrale Kontrollaspekte sind dabei institutionelle Kontrolle, epistemische Kontrolle, Ressourcenkontrolle, strukturelle Positionen innerhalb globaler Machtverhältnisse sowie Datenrechte. Gemeinsam erfassen diese Dimensionen, wie institutionelle Akteur:innen, verfügbare Ressourcen, dominante Wissensformen und globale Abhängigkeitsstrukturen darüber entscheiden, welche Daten erhoben, wie sie interpretiert und wessen Perspektiven in datenintensiven Entscheidungsprozessen berücksichtigt werden.

Insgesamt zeigt sich, dass Ungerechtigkeit auf allen Ebenen der Informationswertschöpfungskette entstehen kann. Für die Analyse von Attributionsstudien und Klimafinanzierung ist daher insbesondere das Zusammenspiel von epistemischer und institutioneller Kontrolle, ungleichen Ressourcenverteilungen sowie strukturellen Machtverhältnissen zentral. Diese bestimmen maßgeblich, welche Regionen in globalen Klimadaten sichtbar werden und welche unsichtbar bleiben. Das Konzept der Data Justice und das Modell struktureller Datengerechtigkeit liefern damit den theoretischen Rahmen, um datenintensive Prozesse im Kontext des Klimawandels nicht nur zu beschreiben, sondern systematisch auf ihre Gerechtigkeitsimplikationen hin zu untersuchen.

Fragen von Fairness, Machtverteilung und Teilhabe sind zentrale Dimensionen der Klimaforschung. Ohne gerechte Datengrundlagen können jedoch weder wissenschaftliche Ergebnisse noch darauf aufbauende klimapolitische Maßnahmen als fair gelten. Zugleich ist es notwendig, diese Überlegungen um eine theoretische Perspektive zu ergänzen, die die besondere Betroffenheit und strukturelle Unterrepräsentation vulnerabler Gruppen stärker berücksichtigt.

An dieser Schnittstelle setzt das Konzept der Klimagerechtigkeit an, das in dieser Arbeit als auf den Prinzipien der Datengerechtigkeit aufbauend verstanden wird und diese um spezifische Dimensionen globaler Ungleichheit im Kontext des Klimawandels ergänzt. Es macht deutlich, dass vulnerable Gruppen nicht nur überproportional von den Folgen des Klimawandels betroffen sind, sondern zugleich häufig in politischen und wissenschaftlichen Entscheidungsprozessen unterrepräsentiert bleiben. Während Datengerechtigkeit somit das analytische Fundament dieser Arbeit bildet, dient Klimagerechtigkeit als ergänzendes

normatives Erklärungsmodell, das die Analyse vertieft und den Anschluss an zentrale Debatten der Klimagerechtigkeitsforschung herstellt.

2.3 Klimagerechtigkeit, globale Machtverhältnisse und Klimafinanzierung

2.3.1 Klimagerechtigkeit allgemein

Der Begriff der Klimagerechtigkeit hat seine ideengeschichtlichen Wurzeln in der Environmental Justice-Bewegung, die sich seit den 1980er Jahre in den USA entwickelte. Ausgangspunkt waren Proteste gegen die überproportionale Belastung einkommensschwacher und rassifizierter Bevölkerungsgruppen durch Umweltverschmutzung. Im Zentrum stand die Kritik an der ungleichen Verteilung ökologischer Risiken sowie an strukturellen Formen von Marginalisierung und politischer Exklusion (Schlosberg & Collins, 2014). Schlosberg (2007) interpretiert Environmental Justice als pluralistisch angelegt und eine Verbindung von sozialer Gerechtigkeit mit ökologischen Bedingungen des Lebens. Neben der ungleichen Verteilung von Umweltlasten umfasst das Gerechtigkeitsverständnis der Bewegung auch Fragen der Anerkennung, der politischen Teilhabe sowie der Fähigkeiten und Handlungsmöglichkeiten von Individuen und Gemeinschaften (Schlosberg, 2007).

Aus diesem Diskurs entwickelte sich die Klimagerechtigkeit, indem die zentralen Prinzipien der Environmental Justice auf die globale Klimaproblematik übertragen wurden (Schlosberg & Collins, 2014). Mit dem Fokus auf den Klimawandel trat die transnationale Dimension von Ungleichheit in den Vordergrund. Der Klimawandel betrifft Bevölkerungsgruppen nicht gleichermaßen, sondern verstärkt bestehende Vulnerabilitäten. Damit rückten ungleiche Betroffenheiten, historische Emissionspfade und globale Machtasymmetrien in den Fokus und damit einhergehend auch globale Verantwortungsfragen. Klimagerechtigkeit verbindet damit zwei zentrale Dimensionen: erstens die Anerkennung ungleicher Vulnerabilitäten gegenüber Klimafolgen und zweitens die normative Zuschreibung historischer Verantwortung (Schlosberg & Collins, 2014).

Im Mittelpunkt der Klimagerechtigkeit steht unter anderem das Konzept der Klimaschuld (*climate debt*). Warlenius (2018) fasst dies dahingehend zusammen, dass der Klimawandel maßgeblich von wohlhabenden Bevölkerungsgruppen verursacht wird, während seine Folgen vor allem arme Bevölkerungen treffen, weshalb erstere die Hauptlast der Kosten für Minderung und Anpassung tragen sollten. Klimaschuld wird dabei als eine zweifache Schuld verstanden: als Emissionsschuld aufgrund der überproportionalen Nutzung und Verringerung der globalen Aufnahmekapazität für Treibhausgase durch Staaten des Globalen Nordens sowie als Anpassungsschuld für die daraus resultierenden Schäden und Entwicklungsverluste in Ländern des Globalen Südens (Third World Network, 2009).

Aus diesem Verständnis ergibt sich unmittelbar die Frage, wie diese zugeschriebene Verantwortung institutionell und finanziell umgesetzt werden kann.

2.3.2 Klimagerechtigkeit im Kontext globaler Ungleichheit und Klimafinanzierung

Die aus dem Konzept der Klimaschuld abgeleitete Verantwortung materialisiert sich insbesondere in der Debatte um internationale Klimafinanzierung. So argumentiert etwa Hickel (2020), dass historisch industrialisierte und einkommensstarke Länder des Globalen Nordens gegenüber dem Globalen Süden eine besondere Verantwortung tragen, historische und gegenwärtige Ungleichheiten auszugleichen und finanzielle Unterstützung bereitzustellen. Dabei quantifiziert Hickel ihre übermäßigen globalen Emissionen konsumbasiert, um die Verantwortung dieser Länder greifbar zu machen (Hickel, 2020). Auch Wiedmann et al. (2020) zeigen, dass vor allem wohlhabende Bevölkerungsgruppen den Großteil globaler Umweltwirkungen verursachen.

Diese ungleiche Verursachungsstruktur verdeutlicht, dass Klimagerechtigkeit im Kontext internationaler Klimafinanzierung nicht allein die Vermeidung zukünftiger Ungleichheiten umfasst, sondern die aktive Übernahme historischer und struktureller Verantwortung durch Staaten des Globalen Nordens erfordert. Daraus ergibt sich die normative Forderung nach fairen finanziellen Ausgleichs- und Unterstützungsmechanismen, die insbesondere vulnerablen Staaten zugutekommen.

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, ob gegenwärtige Klimafinanzierungsinstrumente diesem Gerechtigkeitsanspruch entsprechen. Mit dieser Problematik befasst sich Dafermos (2025), der analysiert, inwiefern bestehende Klimafinanzierungsmechanismen aktuelle Ungerechtigkeiten verstärken können. Er fordert eine gerechtere Umverteilung von Ressourcen und weist darauf hin, dass laufende klimabezogene Finanzierungen Fragen globaler Klimagerechtigkeit bislang nur unzureichend berücksichtigen. Dabei identifiziert er drei zentrale Defizite, die in der Umsetzung von Klimafinanzierung unbeachtet bleiben: die historisch höhere Verantwortung des Globalen Nordens für die Klimakrise, die auch schon bei Hickel (2022) betont wird, die unverhältnismäßig stärkeren Auswirkungen des Klimawandels auf den Globalen Süden sowie die untergeordnete Position der Länder des Globalen Südens innerhalb der globalen Finanzarchitektur.

Wird Klimagerechtigkeit in der nationalen und internationalen Klimafinanzierung weiterhin vernachlässigt, warnt Dafermos (2025), dass aktuelle Initiativen der Klimafinanzierung die bestehende Klimaungerechtigkeit verschärfen könnten: Ohne eine konsequente Integration von Gerechtigkeitsperspektiven in die Klimafinanzierung drohen Länder des Globalen Südens weiterhin unverhältnismäßig stark unter den Folgen der Klimakrise zu leiden (Dafermos, 2025).

Um diese Anforderungen systematisch analysieren zu können, ist es notwendig, Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit im Kontext von Loss & Damage theoretisch zusammenzuführen.

2.4 Verbindung von Datengerechtigkeit, Klimagerechtigkeit und Loss & Damage

Die Konzepte Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit stellen zentrale theoretische Bezugspunkte dieser Arbeit dar, da sie grundlegende Fragen nach strukturellen Ungleichheiten, globalen Machtasymmetrien und Verteilungskonflikten adressieren. Beide Ansätze verdeutlichen, dass es bei Analysen nicht allein um deren technische Erfassung geht, sondern insbesondere darum, wessen Perspektiven sichtbar werden, wer Zugang zu relevanten Daten hat und inwiefern datenbasierte Erkenntnisse in politische Entscheidungsprozesse einfließen. Im Kontext der Klimafinanzierung wird damit unmittelbar die Frage berührt, inwieweit bestehende Datenungerechtigkeiten die Möglichkeiten gerechter Klimapolitik beeinflussen können.

Datengerechtigkeit macht dabei sichtbar, dass ungleiche Datenverfügbarkeit und -nutzung zu systematischen Ausschlüssen führen können, etwa wenn Ereignisse in besonders vulnerablen Regionen aufgrund fehlender Messinfrastrukturen oder unzureichender Datenaufbereitung nicht adäquat erfasst werden. Klimagerechtigkeit ergänzt diese Perspektive um eine explizit normative Dimension, indem sie betont, dass diese Ungleichheiten nicht nur technischer, sondern auch politischer Natur sind: Wer über institutionelle Kapazitäten, Ressourcen und Deutungsmacht verfügt, kann seine Interessen im internationalen Kontext leichter durchsetzen, während besonders betroffene Länder und Bevölkerungsgruppen Gefahr laufen, marginalisiert zu werden.

2.4.1 Loss & Damage und Klimafinanzierung als Anwendungsfeld globaler Gerechtigkeitsfragen

Gerade im Kontext von Loss & Damage wird deutlich, dass Finanzierungsmechanismen nicht ausschließlich auf wissenschaftlicher Evidenz beruhen dürfen, sondern zugleich normative Fragen globaler Gerechtigkeit berücksichtigen müssen. Nur wenn Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit zusammengedacht werden, kann verhindert werden, dass bestehende Ungleichheiten durch die konkrete Ausgestaltung von Klimafinanzierungsmaßnahmen weiter verfestigt werden.

Die Auseinandersetzung mit dem Klimawandel und seinen Auswirkungen muss daher immer auch als Frage globaler Gerechtigkeit verstanden werden. Diskussionen über Verluste und Schäden sowie L&D ermöglichen laut Boyd et al. (2021) nicht nur die Analyse einzelner Extremereignisse, sondern auch das Verständnis der zugrundeliegenden Prozesse, die

Vulnerabilität erzeugen. Ein zentraler Aspekt, um politische Entscheidungen fundiert treffen zu können, ist das Messen und Erfassen von Verlusten und Schäden. Die Quantifizierung auf globaler Ebene ist jedoch herausfordernd, da Daten insbesondere in den am stärksten gefährdeten Regionen oft begrenzt sind. Dies birgt das Risiko, dass das Ausmaß solcher Ereignisse für die vulnerabelsten Bevölkerungsgruppen übersehen werden kann, wie bereits Dafermos (2025) betont.

Im Rahmen der internationalen Klimapolitik wurde bei der COP27 mit dem FRLD erstmals ein institutioneller Mechanismus geschaffen, der Länder bei der Bewältigung klimabedingter Verluste und Schäden finanziell unterstützen soll (Coumou et al., 2024). Trotz dieses politischen Fortschritts ist die konkrete Ausgestaltung des FRLD bislang unzureichend geregelt. Insbesondere fehlen verbindliche Kriterien für die Mittelvergabe, während die gerechte Verteilung der finanziellen Ressourcen angesichts stark ungleicher Betroffenheiten zwischen Ländern eine zentrale Herausforderung bleibt. Aus einer klimagerechtigkeits-theoretischen Perspektive wird daher die Verantwortung von Staaten des Globalen Nordens betont, historische Emissionen und strukturelle Vorteile im internationalen Finanzsystem zu berücksichtigen (Boyd et al., 2021).

2.4.2 Rolle von Daten und Attributionswissenschaft im Kontext des FRLD

Finanzierungsentscheidungen im Rahmen des FRLD benötigen eine solide wissenschaftliche Grundlage. Für Entscheidungen der Finanzierungsmechanismen gewinnt dabei die Attributionswissenschaft zunehmend an Bedeutung. Sie kann eine potenziell wissenschaftliche Grundlage für die Beurteilung, ob bestimmte Ereignisse oder Schäden unter den Zuständigkeitsbereich des FRLD fallen, bieten (Coumou et al., 2024). Gleichzeitig ist ihre Anwendung umstritten: Während einige Autor:innen den Nutzen der Attributionswissenschaft für politische Entscheidungsprozesse betonen (Noy et al., 2023), verweisen andere auf methodische Unsicherheiten und ethische Herausforderungen (King et al., 2023). Coumou et al. (2024) unterstreichen, dass ein systematisches und reproduzierbares Rahmenwerk benötigt wird, das die ethischen Implikationen von Entscheidungen berücksichtigt, die auf ungleicher oder unzureichender Datenverfügbarkeit basieren. In ähnlicher Weise zeigen Mora et al. (2025), dass die Attributionswissenschaft helfen kann, Verantwortlichkeiten zu klären und die Ansprüche vulnerabler Länder zu stützen. Sie warnen jedoch davor, dass bestehende Datenungleichheiten gerade in einkommensschwachen Regionen die faire Umsetzung erschweren können (Mora et al., 2025).

2.4.3 Synthese: Implikationen für Analyse und Forschung

Die Diskussionen um L&D verdeutlichen, dass Fragen der Klimagerechtigkeit und der Datengerechtigkeit untrennbar mit der Gestaltung internationaler Finanzierungsmechanismen verbunden sind. Einerseits kann die Attributionswissenschaft dazu beitragen,

Verantwortlichkeiten für Verluste und Schäden wissenschaftlich zu untermauern und die Ansprüche vulnerabler Länder zu stärken. Andererseits besteht ohne die Berücksichtigung struktureller Datenungleichheiten und Machtverhältnisse die Gefahr, dass datenbasierte Entscheidungsprozesse bestehende Ungerechtigkeiten fortschreiben.

Das überarbeitete Modell struktureller Datengerechtigkeit von Heeks (2025) bietet hierfür einen geeigneten analytischen Rahmen. Es ermöglicht, datenintensive Prozesse wie Klimafinanzierung oder die Attributionswissenschaft systematisch auf ihre Gerechtigkeitsimplikationen hin zu untersuchen und sichtbar zu machen, warum bestimmte Regionen oder Bevölkerungsgruppen im globalen Datensystem unterrepräsentiert bleiben. Ergänzend dazu trägt das Konzept der Klimagerechtigkeit dazu bei, die normativen Fragen von Verantwortung, Fairness und Teilhabe explizit in den Blick zu nehmen.

Aufbauend auf diesen theoretischen Grundlagen zu Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit wird im folgenden Kapitel die aktuelle wissenschaftliche Diskussion zu Loss & Damage und zur Attributionswissenschaft aufgearbeitet. Ziel ist es, zentrale Debatten, offene Fragen und bestehende Forschungslücken zu identifizieren, die den Ausgangspunkt der anschließenden empirischen Analyse dieser Arbeit bilden.

3 Forschungsstand & Kontext

Dieses Kapitel ordnet die vorliegende Arbeit in den bestehenden Forschungsstand ein. Zunächst wird der politische Kontext von Loss & Damage skizziert, bevor die Entstehung und Entwicklung der Attributionswissenschaft dargestellt wird. Anschließend werden strukturelle Ungleichheiten in der räumlichen Verteilung von Attributionsstudien diskutiert und bestehende quantitative Analysen eingeordnet. Darauf aufbauend erfolgt eine ereignisspezifische Betrachtung von Flutereignissen, aus der die zentrale Forschungslücke dieser Arbeit abgeleitet wird.

3.1 Loss & Damage als politischer Kontext

Klimaverhandlungen sowie damit einhergehende Klimawandelfinanzierung lassen sich in drei zentrale Bereiche teilen: Anpassung (*adaptation*), Minderung (*mitigation*) und Verluste und Schäden (*Loss & Damage*) (Mace & Verheyen, 2016). Unter Anpassungskosten versteht die *United Nations Framework Convention on Climate Change* (UNFCCC) die Kosten für die Anpassung an Folgen des unvermeidbaren Klimawandels, unter Minderungskosten die Kosten für die Reduzierung von Treibhausgasemissionen, um das Ausmaß des Klimawandels zu begrenzen. Die verbleibenden Kosten, weder durch Anpassung noch Minderung vermeidbar, lassen sich demnach Verlusten und Schäden zuordnen (UNFCCC, 2013).

3.1.1 Definitionsversuche und begriffliche Unschärfe

Die Diskussionen über Loss & Damage sind stark durch das Fehlen einer einheitlichen Definition geprägt und der Begriff wird häufig unscharf verwendet. Wie bereits in der Einleitung definiert, wird in dieser Arbeit ähnlich zu Mechler et al. (2019) der deutsche Begriff *Verluste und Schäden* für die tatsächlichen Auswirkungen des Klimawandels und der englische Begriff *Loss & Damage* bzw. *L&D* für die politische Debatte verwendet.

Einen Versuch, die verschiedenen Perspektiven auf Loss & Damage zusammenzuführen, unternehmen Boyd et al. (2017). Diese Ansätze wurden von Boyd et al. (2021) vertieft und sind in Abbildung 3 zusammengefasst. Unterschiedliche Verständnisse führen dabei nicht nur zu verschiedenen rechtlichen Einordnungen, etwa ob es um Anpassungsfinanzierung oder um Entschädigung geht, sondern auch zu unterschiedlichen klimapolitischen Maßnahmen und Prioritäten – wie Emissionsminderung, Anpassung, Risikoreduktion oder Kompensation. Im Wesentlichen unterscheiden die Autor:innen vier Perspektiven. Eine erste Sichtweise versteht alle menschengemachten Klimafolgen als potenzielles L&D, das durch Emissionsminderung und Anpassung verhindert oder zumindest reduziert werden könnte. Eine zweite Perspektive betrachtet L&D als ergänzendes Instrument im Klimarisikomanagement, wobei der Fokus auf der systematischen Bewältigung von Restrisiken liegt. Eine dritte Sichtweise knüpft an die Grenzen der Anpassung an: Hier umfasst L&D all jene Folgen, die über diese Grenzen hinausgehen. Dazu zählen auch Fälle von Fehlanpassung, also Situationen, in denen Anpassungsmaßnahmen selbst neue Probleme schaffen. Schließlich gibt es die existenzielle Perspektive, die L&D als grundlegende Frage der Gerechtigkeit versteht. Hier geht es um historische Verluste sowie um Entschädigungsansprüche für Schäden, die die Anpassungsfähigkeit vulnerabler Bevölkerungsgruppen einschränken (Boyd et al., 2021).

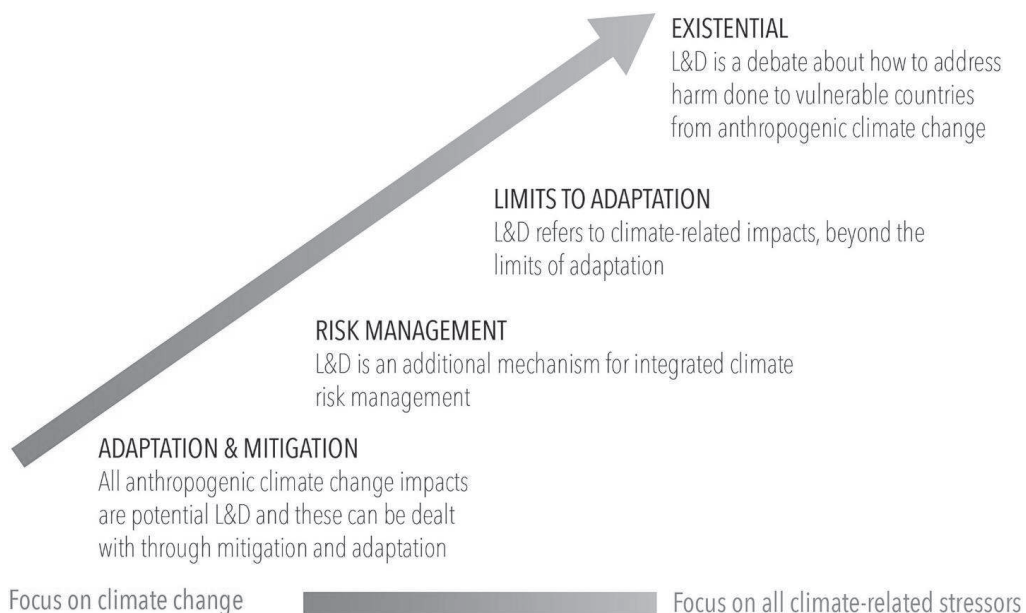


Abbildung 3: Vier Perspektiven auf Loss & Damage (Boyd et al., 2021, S. 1367): Anpassung und Minderung, Risikomanagement, Grenzen der Anpassung sowie existenzielle Perspektive.

In der Literatur wird zudem häufig zwischen losses (irreversiblen Verlusten, etwa von Menschenleben, Ökosystemen oder kulturellem Erbe) und damages (reparablen oder wiederherstellbaren Schäden, etwa an Infrastruktur) unterschieden (UNFCCC, 2013). Für diese Arbeit wird jedoch keine analytische Trennung zwischen irreversiblen Verlusten und reparablen Schäden vorgenommen, die Begriffe werden im Folgenden ohne inhaltliche Differenzierung verwendet.

Ergänzend erfolgt eine Differenzierung zwischen wirtschaftlichen und nicht-wirtschaftlichen Verlusten sowie zwischen plötzlich auftretenden Extremereignissen und langsam einsetzenden Prozessen („slow-onset“), was erhebliche Implikationen für Messbarkeit und Bewertung hat (UNFCCC, 2013). Das Ausmaß klimabedingter Verluste und Schäden ergibt sich dabei nicht allein aus der physischen Intensität eines Ereignisses, sondern aus dem Zusammenspiel von physischer Auswirkung, gesellschaftlicher Verwundbarkeit und sozialer Bewertung (UNFCCC, 2013).

Die unterschiedlichen konzeptionellen Verständnisse von Loss & Damage prägen maßgeblich dessen institutionelle Verankerung und die bis heute offenen Fragen der praktischen Umsetzung.

3.1.2 Institutionalisierung und offene Umsetzungsfragen von L&D

Die erste Diskussion über L&D entstand im Jahr 1991, als sich die Allianz der kleinen Inselstaaten (AOSIS – *Alliance of Small Island States*) erstmals für die Gründung eines internationalen Versicherungssystems einsetzte (Mechler et al., 2019). Gefordert wurde eine finanzielle Entschädigung für die vom Meeresspiegelanstieg stark gefährdeten Küstenstaaten des Globalen Südens und die damit verbundenen Verluste und Schäden. Die Finanzierung sollte dabei über verpflichtende Beiträge der Industrienationen auf Grundlage des Bruttonationaleinkommens und der jeweiligen relativen Treibhausgasemissionen erfolgen (INC, 1991). Der Vorschlag der AOSIS wurde jedoch nicht angenommen, erst 2007 wurden Verluste und Schäden erstmals in einem Verhandlungstext der UNFCCC offiziell erwähnt (Mace & Verheyen, 2016).

2010 wurde mit dem *Cancún Adaptation Framework* ein Arbeitsprogramm zu L&D gestartet, das sich auf Ansätze zur Bewältigung von L&D konzentrieren sollte, unter anderem Risikoabschätzung, Auswirkungen extremer Wetterereignisse und „slow-onset“-Ereignissen und der Rolle der UNFCCC bei deren Umsetzung. AOSIS trieb dabei die Diskussion um L&D maßgeblich voran (Appadoo, 2021; Boyd et al., 2021; Mace & Verheyen, 2016; Mechler et al., 2019).

Ein Meilenstein für L&D war 2013 die Einrichtung des *Warsaw International Mechanism* (WIM) auf der COP19, rund 20 Jahre nach der ersten Forderung von AOSIS. Der WIM ist dafür zuständig, Verluste und Schäden im Zusammenhang mit den Auswirkungen des Klimawandels in besonders verwundbaren Ländern zu adressieren (Appadoo, 2021; James et al., 2014; Mace & Verheyen, 2016; Mechler et al., 2019). Er ergänzt Anpassungs- und Risikomanagementstrategien und erkennt explizit, dass „*loss and damage associated with the adverse effects of climate change includes, and in some cases involves more than, that which can be reduced by adaptation*“ (UNFCCC, 2014, S. 6) – Verluste und Schäden also oft über das hinausgehen, was allein durch Anpassung reduziert werden kann.

Mit der Aufnahme von L&D in einem eigenen Artikel im Pariser Klimaabkommen bei der COP21 (2015) erhielten Verluste und Schäden eine offizielle Anerkennung und wurden innerhalb der UNFCCC-Struktur dauerhaft institutionell verankert, was insbesondere die Position besonders verwundbarer Länder wie der AOSIS stärkte (Appadoo, 2021; Boyd et al., 2021; Mechler et al., 2019).

Erst auf der COP27 (2022), drei Jahrzehnte nach der ersten Initiative von AOSIS, wurde schließlich ein L&D-Fund unter dem Namen *Fund for Responding to Loss and Damage* (FRLD) eingerichtet (Kamboh et al., 2024; Wyns, 2023). Naylor & Ford (2023) identifizierten für die Ausgestaltung des FRLD den schwer messbaren Begriff der Vulnerabilität und vulnerabler

Länder, die die Frage nach der gerechten Verteilung von Mitteln sowie die Berücksichtigung nicht-monetärer Verluste als die größten Herausforderungen. Während ärmere Länder ihre Verwundbarkeit nachweisen müssen, wird die historische Verantwortung reicher Staaten in den COP27-Ergebnissen nicht anerkannt, wodurch bestehende Ungleichheiten verschärft werden würden (Naylor & Ford, 2023).

Auf der COP28 (2023) wurde der FRLD schließlich formal operationalisiert, was als wichtiger institutioneller Fortschritt gilt. Dennoch blieb die Umsetzung stark begrenzt: Zwar sagten Staaten insgesamt rund 700 Millionen US-Dollar zu (UNFCCC, 2024, S. 3), der tatsächliche Finanzierungsbedarf liegt jedoch in einer anderen Dimension: 395 Milliarden US-Dollar jährlich werden für die Bedürfnisse zu Verlusten und Schäden vulnerabler Länder mit niedrigem und mittlerem Einkommen geschätzt (Tavoni et al., 2024).

Der institutionelle Rahmen des FRLD wurde auf der COP30 (2025) zwar weiter gefestigt und es wurden erste Schritte in der operativen Umsetzung unternommen. Konkrete, langfristig abgesicherte Finanzierungszusagen blieben jedoch hinter den erwarteten Größenordnungen zurück (The Loss and Damage Collaboration, 2025).

Insgesamt bleibt trotz der offiziellen Anerkennung von Verlusten und Schäden sowie der Operationalisierung des FRLD die konkrete Ausgestaltung von Finanzierungs- und Bewertungsmechanismen weiterhin offen. Insbesondere fehlt bislang ein klar definierter wissenschaftlicher Maßstab, anhand dessen klimabedingte Verluste und Schäden konsistent bewertet und in Finanzierungsentscheidungen integriert werden können.

In der Literatur wird daher zunehmend argumentiert, dass die Attributionswissenschaft eine mögliche evidenzbasierte Grundlage für solche Bewertungen bieten könnte (Coumou et al., 2024; Mora et al., 2025; Noy et al., 2023). Gleichzeitig verweisen andere Autor:innen auf methodische Unsicherheiten sowie auf strukturelle Datenungleichheiten, die eine faire Anwendung erschweren (King et al., 2023).

Infolgedessen gewinnt die Entstehung, methodische Ausdifferenzierung und institutionelle Einbettung der Attributionswissenschaft besondere Relevanz.

3.2 Entstehung und Entwicklung der Attributionswissenschaft

Die Attributionswissenschaft befasst sich mit der kausalen Zuschreibung beobachteter Veränderungen im Klimasystem oder einzelner Extremereignisse zu spezifischen Einflussfaktoren. Der IPCC definiert Attribution als den Prozess der Bewertung der relativen Beiträge mehrerer kausaler Faktoren zu einer beobachteten Veränderung oder einem Ereignis unter Angabe statistischer Konfidenz (IPCC, 2013). Ziel ist es, zu bestimmen, inwieweit

externe Antriebe, insbesondere anthropogene Treibhausgasemissionen, für eine festgestellte Veränderung verantwortlich sind (IPCC, 2013).

Dabei vergleicht die Attributionswissenschaft meist die reale Welt mit einer kontrafaktischen Welt ohne anthropogenen Klimawandel. Durch die Simulation von Szenarien mit und ohne menschliche Treibhausgasemissionen kann quantifiziert werden, inwiefern menschliche Aktivitäten zu beobachteten klimatischen Veränderungen beigetragen haben (Burger et al., 2020).

Die Entstehung der Attributionswissenschaft lässt sich auf Allen (2003) zurückführen, der sich im Kontext eines Hochwassers in Südengland mit der Frage nach rechtlicher und finanzieller Haftung für den Klimawandel auseinandersetzte. Er erkennt das zentrale Problem, dass sich einzelne Extremwetterereignisse nicht eindeutig dem Klimawandel zuschreiben lassen. Allerdings können Wahrscheinlichkeiten berechnet werden, die zeigen, dass menschliche Treibhausgasemissionen das Risiko bestimmter Ereignisse erhöhen (Allen, 2003).

Die von Allen (2003) entwickelte Methode wurde erstmals von Stott et al. (2004) auf ein konkretes Extremereignis angewendet. In ihrer Studie zur europäischen Hitzewelle von 2003 vergleichen die Autor:innen Klimamodell-Szenarien mit und ohne anthropogene Einflüsse und zeigen, dass menschliche Treibhausgasemissionen die Wahrscheinlichkeit dieses Ereignisses mindestens verdoppelt haben. Die Arbeit gilt als erste praktische Attributionsstudie und markiert die Entstehung der *Extreme Event Attribution* als einen eigenständigen Teilbereich der Attributionswissenschaft.

EEA stellt dabei nur einen von vier Aspekten dieses Forschungsfeldes dar, deren Ziel es ist, menschliche Aktivitäten mit beobachteten Veränderungen im Klimasystem sowie deren Auswirkungen zu verknüpfen. Burger et al. (2020) unterscheiden *Climate Change Attribution*, *Extreme Event Attribution*, *Impact Attribution* und *Source Attribution*. Während erstere langfristige Veränderungen im Klimasystem analysiert, fokussiert EEA auf einzelne Extremwetterereignisse. *Impact* und *Source Attribution* erweitern den Blick auf gesellschaftliche Folgen bzw. Emissionsverantwortung.

3.2.1 Extreme Event Attribution

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der *Extreme Event Attribution*. IPCC definiert ein Extremwetterereignis als ein Ereignis, das an einem bestimmten Ort und zu einer bestimmten Jahreszeit selten auftritt. „Selten“ wird dabei statistisch bestimmt und bezeichnet in der Regel Ereignisse, die mindestens so selten sind wie das 10. oder 90. Perzentil einer aus Beobachtungsdaten abgeleiteten Wahrscheinlichkeitsverteilung. Die Charakteristika extremer Wetterereignisse variieren dabei regional, da ihre Definition stets relativ zu den jeweiligen klimatischen Bedingungen erfolgt (IPCC, 2013).

Für die EEA werden heute verschiedene methodische Ansätze eingesetzt, wobei der probabilistische, risiko-basierte Ansatz am weitesten verbreitet ist. Dieser quantifiziert, wie stark menschliche Treibhausgasemissionen die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses verändert haben, indem heutige mit vorindustriellen Klimabedingungen verglichen werden (Otto, 2017, 2023a). Ergänzend untersucht der Storyline-Ansatz spezifische physikalische Mechanismen eines Ereignisses – etwa die Rolle höherer Temperaturen bei Hitzewellen – und liefert damit prozessbasierte, kausale Erklärungen (Clarke et al., 2022; Otto, 2017). Zirkulationsbasierte und mechanistische Ansätze analysieren hingegen Veränderungen in atmosphärischen Großwetterlagen, um den Zusammenhang zwischen Klimawandel und Extremereignissen zu verstehen (Otto, 2017).

Einen Überblick über den Stand der Forschung zur EEA bieten der Bericht des Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution et al. (2016) sowie die Reviews von Easterling et al. (2016) und Stott et al. (2016). Sie zeigen, dass der anthropogene Einfluss auf Temperaturextreme inzwischen robust nachgewiesen werden kann, während die Attribution anderer Extremereignistypen wie Starkniederschläge, Dürren und Stürme zunächst mit größeren Unsicherheiten behaftet war. Als zentrale Herausforderungen wurden vor allem begrenzte Beobachtungsdaten und methodische Unterschiede identifiziert. Otto (2017) betont die Bedeutung der klaren Definition von Extremereignissen und die Auswirkungen unterschiedlicher methodischer Vorgehensweisen für die Interpretation der Ergebnisse. Sie unterstreicht weiters, dass die Attribution über Temperaturextreme hinausgeht und methodische Entwicklungen sehr wohl auch Methoden zur Attribution anderer Extremereignisse, wie Starkniederschläge und Dürren, vorantreiben.

Der Sechste Sachstandsbericht des IPCC bestätigt mit hoher Sicherheit den anthropogenen Einfluss nicht nur auf Hitzewellen, sondern auch auf Starkniederschläge und in einigen Regionen auf Dürren, weist jedoch weiterhin auf regionale Unterschiede in der Nachweisbarkeit des anthropogenen Signals hin (IPCC, 2021). Zugleich unterstreicht er fortbestehende regionale Unterschiede in Datenverfügbarkeit und Forschungskapazität, die zu einer ungleichen empirischen Datenlage führen.

Diese empirische Wissensbasis bildet die Grundlage für die weiterführende wissenschaftliche und politische Auseinandersetzung mit EEA. Fortschritte werden in der aktuellen Literatur sowohl hinsichtlich methodischer Weiterentwicklungen als auch in Bezug auf gesellschaftliche und politische Implikationen diskutiert. Insbesondere im Kontext von Loss & Damage wird die Attributionswissenschaft zunehmend als potenzielle Grundlage für politische Entscheidungsprozesse betrachtet und die Einrichtung des FRLD bei der COP27 wird in diesem Zusammenhang als Ausdruck der wachsenden politischen Relevanz der Attributionsforschung interpretiert (Otto, 2023a).

Diese politische Relevanz wird von Clarke et al. (2022) weiter konkretisiert, indem sie die Verbindung zwischen EEA und tatsächlich beobachteten gesellschaftlichen Schäden herausarbeiten. Sie zeigen, dass der menschliche Einfluss auf Hitzewellen und Starkniederschläge inzwischen meist gut quantifizierbar ist, während die Attribution von anderen Extremereignissen in datenarmen Regionen weiterhin durch Datenlücken und methodische Unsicherheiten begrenzt wird, ein Aspekt der auch von Otto (2023b) hervorgehoben wird. Clarke et al. (2022) kritisieren dabei konkret die ungleiche Verteilung von Attributionsstudien, die bislang meist auf den Globalen Norden fokussieren. Ein besonderes Augenmerk legen sie daher auf die Notwendigkeit einer verbesserten Datengrundlage zur systematischen Dokumentation von Verlusten und Schäden durch Extremereignisse, um fundierte Grundlagen für L&D-Debatten zu schaffen.

Parallel dazu entwickelt sich mit der *Extreme Event Impact Attribution* ein Teilbereich, der die sozioökonomischen und ökologischen Auswirkungen extremer Ereignisse quantifiziert und damit klimatische Veränderungen mit gesellschaftlichen Schäden verknüpft (Noy et al., 2024; Otto, 2023a). Das Forschungsfeld befindet sich jedoch noch in einer frühen Entwicklungsphase.

3.2.2 Weiterentwicklung der Attributionswissenschaft

Seit der Veröffentlichung der ersten Attributionsstudie (Stott et al., 2004) hat sich viel getan. 2014 wurde die *World Weather Attribution* (WWA)-Initiative gegründet, die Analysen zu Extremereignissen in Echtzeit durchführt. Das Team verwendet standardisierte, peer-reviewte Methoden für die Analyse und quantifiziert unmittelbar nach dem Eintreten eines Extremereignisses, in welchem Ausmaß der menschengemachte Klimawandel dessen Intensität und Wahrscheinlichkeit beeinflusst hat. Seit ihrer Gründung hat WWA über 100 Studien zu weltweiten Extremereignissen durchgeführt. Damit stellt die WWA ein wichtiges Instrument dar, um die wissenschaftliche Attribution von Extremereignissen unmittelbar gesellschaftlich und politisch wirksam zu machen (*World Weather Attribution*, o. J.).

Die Datenbank *Climate Attribution Database* sammelt und veröffentlicht Attributionsstudien mit dem Ziel Wissenschaftler:innen, Jurist:innen und politische Entscheidungsträger:innen zu unterstützen, indem sie einen Überblick über den aktuellen Stand der Attributionsforschung und deren Anwendung in rechtlichen und politischen Kontexten bietet. Die Datenbank umfasst mit Stand Februar 2026 insgesamt 753 wissenschaftliche Studien, 237 davon im Bereich der EEA. Sie liefert damit eine zentrale Grundlage für die Nutzung von Attributionsstudien in Gesetzgebung, Rechtsfällen und Politikgestaltung (*Climate Attribution Database*, 2026).

Auch auf dem Wissenschaftsportal *CarbonBrief* werden Attributionsstudien zu Extremereignissen gesammelt. *CarbonBrief* bietet eine interaktive Karte mit über 700 Studien,

die nach Region, Ereignistyp und Studienergebnissen gefiltert werden kann. Sie dient Forschenden, Journalist:innen, politischen Entscheidungsträger:innen und der Öffentlichkeit als wertvolles Instrument, um fundierte Informationen über den Zusammenhang zwischen Klimawandel und Extremwetterereignissen zu erhalten. Die Visualisierung ermöglicht einen umfassenden Überblick über den aktuellen Stand der Attributionsforschung (McSweeney & Tandon, 2024).

Die EEA hat sich aus der grundlegenden Frage nach dem Einfluss des menschengemachten Klimawandels auf einzelne Extremereignisse zu einem eigenständigen und methodisch differenzierten Teilbereich der Klimawissenschaft entwickelt (Burger et al., 2020). Zunehmend erweitert sie ihren Fokus auf gesellschaftliche, ökonomische und ökologische Auswirkungen solcher Ereignisse (Noy et al., 2024; Otto, 2023a).

Die wachsende Zahl und globale Verbreitung von Attributionsstudien ermöglicht zwar robuste Aussagen über den anthropogenen Einfluss auf Extremereignisse, verdeutlicht jedoch zugleich erhebliche Unterschiede in Datenverfügbarkeit und regionaler Repräsentation. Insbesondere im Globalen Süden bestehen weiterhin methodische Limitationen und strukturelle Datenlücken (Clarke et al., 2022).

Damit verschiebt sich der Fokus zunehmend von der Frage, ob Extremereignisse attribuiert werden können, hin zu der Frage, wo und unter welchen strukturellen Bedingungen dies geschieht.

In diesem Kontext werden in dieser Arbeit die Begriffe „Globaler Süden“ und „Globaler Norden“ als analytische Kategorien verwendet. Sie bezeichnen keine rein geografische Trennung, sondern verweisen auf historisch gewachsene koloniale, ökonomische und epistemische Machtasymmetrien im globalen System (Dados & Connell, 2012; Kloth, 2017). Der Globale Norden umfasst überwiegend industrialisierte, ressourcen- und wissensstarke Staaten mit struktureller Dominanz in globalen Institutionen, während der Globale Süden Länder beschreibt, die historisch und gegenwärtig stärker von Abhängigkeits- und Marginalisierungsstrukturen geprägt sind.

3.3 Kritische Diskussion bisheriger Literatur zur Repräsentation im Globalen Süden

Die Analyse der strukturellen Unterschiede und ihrer Implikationen für die Repräsentation des Globalen Südens in der EEA-Forschung steht im Zentrum der folgenden Abschnitte.

3.3.1 Datenverfügbarkeit im Globalen Süden

Ein grundlegendes Problem im Umgang mit Wettervorhersagen und Extremwetterereignissen besteht in vielen Regionen des Globalen Südens im Mangel an verlässlichen Wetterdaten und

funktionierenden Mess- und Warnsystemen. So verfügen zum Beispiel große Teile Afrikas weder über ausreichend dichte Netzwerke von Wetterstationen noch über kontinuierliche Aufzeichnungen zentraler meteorologischer Parameter, bestehende Stationen sind zudem oft veraltet oder außer Betrieb, wodurch wichtige Beobachtungsreihen unterbrochen werden (Otto, 2023b). Zhan et al. (2023) analysierten mithilfe statistischer und datengetriebener Analyse die globale Verteilung und Aktivität meteorologischer Stationen. Die regionale Abdeckung durch Wetterstationen sowie deren zeitliche Entwicklung zeigt dabei eine stark ungleiche Verteilung. In Nordamerika, Europa und Teile Asiens gibt es eine hohe Stationsdichte, während Afrika, Südamerika, Ozeanien und Teile Südasiens stark unterrepräsentiert sind. Auch Linsenmeier und Shrader (2023) kommen bei der Untersuchung der Genauigkeit numerischer Wettervorhersagen im globalen Umfeld zu dem Ergebnis, dass es deutliche globale Unterschiede gibt: Ein sieben Tage im Voraus prognostizierender Temperaturwert ist in wohlhabenden Ländern verlässlicher als eine eintägige Prognose in einkommensschwachen Staaten. Den Grund dafür sehen sie wie Otto (2023b) und Zhan et al. (2023) in dem deutlich dichteren und verlässlicheren Netz an Wetterstationen und Radiosonden in den Ländern des Globalen Nordens.

Die ungleiche Verteilung meteorologischer Messstationen kann zu erheblichen Defiziten in den Datengrundlagen für Klimabeobachtungen und Modellvalidierungen führen, fehlende oder unvollständige Daten verringern demnach die Genauigkeit von Wettervorhersagen und Frühwarnsystemen (Linsenmeier & Shrader, 2023; Otto, 2023b; Zhan et al., 2023). Satellitendaten bieten hier laut Otto (2023b) nur begrenzt Abhilfe, da sie häufig nicht die notwendige räumliche und zeitliche Auflösung besitzen, um lokale Ereignisse adäquat zu erfassen. Das erschwert nicht nur das Verständnis der Ursachen und Dynamiken extremer Wetterereignisse, sondern verstärkt vor allem auch bestehende soziale sowie ökonomische Verwundbarkeiten, da verlässliche Wetterinformationen eine zentrale Grundlage für Katastrophenvorsorge, Krisenmanagement und wirtschaftliche Planung darstellen (Linsenmeier & Shrader, 2023; Otto, 2023b; Zhan et al., 2023).

Diese Datenlücken haben insbesondere Einfluss auf die Attributionswissenschaft und erschweren ihre Durchführung (Otto, 2023b).

3.3.2 Konsequenzen struktureller Datenungleichheit für die Attributionswissenschaft

Attributionsstudien vergleichen die Intensität und Wahrscheinlichkeit von Extremereignissen mit und ohne menschlichen Einfluss und sind für belastbare Ergebnisse daher auf historisch verlässliche, flächendeckende und zuverlässige Messdaten angewiesen. In Regionen mit unzureichender Beobachtungsinfrastruktur, wie weiten Teilen Afrikas, Südamerikas oder Asiens, lassen sich daher nur eingeschränkt robuste Aussagen über den menschlichen

Einfluss auf Extremwetterereignissen treffen. Die unzureichende Verfügbarkeit qualitativ hochwertiger, langfristiger und räumlich deckender meteorologischer und klimatologischer Messdaten im Globalen Süden führt zu methodischen Einschränkungen, erhöhten Unsicherheiten und einer geografischen Verzerrung der Forschung zugunsten von Regionen mit gut ausgebauten Netzen wie in Europa und Nordamerika (Otto, 2023a, 2023b; Van Oldenborgh et al., 2021). Durch die ungleich verteilten und unzureichenden Klima- und Wetterdaten werden Attributionsstudien in datenarmen Regionen limitiert. Die räumliche Verzerrung führt daher zu einem Übergewicht von Attributionsstudien zu Extremereignissen in Staaten des Globalen Nordens mit qualitativ hochwertigen Messdaten (Clarke et al., 2022; Otto et al., 2020). Besonders für Afrika zeigen Otto et al. (2015), dass trotz hoher Vulnerabilität nur wenige Attributionsstudien existieren.

Im Globalen Süden fehlt es neben historisch konsistenten und leicht zugänglichen Messdaten zusätzlich an lokalem Fachwissen und wissenschaftlicher Infrastruktur. Diese strukturellen Defizite führen zu einer systematischen Verzerrung zugunsten von Regionen mit niedrigerer Verwundbarkeit und verschärfen damit bestehende Ungleichheiten innerhalb der globalen Attributionsforschung (Otto et al., 2020). Neuere Arbeiten unterstreichen, dass Fortschritte in der Attributionsforschung untrennbar mit Datenqualität, institutioneller Infrastruktur und lokalem Fachwissen verbunden sind (Perkins-Kirkpatrick et al., 2024). Fehlende Langzeitmessreihen erschweren nicht nur wissenschaftliche Quantifizierungen, sondern beeinträchtigen auch die Anerkennung klimabedingter Verluste und Schäden im Kontext internationaler Ausgleichsmechanismen (Engdaw et al., 2024). Damit wird deutlich, dass unzureichende Daten nicht nur wissenschaftliche, sondern auch klimapolitische Gerechtigkeitsfragen verschärfen.

McSweeney & Tandon (2024) illustrieren diese Diskrepanz anhand einer Übersichtskarte zu globalen EEA-Studien. Auffällig ist der große Unterschied zwischen dem Globalen Norden und Süden: Während in Nordamerika, Europa und Ostasien eine Vielzahl an Attributionsstudien vorliegt, werden Afrika, Südamerika, Ozeanien und Teile Süd- und Zentralasiens kaum abgebildet (McSweeney & Tandon, 2024).

Die dargestellten strukturellen Ungleichgewichte betreffen die Attributionsforschung und EEA insgesamt. Eine systematische quantitative Analyse der räumlichen Verteilung von EEA-Studien liegt bislang jedoch nur für Dürreereignisse vor (Fezzigna et al., 2025). Für andere Extremereignisse, darunter Fluten, ist bislang unklar, ob und in welchem Ausmaß vergleichbare Muster auch bei diesen Extremereignissen bestehen.

Angesichts der erheblichen gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Auswirkungen von Flutereignissen erscheint eine gesonderte Betrachtung dieses Ereignistyps daher besonders relevant.

3.4 Flutereignisse in der Attributionsforschung: Relevanz, Herausforderungen und Forschungslücke

Extreme Flutereignisse gehören zu den folgenschwersten Naturphänomenen und verursachen erhebliche menschliche und wirtschaftliche Verluste (Clarke et al., 2022; Doocy et al., 2013; Harrison et al., 2025). Die Bedeutung dieser Ereignisse hat im Zuge zunehmender Häufigkeit und Intensität durch den Klimawandel (Alifu et al., 2022) sowie wachsender Bevölkerungs- und Vermögensexposition deutlich zugenommen (Hay & Mimura, 2010). Allein in Europa beliefen sich die wirtschaftlichen Schäden infolge wetter- und klimabedingter Extremereignisse seit 1980 auf über 790 Milliarden Euro, wobei fast die Hälfte dieser Schäden auf hydrologische Gefahren, insbesondere Überschwemmungen, zurückzuführen sind (European Environment Agency, 2025). Neben den wirtschaftlichen Auswirkungen haben Flutereignisse auch erhebliche Folgen für die physische und psychische Gesundheit, da sie vor allem in ohnehin vulnerablen Regionen Verletzungen, Krankheitsausbrüche und langfristige psychische Belastungen verursachen können (Cann et al., 2013; Clarke et al., 2022; Davies et al., 2014).

Um die Attribution von Flutereignissen einordnen zu können, ist zunächst ein Blick auf die zugrunde liegenden physikalischen Prozesse vorteilhaft.

3.4.1 Physikalische Grundlagen

Starkregenereignisse bilden häufig eine wesentliche Voraussetzung für das Auftreten von Flutereignissen bzw. Überschwemmungen. Eine zentrale Rolle spielt dabei die Clausius-Clapeyron-Gleichung, die beschreibt, wie die Erwärmung der Atmosphäre die Intensität von Niederschlägen beeinflusst. Wärmere Luft kann mehr Wasserdampf aufnehmen, da der Sättigungsdampfdruck exponentiell mit der Temperatur ansteigt. Im Klimakontext bedeutet dies, dass mit jedem Grad Erwärmung die maximale Wasserdampfaufnahme der Atmosphäre um etwa sechs bis sieben Prozent steigt, was direkt zu intensiveren Starkniederschlägen beitragen kann und mit den in Messungen beobachteten Trends bei Starkniederschlägen übereinstimmt (Fischer & Knutti, 2016).

Zwar bilden Starkniederschläge eine wichtige Voraussetzung für Überschwemmungen, diese sind jedoch das Ergebnis eines komplexen Zusammenspiels aus hydrologischen, klimatischen und anthropogenen Faktoren, deren Einfluss je nach Fluttyp und regionalem Kontext variiert. Eine präzise Definition von Flutereignissen ist daher hilfreich. Das IPCC (2019) definiert eine Flut wie folgt:

The overflowing of the normal confines of a stream or other water body, or the accumulation of water over areas that are not normally submerged. Floods can be caused by unusually heavy rain, for example during storms and cyclones. Floods include river (fluvial) floods,

flash floods, urban floods, rain (pluvial) floods, sewer floods, *coastal* floods, and *glacial lake outburst floods* [...]. (S. 686, H. i. O.)

Sie unterscheiden demnach die folgenden Typen: Flussüberschwemmungen, Sturzfluten, pluviale und urbane Überschwemmungen, Überflutungen durch überlastete Abwassersysteme (sogenannte „sewer floods“), Küstenüberschwemmungen sowie Gletscherlaufüberschwemmungen (plötzlicher Wasserausbruch aus einem Gletschersee) (IPCC, 2019).

Die Entstehung von Überschwemmungen hängt nicht allein von der Menge und Intensität des Niederschlags ab, sondern wird wesentlich durch zusätzliche hydrologische, geomorphologische und sozioökonomische Faktoren bestimmt. So sind zum Beispiel Flussüberschwemmungen häufig von der Flussmorphologie, ingenieurtechnischen Eingriffen (z. B. Staudämme, Flussbegradigungen) oder Landnutzungs- und Vegetationsveränderungen geprägt (Blöschl, 2022; Scussolini et al., 2024; Sofia et al., 2017). In urbanen Gebieten begünstigen hingegen hohe Bodenversiegelung und unzureichende Entwässerungssysteme pluviale und städtische Überschwemmungen (Hettiarachchi et al., 2018).

Aufgrund dieser Vielzahl von Einflussfaktoren besteht laut IPCC kein direkter, linearer Zusammenhang zwischen extremen Niederschlagsereignissen und Fluten, da deren Auftreten zusätzlich von Bodenfeuchte, Schneeschmelze, Landnutzung oder Wasserbewirtschaftung abhängt. Zunehmende Extremniederschläge führen daher nicht zwangsläufig zu häufigeren oder intensiveren Überschwemmungen, können jedoch als Indikator für das potenzielle Risiko bestimmter Fluttypen – insbesondere Sturzfluten – herangezogen werden, die in direktem Zusammenhang mit extremem Niederschlag stehen (IPCC, 2021).

3.4.2 Methodische Herausforderungen bei der Attribution von Flutereignissen

Die dargestellte Komplexität der zugrunde liegenden Prozesse erschwert die direkte Attribution von Flutereignissen an den Klimawandel erheblich. Scussolini et al. (2024) zeigen, dass in den meisten Attributionsstudien Niederschlag als zentraler Indikator für Überschwemmungen verwendet wird, da Niederschlagsdaten global verfügbar sind und mit klimatologischen Modellen kombiniert werden können. Diese Vorgehensweise wird jedoch kritisch betrachtet, da die tatsächliche Entstehung von Flutereignissen von komplexen, nicht-linearen hydrologischen und hydrodynamischen Prozessen abhängt. Eine zentrale Herausforderung bei der Attribution liegt darin, dass hydrologische Veränderungen, die die Überschwemmungswahrscheinlichkeit beeinflussen, parallel zum Klimawandel stattfinden. Dadurch überlagern sich die Effekte klimatischer und nicht-klimatischer Faktoren, was eine eindeutige Zuordnung erschwert (Scussolini et al., 2024). Die Autor:innen betonen daher die Notwendigkeit, explizite Hochwasserdaten und Hochwassermodelle in die Attribution

miteinzubeziehen, um Fehler bei der Nutzung von Niederschlag als Indikator zu reduzieren und vorhandene Unsicherheiten besser abzubilden.

Darüber hinaus plädieren Scussolini et al. (2024) sowie Harrison et al. (2025) für die Integration sedimentologischer, geomorphologischer und paläohydrologischer Daten vergangener Hochwasserereignisse in zukünftige Attributionsstudien. Solche Daten erweitern den Beobachtungszeitraum und liefern wichtige Hinweise auf die natürliche Variabilität von Flutereignissen. Beide Arbeiten unterstreichen somit, dass langfristige hydrologische Datensätze und menschliche Einflussfaktoren gemeinsam analysiert werden müssen, um robuste und realitätsnahe Aussagen über den Einfluss des Klimawandels auf Hochwasserereignisse zu ermöglichen.

Eine umfassende Übersicht über die Bewertung von Flutereignissen in Attributionsstudien bietet Clarke et al. (2022). Wie bereits in Kapitel 3.3.1 beschrieben, bestehen dabei zentrale methodische Herausforderungen insbesondere in Regionen mit geringer Datenverfügbarkeit und unzureichender Datenqualität. Selbst bei der Nutzung von theoretisch global verfügbaren Niederschlagsdaten als Indikator für Flutereignisse ist ihre praktische Verfügbarkeit oft unzureichend. Dies belegen auch Kimutai et al. (2023) in ihrer Analyse der Überschwemmungen im Mai 2023 in Ruanda und der Demokratischen Republik Kongo. Die Autor:innen heben hervor, dass die Bewertung des Klimawandels als Ursache für dieses Extremereignis durch massive Datenlücken und fehlende Beobachtungsnetze stark eingeschränkt wird. Zusätzlich liefern verfügbare Klimamodelle teils widersprüchliche Trends und erfüllen häufig nicht die Anforderungen für eine zuverlässige Modellierung der regionalen Niederschlagsdynamik.

Über die methodischen Herausforderungen hinaus stellt sich zudem die Frage, in welchen Regionen überhaupt belastbare Beobachtungen zu Veränderungen bei starkniederschlags- und flutrelevanten Ereignissen vorliegen.

3.4.3 Beobachtete Veränderungen bei Starkniederschlägen und Implikationen für Flutrisiken

Auch Coumou et al. (2024) weisen auf die eben genannten Diskrepanz hin und fassen die beobachtbaren Veränderungen bei Starkniederschlägen seit 1950 zusammen. Ihre in Abbildung 4 synthetisierte IPCC-Regionenanalyse verdeutlicht, dass insbesondere große Teile der Tropen und der südlichen Hemisphäre als „limited data and/or literature“ (grau markiert) klassifiziert werden. Diese systematische Datenlücke betrifft somit nicht nur einzelne Studien, sondern ist in der globalen Synthese verankert und erschwert die quantitative Bewertung oder Attribution dieser Ereignisse strukturell. Regionen mit einem nachgewiesenen Anstieg

schwerer Niederschläge (grün markiert) liegen überwiegend in den mittleren Breiten sowie Teilen Asiens und Europas.

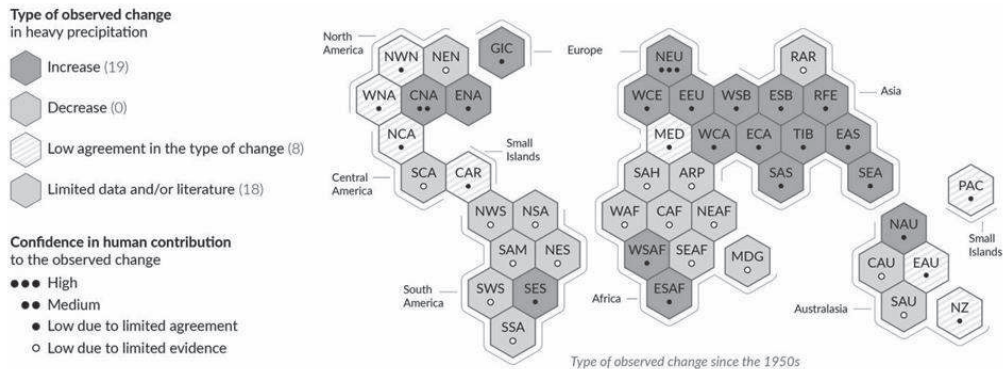


Abbildung 4: Synthese der Bewertung beobachteter Veränderungen bei Starkniederschlägen seit 1950 sowie des Vertrauensniveaus in den menschlichen Beitrag zu diesen Veränderungen (Coumou et al., 2024, S. 4).

Trotz der beschriebenen Einschränkungen bei Datenverfügbarkeit und Modellqualität erwarten Coumou et al. (2024) – ähnlich wie Fischer und Knutti (2016) auf Basis der Clausius-Clapeyron-Gleichung – dass kurzfristige Starkniederschläge weltweit intensiver werden, was potenziell auch das Risiko bestimmter Fluttypen erhöhen kann. Beobachtungen seit den 1950er Jahren bestätigen eine Zunahme von Häufigkeit und Intensität starker Niederschläge, die überwiegend dem anthropogenen Klimawandel zugeschrieben wird (Fischer & Knutti, 2015). Auch Übersichtsarbeiten zu Flutereignissen gehen davon aus, dass zunehmende Extremniederschläge das Überschwemmungsrisiko in vielen Regionen erhöhen (Alifu et al., 2022; Clarke et al., 2022).

3.4.4 Quantifizierung der Datenverzerrung und Forschungslücke

Eine systematische Quantifizierung der Datenverzerrungen innerhalb der Attributionswissenschaft erfolgt erstmals bei Fezzigna et al. (2025). Aufbauend auf der Theorie der Data Justice (Heeks & Renken, 2018) untersuchen die Autor:innen, inwiefern ungleiche Datenverfügbarkeit, aber auch institutionelle Kapazitäten und wissenschaftliche Infrastrukturen die Standortwahl und Durchführung von EEA-Studien beeinflussen.

Während die bisherige Forschung (Engdaw et al., 2024; Otto et al., 2015, 2020; Perkins-Kirkpatrick et al., 2024; Van Oldenborgh et al., 2021) bereits gezeigt hat, dass eine ungleiche Verteilung von Beobachtungsdaten und wissenschaftlichen Kapazitäten die globale Forschung verzerrt und auf die strukturelle Datenungleichheit im Globalen Süden hingewiesen hat, schließen Fezzigna et al. (2025) mit ihrer Arbeit eine zentrale Forschungslücke, indem sie erstmals empirisch quantifizieren, in welchem Ausmaß die räumliche Verteilung von EEA-

Studien selbst durch diese Ungleichheiten geprägt ist. Anhand einer globalen Analyse von Dürreereignissen vergleichen sie die geografische Verteilung von EEA-Studien mit den tatsächlichen Orten, an denen Dürren auftreten, sowie mit Indikatoren, die Dürregefahren und -auswirkungen abbilden.

Ihre Ergebnisse zeigen deutliche Diskrepanzen: Regionen mit hohen sozialen und ökologischen Verlusten, insbesondere im Globalen Süden, sind in EEA-Studien zu Dürreereignissen deutlich unterrepräsentiert. Die räumliche Verteilung der Studien orientiert sich stärker an Datenverfügbarkeit und ökonomischer Schadenshöhe als an realer Verwundbarkeit. Fezzigna et al. (2025) interpretieren dieses Muster als Ausdruck von Datenungerechtigkeit, bei der wissenschaftliche Erkenntnisproduktion dem Pfad verfügbarer Ressourcen folgt und nicht den tatsächlichen Klimarisiken. Diese systematische Verzerrung verdeutlicht, dass die globale Attributionsforschung das tatsächliche Ausmaß klimabedingter Folgen derzeit nicht repräsentativ abbildet und die wissenschaftliche Evidenzbasis zur Messung und Anerkennung klimabedingter Verluste und Schäden stark durch strukturelle Datenlücken geprägt ist.

Die zentrale Forschungslücke besteht darin, dass eine vergleichbare quantitative Untersuchung der räumlichen Verteilung von EEA-Studien für Flutereignisse bislang fehlt. Gerade bei Fluten, die methodisch besonders anspruchsvoll zu attribuieren sind und zugleich erhebliche menschliche und wirtschaftliche Schäden verursachen, ist eine solche Analyse von hoher Relevanz. Da Attributionsstudien zunehmend als Grundlage für internationale Finanzierungsmechanismen, etwa im Rahmen des FRLD, herangezogen werden (Coumou et al., 2024; Noy et al., 2023), besteht ohne eine systematische Überprüfung der Repräsentation die Gefahr, bestehende Daten- und Forschungsungleichheiten weiter zu verfestigen (Mora et al., 2025).

Die folgende Analyse setzt hier an und untersucht erstmals systematisch die globale räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen. Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden im folgenden Kapitel das methodische Vorgehen sowie die zugrunde liegenden Datensätze und Indikatoren dargelegt.

4 Methodisches Vorgehen

Die vorliegende Masterarbeit orientiert sich methodisch am Analyseansatz von Fezzigna et al. (2025), adaptiert diesen jedoch auf einen anderen Extremereignistyp. Während Fezzigna et al. (2025) untersuchen, inwieweit die geografische Verteilung von EEA-Studien zu Dürren mit der räumlichen Verteilung von Dürreereignissen und deren Auswirkungen übereinstimmt, dient dieser Ansatz zugleich als normativer Bezugspunkt: Eine bedarfsorientierte

Forschungslandschaft würde erwarten lassen, dass stärker betroffene Länder häufiger Gegenstand von Attributionsforschung sind. Ziel dieser Arbeit ist es daher, denselben analytischen Rahmen auf Flutereignisse anzuwenden und zu prüfen, ob sich vergleichbare Muster räumlicher Verzerrung und Datenungleichheit auch im Kontext anderer Extremereignisse zeigen.

Zunächst wird das Forschungsdesign von Fezzigna et al. (2025) dargestellt. Anschließend wird das eigene methodische Vorgehen erläutert, einschließlich der vorgenommenen Anpassungen, der verwendeten Datenquellen sowie der durchgeführten statistischen Analysen.

4.1 Methodische Orientierung an Fezzigna et al. (2025)

Fezzigna et al. (2025) vergleichen in ihrer Studie die geografische Verteilung von EEA-Studien zu Dürren systematisch mit der erfassten räumlichen Verteilung von Dürreereignissen und ihren gesellschaftlichen Auswirkungen. Ausgangspunkt ihrer Forschung war die Frage, ob EEA-Studien tatsächlich dort durchgeführt werden, wo Dürreereignisse auftreten und besonders schwere soziale, ökonomische oder ökologische Schäden verursachen. Damit werden potenzielle räumliche Ungleichheiten in der Durchführung von EEA-Studien empirisch sichtbar gemacht.

Sie nutzen einen Mixed-Methods-Ansatz und kombinieren kartographische Visualisierungen zur räumlichen Darstellung und statistische Analysen für die quantitative Bewertung der Zusammenhänge.

Grundlage bildet eine Zusammenführung aller weltweit verfügbaren EEA-Studien zu Dürren im Zeitraum 2010–2022 aus den Datenbanken von *CarbonBrief* und der WWA-Initiative (n = 63). Diese werden auf Länderebene mit sechs Indikatoren zu Dürreereignissen, Vulnerabilität und wirtschaftlichen Auswirkungen verglichen:

- (1) Anzahl der Dürreereignisse
- (2) Anzahl von dürrebedingten Ereignissen wie Ernteaussfällen, Hungersnöten und Lebensmittelknappheiten
- (3) Gesamtzahl betroffener Menschen
- (4) Vulnerabilität regenabhängiger Agrarsysteme von Ländern für Dürren
- (5) durchschnittlicher Wasserstress
- (6) wirtschaftliche Gesamtschäden durch Dürre

Die statistische Analyse umfasst bivariate Korrelationen sowie multiple lineare Regressionsmodelle, um zu prüfen, welche Faktoren mit der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zusammenhängen.

Fezzigna et al. (2025) zeigen, dass EEA-Studien moderat mit der Anzahl von Dürreereignissen, jedoch stark mit absoluten wirtschaftlichen Schäden korrelieren. Für vulnerabilitätsnahe Indikatoren wie Betroffenenzahlen, Wasserstress oder agrarische Verwundbarkeit finden sich hingegen keine signifikanten Zusammenhänge. Die räumliche Verteilung der EEA-Studien orientiert sich somit primär an ökonomisch quantifizierbaren Schäden und weniger an vulnerabilitätsbezogenen oder strukturellen Belastungsdimensionen. Die Autor:innen interpretieren dieses Muster als Hinweis auf strukturelle Datenungerechtigkeit in der globalen Attributionsforschung.

4.2 Forschungsdesign der vorliegenden Arbeit

Aufbauend auf dem in Abschnitt 4.1 dargestellten methodischen Ansatz von Fezzigna et al. (2025) wird dieser Forschungsrahmen auf Flutereignisse übertragen. Ziel ist es, die geografische Verteilung von EEA-Studien zu Fluten systematisch mit der tatsächlichen räumlichen Verteilung von Flutereignissen und deren gesellschaftlichen Auswirkungen zu vergleichen.

Die Analyse folgt einer ländervergleichenden Logik: Für jedes Land wird geprüft, ob wissenschaftliche Aufmerksamkeit in Form von EEA-Studien mit der Häufigkeit und den Auswirkungen von Flutereignissen korrespondiert. Damit wird die forschungsleitende Fragestellung beantwortet, inwiefern die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung erfasster Flutereignisse übereinstimmt und durch welche Dimensionen von Flutbetroffenheit sich diese Verteilung erklären lässt. Zugleich wird geprüft, ob sich vergleichbare Muster von Datenungleichheit, räumlicher Fehlverteilung oder strukturellen Verzerrungen wie bei Fezzigna et al. (2025) zeigen.

Analog zu Fezzigna et al. (2025) wird ein Mixed-Methods-Ansatz gewählt. Der Untersuchungszeitraum umfasst die Jahre 2010–2025, da der Großteil der Attributionsstudien zu Flutereignissen erst nach 2010 veröffentlicht wurde. Zur räumlichen Darstellung von Übereinstimmungen und Disparitäten werden mithilfe von Python georeferenzierte Karten erstellt. Zur quantitativen Bewertung der Zusammenhänge kommen statistische Verfahren zum Einsatz. Die Modelle werden dabei in R berechnet.

Die Übertragung des methodischen Designs erfordert allerdings inhaltliche und datenbezogene Anpassungen, da sich Flutereignisse in ihrer Dynamik, Dokumentation und Datenverfügbarkeit von Dürreereignissen unterscheiden. In den Kapiteln 4.3 bis 4.5 werden daher Datengrundlagen, Indikatore Auswahl sowie die geostatistischen und statistischen Verfahren für diese Arbeit beschrieben.

4.3 Datengrundlagen

Im Folgenden werden die Datengrundlagen dieser Arbeit vorgestellt. Neben der Beschreibung der verwendeten Datenquellen werden die Schritte der Datenaufbereitung und Aggregation auf Länderebene erläutert.

Alle in dieser Arbeit verwendeten Datensätze wurden im November und Dezember 2025 heruntergeladen und für die Analysen aufbereitet. Ereignisse oder Studien, die danach veröffentlicht wurden, sind daher nicht berücksichtigt.

4.3.1 EEA-Studien

Die Datengrundlage für die Analyse der EEA-Studien zu Flutereignissen stammt aus den Datenbanken *CarbonBrief* sowie ergänzend aus den Veröffentlichungen der *World Weather Attribution*-Initiative.

4.3.1.1 *CarbonBrief*

CarbonBrief (o. J.) stellt eine umfassende Sammlung von Attributionsstudien zu verschiedenen Extremereignissen bereit. Für diese Arbeit wurde der dort verfügbare Datensatz (McSweeney & Tandon, 2024), zuletzt im November 2024 aktualisiert, als Excel-Datei heruntergeladen und systematisch bereinigt: Zunächst wurden alle Studien nach dem Ereignistyp „Rain & Flooding“ selektiert, was einer Ausgangsmenge von 178 Studien entspricht. Anschließend wurden Studien ausgeschlossen, die keine einzelnen Extremereignisse untersuchten, sondern langfristige Trendanalysen abbildeten, sowie Studien außerhalb des Untersuchungszeitraums. Da die Analyse auf Länderebene erfolgt, wurden zudem Einträge ausgeschlossen, die keine eindeutige nationale Zuordnung erlauben, etwa globale oder großräumige Analysen auf kontinentaler oder supranationaler Ebene.

4.3.1.2 *World Weather Attribution*

Die WWA-Initiative analysiert Extremereignisse in Echtzeit und quantifiziert, in welchem Ausmaß der menschengemachte Klimawandel deren Intensität und Wahrscheinlichkeit beeinflusst (*World Weather Attribution*, o. J.).

Da der *CarbonBrief*-Datensatz nur bis November 2024 reicht, wurden ergänzend alle auf der WWA-Plattform verfügbaren Studien zu Extremniederschlägen mithilfe des Filters „Extreme Rainfall“ für Ende 2024 und das Jahr 2025 identifiziert und in die Liste aufgenommen. Ein systematischer Abgleich mit dem bereinigten *CarbonBrief*-Datensatz stellte sicher, dass keine relevanten Studien ausgeschlossen wurden. Einzelne Studien, die auf der WWA-Plattform sowohl unter „Extreme Rainfall“ als auch unter „Storms“ geführt werden, im *CarbonBrief*-Datensatz jedoch ausschließlich unter „Storms“ gelistet waren, wurden geprüft und bei Relevanz in die Stichprobe aufgenommen. Doppelte Einträge wurden, soweit möglich, entfernt.

4.3.1.3 Endgültige Auswahl

Nach diesen Bereinigungsverfahren umfasst die Stichprobe 93 Studien aus dem *CarbonBrief*-Datensatz sowie 17 ergänzend identifizierte WWA-Studien und damit insgesamt 110 Attributionsstudien zu Starkniederschlags- und Flutereignissen. Diese Studien behandeln räumlich klar zuordenbare Einzelereignisse im Zeitraum 2010–2025 und bilden die Grundlage für die weitere Analyse.

Grenzüberschreitende Ereignisse, die in einer Studie behandelt werden, wurden für jedes betroffene Land separat erfasst. Dadurch ergaben sich insgesamt 148 Ländereinträge, die in einer Excel-Datei zusammengeführt wurden. Für die weitere Analyse wurden diese Einträge auf Länderebene aggregiert, indem die Anzahl der Attributionsstudien pro Land über den gesamten Untersuchungszeitraum aufsummiert wurde.

4.3.2 Flutereignisse (EM-DAT)

Die Datengrundlage für die Analyse der erfassten Flutereignisse bildet die Internationale Katastrophendatenbank EM-DAT (2025). EM-DAT erfasst weltweite Natur- und Technologiekatastrophen ab 1900 und stellt für jedes Ereignis standardisierte Angaben zur zeitlichen und räumlichen Einordnung, zu menschlichen Auswirkungen sowie zu wirtschaftlichen Schäden auf Länderebene bereit (EM-DAT, 2025).

Ein Ereignis wird in EM-DAT erfasst, wenn es die lokalen Bewältigungskapazitäten übersteigt, erhebliches menschliches Leid oder materielle Schäden verursacht und externe Unterstützung auf nationaler oder internationaler Ebene erforderlich macht. Zusätzlich wird ein Ereignis nur aufgenommen, wenn mindestens eine der folgenden Bedingungen erfüllt ist: mindestens zehn Todesopfer, mindestens 100 betroffene Personen oder die Ausrufung eines Notstands bzw. ein offizieller Appell um internationale Hilfe. Die Erfassung erfolgt grundsätzlich auf Länderebene, sodass grenzüberschreitende Ereignisse für jedes betroffene Land als eigener Datensatz geführt werden (Delforge et al., 2025).

Insgesamt umfasst EM-DAT mehr als 26.000 dokumentierte Katastrophenereignisse, von denen rund zwei Drittel Naturkatastrophen darstellen. Innerhalb dieser Kategorie nehmen Flut- und Sturmereignisse den größten Anteil ein (Delforge et al., 2025; EM-DAT, 2025).

Für den in dieser Arbeit verwendeten Datensatz wurden alle Einträge im Zeitraum 2010–2025 berücksichtigt. Um eine klare Abgrenzung zu ermöglichen und eine bestmögliche Vergleichbarkeit mit Attributionsstudien sicherzustellen, wurde die Auswahl der Ereignisse bewusst auf naturbedingte hydrologische Kategorien beschränkt. Berücksichtigt wurden alle Ereignisse der Klasse *Hydrological* mit der Unterkategorie *Flood*, einschließlich *Riverine Flood*, *Flash Flood*, *Flood (general)* sowie *Coastal Flood*. Meteorologische Sturmereignisse (*Storm*, inkl. *Severe Weather*, *Extra-tropical Storm*, *Tropical Cyclone*) wurden hingegen

ausgeschlossen, da sie die Anzahl der erfassten Ereignisse stark erhöhen, jedoch nicht zwingend mit niederschlagsinduzierten Überschwemmungen verknüpft sind. Ziel dieser Abgrenzung ist es, sich auf Flutereignisse zu konzentrieren, bei denen tatsächlich beobachtete Überflutungen oder extreme Niederschläge im Vordergrund stehen, und die Vergleichbarkeit mit den analysierten Attributionsstudien sicherzustellen.

Nach Anwendung dieser Filterkriterien ergab sich ein Datensatz von insgesamt 2.525 Flutereignissen, der als Excel-Datei aus EM-DAT exportiert wurde und die Grundlage für die weitere Datenaufbereitung bildet. Für die Analyse wurde die Gesamtzahl dokumentierter Flutereignisse pro Land über den Untersuchungszeitraum aggregiert.

4.3.3 Ökonomische und humanitäre Auswirkungen sowie strukturelles Flutrisiko

Zur Analyse der Auswirkungen von Flutereignissen werden ökonomische und humanitäre Variablen aus EM-DAT sowie ein Maß für strukturelles Flutrisiko herangezogen. Während EM-DAT ereignisbasierte Schäden und Betroffenheit erfasst, bildet der Risikowert langfristige Exposition und Vulnerabilität ab. Die folgenden Unterkapitel erläutern Datengrundlagen und Operationalisierung der einzelnen Indikatoren.

4.3.3.1 *Berichtete ökonomische Schäden durch Flutereignisse*

Für die Analyse der ökonomischen Auswirkungen von Flutereignissen wurden die Daten von EM-DAT (2025) herangezogen. Der zugrundeliegende Datensatz wurde bereits in Kapitel 4.3.2 beschrieben und umfasst 2.525 dokumentierte Flutereignisse im Zeitraum 2010–2025. Als Indikator für wirtschaftliche Schäden wurde der inflationsbereinigte Gesamtschaden („Total Damage, Adjusted (‘000 US\$)“) verwendet, der direkte und indirekte ökonomische Verluste erfasst. Die Verwendung inflationsbereinigter Schadenswerte ermöglicht eine Vergleichbarkeit von Ereignissen über mehrere Jahre hinweg, da alle monetären Angaben auf konstante US-Dollar standardisiert sind.

Für 1.822 der 2.525 Flutereignisse lagen keine inflationsbereinigten Schadensangaben vor. Fehlende Werte können dabei nicht als schadensfreie Ereignisse interpretiert werden, sondern spiegeln primär Lücken in der Dokumentation wider. Ereignisse ohne gemeldete Schadenswerte wurden bei der Aggregation der Gesamtschäden nicht berücksichtigt.

Für die Analyse wurden die inflationsbereinigten Schadenswerte aller Flutereignisse auf Länderebene aggregiert, indem die Gesamtsumme der gemeldeten wirtschaftlichen Schäden über den Untersuchungszeitraum berechnet wurde. Die Werte wurden außerdem für die weitere Analyse durch Multiplikation mit 1.000 auf US-Dollar umgerechnet.

Im weiteren Verlauf der Arbeit werden die Bezeichnungen dieses Indikators teilweise verkürzt oder variierend verwendet. Gemeint sind dabei stets die in EM-DAT dokumentierten bzw.

berichteten monetären Schadensangaben. Diese sind nicht mit dem tatsächlichen Gesamtausmaß flutbedingter Schäden gleichzusetzen.

4.3.3.2 Bruttoinlandsprodukt als Kontextvariable

Zur Einordnung der ökonomischen Auswirkungen werden die aggregierten Schadenssummen zusätzlich in Relation zur wirtschaftlichen Leistungsfähigkeit der Länder gesetzt. Der relative Schadensindikator basiert auf denselben berichteten wirtschaftlichen Schadensangaben aus EM-DAT (siehe oben). Als Kontextvariable dient das Bruttoinlandsprodukt (BIP), basierend auf Daten der World Bank Group (2025) zum nominalen BIP in aktuellen US-Dollar („GDP (current US\$)“). Der Datensatz wurde als Excel-Datei heruntergeladen und für den Zeitraum 2010–2024 berücksichtigt, um eine möglichst hohe zeitliche Überlappung mit dem Untersuchungszeitraum der Flutereignisse zu gewährleisten.

Für die weitere Analyse wurde für jedes Land ein durchschnittlicher BIP-Wert über den betrachteten Zeitraum berechnet. Fehlende Einzeljahre wurden nicht imputiert, da für die Mehrzahl der Länder durchgängige Zeitreihen vorliegen und der Durchschnittswert eine robuste Näherung der wirtschaftlichen Größenordnung ermöglicht.

4.3.3.3 Humanitäre Auswirkungen durch Flutereignisse

Zur Erfassung humanitärer Auswirkungen von Flutereignissen wurden zwei komplementäre Indikatoren aus der EM-DAT-Datenbank verwendet: die Gesamtzahl der Todesopfer („Total Deaths“) als Maß für besonders schwere humanitäre Auswirkungen sowie die Gesamtzahl der Betroffenen („Total Affected“) als Indikator für die Breite der Betroffenheit in der Bevölkerung. Die beiden Indikatoren erfassen unterschiedliche Dimensionen menschlicher Verwundbarkeit und wurden daher getrennt analysiert.

4.3.3.3.1 Gesamtzahl der Betroffenen

Der zugrundeliegende Datensatz wurde bereits in Kapitel 4.3.2 beschrieben. Als Indikator für die gesellschaftliche Betroffenheit wurde die Gesamtzahl der betroffenen Personen („Total Affected“) verwendet. Dieser Indikator umfasst gemäß Definition die Summe aller durch ein Ereignis betroffenen Personen, einschließlich der Anzahl der Verletzten, der direkt betroffenen Personen sowie der obdachlos gewordenen Personen (Delforge et al., 2025).

Für 240 der insgesamt 2.525 Flutereignisse lagen keine Angaben zur Gesamtzahl der betroffenen Personen vor. Zwar kann für fehlende Angaben nicht eindeutig zwischen tatsächlich fehlender Betroffenheit und fehlender Berichterstattung unterschieden werden, aufgrund der vergleichsweise hohen Erfassungs- und Meldewahrscheinlichkeit von Angaben zur Gesamtzahl der Betroffenen im EM-DAT-Datensatz (Delforge et al., 2025) wurden fehlende Angaben bei der Aggregation dennoch als keine gemeldeten Betroffenen interpretiert.

Für die Analyse wurden die gemeldeten Zahlen der betroffenen Menschen aller Flutereignisse auf Länderebene aggregiert, indem die Gesamtzahl der betroffenen Menschen pro Land über den Untersuchungszeitraum berechnet wurde.

4.3.3.3.2 Gesamtzahl der Todesopfer

Der zugrundeliegende Datensatz wurde bereits in Kapitel 4.3.2 beschrieben. Als Indikator für besonders schwere humanitäre Auswirkungen wurde die Gesamtzahl der Todesopfer („Total Deaths“) verwendet. Dieser Indikator umfasst gemäß Definition sowohl bestätigte Todesfälle als auch als vermisst gemeldete Personen, die im Zusammenhang mit dem jeweiligen Flutereignis stehen (Delforge et al., 2025).

Für 650 der insgesamt 2.525 Flutereignisse lagen keine Angaben zur Gesamtzahl der Todesopfer vor. Wie bei der Gesamtzahl der Betroffenen kann für fehlende Werte nicht eindeutig zwischen tatsächlich fehlenden Todesopfern und fehlender Berichterstattung unterschieden werden, aufgrund der vergleichsweise hohen Erfassungs- und Meldewahrscheinlichkeit von Mortalitätsdaten im EM-DAT-Datensatz (Delforge et al., 2025) wurden fehlende Angaben zu Todesopfern bei der Aggregation dennoch als keine gemeldeten Todesopfer interpretiert.

Für die Analyse wurden die gemeldeten Todesopfer aller Flutereignisse auf Länderebene aggregiert, indem die Gesamtzahl der Todesopfer pro Land über den Untersuchungszeitraum berechnet wurde.

4.3.3.4 Strukturelles Risiko gegenüber Flutereignissen

Zur Abbildung des flutspezifischen Risikos auf Länderebene wird der Global Flood Risk aus dem WorldRiskReport 2025 herangezogen. Der WorldRiskReport wird jährlich vom *Bündnis Entwicklung Hilft* in Kooperation mit dem *Institute for International Law of Peace and Armed Conflict* (IFHV) veröffentlicht und analysiert das Katastrophenrisiko von Ländern weltweit auf Basis eines mehrdimensionalen Risikorahmens. Der Bericht des Jahres 2025 legte dabei einen thematischen Schwerpunkt auf Flutereignisse und weist erstmals einen eigenständigen Global Flood Risk aus (Bündnis Entwicklung Hilft / IFHV, 2025). Der Global Flood Risk-Indikator wird gemäß dem WorldRiskReport über folgende Beziehung berechnet:

$$Flood\ Risk = \sqrt{Flood\ Exposure * Vulnerability}$$

Exposure ist das Ausmaß, in dem Bevölkerungen in gefährdeten Gebieten den Auswirkungen von Naturgefahren ausgesetzt sind. Für die Berechnung von Flood Exposure werden *Riverine Floods* (Flussüberschwemmungen) und *Coastal Floods* (Küstenfluten) berücksichtigt. Vulnerabilität setzt sich zusammen aus Anfälligkeit, Mangel an Bewältigungskapazitäten und Mangel an Anpassungskapazitäten. Eine detaillierte Beschreibung der zugrunde liegenden Teilindikatoren findet sich im WorldRiskReport 2025 (Bündnis Entwicklung Hilft / IFHV, 2025).

Die Daten zum Global Flood Risk werden auf Länderebene ausgewiesen und erlauben somit eine direkte Verknüpfung mit den in dieser Arbeit verwendeten Datensätzen. Die entsprechenden Daten wurden als Excel-Datei von der offiziellen Website des WorldRiskReports (2026) heruntergeladen und für die weitere Analyse aufbereitet.

Die Skala des Global Flood Risk reicht von *very low* (0.00–0.41) bis *very high* (31.62–100.00). In Anlehnung an Fezzigna et al. (2025) wurden für diese Arbeit ausschließlich Länder mit einem sehr hohen Flutrisiko (*very high*) berücksichtigt. Der Global Flood Risk wurde daher auf Basis der im WorldRiskReport 2025 definierten Schwellenwerte in einen binären Indikator überführt, wobei Länder der Kategorie *very high* (Indexwerte ≥ 31.62) von allen übrigen Ländern unterschieden wurden. Diese Unterteilung ermöglicht eine gezielte Analyse jener Länder, die besonders stark von Flutereignissen betroffen sind, und erlaubt es, potenzielle Diskrepanzen zwischen extremem Risiko und der geografischen Verteilung von EEA-Studien sichtbar zu machen. Insgesamt umfasst diese Gruppe 39 Länder.

4.4 Auswahl und Operationalisierung der Indikatoren

Für den Vergleich zwischen der geografischen Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen und der räumlichen Verteilung tatsächlicher Flutereignisse sowie deren Auswirkungen werden in dieser Arbeit mehrere Indikatoren herangezogen. Diese bilden unterschiedliche Dimensionen von Flutgefahr, Betroffenheit und Vulnerabilität auf Länderebene ab und dienen als Grundlage der räumlichen und statistischen Analysen.

Ziel dieses Kapitels ist es, die Auswahl der Indikatoren transparent darzustellen, ihre Operationalisierung zu erläutern und die zugrunde liegenden methodischen Entscheidungen zu begründen. Dabei wird insbesondere auf die Übertragbarkeit bestehender Indikatoren aus Fezzigna et al. (2025) eingegangen und dargelegt, in welchen Punkten Anpassungen erforderlich waren.

4.4.1 Vergleich mit den Indikatoren von Fezzigna et al. (2025)

Die von Fezzigna et al. (2025) verwendeten Indikatoren umfassen sowohl ereignisbasierte Größen als auch themenspezifische Vulnerabilitätsmaße. Eine direkte Übertragung dieses Sets auf Flutereignisse ist jedoch nur eingeschränkt möglich. Zum einen unterscheiden sich Fluten und Dürren grundlegend hinsichtlich ihrer Wirkungsmechanismen, zeitlichen Dynamiken und gesellschaftlichen Betroffenheit. Zum anderen existieren mehrere der für Dürren verwendeten themenspezifischen Indikatoren nicht in vergleichbarer Form für Flutereignisse.

Die Indikatorenauswahl dieser Arbeit orientiert sich daher am konzeptionellen Ansatz von Fezzigna et al. (2025), wurde jedoch an die Charakteristika von Flutereignissen sowie an die verfügbare globale Datenlage angepasst. Während einige Variablen funktional vergleichbar

sind, waren für andere Dimensionen alternative oder ergänzende Operationalisierungen erforderlich.

4.4.2 Ausgewählte Indikatoren für Flutereignisse

Im Folgenden werden die sechs für die Analyse verwendeten Indikatoren vorgestellt, die unterschiedliche Dimensionen von Flutereignissen und deren Auswirkungen abbilden. Die jeweils genutzte Datenquelle ist in Klammern angegeben:

- (1) Anzahl der Flutereignisse (EM-DAT)
- (2) berichtete wirtschaftliche Gesamtschäden durch Flutereignisse (EM-DAT)
- (3) Gesamtzahl der Betroffenen (EM-DAT)
- (4) Gesamtzahl der Todesopfer (EM-DAT)
- (5) Risiko gegenüber Flutereignissen (GlobalFloodRisk 2025)
- (6) relativer Schadensindikator: wirtschaftliche Gesamtschäden/BIP (EM-DAT, Weltbank)

Die Indikatoren (1) bis (3) entsprechen funktional den von Fezzigna et al. (2025) verwendeten Variablen und erlauben damit eine konzeptionell vergleichbare Analyse der räumlichen Verteilung von EEA-Studien. Der Indikator (4) *Gesamtzahl der Todesopfer* wurde ergänzend aufgenommen, da Flutereignisse häufig mit lebensbedrohlichen Auswirkungen einhergehen und weltweit zu den tödlichsten Naturkatastrophen zählen. Todesopfer stellen daher eine zentrale Dimension der humanitären Auswirkungen von Fluten dar, die in der Bewertung von Betroffenheit und Vulnerabilität nicht unberücksichtigt bleiben sollte (Clarke et al., 2022; Doocy et al., 2013; Harrison et al., 2025).

Der Indikator (5) *Risiko gegenüber Flutereignissen* wurde ergänzend aufgenommen, um strukturelle Unterschiede in der flutspezifischen Gefährdung und Vulnerabilität von Ländern abzubilden, die sich nicht allein aus der Anzahl oder den dokumentierten Auswirkungen einzelner Flutereignisse ergeben. Während ereignisbasierte Indikatoren primär vergangene Schäden und Betroffenheit erfassen, integriert der Global Flood Risk Informationen zu Exposition, Vulnerabilität sowie Bewältigungs- und Anpassungskapazitäten. Dadurch ermöglicht er eine umfassendere Einschätzung des flutspezifischen Katastrophenrisikos auf Länderebene, die über die reine Ereignishäufigkeit hinausgeht. Der Indikator erweitert damit die ereignisbasierten Variablen um eine strukturelle Risikoperspektive und erlaubt die Prüfung, ob sich die räumliche Verteilung von EEA-Studien auch an langfristig erhöhten Flutrisiken orientiert.

Der Indikator (6) *relativer Schadensindikator: wirtschaftliche Gesamtschäden/BIP* dient dazu, ökonomische Auswirkungen im Verhältnis zur wirtschaftlichen Leistungsfähigkeit eines Landes zu erfassen. Absolute Schadenssummen allein erlauben nur eine eingeschränkte Vergleichbarkeit zwischen Ländern, da sie stark von der Größe und dem wirtschaftlichen

Entwicklungsstand einer Volkswirtschaft abhängen. Der Indikator ermöglicht es somit, Länder zu identifizieren, in denen Flutereignisse im Verhältnis zur ökonomischen Kapazität besonders schwere Auswirkungen haben und daher potenziell eine erhöhte Relevanz für eine bedarfsorientierte Attributionsforschung aufweisen.

4.4.3 Methodische Reflexion und Einschränkungen der Indikatorauswahl

Die in dieser Arbeit verwendeten Indikatoren ermöglichen eine vergleichende Analyse der räumlichen Verteilung von Attributionsstudien zu Flutereignissen und deren Auswirkungen auf Länderebene. Gleichzeitig sind mit der Auswahl und Operationalisierung der Indikatoren mehrere konzeptionelle und datenbezogene Einschränkungen verbunden, die bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden müssen.

Die Abgrenzung zwischen Flut-, Niederschlags- und Sturmereignissen stellt eine methodische Herausforderung dar. Sowohl in EM-DAT als auch in den Datengrundlagen der EEA-Studien sind Ereignisse teilweise unterschiedlich klassifiziert oder überschneiden sich thematisch, etwa bei Starkniederschlägen in Verbindung mit Stürmen. In dieser Arbeit wurde eine bewusste Abgrenzung vorgenommen, indem der Fokus auf hydrologische Flutereignisse gelegt wurde. Trotz dieser klar definierten Auswahlkriterien kann nicht vollständig ausgeschlossen werden, dass Ereignisse in unterschiedlichen Datensätzen nicht überall identisch abgegrenzt sind. Die Vergleichbarkeit zwischen EEA-Studien und beobachteten Flutereignissen ist daher zwar bestmöglich hergestellt, bleibt jedoch mit Unsicherheiten behaftet.

Eine wesentliche Einschränkung betrifft die ökonomischen Schadensindikatoren auf Basis von EM-DAT. Monetäre Verluste und Schäden sind im Datensatz deutlich seltener dokumentiert als humanitäre Auswirkungen und liegen nur für einen begrenzten Teil der Flutereignisse vor, was eine bekannte systematische Verzerrung der ökonomischen Schadensdaten darstellt (Delforge et al., 2025). Aggregierte Schadenssummen auf Länderebene spiegeln daher primär dokumentierte Verluste und Schäden wider, während tatsächliche ökonomische Auswirkungen insbesondere in datenarmen Regionen systematisch unterschätzt werden dürften. Diese Einschränkung betrifft auch den in dieser Arbeit verwendeten relativen Schadensindikator, da dieser auf denselben berichteten absoluten Schadensdaten basiert. Fehlende oder untererfasste monetäre Schäden wirken sich somit nicht nur auf absolute, sondern gleichermaßen auf relative Schadenskennzahlen aus.

Ein weiterer Aspekt betrifft die flutspezifische Abgrenzung des Global Flood Risk. Im WorldRiskReport 2025 werden ausschließlich *Riverine Floods* und *Coastal Floods* berücksichtigt. In der vorliegenden Arbeit werden hingegen alle in EM-DAT erfassten hydrologischen Flutereignisse einbezogen, einschließlich *Flash Floods* und *Floods (general)*.

Diese unterschiedliche Ereignisabdeckung kann zu Abweichungen zwischen ereignisbasierten Indikatoren und dem strukturellen Risikomaß führen und schränkt die direkte Vergleichbarkeit der Indikatoren teilweise ein.

Insgesamt erlauben die ausgewählten Indikatoren jedoch eine differenzierte Betrachtung von Flutereignissen, deren Auswirkungen sowie strukturellen Risiken auf globaler Ebene. Die genannten Einschränkungen verdeutlichen allerdings, dass die Ergebnisse dieser Arbeit nicht als exakte Abbildung lokaler Risikorealitäten verstanden werden sollten, sondern als analytische Annäherung an globale Muster und potenzielle strukturelle Verzerrungen in der Verteilung von Attributionsforschung.

4.5 Geostatistische Verfahren und statistische Analysen

Zur Untersuchung der räumlichen Verteilung von EEA-Studien und ihres Zusammenhangs mit den verschiedenen Indikatoren werden geostatistische sowie statistische Analyseverfahren kombiniert. Im Rahmen der geostatistischen Analyse werden die Daten aufbereitet, auf Länderebene aggregiert und kartographisch visualisiert. Die statistischen Verfahren werden eingesetzt, um mögliche Diskrepanzen zwischen der geografischen Verteilung der EEA-Studien und den zugrunde liegenden Indikatoren quantitativ zu erfassen.

4.5.1 Geostatistisches Verfahren

Die geostatistische Analyse umfasst die Datenaufbereitung, Aggregation auf Länderebene sowie die kartographische Darstellung der untersuchten Variablen.

4.5.1.1 Python

Die Datenaufbereitung sowie die Erstellung der kartographischen Visualisierungen wurden mithilfe der Programmiersprache Python durchgeführt. Die Analysen erfolgten in einer Anaconda-Umgebung unter Verwendung von Jupyter Notebooks. Die Ausgangsdaten lagen in tabellarischer Form vor, meist Excel-Dateien, und wurden für die Analyse in ein einheitliches Datenformat überführt. Die Analyse erfolgte auf Länderebene. Beobachtungen wurden zu einem aggregierten Wert pro Land zusammengeführt, um einen vergleichbaren Kennwert zu erhalten.

Die für die Analyse verwendeten Datensätze stammen aus unterschiedlichen Quellen und lagen in jeweils eigenen Länderkennzeichnungen vor. Um eine vergleichbare Analyse auf Länderebene zu ermöglichen, wurden die Ländercodes der Datensätze vereinheitlicht. Hierzu wurden die Länderangaben aller Datensätze auf standardisierte ISO-Ländercodes harmonisiert, um eine eindeutige Identifizierbarkeit und Verknüpfbarkeit der Länder sicherzustellen.

Aus den einzelnen Datensätzen wurde eine Gesamttabelle erstellt, die für jedes Land alle relevanten Variablen zusammenführt und als Grundlage für die kartographischen Visualisierungen sowie die statistischen Analysen in R dient. Die Gesamttabelle ist im Anhang als Tabelle A1 dargestellt.

4.5.1.2 Equal Earth-Projektion

Die Equal Earth-Projektion wurde von Šavrič et al. (2019) entwickelt und ist flächentreu, sodass die tatsächlichen Größenverhältnisse der Länder realitätsgetreu dargestellt werden. Die Wahl einer flächentreuen Projektion ist insbesondere für globale Vergleiche auf Länderebene von zentraler Bedeutung, da häufig verwendete Projektionen wie die Mercator-Projektion zu systematischen Flächenverzerrungen führen, welche die visuelle Interpretation globaler Muster beeinflussen können (Šavrič et al., 2019).

Es wurde daher für die kartographische Darstellung der weltweiten Daten die Equal Earth-Projektion gewählt, um eine verzerrungsarme und vergleichbare Darstellung der analysierten Variablen zu gewährleisten. Die Projektion wird zunehmend als Alternative zu traditionellen Weltkartenprojektionen eingesetzt, insbesondere im Kontext globaler sozial- und umweltwissenschaftlicher Analysen. Die wachsende Bedeutung flächentreuer Projektionen wird zudem auch außerhalb der Wissenschaft thematisiert, etwa im Rahmen der Initiative „Correct the Map“, die auf die Bedeutung korrekter Größenverhältnisse in Weltkarten aufmerksam macht (CorrectTheMap, 2025).

4.5.2 Statistische Analysen

In Anlehnung an Fezzigna et al. (2025) werden zwei zentrale statistische Verfahren eingesetzt: bivariate Korrelation und multiple lineare Regression. Die Anzahl der EEA-Studien bildet die abhängige Variable (Y), während alle weiteren Variablen als unabhängige Variablen (X) in die Analysen eingehen. Die Indikatoren Gesamtzahl der Betroffenen, Gesamtzahl der Todesopfer und die berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden wurden zur besseren Vergleichbarkeit auf Millionen skaliert. Die statistischen Auswertungen wurden in R durchgeführt. In der folgenden Tabelle 1 sind die Indikatoren sowie die dazugehörigen Variablennamen in R zusammengefasst.

Tabelle 1: Indikatoren sowie dazugehörige Variablennamen in R

Indikator	Variable in R
Anzahl der EEA-Studien	EEA_Studies
Anzahl der Flutereignisse	flood_events
berichtete wirtschaftliche Gesamtschäden	total_damage_million

Gesamtzahl der Betroffenen	total_affected_million
Gesamtzahl der Todesopfer	total_deaths_million
Risiko gegenüber Flutereignissen	flood_risk
wirtschaftliche Gesamtschäden/BIP	damage_gdp_ratio

In einzelnen Variablen traten vereinzelt fehlende Werte auf. Diese wurden in den statistischen Analysen mittels listweiser Fallauswahl behandelt, sodass jeweils alle verfügbaren Beobachtungen berücksichtigt wurden.

Als Hauptanalysen dienen bivariate Korrelation (Pearson-Korrelation) sowie multiple lineare Regression. Die Kombination dieser beiden Verfahren ermöglicht es, einerseits lineare Zusammenhänge zwischen der Anzahl der EEA-Studien und einzelnen Indikatoren zu identifizieren und andererseits den gleichzeitigen Einfluss mehrerer Prädiktoren innerhalb eines Gesamtmodells zu untersuchen.

Ergänzend werden weitere Verfahren eingesetzt, um die Robustheit und Einordnung der Ergebnisse zu prüfen. Dazu zählen Spearman-Rangkorrelationen sowie partielle Korrelationen. Diese zusätzlichen Analysen dienen nicht der Identifikation neuer Haupteffekte, sondern der Überprüfung, ob beobachtete Zusammenhänge gegenüber alternativen Annahmen stabil bleiben beziehungsweise unter Kontrolle weiterer Variablen bestehen.

4.5.2.1 Pearson-Korrelation

Bei der bivariaten Korrelationsanalyse wird für jedes Land der Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den einzelnen Indikatoren mittels Pearson-Korrelation geprüft. Die Pearson-Korrelation misst die Stärke und Richtung eines linearen Zusammenhangs zwischen zwei metrischen Variablen und dient zugleich als Maß für die Effektstärke des beobachteten Zusammenhangs (Kronthaler, 2021a). Es werden Korrelationskoeffizienten (r) und p-Werte berechnet, um zu prüfen, ob vulnerablere bzw. stärker betroffene Länder tatsächlich mehr EEA-Studien aufweisen.

4.5.2.2 Multiple lineare Regression

Zusätzlich wird die räumliche Verteilung der EEA-Studien durch eine multiple lineare Regression mit allen Indikatoren als Prädiktoren modelliert. Die multiple lineare Regression ermöglicht es, den Einfluss mehrerer unabhängiger Variablen auf eine abhängige Variable simultan zu untersuchen und die Effekte einzelner Prädiktoren unter Kontrolle der jeweils anderen Variablen zu bestimmen (Kronthaler, 2021b). Es werden p-Werte, Effektstärken sowie das Bestimmtheitsmaß (R^2) des Gesamtmodells berechnet.

4.5.2.3 Spearman-Rangkorrelation

Ergänzend zur Pearson-Korrelation werden Spearman-Rangkorrelationen als Robustheitsprüfung durchgeführt. Einige der in dieser Arbeit verwendeten Variablen sind stark schief verteilt und einzelne Länder weisen sehr hohe Ausprägungen auf. Der Pearson-Korrelationskoeffizient ist empfindlich gegenüber Ausreißern und setzt einen linearen Zusammenhang voraus, daher ist seine Aussagekraft unter solchen Bedingungen eingeschränkt. Die Spearman-Rangkorrelation basiert auf den Rängen der Beobachtungen und misst die Stärke und Richtung eines monotonen Zusammenhangs unabhängig von der konkreten Verteilungsform der Daten. Sie eignet sich daher insbesondere zur Überprüfung, ob beobachtete Zusammenhänge auch ohne die Annahme eines linearen Zusammenhangs bestehen bleiben (Kronthaler, 2014).

Die Spearman-Analyse wurde ausschließlich für jene Indikatoren durchgeführt, die in der Pearson-Korrelationsanalyse signifikante Zusammenhänge mit der Anzahl der EEA-Studien aufwiesen. Ziel war es, zu prüfen, ob Richtung, ungefähre Stärke und Signifikanz der Zusammenhänge auch unter einer rangbasierten Betrachtung erhalten bleiben. Es werden p-Werte und ρ -Werte berechnet.

4.5.2.4 Partielle Korrelation

Die Berechnung von partiellen Korrelationen ermöglicht es, den Zusammenhang zwischen zwei Variablen unter Kontrolle einer Drittvariable zu untersuchen und damit zu prüfen, inwieweit beobachtete Zusammenhänge unabhängig von diesem Einfluss bestehen bleiben. Dieses Verfahren ist insbesondere dann sinnvoll, wenn mehrere Indikatoren miteinander korrelieren und bivariate Zusammenhänge potenziell durch den Einfluss weiterer Variablen verzerrt sein könnten (Kronthaler, 2014).

Die partielle Korrelationsanalyse dient in dieser Arbeit daher als ergänzendes Instrument zur Einordnung der bivariaten Ergebnisse. Es werden p-Werte und estimate-Werte (partielle Korrelation) berechnet.

4.6 Methodische Limitationen

Die Ergebnisse dieser Arbeit sind vor dem Hintergrund mehrerer methodischer Einschränkungen zu interpretieren, die sich aus der verwendeten Datenbasis, der gewählten Aggregationsebene sowie aus konzeptionellen Besonderheiten von Flutereignissen in der Attributionsforschung ergeben. Ziel dieses Abschnitts ist es, potenzielle systematische Verzerrungen offenzulegen, die die Analyse unabhängig vom einzelnen Indikator beeinflussen können, und damit Transparenz hinsichtlich der Aussagekraft der Ergebnisse zu schaffen.

4.6.1 Limitationen der Datengrundlagen

Eine zentrale Datengrundlage dieser Arbeit bildet die Internationale Katastrophendatenbank EM-DAT. Trotz ihrer weiten Verbreitung in der Katastrophen- und Klimafolgenforschung weist EM-DAT mehrere dokumentierte Limitationen auf (Delforge et al., 2025; Jones et al., 2022). Aufgrund definierter Erfassungskriterien werden insbesondere Ereignisse mit geringer Opferzahl oder begrenzten ökonomischen Schäden tendenziell unterrepräsentiert. Zudem sind monetäre Schadensangaben für einen großen Teil der erfassten Flutereignisse unvollständig oder nicht verfügbar. Fehlende Werte dürfen dabei nicht als schadensfreie Ereignisse interpretiert werden, sondern spiegeln primär Lücken in der Datenerhebung wider.

Darüber hinaus bestehen geografische Verzerrungen in der Datenabdeckung. Insbesondere in Teilen des Globalen Südens, in konfliktbetroffenen Regionen oder in Ländern mit schwacher institutioneller Dateninfrastruktur werden Ereignisse und ihre Auswirkungen systematisch unvollständig erfasst (Delforge et al., 2025). Diese Verzerrungen können dazu führen, dass die tatsächliche Belastung durch Flutereignisse in datenarmen Regionen unterschätzt wird. Die Erfassung auf Länderebene führt zudem dazu, dass innerstaatliche Unterschiede und regionale Hotspots nicht abgebildet werden, was jedoch der gewählten Analyseebene dieser Arbeit entspricht und eine bewusste methodische Vereinfachung zur Ermöglichung globaler Vergleichbarkeit darstellt.

Auch der verwendete Global Flood Risk-Index unterliegt dokumentierten methodischen Einschränkungen. Die Autor:innen des WorldRiskReports weisen darauf hin, dass insbesondere in datenarmen Ländern erhebliche Informationslücken bestehen, wodurch flutspezifische Risiken teilweise nur unzureichend abgebildet werden können (Bündnis Entwicklung Hilft / IFHV, 2025). Diese Einschränkungen beeinflussen die Vergleichbarkeit struktureller Flutrisiken zwischen Ländern und sind bei der Interpretation möglicher Übereinstimmungen oder Diskrepanzen mit der geografischen Verteilung von EEA-Studien zu berücksichtigen.

In einem übergeordneten Kontext ist zudem zu beachten, dass sowohl globale Katastrophendatenbanken als auch Risikomodelle in hohem Maße auf international vergleichbaren Datensätzen beruhen. Sowohl ereignisbasierte Datensätze wie EM-DAT als auch modellbasierte Risikomaße unterliegen systematischen Verzerrungen in datenarmen Regionen, insbesondere im Globalen Süden (siehe Kapitel 3.3), wodurch mehrere der in dieser Arbeit verwendeten Indikatoren gleichzeitig betroffen sind und die globale Vergleichbarkeit eingeschränkt wird. Bestehende Muster globaler Datenungleichheit können dadurch reproduziert werden, da Länder mit geringer statistischer Kapazität systematisch unterrepräsentiert sind. Die Nutzung dieser Datensätze stellt somit zugleich eine methodische Limitation dar und bildet einen zentralen analytischen Bezugspunkt dieser Arbeit, da

identifizierte Diskrepanzen selbst als Ausdruck struktureller Datenungleichheiten interpretiert werden können.

4.6.2 Aggregation, Vergleichbarkeit und konzeptionelle Grenzen

Konzeptionelle Einschränkungen in der Abgrenzung und Operationalisierung flutspezifischer Indikatoren wurden bereits in Kapitel 4.4.3 ausführlich diskutiert und werden an dieser Stelle nicht erneut vertieft.

Zudem ist zu berücksichtigen, dass Flutereignisse im Vergleich zu Dürren häufig schwieriger zu attribuieren sind, da sie stärker von lokalen hydrologischen, geomorphologischen und infrastrukturellen Faktoren beeinflusst werden (Blöschl, 2022; Hettiarachchi et al., 2018; Scussolini et al., 2024; Sofia et al., 2017). Die geografische Verteilung von Attributionsstudien ist daher nicht allein durch das Auftreten oder die Schwere von Flutereignissen erklärbar, sondern wird maßgeblich auch durch methodische Machbarkeit, Datenverfügbarkeit und institutionelle Forschungsstrukturen geprägt.

Darüber hinaus erlauben die verwendeten statistischen Verfahren keine kausalen Aussagen, sondern dienen ausschließlich der Identifikation statistischer Zusammenhänge zwischen der räumlichen Verteilung von EEA-Studien und den betrachteten Indikatoren.

Diese methodischen Einschränkungen verweisen auf strukturelle Herausforderungen der globalen Klimafolgen- und Attributionsforschung. In Anbetracht dessen können identifizierte Diskrepanzen zwischen Flutrisiken, dokumentierten Schäden und der geografischen Verteilung von EEA-Studien als Hinweise auf systematische Datenungleichheiten interpretiert werden.

4.7 Einsatz unterstützender KI-gestützter Werkzeuge

Im Rahmen dieser Masterarbeit wurden KI-gestützte Werkzeuge unterstützend eingesetzt. Die Plattform *Perplexity* wurde zur Literaturrecherche und zur Orientierung im wissenschaftlichen Forschungsstand verwendet. *ChatGPT* wurde zur sprachlichen Überarbeitung und Verbesserung von Textpassagen genutzt. Darüber hinaus wurden beide Werkzeuge unterstützend für die Erstellung und Anpassung von Code in Python sowie für die statistischen Analysen in R eingesetzt. Die inhaltliche Konzeption, die Interpretation der Ergebnisse sowie die abschließende Bewertung lagen dabei jederzeit in der Verantwortung der Autorin.

Auf Grundlage des in diesem Kapitel dargestellten methodischen Vorgehens werden im folgenden Kapitel die Ergebnisse der empirischen Analyse präsentiert.

5 Ergebnisse

Dieses Kapitel präsentiert die Ergebnisse der empirischen Analyse zur räumlichen Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen im globalen Vergleich. Ziel ist es, Unterschiede und mögliche Verzerrungen zwischen der geografischen Verteilung wissenschaftlicher Untersuchungen und der Verteilung flutbezogener Risiken, Ereignisse und Auswirkungen sichtbar zu machen.

Zunächst wird ein Überblick über die inhaltlichen Ergebnisse der erfassten EEA-Studien gegeben, um die Zusammensetzung der zugrunde liegenden Studienbasis einzuordnen. Die erfassten EEA-Studien lassen sich in vier Ergebniskategorien einteilen. Der Großteil der Studien kommt zu dem Ergebnis, dass Flutereignisse unter anthropogenem Klimawandel wahrscheinlicher oder intensiver geworden sind ($n = 89$). In 27 Studien konnte kein eindeutiger menschlicher Einfluss festgestellt werden. Zwölf Studien berichten eine Abnahme der Intensität oder Wahrscheinlichkeit von Flutereignissen, während 20 Studien aufgrund unzureichender Daten oder methodischer Unsicherheiten zu keinem eindeutigen Ergebnis gelangen. Die inhaltlichen Ergebnisse der einzelnen Studien wurden in der weiteren Analyse jedoch nicht berücksichtigt, da für die empirischen Auswertungen ausschließlich die Anzahl und räumliche Verteilung der EEA-Studien relevant waren.

Der Ergebnisteil gliedert sich in zwei Abschnitte. Zunächst werden kartographische Darstellungen herangezogen, um die räumliche Verteilung der EEA-Studien im Verhältnis zu ausgewählten flutbezogenen Indikatoren deskriptiv zu veranschaulichen. Diese Karten dienen der visuellen Einordnung globaler Muster und Ungleichheiten, ohne Aussagen über Stärke oder Signifikanz statistischer Zusammenhänge zu treffen.

Anschließend werden die Ergebnisse der formalen statistischen Analysen vorgestellt. Diese umfassen bivariate Korrelationen sowie multivariate Regressionsmodelle und Robustheitsanalysen. Die statistischen Ergebnisse ermöglichen eine systematische Prüfung der Zusammenhänge zwischen der Anzahl der EEA-Studien und flutbezogenen Indikatoren und erlauben eine Einordnung der zuvor beschriebenen räumlichen Muster.

5.1 Räumliche Verteilung von EEA-Studien und flutbezogenen Indikatoren

Zur Einordnung der globalen Verteilung von EEA-Studien werden in diesem Abschnitt Karten präsentiert, die diese Studien räumlich mit verschiedenen flutbezogenen Indikatoren in Beziehung setzen. Der Fokus liegt auf der Sichtbarmachung globaler Unterschiede sowie möglicher räumlicher Verzerrungen zwischen der Verteilung wissenschaftlicher Untersuchungen in Form von EEA-Studien und der Verteilung von Flutrisiken, -ereignissen und -auswirkungen.

Insgesamt weisen 28 der 193 untersuchten Länder im betrachteten Zeitraum (2010–2025) keine in der EM-DAT-Datenbank dokumentierten Flutereignisse auf. Diese Länder werden in der Datengrundlage berücksichtigt, jedoch in der kartographischen Darstellung nicht visualisiert, da die Abbildung ausschließlich die räumliche Verteilung berichteter Flutereignisse zeigt und somit nur Länder mit mindestens einem dokumentierten Ereignis dargestellt werden.

Die Karten dienen einer rein deskriptiven visuellen Einordnung räumlicher Muster und Abweichungen. Sie erlauben keine Aussagen über die Stärke oder Signifikanz von Zusammenhängen. Die Ergebnisse der formalen statistischen Analysen werden getrennt davon im anschließenden Abschnitt dargestellt. Die den Karten zugrunde liegenden Indikatoren wurden aus verschiedenen Datenquellen auf Länderebene aggregiert, eine vollständige Übersicht aller verwendeten Variablen und Werte ist Tabelle A 1 im Anhang zu entnehmen.

5.1.1 EEA-Studien und Anzahl der Flutereignisse

Abbildung 5 zeigt die räumliche Verteilung von insgesamt 148 EEA-Studien, die sich auf 69 Länder verteilen, im Verhältnis zur Anzahl der berichteten Flutereignisse im Untersuchungszeitraum. Die Verteilung der EEA-Studien ist dabei stark räumlich konzentriert: Ein Großteil der Länder weist keine oder nur einzelne Studien auf, während sich höhere Anzahlen auf wenige Länder und Regionen bündeln. Innerhalb Europas zeigt sich eine räumliche Häufung von EEA-Studien, während andere Weltregionen nur vereinzelt vertreten sind. Gleichzeitig weisen mehrere europäische Länder im globalen Vergleich eine geringere Anzahl an registrierten Flutereignissen auf.

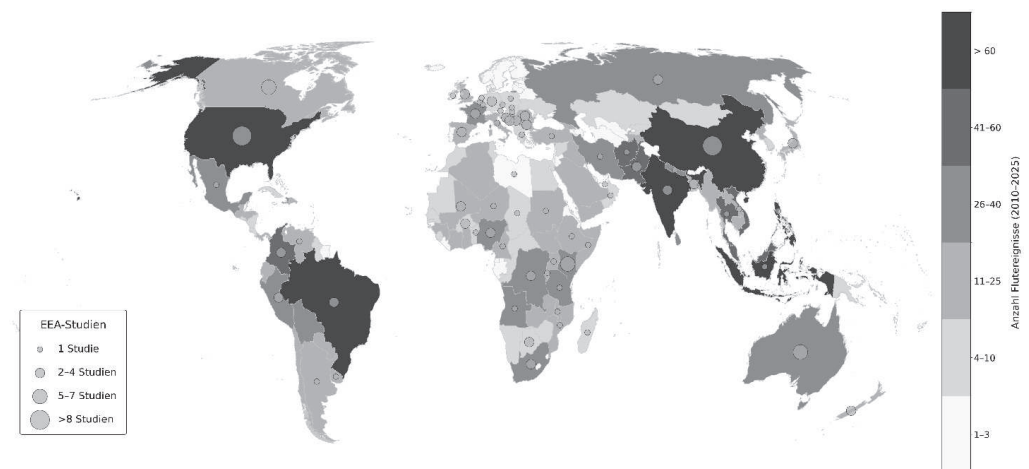


Abbildung 5: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der Anzahl von Flutereignissen (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Anzahl der Flutereignisse basiert auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Die höchste Anzahl an EEA-Studien entfällt auf China (20 Studien) und die USA (12), gefolgt von Kanada (7), Australien (6) und Kenia (5). China und die USA weisen zugleich eine hohe absolute Anzahl registrierter Flutereignisse auf. Demgegenüber zeigen mehrere Länder mit einer hohen Ereignishäufigkeit, insbesondere in Teilen Süd- und Südostasiens sowie Afrikas, aber auch Brasilien, nur wenige oder keine EEA-Studien.

Die Karte verdeutlicht damit die räumliche Konzentration von EEA-Studien im globalen Vergleich auf einzelne Länder und ermöglicht eine visuelle Einordnung ihrer Verteilung im Verhältnis zur globalen Häufigkeit von Flutereignissen.

5.1.2 EEA-Studien und berichtete absolute wirtschaftliche Schäden

In Abbildung 6 wird die räumliche Verteilung der EEA-Studien den berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse gegenübergestellt. Die Karte stellt aggregierte, berichtete wirtschaftliche Flutschäden dar und erlaubt keine Aussage über nicht dokumentierte oder nicht monetarisierte Verluste und Schäden. Ereignisse ohne gemeldete Schadenswerte wurden bei der Aggregation nicht berücksichtigt, sodass ein Wert von 0 USD nicht notwendigerweise bedeutet, dass keine Schäden entstanden sind, sondern lediglich, dass keine Schäden dokumentiert wurden.

Hohe absolute Schadenssummen konzentrieren sich auf Länder vor allem in Nord- und Südamerika, Europa, Asien und Ozeanien. Im Kontrast dazu weisen viele Länder, vor allem in Afrika, geringere oder keine berichteten absoluten wirtschaftlichen Schäden auf.

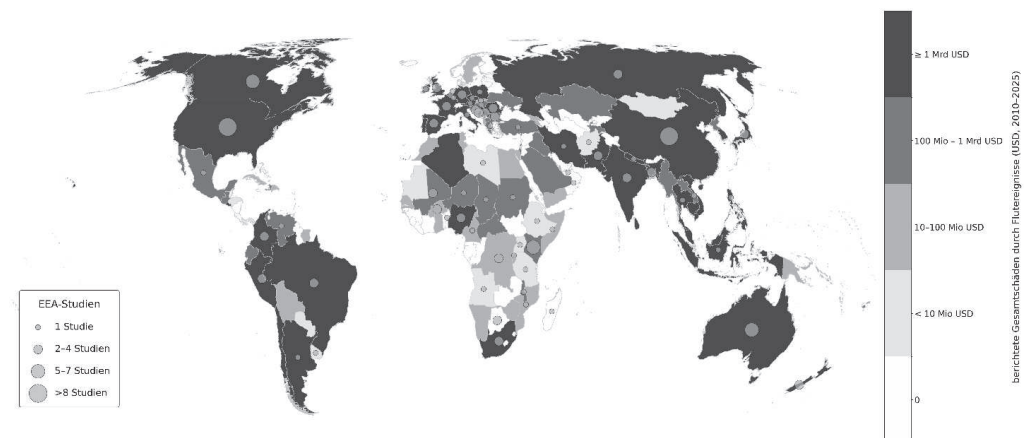


Abbildung 6: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Schadensdaten basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Länder mit den höchsten absoluten Schadenssummen weisen zugleich häufig eine hohe Anzahl an EEA-Studien auf, dieses Muster findet man in Europa, Nordamerika, Australien,

Neuseeland und China. Im Gegensatz dazu findet man in Afrika auch Länder, die zwar durch hohe absolute wirtschaftliche Gesamtschäden geprägt sind, in denen jedoch keine EEA-Studien durchgeführt wurden. Insgesamt folgt die räumliche Verteilung der EEA-Studien in dieser Darstellung weitgehend den Ländern mit hohen absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden. Die Karte dient damit als visuelle Referenz für die nachfolgende Abbildung 7 über relative Schäden.

5.1.3 EEA-Studien und relative wirtschaftliche Schäden (berichtete Schäden/BIP)

Abbildung 7 zeigt die räumliche Verteilung der EEA-Studien im Verhältnis zu den relativen wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse, gemessen als Anteil der berichteten Gesamtschäden am Bruttoinlandsprodukt. Hohe relative Schäden, insbesondere Werte von über 5 % des BIPs, treten vor allem in mehreren Ländern Asiens und Afrikas auf.

Darüber hinaus sind erhöhte relative Schadenswerte auch in Australien, Neuseeland sowie in einzelnen Ländern Südamerikas zu erkennen. Insgesamt konzentrieren sich hohe relative Schäden damit auf Länder und Regionen, in denen flutbedingte wirtschaftliche Verluste im Verhältnis zur wirtschaftlichen Gesamtleistung besonders ins Gewicht fallen. Die räumliche Verteilung der EEA-Studien weist in dieser Darstellung kein durchgängiges Muster entlang der Länder mit hohen relativen Schadenswerten auf.

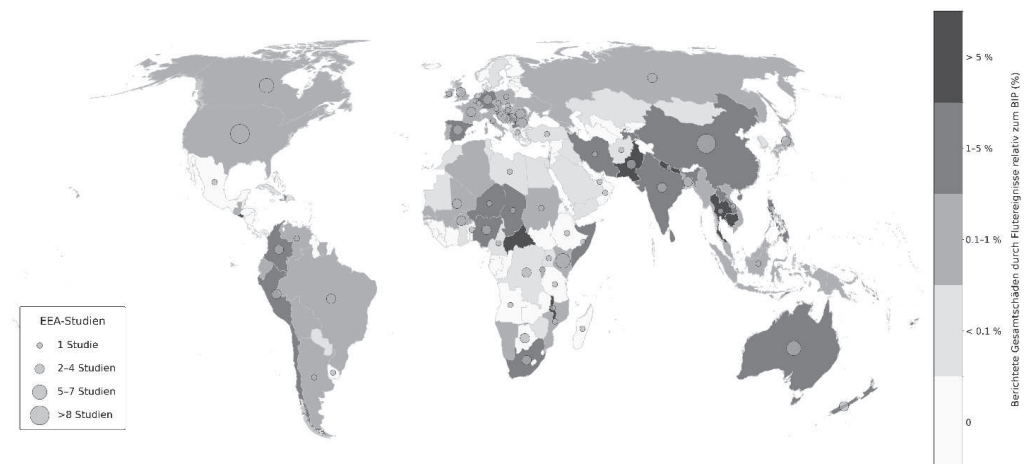


Abbildung 7: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der relativen berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (berichtete Schäden im Verhältnis zum Bruttoinlandsprodukt; Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Schadensdaten basieren auf EM-DAT, die BIP-Daten auf der World Bank, und die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Im Vergleich mit Abbildung 6 wird deutlich, dass sich Länder mit hohen absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden nicht vollständig mit jenen Ländern decken, in denen die

relativen Schäden gemessen am BIP hoch ausfallen. Während in mehreren Ländern Asiens auch in der Darstellung relativer Schäden erhöhte Werte sichtbar bleiben, treten Länder mit hohen absoluten Schadenssummen, darunter die USA, Kanada, Russland sowie zahlreiche europäische Staaten, in der Darstellung relativer Schäden weniger hervor.

Umgekehrt werden in Abbildung 7 Länder sichtbar, in denen flutbedingte Schäden im Verhältnis zur wirtschaftlichen Gesamtleistung ein höheres Gewicht einnehmen, obwohl diese Länder in der Darstellung absoluter Schäden nicht zu den dominanten Schadensregionen zählen. Dies trifft beispielsweise auf Malawi und die Zentralafrikanische Republik zu. Die beiden Karten verdeutlichen damit, dass sich die räumlichen Muster absoluter und relativer berichteter wirtschaftlicher Schäden deutlich unterscheiden.

5.1.4 EEA-Studien und strukturelles Flutrisiko

In Abbildung 8 ist die globale räumliche Verteilung der EEA-Studien im Verhältnis zum Global Flood Risk, dargestellt als binärer Indikator für Länder mit sehr hohem strukturellem Flutrisiko (*very high*), gezeigt. Länder mit sehr hohem Flutrisiko konzentrieren sich vor allem in Teilen Süd- und Südostasien, Afrikas sowie Lateinamerikas. In mehreren dieser Länder mit sehr hohem strukturellem Flutrisiko sind keine oder nur einzelne EEA-Studien verzeichnet. Umgekehrt weisen Länder und Regionen mit geringerem strukturellem Flutrisiko, darunter in Nordamerika, Europa, Australien und Neuseeland, häufig eine vergleichsweise hohe Anzahl an EEA-Studien auf.

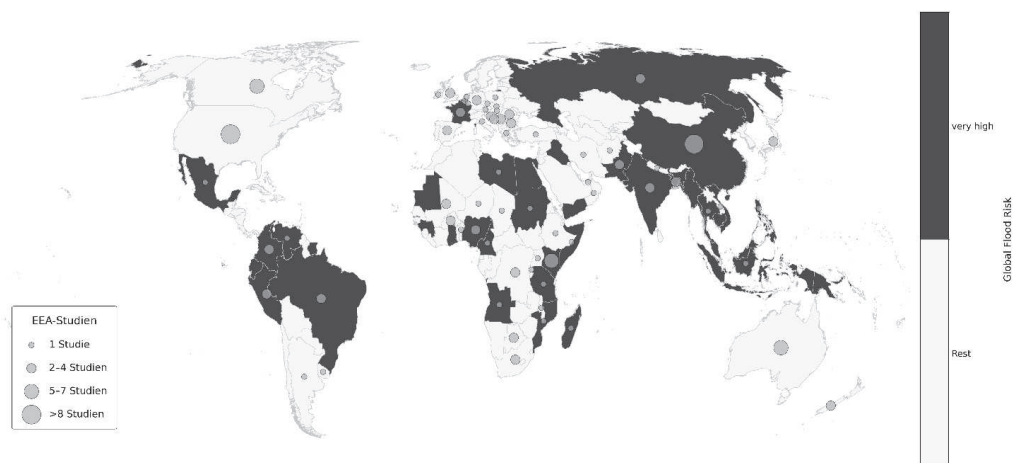


Abbildung 8: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und des Global Flood Risk als binärer Indikator (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Der Global Flood Risk basiert auf dem WorldRiskReport 2025, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Insgesamt zeigt sich in dieser Darstellung keine ausgeprägte räumliche Übereinstimmung zwischen der Verteilung von Ländern mit sehr hohem strukturellem Flutrisiko und der Verteilung der EEA-Studien.

5.1.5 EEA-Studien und Gesamtzahl der Betroffenen

Die räumliche Verteilung der EEA-Studien wird in Abbildung 9 der globalen Verteilung der von Flutereignissen Betroffenen gegenübergestellt. Die Darstellung basiert auf absoluten Betroffenenzahlen, die teilweise durch die Bevölkerungsgröße der Länder beeinflusst werden können, da bevölkerungsreiche Staaten tendenziell höhere absolute Betroffenenzahlen aufweisen.

Die höchsten Betroffenenzahlen sind in Süd- und Südostasien zu finden. Mit Ausnahme Chinas weisen diese Länder überwiegend nur wenige EEA-Studien auf. Darüber hinaus sind Länder mit Betroffenenzahlen im Bereich von etwa 1 bis 10 Millionen Personen in Teilen Afrikas, Südamerikas sowie in Mexiko zu finden.

Nordamerika und Europa zeigen hingegen vergleichsweise geringe Betroffenenzahlen, während in diesen Regionen eine hohe Anzahl beziehungsweise eine hohe räumliche Dichte von EEA-Studien vorliegt. In dieser Abbildung lässt sich mit Ausnahme von China visuell nur eine geringe räumliche Übereinstimmung zwischen der Verteilung hoher Betroffenenzahlen und der Verteilung der EEA-Studien erkennen.

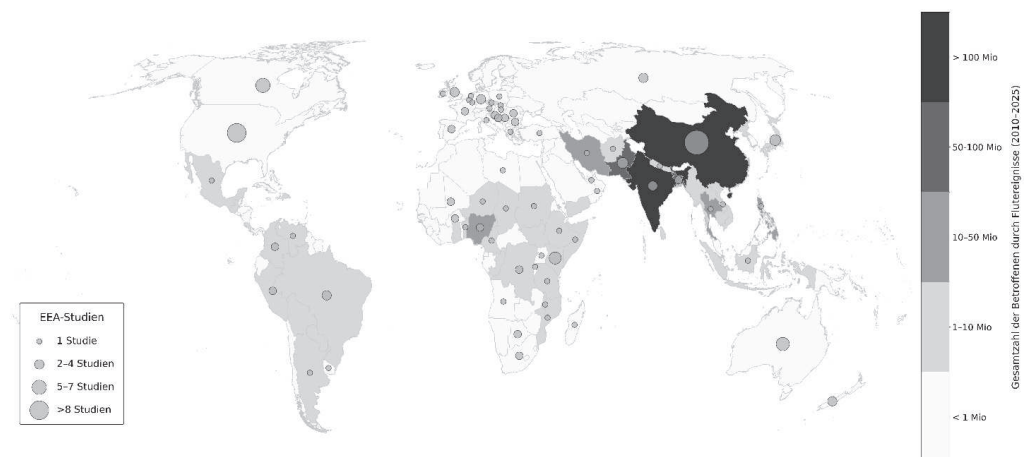


Abbildung 9: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der Gesamtzahl der Betroffenen durch Flutereignisse (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Betroffenenzahlen basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

5.2 Quantitative Analyse der Zusammenhänge zwischen EEA-Studien und Flutindikatoren

Aufbauend auf der deskriptiven kartographischen Einordnung werden im folgenden Abschnitt die Ergebnisse der statistischen Analysen vorgestellt. Ziel ist es, die Beziehung zwischen der Anzahl der EEA-Studien pro Land und ausgewählten flutbezogenen Indikatoren quantitativ zu untersuchen.

Zunächst erfolgt ein deskriptiver Überblick über die Daten. Daraufhin werden bivariate Zusammenhänge mithilfe von Pearson-Korrelationen analysiert, um grundlegende Assoziationen zwischen den Variablen zu identifizieren. Darauf aufbauend werden die Ergebnisse der multiplen linearen Regression zusammengefasst, die eine gleichzeitige Berücksichtigung mehrerer Indikatoren erlauben und Aufschluss darüber geben, welche Faktoren unabhängig mit der räumlichen Verteilung der EEA-Studien zusammenhängen. Zuletzt werden die Ergebnisse der Robustheitsanalysen dargestellt, darunter rangbasierte Korrelationen sowie partielle Korrelationen, um die Stabilität der Ergebnisse zu überprüfen.

Die statistischen Analysen basieren auf aggregierten Länderdaten und dienen der systematischen Prüfung der im kartographischen Teil dargestellten Muster.

5.2.1 Deskriptiver Überblick der Daten

Die quantitative Analyse basiert auf einem Länderdatensatz mit insgesamt 193 Ländern, für die Informationen zur Anzahl von EEA-Studien sowie zu flutbezogenen Ereignis-, Schadens- und Risikokennzahlen vorliegen. Die Verteilungen der betrachteten Variablen sind stark rechtsschief, was insbesondere für die Anzahl der EEA-Studien sowie für ökonomische Schadens- und Betroffenheitsindikatoren gilt. Die ausgeprägte Rechtsschiefe bedeutet, dass wenige Länder sehr hohe Werte aufweisen, während die Mehrheit der Länder niedrige oder sehr niedrige Ausprägungen zeigt. Diese Verteilung wurde bei der Auswahl ergänzender Robustheitsanalysen berücksichtigt.

Die Mehrheit der Länder weist keine oder nur sehr wenige EEA-Studien zu Flutereignissen auf. Rund zwei Drittel aller Länder entfallen auf die Kategorien null oder eine EEA-Studie, während sich ein erheblicher Anteil der Studien auf eine kleine Gruppe von Ländern konzentriert. Dieses Muster weist auf eine starke räumliche Konzentration der EEA-Literatur hin und ist visuell bereits in Abbildung 5 dargestellt. Auch flutbezogene Schadens- und Betroffenheitsindikatoren variieren erheblich zwischen den Ländern und weisen eine große Spannweite von sehr niedrigen bis hin zu extrem hohen Werten auf.

Relative Schadensindikatoren, gemessen als Verhältnis berichteter wirtschaftlicher Gesamtschäden zum BIP, zeigen demgegenüber eine weniger ausgeprägte Konzentration auf Länder mit hoher Anzahl an EEA-Studien. Insgesamt verdeutlicht die deskriptive Statistik die

ausgeprägte Heterogenität der Daten und legt nahe, dass sowohl die Anzahl der Ereignisse als auch deren ökonomische und humanitäre Auswirkungen zwischen Ländern stark variieren.

5.2.2 Bivariate Zusammenhänge (Pearson-Korrelationen)

Tabelle 2 fasst die Ergebnisse der bivariaten Pearson-Korrelationen zusammen. Sie zeigt, ob und wie stark die Anzahl der EEA-Studien pro Land als abhängige Variable mit den flutbezogenen Indikatoren als unabhängige Variablen korrelieren. Alle Korrelationen basieren auf 193 Länderbeobachtungen, ausgenommen berichtete Gesamtschäden/BIP (192 Länderbeobachtungen).

Tabelle 2: Bivariate Pearson-Korrelationen zwischen der Anzahl der EEA-Studien und flutbezogenen Indikatoren. Alle Korrelationen basieren auf bis zu 193 Länderbeobachtungen. Fett gedruckte Koeffizienten sind auf dem 5 %-Niveau signifikant.

	Anzahl der EEA-Studien (Y)	
	r	p
Flutereignisse	0.58	< 2.2e-16
berichtete Gesamtschäden (Mio.)	0.84	< 2.2e-16
Gesamtzahl der Betroffenen (Mio.)	0.72	< 2.2e-16
Gesamtzahl der Todesopfer (Mio.)	0.37	8.359e-08
Flutrisiko	0.22	0.002
berichtete Gesamtschäden/BIP	0.10	0.162

Die Ergebnisse zeigen, dass die Anzahl der EEA-Studien signifikant positiv mit mehreren flutbezogenen Indikatoren korreliert. Der stärkste Zusammenhang besteht zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den berichteten ökonomischen Gesamtschäden durch Flutereignisse ($r = 0.84$). Ebenfalls hoch und statistisch signifikant ist die Korrelation mit der Gesamtzahl der von Fluten betroffenen Personen ($r = 0.72$). Ein moderater Zusammenhang zeigt sich zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Anzahl der registrierten Flutereignisse ($r = 0.58$). Eine schwache aber statistisch signifikante Korrelation besteht zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Gesamtzahl der Todesopfer ($r = 0.37$) sowie dem Flutrisiko ($r = 0.22$). Kein statistisch signifikanter Zusammenhang lässt sich hingegen zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den relativen wirtschaftlichen Schäden durch Flutereignisse (berichteten Gesamtschäden/BIP) feststellen. Damit bleiben relative Schadensindikatoren im bivariaten Zusammenhang statistisch unauffällig. Dieses Ergebnis entspricht auch der visuellen Einordnung in Abbildung 7, in der sich keine konsistente räumliche Überlagerung zwischen hohen relativen Schadenswerten (Schäden/BIP) und der Verteilung der EEA-Studien erkennen lässt.

Hingegen zeigt die in Abbildung 6 dargestellte räumliche Verteilung der Anzahl der EEA-Studien im Verhältnis zu den absoluten berichteten Gesamtschäden, dass sich hohe wirtschaftliche Flutschäden auf Länder mit einer hohen Anzahl von EEA-Studien konzentrieren. Dies steht im Einklang mit den statistischen Ergebnissen der Pearson-Korrelation, die einen starken positiven Zusammenhang zwischen beiden Variablen belegen.

Die Ergebnisse der Analyse von Dürreereignissen von Fezzigna et al. (2025) spiegeln sich in Teilen auch in den bivariaten Zusammenhangsmustern für Flutereignisse wider. Für beide Extremereignistypen zeigt sich ein starker positiver Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden. Ebenso weisen beide Studien einen moderaten positiven Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Häufigkeit der jeweiligen Extremereignisse auf. Abweichend von den Ergebnissen von Fezzigna et al. (2025) ergibt sich für Flutereignisse auf bivariater Ebene ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Gesamtzahl der betroffenen Personen, während dieser Zusammenhang in der Dürreanalyse nicht statistisch signifikant war.

Die bivariaten Korrelationen bilden jeweils den Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und einzelnen flutbezogenen Indikatoren ab, es handelt sich um bivariate Zusammenhänge. Die Ergebnisse einer gleichzeitigen Berücksichtigung aller Prädiktoren mittels multipler linearer Regression befinden sich im nächsten Kapitel.

5.2.3 Multiple lineare Regression

In Tabelle 3 sind die Ergebnisse der multiplen linearen Regression dargestellt. Ziel der Analyse ist es zu untersuchen, welche flutbezogenen Indikatoren die geografische Verteilung von EEA-Studien erklären, wenn alle Prädiktoren gleichzeitig berücksichtigt werden. Die Regression basiert auf 193 Länderbeobachtungen.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Anzahl der EEA-Studien pro Land signifikant positiv mit der Anzahl der Flutereignisse (Koeffizient = 0.023, $p = 0.00005$) sowie insbesondere mit den berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden (Koeffizient = 0.00009, $p < 2e-16$) zusammenhängt. Darüber hinaus weist auch die Gesamtzahl der Todesopfer (Koeffizient = -199.9, $p = 0.0003$) einen statistisch signifikanten negativen Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien auf. Diese Zusammenhänge bleiben auch unter gleichzeitiger Berücksichtigung aller weiteren Indikatoren statistisch signifikant.

Der negative Koeffizient für die Gesamtzahl der Todesopfer ist unter Berücksichtigung der Skalierung der Variable (Angabe in Millionen) zu interpretieren und wird erst im multivariaten Kontext sichtbar. Aus diesem Grund wurde im Ergebnisteil auf eine kartographische

Darstellung verzichtet, eine ergänzende visuelle Darstellung der Todesopfer ist in Abbildung A 1 im Anhang enthalten.

Tabelle 3: Multiple lineare Regression zur Erklärung der Anzahl von EEA-Studien (Y). Fett gedruckte Koeffizienten sind auf dem 5 %-Niveau signifikant.

Prädikatoren	Koeffizient	p
Flutereignisse	0.023	0.00005
berichtete Gesamtschäden (Mio.)	0.00009	< 2e-16
Gesamtzahl der Betroffenen (Mio.)	-0.004	0.4170
Gesamtzahl der Todesopfer (Mio.)	-199.9	0.0003
Flutrisiko	-0.011	0.9600
berichtete Gesamtschäden/BIP	-0.041	0.1660

Modellgüte: $R^2 = 0.741$

Demgegenüber verlieren die Gesamtzahl der von Fluten betroffenen Personen sowie der binäre Indikator für sehr hohes Flutrisiko ihre statistische Signifikanz. Auch die relativen wirtschaftlichen Schäden (berichtete Gesamtschäden/BIP) zeigen keinen signifikanten Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien. Die multivariaten Ergebnisse unterscheiden sich damit teilweise von den bivariaten Korrelationen.

Das Gesamtmodell weist ein Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0.741$ auf und erklärt damit rund 74 % der Varianz der abhängigen Variable.

Die in der multiplen Regression identifizierten Zusammenhänge zwischen der Anzahl der EEA-Studien sowie der Häufigkeit von Flutereignissen und den berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden werden in Abbildung 10 räumlich illustriert. Länder mit einer hohen Anzahl an EEA-Studien weisen in vielen Fällen sowohl eine hohe Ereignishäufigkeit als auch hohe absolute wirtschaftliche Schäden auf.

Gleichzeitig zeigt die Karte, dass sich diese räumliche Überlagerung auf eine begrenzte Anzahl von Ländern konzentriert, während andere Länder mit Flutereignissen oder geringeren Gesamtschäden nur wenige oder keine EEA-Studien aufweisen.

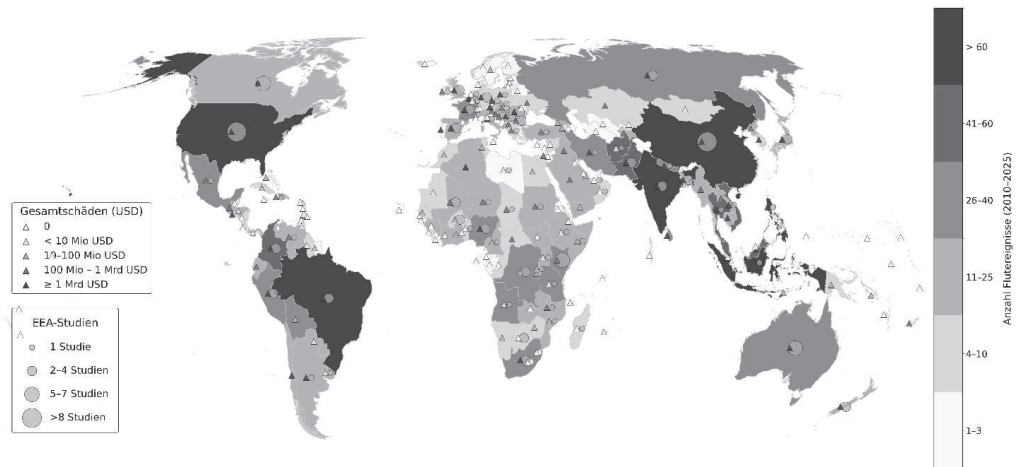


Abbildung 10: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise), der Anzahl der Flutereignisse (Flächenfarbe) und der berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (Dreiecke) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Daten zu Flutereignissen und Gesamtschäden basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Die in Abbildung 10 dargestellte räumliche Konstellation steht im Einklang mit den Ergebnissen der multiplen Regression, nach denen sowohl die Anzahl der Flutereignisse als auch die absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden unabhängige und statistisch signifikante Prädiktoren für die Anzahl der EEA-Studien darstellen.

Im Vergleich zu den Ergebnissen von Fezzigna et al. (2025) zeigen sich sowohl Übereinstimmungen als auch Abweichungen in den multivariaten Zusammenhangsmustern. In beiden Analysen erweisen sich die ökonomischen Gesamtschäden sowie die Häufigkeit der jeweiligen Extremereignisse als signifikante Prädiktoren für die geografische Verteilung von EEA-Studien. Abweichend von der Dürreanalyse von Fezzigna et al. (2025), in der Todesopfer nicht als Indikator berücksichtigt wurden, zeigt sich für Flutereignisse zudem ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Gesamtzahl der Todesopfer.

5.2.4 Robustheits- und Zusatzanalysen

Zur weiteren Absicherung der Ergebnisse wurden ergänzend Robustheits- und Zusatzanalysen durchgeführt. Diese umfassen rangbasierte Korrelationen (Spearman-Korrelationen) sowie partielle Korrelationen für ausgewählte Indikatoren und dienen dazu, die Stabilität der bivariaten Zusammenhänge sowie deren Einordnung im Kontext multivariater Effekte zu überprüfen. Die vollständigen Ergebnisse dieser Analysen sind im Anhang dokumentiert.

5.2.4.1 Spearman-Rangkorrelationen

Zur Überprüfung der Robustheit der bivariaten Pearson-Korrelationen und um die Ergebnisse gegenüber Schiefe und Ausreißern in den Verteilungen der flutbezogenen Indikatoren zu

prüfen, wurden ergänzend Spearman-Rangkorrelationen berechnet. Diese Analysen beschränken sich auf jene flutbezogenen Indikatoren, die in den Pearson-Korrelationen die stärksten Zusammenhänge mit der Anzahl der EEA-Studien aufwiesen. Die vollständigen Ergebnisse sind in Tabelle A 2 im Anhang dargestellt.

Die Spearman-Korrelationen bestätigen die grundlegenden Zusammenhangsmuster der Pearson-Analysen. Insbesondere bleiben die positiven Zusammenhänge zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden sowie der Anzahl der Flutereignisse auch bei rangbasierter Korrelation statistisch signifikant.

Für die Gesamtzahl der von Flutereignissen betroffenen Personen zeigt sich ebenfalls ein weiterhin signifikanter positiver Zusammenhang, dessen Stärke im Vergleich zur Pearson-Korrelation jedoch geringer ausfällt.

5.2.4.2 Partielle Korrelationen

Zur weiteren Einordnung der Ergebnisse wurden ergänzend partielle Korrelationen berechnet. Diese Analysen wurden gezielt für jene Variablen durchgeführt, die in den bivariaten Pearson-Korrelationen einen statistisch signifikanten Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien aufwiesen, in der multiplen linearen Regression jedoch ihre Signifikanz verloren. Ziel war es, zu prüfen, ob diese Zusammenhänge auch nach Kontrolle der berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden bestehen bleiben. Die vollständigen Ergebnisse sind in Tabelle A 3 im Anhang dargestellt.

Für die Gesamtzahl der von Flutereignissen betroffenen Personen ergibt sich nach Kontrolle der wirtschaftlichen Gesamtschäden kein statistisch signifikanter Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien. Der zuvor beobachtete bivariate Zusammenhang lässt sich unter Berücksichtigung der wirtschaftlichen Schäden nicht bestätigen. Ein entsprechendes Ergebnis zeigt sich auch für den Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und dem Flutrisiko. Nach Kontrolle der wirtschaftlichen Gesamtschäden weist auch dieser Zusammenhang keine statistische Signifikanz auf.

Damit zeigen die partiellen Korrelationen für beide untersuchten Variablen keine statistisch signifikanten Zusammenhänge mit der Anzahl der EEA-Studien, sobald für wirtschaftliche Schäden kontrolliert wird. Diese Ergebnisse sind konsistent mit den Ergebnissen der multiplen linearen Regression.

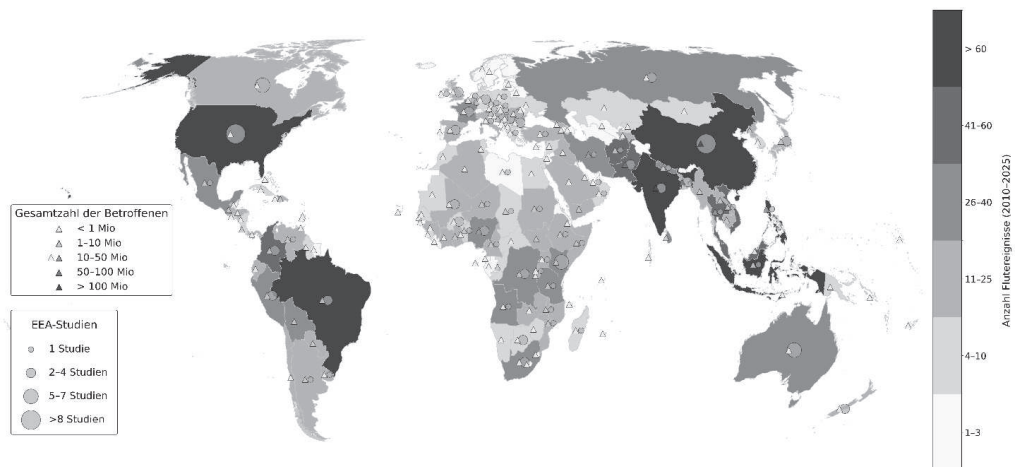


Abbildung 11: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise), der Anzahl der Flutereignisse (Flächenfarbe) und der Gesamtzahl der Betroffenen durch Flutereignisse (Dreiecke) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Daten zu Flutereignissen und Betroffenen basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.

Eine räumliche Veranschaulichung dieses Ergebnisses ist in Abbildung 11 dargestellt. Darin wird die Verteilung der EEA-Studien den Flutereignissen und der Gesamtzahl der von Flutereignissen Betroffenen gegenübergestellt. Eine konsistente räumliche Überlagerung zwischen hohen Betroffenenzahlen und einer hohen Anzahl an EEA-Studien ist hierbei nicht erkennbar. Diese visuell fehlende räumliche Übereinstimmung steht im Einklang mit den Ergebnissen der partiellen Korrelation, die zeigen, dass der bivariate Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Gesamtzahl der Betroffenen unter Kontrolle der wirtschaftlichen Gesamtschäden nicht bestehen bleibt.

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse eine stark ungleiche räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen im globalen Vergleich. Die kartographischen Darstellungen verdeutlichen eine Konzentration der EEA-Studien auf wenige Länder und Regionen, während andere Weltregionen trotz hoher Ereignishäufigkeit oder ausgeprägter flutbezogener Auswirkungen nur gering vertreten sind.

Die statistischen Analysen bestätigen diese Muster teilweise. Sowohl bivariate Korrelationen als auch multivariate Regressionsmodelle weisen auf einen robusten positiven Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden sowie der Häufigkeit von Flutereignissen hin. Demgegenüber verlieren Indikatoren wie die Gesamtzahl der Betroffenen, das Flutrisiko sowie relative wirtschaftliche Schäden unter Kontrolle weiterer Variablen ihre statistische Signifikanz.

Die Robustheitsanalysen stützen diese Ergebnisse und zeigen, dass insbesondere wirtschaftliche Schäden eine zentrale Rolle für die räumliche Verteilung von EEA-Studien spielen. Dieser Zusammenhang deckt sich mit den Ergebnissen von Fezzigna et al. (2025).

Im folgenden Kapitel werden diese Ergebnisse innerhalb des theoretischen Rahmens der Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit sowie der bestehenden Forschung zu strukturellen Datenungleichheiten eingeordnet und kritisch reflektiert.

6 Diskussion

Im vorangegangenen Kapitel wurden die empirischen Ergebnisse zur räumlichen Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen im globalen Vergleich dargestellt. Das vorliegende Diskussionskapitel ordnet diese Befunde analytisch und theoretisch ein. Im Mittelpunkt steht die Frage, inwiefern die geografische Verteilung von EEA-Studien mit der Verteilung realer Flutereignisse und ausgewählter Wirkungsdimensionen korrespondiert und welche strukturellen Faktoren diese Verteilung prägen.

Der Fokus liegt dabei nicht auf der erneuten Darstellung statistischer Ergebnisse, sondern auf deren Interpretation in Bezug auf bestehende Literatur sowie die Konzepte der Daten- und Klimagerechtigkeit. Zunächst werden die signifikanten Prädiktoren der räumlichen Verteilung eingeordnet, anschließend zentrale Nicht-Zusammenhänge und blinde Flecken diskutiert. Abschließend werden die Ergebnisse im Kontext von Datengerechtigkeit, Klimagerechtigkeit und Loss & Damage reflektiert.

6.1 Was bestimmt, wo EEA-Forschung stattfindet?

Die empirischen Ergebnisse weisen auf eine starke räumliche Konzentration von EEA-Studien auf wenige Länder und Regionen hin. Dementsprechend stellt sich die Frage, welche Faktoren diese Verteilung maßgeblich bestimmen. Aus der Literatur zur Attributionswissenschaft lässt sich ableiten, dass die Durchführung von Attributionsstudien in hohem Maße von der Verfügbarkeit verlässlicher meteorologischer und klimatologischer Daten abhängt. Mehrere Arbeiten verweisen auf erhebliche globale Ungleichheiten in der Dichte und Qualität von Messnetzen, die insbesondere wirtschaftlich ressourcenstarke Regionen begünstigen (Otto, 2023a, 2023b; Zhan et al., 2023).

Es ließe sich daher erwarten, dass Extremereignisse und gut dokumentierte Schadensdimensionen eine zentrale Rolle für die räumliche Verteilung von EEA-Studien spielen. Zugleich verweist die Literatur darauf, dass Attributionsforschung bislang überwiegend auf Regionen des Globalen Nordens fokussiert ist (Clarke et al., 2022). Diese Überlegungen bilden den Ausgangspunkt für die folgende Analyse der empirisch beobachteten Determinanten der räumlichen Verteilung von EEA-Studien.

Der stärkste und robusteste Zusammenhang zeigte sich zwischen der Anzahl der EEA-Studien und den aggregierten dokumentierten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse. Dieser Zusammenhang blieb auch im multivariaten Modell bestehen.

Dabei ist zu berücksichtigen, dass es sich um berichtete monetäre Verluste handelt, die selbst erheblichen systematischen Verzerrungen unterliegen. Monetäre Schäden sind insbesondere in datenarmen Regionen unvollständig erfasst und spiegeln primär jene Verluste wider, die institutionell dokumentiert und statistisch sichtbar sind (Delforge et al., 2025). Der beobachtete Zusammenhang ist daher weniger als Abbildung tatsächlicher globaler Schadensverteilungen zu interpretieren, sondern vielmehr als Hinweis auf eine Selektionslogik der Attributionsforschung, die sich an der Sichtbarkeit und institutionellen Erfassbarkeit ökonomischer Schäden orientiert.

Ökonomische Schadensindikatoren beruhen zudem auf einem marktbasierten Verständnis wirtschaftlicher Verluste, das sich an Gütern, Ressourcen und Dienstleistungen orientiert, denen ein Marktpreis zugeordnet werden kann (UNFCCC, 2013). Diese konzeptionelle Fassung begünstigt die statistische Sichtbarkeit monetarisierbarer Verluste und kann dazu beitragen, dass ökonomische Schäden in Kontexten mit geringerer Marktintegration oder informellen Wirtschaftsstrukturen weniger vollständig abgebildet werden. In diesem Sinne reflektieren dokumentierte wirtschaftliche Schäden nicht nur das Ausmaß von Verlusten, sondern auch deren institutionelle und ökonomische Erfassbarkeit.

Neben wirtschaftlichen Schäden zeigte sich ein moderater positiver Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Häufigkeit von Flutereignissen. Dieser Befund legt nahe, dass das Auftreten von Extremereignissen eine notwendige Voraussetzung für die Durchführung von Attributionsstudien darstellt. Zugleich verdeutlicht die begrenzte Stärke des Zusammenhangs, dass Ereignishäufigkeit allein keine hinreichende Erklärung für die räumliche Verteilung von EEA-Studien bietet.

Die Literatur betont, dass Attributionsstudien selektiv an bestimmten, klar abgrenzbaren Ereignissen ansetzen, für die robuste physikalische Mechanismen, konsistente Beobachtungsdaten und eine ausreichende Reproduzierbarkeit in Klimamodellen gegeben sind (Clarke et al., 2022; Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution et al., 2016). Nicht jedes Flutereignis gilt damit als gleichermaßen „attributionswürdig“, selbst in Regionen mit hoher Ereignishäufigkeit. Vielmehr werden einzelne, besonders extreme oder schadensträchtige Ereignisse zum Gegenstand wissenschaftlicher Analyse.

Der moderate Zusammenhang lässt sich folglich als Ausdruck einer zweistufigen Selektionslogik interpretieren: Das Auftreten eines Ereignisses schafft Potenzial für eine

Attributionsstudie, dessen wissenschaftliche Anschlussfähigkeit und Schadensrelevanz entscheiden jedoch über tatsächliche Attribution.

Die multivariate Analyse zeigt, dass Betroffenenzahlen, Flutrisiko und relative Schadensindikatoren keine statistische Signifikanz aufweisen und somit keine eigenständige Erklärungskraft entfalten. Dies lässt sich vor dem Hintergrund zentraler methodischer Anforderungen der Attributionsforschung erklären, die nicht für alle Wirkungsdimensionen von Flutereignissen gleichermaßen erfüllt werden.

Vulnerabilitätsbezogene Indikatoren sind häufig kontextabhängig, heterogen erfasst und weniger direkt mit meteorologischen Prozessen verknüpft als besser dokumentierte, ereignisnahe Variablen. Zudem sind die für Attribution erforderlichen langen, qualitativ hochwertigen Zeitreihen global ungleich verteilt (Van Oldenborgh et al., 2021). Solche strukturellen Unterschiede begünstigen gut dokumentierte, standardisierbare Variablen und überlagern vulnerabilitätsbezogene Dimensionen im multivariaten Modell.

Der Verlust ihrer Signifikanz ist daher nicht als Ausdruck geringer gesellschaftlicher Relevanz zu interpretieren, sondern als Folge daten- und methodenbedingter Selektivität in der Attributionsforschung. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass jene Variablen, die sich durch eine hohe Datenverfügbarkeit und vergleichsweise geringe Unsicherheit auszeichnen, die räumliche Verteilung von EEA-Studien dominieren, während andere Dimensionen im multivariaten Kontext in den Hintergrund treten.

Diese Befunde verweisen somit auf zentrale Nicht-Zusammenhänge, die im folgenden Abschnitt näher diskutiert werden.

6.2 Nicht-Zusammenhänge und blinde Flecken der EEA-Forschung

Aus der Literatur zu Loss & Damage ergibt sich ein klarer normativer Anspruch: L&D zielt darauf ab, dort anzusetzen, wo vulnerable Bevölkerungsgruppen und Länder besonders stark von nicht vermeidbaren Folgen des Klimawandels betroffen sind und Anpassungs- oder Minderungsmaßnahmen an ihre Grenzen stoßen (Boyd et al., 2021; Mechler et al., 2019; UNFCCC, 2013). Im Zentrum stehen dabei Aspekte wie gesellschaftliche Verwundbarkeit sowie ungleiche Exposition und Betroffenheit vulnerabler Gruppen (Boyd et al., 2021; Dafermos, 2025; Hickel, 2020). Entsprechend wird erwartet, dass wissenschaftliche Evidenz, die als Grundlage für politische Entscheidungsprozesse im Kontext von L&D herangezogen wird, diese Dimensionen angemessen widerspiegelt.

Dementsprechend erhalten Nicht-Zusammenhänge zwischen der räumlichen Verteilung von EEA-Studien und vulnerabilitätsbezogenen Indikatoren eine besondere Bedeutung. Sie

stehen in einem Spannungsverhältnis zu der normativen Logik von Loss & Damage und werfen die Frage auf, inwieweit die gegenwärtige Wissensbasis der Attributionsforschung tatsächlich jene Regionen und Bevölkerungsgruppen abbildet, die im Zentrum der L&D-Debatte stehen.

Es erscheint daher zunächst überraschend, dass weder relative Schadensindikatoren noch Flutrisikokennzahlen signifikant mit der Anzahl von EEA-Studien zusammenhängen. Dabei ist zu berücksichtigen, dass der relative Schadensindikator auf denselben berichteten monetären Schadensdaten basiert, die insbesondere in datenarmen Regionen unvollständig erfasst sind (vgl. Kapitel 4.4.3).

Die fehlende Signifikanz relativer Schäden ist nicht als Hinweis auf deren geringe Relevanz zu interpretieren, sondern als Ausdruck bestehender Datenregime, in denen monetär dokumentierte Verluste analytisch privilegiert werden. Eine mögliche Erklärung hierfür liegt in der Logik der Attributionsforschung selbst: Nicht absolute Schadenssummen per se sind global vollständig dokumentiert, sondern insbesondere in datenstarken, institutionell gut ausgestatteten Ländern sind monetäre Schäden systematischer erfasst und international vergleichbar verfügbar. Relative Schadensindikatoren und Risikokennzahlen basieren zwar auf derselben Datengrundlage, sind jedoch zusätzlich kontextabhängig und in ihrer Interpretation stärker von strukturellen und wirtschaftlichen Rahmenbedingungen geprägt. In datenarmen Regionen potenzieren sich daher bestehende Erhebungsunsicherheiten, wodurch relative Belastungen statistisch weniger stabil erscheinen.

Die fehlenden Zusammenhänge deuten somit nicht auf geringe gesellschaftliche Relevanz hin, sondern, wie bereits herausgearbeitet, auf eine Selektionslogik, die methodisch robuste und datenbasiert gut operationalisierbare Dimensionen privilegiert.

Ein ähnliches Muster zeigt sich für die Gesamtzahl der Betroffenen. Auch hier ließe sich aus der normativen L&D-Logik erwarten, dass eine hohe Betroffenenzahl erhöhte wissenschaftliche Aufmerksamkeit erfährt. Der zunächst beobachtbare bivariate positive Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien lässt sich als Ausdruck der engen Kopplung zwischen humanitären und ökonomischen Auswirkungen schwerer Flutereignisse interpretieren, die in kurzer Zeit sowohl erhebliche materielle Verluste als auch hohe Betroffenenzahlen verursachen können. Dieser verliert jedoch im multivariaten Modell seine Signifikanz, sobald absolute wirtschaftliche Schäden berücksichtigt werden.

Das deutet darauf hin, dass Betroffenenzahlen keine eigenständige Erklärungskraft entfalten, sondern von ökonomischen Schadensgrößen überlagert werden. Absolute wirtschaftliche Schäden nehmen in diesem Zusammenhang die Rolle eines Filters ein, der vulnerabilitätsbezogene Auswirkungen wie Betroffenenzahlen in den Hintergrund drängt.

Wissenschaftliche Aufmerksamkeit folgt damit primär quantifizierbaren monetären Schäden und weniger der Breite gesellschaftlicher Betroffenheit.

Die identifizierten Nicht-Zusammenhänge lassen sich nicht als zufälliges Ergebnis der Analyse interpretieren, sondern stehen im Einklang mit zentralen Kritikpunkten der bestehenden Literatur zur Attributionswissenschaft. Bereits frühere Arbeiten weisen auf erhebliche Datenlücken und methodische Unsicherheiten (Clarke et al., 2022; Easterling et al., 2016; Otto, 2023a; Van Oldenborgh et al., 2021) sowie eine ungleiche geografische Verteilung von Attributionsstudien zugunsten des Globalen Nordens hin (Clarke et al., 2022; Fezzigna et al., 2025; Otto et al., 2015). Diese strukturellen Rahmenbedingungen begrenzen insbesondere die Erfassung vulnerabilitätsbezogener Dimensionen, die häufig kontextabhängig, unsicher und in datenarmen Regionen nur unzureichend dokumentiert sind.

Die vorliegenden Ergebnisse machen diese strukturellen Defizite nun empirisch für Flutereignisse sichtbar. Die fehlenden Zusammenhänge mit relativen Schäden, Flutrisiko und Betroffenenzahlen verdeutlichen, dass bestimmte Dimensionen klimabedingter Auswirkungen systematisch nicht durch die Attributionsforschung abgebildet werden. Damit wird empirisch sichtbar, was in der Literatur bislang vor allem konzeptionell diskutiert wurde: Wissenschaftliche Aufmerksamkeit folgt primär der Verfügbarkeit robuster, ökonomisch quantifizierbarer Daten und weniger der tatsächlichen gesellschaftlichen Verwundbarkeit.

Dabei handelt es sich nicht um eine normative Bewertung, sondern um eine empirisch belegte Inkonsistenz zwischen politischem Anspruch und wissenschaftlicher Praxis. Die Nutzung von EEA als Grundlage für L&D-Mechanismen birgt somit das Risiko, Mittelverteilungen stärker an Daten- und Schadenssichtbarkeit auszurichten als an tatsächlicher Vulnerabilität. Die systematische Entkopplung von Dimensionen gesellschaftlicher Verwundbarkeit wirft die Frage auf, ob zumindest extreme humanitäre Auswirkungen von Flutereignissen mit erhöhter wissenschaftlicher Aufmerksamkeit einhergehen.

Im folgenden Abschnitt wird daher die Rolle von Todesopfern als Indikator schwerster klimabedingter Folgen gesondert betrachtet.

6.3 Todesopfer als Indikator extremer humanitärer Auswirkungen

Todesopfer zählen zu den schwerwiegendsten klimabedingten Verlusten und werden als zentraler Bestandteil nicht-ökonomischer Schäden diskutiert, die oft nicht durch Minderungs- oder Anpassungsmaßnahmen verhindert werden können (Serdeczny et al., 2018; UNFCCC, 2013). Entsprechend wäre anzunehmen, dass Flutereignisse mit hohen Opferzahlen verstärkt Gegenstand wissenschaftlicher Attribution sind.

Die empirischen Ergebnisse dieser Arbeit stehen jedoch im Gegensatz zu dieser Erwartung. In der bivariaten Analyse zeigt sich lediglich ein schwacher positiver Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Gesamtzahl der Todesopfer, im multivariaten Kontext weist der Indikator einen signifikant negativen Koeffizienten auf. Mit zunehmender Zahl an Todesopfern sinkt demnach – unter Kontrolle weiterer Einflussfaktoren – die Anzahl der durchgeführten EEA-Studien. Dieser Effekt wird erst im multivariaten Kontext sichtbar und deutet auf eine eigenständige strukturelle Dynamik hin. Eine kausale Interpretation dieses Zusammenhangs ist dabei ausdrücklich nicht intendiert.

Eine mögliche Erklärung für diesen Befund liegt in der spezifischen Logik und Datenabhängigkeit der Attributionsforschung. Todesopfer stellen zwar eine zentrale humanitäre Dimension dar, sind jedoch als Indikator mit erheblichen Erfassungs- und Definitionsunsicherheiten behaftet (Delforge et al., 2025). Diese Unsicherheiten werden durch geografische und systemische Verzerrungen weiter verstärkt, die von institutionellen, infrastrukturellen und sozialen Kontextfaktoren abhängen, etwa durch eine bessere Datenerfassung in versicherten und industrialisierten Regionen (Delforge et al., 2025). Es erscheint somit plausibel, dass Todesopfer in der Auswahl und Priorisierung von Attributionsstudien eine untergeordnete Rolle spielen, selbst wenn sie extreme Auswirkungen eines Ereignisses widerspiegeln.

Der negative Zusammenhang zwischen Todesopfern und der Anzahl von EEA-Studien kann als Zuspitzung jener Muster verstanden werden, die bereits für andere vulnerabilitätsbezogene Indikatoren identifiziert wurden. Todesopfer treten besonders häufig in Kontexten auf, die durch geringe Schutzinfrastruktur, begrenzte institutionelle Kapazitäten und hohe gesellschaftliche Verwundbarkeit gekennzeichnet sind, wie Studien zu Flutereignissen zeigen (Clarke et al., 2022; Doocy et al., 2013; Harrison et al., 2025). Diese Rahmenbedingungen erschweren nicht nur die Prävention extremer humanitärer Auswirkungen, sondern zugleich deren konsistente wissenschaftliche Erfassung und Attribution (Delforge et al., 2025; Van Oldenborgh et al., 2021). Damit wird deutlich, dass selbst extreme menschliche Verluste keine erhöhte wissenschaftliche Aufmerksamkeit erzeugen, sofern sie nicht mit ökonomisch sichtbaren und datenbasiert gut erfassbaren Schadensdimensionen einhergehen.

Die Befunde verweisen damit auf strukturelle Muster in der Attributionsforschung insgesamt. Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse daher zunächst im Vergleich mit der bisherigen quantitativen Analyse von Fezzigna et al. (2025) eingeordnet, bevor anschließend ihre theoretischen Implikationen systematisch diskutiert werden.

6.4 Empirischer Vergleich mit Fezzigna et al. (2025)

Sowohl Fezzigna et al. (2025) als auch diese Arbeit untersuchen, ob die räumliche Verteilung von EEA-Studien mit der tatsächlichen räumlichen Verteilung von Extremereignissen und deren Auswirkungen übereinstimmt. Gemeinsamer Ausgangspunkt beider Analysen ist die Diskussion um EEA als potenzielle wissenschaftliche und legitimierende Grundlage für die Ausgestaltung von Loss & Damage-Mechanismen (Coumou et al., 2024; Noy et al., 2023; siehe auch Kapitel 3.3 und Kapitel 3.4).

Aus der Literatur ergibt sich die Erwartung, dass wissenschaftliche Evidenz, operationalisiert durch EEA-Studien, dort besonders ausgeprägt sein sollte, wo Vulnerabilität und relative Belastung hoch sind. Die beiden Arbeiten leisten eine empirisch-quantitative Überprüfung dieser Annahme.

Fezzigna et al. (2025) analysieren hierfür die räumliche Verteilung von EEA-Studien im Vergleich zur globalen Verteilung von Dürreereignissen und deren Auswirkungen. In der vorliegenden Arbeit wird derselbe analytische Ansatz auf Flutereignisse übertragen. Fluten gelten dabei als methodisch besonders komplex, da sowohl ihr Auftreten als auch ihre Auswirkungen stark durch hydrologische, geomorphologische und infrastrukturelle Kontextfaktoren geprägt sind (Blöschl, 2022; Clarke et al., 2022; Hettiarachchi et al., 2018; Scussolini et al., 2024; Sofia et al., 2017).

Fezzigna et al. (2025) zeigen, dass die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Dürreereignissen sehr stark mit absoluten ökonomischen Schäden korreliert, während für vulnerabilitätsnahe Indikatoren wie die Anzahl der Betroffenen, Wasserstress oder die Vulnerabilität gegenüber Dürren keine signifikanten Zusammenhänge festgestellt werden. Auch in dieser Arbeit zeigt sich ein robuster positiver Zusammenhang zwischen der Anzahl von EEA-Studien und den absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse. Sowohl für Dürre- als auch für Flutereignisse besteht zudem ein moderater Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Häufigkeit der jeweiligen Extremereignisse.

Im Unterschied zu Fezzigna et al. (2025) weisen die bivariaten Analysen für Flutereignisse zunächst signifikante Zusammenhänge mit der Gesamtzahl der Betroffenen sowie mit dem Flutrisiko auf. Diese Zusammenhänge verlieren jedoch im multivariaten Modell ihre statistische Signifikanz. Damit zeigt sich auch für Flutereignisse, dass vulnerabilitätsbezogene Indikatoren keine eigenständige Erklärungskraft für die räumliche Verteilung von EEA-Studien bieten.

Beide Studien deuten somit darauf hin, dass EEA-Forschung in erster Linie einer Logik ökonomischer Sichtbarkeit und datenbasierter Machbarkeit folgt, während humanitäre Verwundbarkeit und strukturelle Belastung systematisch in den Hintergrund treten. Diese Ergebnisse liefern eine empirisch fundierte Bestätigung der von Fezzigna et al. (2025)

formulierten These, wonach strukturelle Ungleichheiten in der Datenverfügbarkeit und Forschungsinfrastruktur die globale Verteilung von EEA-Studien prägen. Ihre Arbeit ist dabei die erste quantitative Evidenz dieser These. Dass sich die von Fezzigna et al. (2025) identifizierten Muster auch für Flutereignisse bestätigen lassen, deutet darauf hin, dass es sich nicht um ein dürrespezifisches Phänomen handelt, sondern um ein grundlegendes, ereignisübergreifendes Merkmal der EEA-Forschung.

Diese Generalisierbarkeit ist bemerkenswert, da sich Dürren und Fluten hinsichtlich Entstehungsmechanismen und gesellschaftlicher Auswirkungen deutlich unterscheiden und Fluten als methodisch komplexer gelten. Trotz dieser Unterschiede zeigt sich dieselbe Selektionslogik: Die EEA-Forschung konzentriert sich auf Regionen mit hoher ökonomischer Sichtbarkeit und guter Datenverfügbarkeit.

Darüber hinaus erweitert diese Arbeit die Ergebnisse von Fezzigna et al. (2025) durch den Einsatz ergänzender Robustheitsanalysen. Vulnerabilitätsbezogene Indikatoren verlieren ihre Erklärungskraft vollständig, sobald absolute wirtschaftliche Schäden kontrolliert werden. Dies weist auf eine systematische Verdrängung von Indikatoren hin, die keine direkte ökonomische Interpretation erlauben.

Ein zusätzlicher untersuchter Befund betrifft die Rolle von Todesopfern. Die vorliegende Analyse zeigt, dass die Anzahl der Todesopfer im multivariaten Modell negativ mit der Anzahl der EEA-Studien zusammenhängt und verschärft die von Fezzigna et al. (2025) formulierte Gerechtigkeitsproblematik: Selbst extreme humanitäre Auswirkungen gehen nicht mit erhöhter wissenschaftlicher Aufmerksamkeit einher, sofern sie nicht mit hohen absoluten wirtschaftlichen Schäden verbunden sind.

Insgesamt stützt die vorliegende Analyse die zentrale Schlussfolgerung von Fezzigna et al. (2025), dass die räumliche Verteilung von EEA-Studien unter den aktuellen Bedingungen keine neutrale Abbildung globaler Klimabetroffenheit darstellt, sondern maßgeblich durch bestehende Ungleichheiten in Datenverfügbarkeit, Forschungsinfrastruktur und ökonomischer Sichtbarkeit geprägt ist.

Damit erweitert diese Arbeit die bestehende Literatur ereignisübergreifend und verdeutlicht zugleich die normativen Implikationen der bisherigen Befunde. Die Ergebnisse legen nahe, dass die Nutzung von EEA als Wissensgrundlage für politische Entscheidungsprozesse – insbesondere im Kontext von L&D – das Risiko birgt, bestehende globale Ungleichheiten zu reproduzieren, anstatt sie auszugleichen. Diese Befunde bilden den Ausgangspunkt für die folgende Einordnung der Ergebnisse innerhalb des theoretischen Rahmens dieser Arbeit. Ziel ist es, die empirisch identifizierten Muster theoretisch zu interpretieren und in den größeren Kontext epistemischer Ungleichheiten einzuordnen.

6.5 Datengerechtigkeit als übergreifender Interpretationsrahmen

6.5.1 Strukturelle Datengerechtigkeit als Rahmen zur Erklärung räumlicher Konzentration

Die empirischen Ergebnisse dieser Arbeit zeigen eine ausgeprägte räumliche Konzentration von EEA-Studien zu Flutereignissen auf wenige Länder, während zahlreiche Staaten mit hoher Ereignishäufigkeit oder hoher humanitärer Betroffenheit kaum oder gar nicht durch entsprechende Studien abgedeckt sind. Dieses Muster lässt sich mit dem Konzept der strukturellen Datengerechtigkeit nach Heeks & Renken (2018) und der Weiterentwicklung bei Heeks (2025) theoretisch einordnen.

Aus der Perspektive struktureller Datengerechtigkeit ist die Verteilung von Wissen und Daten nicht primär das Ergebnis einzelner Forschungsentscheidungen, sondern Ausdruck ungleicher institutioneller, epistemischer und ressourcenbezogener Rahmenbedingungen. Die räumliche Konzentration lässt sich als Ausdruck institutioneller und ressourcenbezogener Kontrolle interpretieren: Zentrale Forschungsinstitutionen, Fördermechanismen und wissenschaftliche Netzwerke sind überwiegend im Globalen Norden verortet und verfügen über Messinfrastruktur, Datenarchive und Modellierungskapazitäten, die Voraussetzung für Attributionsforschung sind. Die Unterrepräsentation vieler Länder ist daher weniger Ausdruck geringerer Betroffenheit als struktureller Einschränkungen entlang der Datenproduktion.

Besonders relevant ist zudem die Dimension der epistemischen Kontrolle. Diese bestimmt, welches Wissen als wissenschaftlich valide, vergleichbar und entscheidungsrelevant anerkannt wird. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Ereignisse in Regionen mit hoher Datenverfügbarkeit und guter ökonomischer Dokumentation bevorzugt in EEA-Studien berücksichtigt werden, während kontextspezifische Formen von Vulnerabilität oder lokalem Wissen weniger Eingang in die globale Wissensproduktion finden. Es handelt sich somit nicht lediglich um Datenlücken, sondern um epistemische Ungleichheiten darüber, welches Wissen sichtbar wird und welche Formen von Betroffenheit im wissenschaftlichen Diskurs marginalisiert bleiben.

Insgesamt legen die Ergebnisse nahe, dass die räumliche Verteilung von EEA-Studien weniger die globale Verteilung flutbezogener Risiken widerspiegelt als vielmehr bestehende strukturelle Machtverhältnisse in der Produktion klimawissenschaftlichen Wissens. Die Theorie der strukturellen Datengerechtigkeit bietet damit einen zentralen Erklärungsrahmen, um die empirisch identifizierten Muster als systematisch bedingt zu interpretieren und sie in den größeren Kontext globaler Ungleichheiten in der Wissensproduktion einzuordnen.

6.5.2 Ungleichheiten entlang der Informationswertschöpfungskette

Heeks (2025) weist darauf hin, dass datenbezogene Ungleichheiten entlang sämtlicher Phasen der Informationswertschöpfungskette entstehen können – von der Datenerhebung über die Verarbeitung bis hin zur Nutzung in politischen Entscheidungsprozessen. Die Ergebnisse dieser Arbeit spiegeln diese Annahme deutlich wider. Insbesondere zeigt sich, dass Verzerrungen nicht erst in der späteren Nutzung von Daten, etwa im Kontext von Klimafinanzierung, wirksam werden, sondern bereits in den frühen „upstream“-Komponenten der Datenproduktion angelegt sind.

Zu diesen Komponenten zählen vor allem die Erhebung und Erfassung jener Daten, die für EEA-Studien erforderlich sind. Fehlende oder unzureichende Messinfrastruktur sowie eine ungleiche räumliche Verteilung von Datensystemen führen dazu, dass bestimmte Regionen bereits auf dieser frühen Stufe systematisch unterrepräsentiert sind. Diese Ungleichheiten setzen sich entlang der weiteren „downstream“-Komponenten der Informationswertschöpfungskette fort, etwa bei der Auswahl und Verarbeitung verfügbarer Daten in der Attributionswissenschaft. In der Folge prägen die bestehenden Verzerrungen auch die Nutzung der Daten in wissenschaftlichen Analysen und potenziell in nachgelagerten politischen Entscheidungsprozessen, etwa im Kontext der Bewertung von L&D.

Diese strukturellen Verzerrungen entlang der Informationswertschöpfungskette wirken sich nicht nur auf die Verfügbarkeit von Daten aus, sondern prägen auch, welche Formen von Betroffenheit epistemisch sichtbar werden.

6.5.3 Epistemische Kontrolle und die Unsichtbarkeit vulnerabler Betroffenheit

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass Indikatoren, die unmittelbare menschliche oder strukturelle Vulnerabilität abbilden, keinen stabilen Zusammenhang mit der räumlichen Verteilung von EEA-Studien aufweisen. Dieses Muster lässt sich mithilfe der Dimension der epistemischen Kontrolle im Sinne struktureller Datengerechtigkeit interpretieren.

Epistemische Kontrolle beschreibt, welches Wissen als wissenschaftlich valide, vergleichbar und entscheidungsrelevant anerkannt wird. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Forschungsprioritäten in der Attributionswissenschaft stärker an global standardisierbaren, quantitativ gut verfügbaren und häufig auch monetarisierbaren Größen ausgerichtet sind als an kontextspezifischen Formen von Vulnerabilität. Während absolute wirtschaftliche Schäden oder Ereignishäufigkeiten gut in bestehende Datensysteme integrierbar sind, bleiben Indikatoren wie relative Schäden, Betroffenenzahlen oder Todesopfer stärker von Erhebungsunsicherheiten, Kontextabhängigkeit und Datenlücken geprägt.

Die fehlende statistische Relevanz verweist somit auf epistemische Ungleichheiten in der Wissensproduktion. Bestimmte Formen von Betroffenheit werden systematisch weniger sichtbar gemacht, da sie schwieriger zu standardisieren und weniger kompatibel mit dominanten datengetriebenen Forschungslogiken sind. In diesem Sinne verweist die empirische Unsichtbarkeit vulnerabler Betroffenheit nicht auf deren Irrelevanz, sondern auf begrenzte Anerkennung innerhalb globaler Wissenssysteme.

6.5.4 Attributionswissenschaft als Teil datenbasierter Machtverhältnisse

Die Ergebnisse dieser Arbeit legen nahe, dass die Attributionswissenschaft und damit auch die EEA nicht als neutraler Output datenbasierter Analyseprozesse verstanden werden kann, sondern selbst Teil der Informationswertschöpfungskette ist und damit in bestehende Daten- und Machtverhältnisse eingebettet bleibt. Aus der Perspektive struktureller Datengerechtigkeit nach Heeks (2025) lässt sich die Attributionsforschung als ein Prozess der *Datafication* begreifen, in dem komplexe soziale und natürliche Phänomene – wie Extremereignisse und ihre Auswirkungen – in quantifizierbare, vergleichbare Daten übersetzt werden.

Diese Übersetzungsprozesse sind jedoch nicht wertfrei. Welche Ereignisse attribuiert werden können, hängt maßgeblich von der Verfügbarkeit geeigneter Daten, standardisierter Indikatoren und etablierter Modellierungsansätze ab. Damit ist die Attributionswissenschaft selbst in epistemische und institutionelle Machtverhältnisse eingebettet. Die empirischen Ergebnisse zeigen, dass insbesondere Ereignisse mit hohen absoluten wirtschaftlichen Schäden häufiger Gegenstand von EEA-Studien sind, während menschliche Betroffenheit oder kontextspezifische Vulnerabilität weniger systematisch berücksichtigt werden.

Zugleich ist die Attributionswissenschaft in strukturelle Machtverhältnisse eingebettet, die sich aus ungleichen Ressourcenverteilungen und institutionellen Kapazitäten ergeben. Große Forschungsinstitutionen, überwiegend im Globalen Norden angesiedelt, verfügen über die notwendige Infrastruktur, finanziellen Mittel und Expertise, um Attributionsstudien durchzuführen. Demgegenüber sind viele Länder im Globalen Süden auf externe Datenquellen angewiesen und haben nur eingeschränkte Möglichkeiten, eigene Daten zu erheben, zu nutzen oder deren Verwendung mitzugestalten. In diesem Sinne wirkt auch die distributive bzw. rechtebasierte Dimension von Datengerechtigkeit, die den ungleichen Zugang zu Daten und datenbasierten Entscheidungsprozessen sichtbar macht.

Vor diesem Hintergrund lassen sich zentrale empirische Befunde dieser Arbeit als Ausdruck datenbasierter Machtverhältnisse interpretieren. Die Attributionswissenschaft ist strukturell an Bedingungen gebunden, die bestehende epistemische und institutionelle Ungleichheiten fortschreiben können. Damit wird deutlich, dass Attribution zwar ein wichtiges Instrument zur wissenschaftlichen Einordnung klimabedingter Extremereignisse darstellt, ihre Anwendung

jedoch stets im Kontext der zugrunde liegenden Daten- und Machtstrukturen reflektiert werden muss.

6.5.5 Klimagerechtigkeit als ergänzender normativer Bewertungsrahmen

Die theoretisch eingeordneten und empirisch bestätigten Muster der ungleichen räumlichen Verteilung von EEA-Studien erhalten durch die Perspektive der Klimagerechtigkeit eine zusätzliche normative Bedeutung. Diese weist darauf hin, dass gerade jene Regionen und Bevölkerungsgruppen, die überproportional von den Folgen des Klimawandels betroffen sind, häufig zugleich in wissenschaftlichen und politischen Entscheidungsprozessen unterrepräsentiert bleiben (Boyd et al., 2021; Dafermos, 2025; Heeks, 2025; Heeks & Renken, 2018; Schlosberg, 2007; Schlosberg & Collins, 2014). Die empirisch beobachtete Unsichtbarkeit vulnerabler Betroffenheit ist damit nicht nur erkenntnistheoretisch, sondern auch normativ relevant.

Im Kontext von Loss & Damage kann diese Unsichtbarkeit unmittelbare Folgen haben. Werden attributionsbasierte Evidenzen als Grundlage für Finanzierungsentscheidungen herangezogen, besteht die Gefahr, dass datenbasierte Verzerrungen in die Mittelvergabe übersetzt werden. Die Dominanz absoluter wirtschaftlicher Schäden als Prädiktor für EEA-Studien legt nahe, dass Länder mit hoher ökonomischer Schadenssumme strukturelle Vorteile in der Sichtbarkeit von Verlusten und Schäden besitzen, während besonders vulnerable Länder trotz hoher relativer Schäden oder humanitärer Betroffenheit benachteiligt werden könnten.

Klimagerechtigkeit verweist in diesem Zusammenhang auf die Notwendigkeit, Fragen von Verantwortung, Fairness und historischer Verursachung explizit in die Bewertung klimabedingter Verluste und Schäden einzubeziehen (Dafermos, 2025; Hickel, 2020; Schlosberg, 2007; Schlosberg & Collins, 2014; Warlenius, 2018). Sie ergänzt damit den analytischen Rahmen der Data Justice, indem sie darauf hinweist, dass datenbasierte Entscheidungsprozesse nicht isoliert von globalen Ungleichheiten betrachtet werden können. Zusammengedacht ermöglichen es Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit, die empirischen Ergebnisse dieser Arbeit nicht nur als Ausdruck datenstruktureller Verzerrungen zu interpretieren, sondern auch ihre potenziellen Folgen für gerechte Klimafinanzierung kritisch zu reflektieren.

Neben der theoretischen Einordnung im Rahmen von Datengerechtigkeit und Klimagerechtigkeit ist es notwendig, die Grenzen der vorliegenden Analyse kritisch zu reflektieren.

6.6 Limitationen der Arbeit

Die Limitationen der vorliegenden Arbeit betreffen vor allem die gewählte Aggregationsebene, die Datenverfügbarkeit und -qualität sowie die Komplexität der Attributionsmethoden bei Flutereignissen. Diese Einschränkungen sind bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen, relativieren jedoch nicht die zentrale Aussage der Arbeit hinsichtlich struktureller Verzerrungen in der globalen EEA-Forschung.

Indikatorspezifische Einschränkungen wurden bereits in Kapitel 4.4.3 und methodische Limitationen in Kapitel 4.6 ausführlich diskutiert. In diesem Abschnitt werden diese Aspekte daher nicht erneut dargestellt, sondern im Hinblick darauf reflektiert, wie sie die Interpretation der empirischen Ergebnisse beeinflussen können.

6.6.1 Aggregationsebene und Generalisierbarkeit

Eine zentrale Limitation der vorliegenden Analyse ergibt sich aus der gewählten Aggregation der Daten auf Länderebene. Innerstaatliche Unterschiede oder regionale Hotspots von Vulnerabilität werden dadurch nicht abgebildet und bleiben unberücksichtigt. Diese Einschränkung ist jedoch das Ergebnis einer bewussten methodischen Entscheidung, da der Fokus der Arbeit auf einer globalen Vergleichsperspektive liegt. Ziel der Arbeit ist es nicht, lokale Risikorealitäten abzubilden, sondern räumliche Muster und systematische Verzerrungen in der globalen Verteilung von EEA-Studien zu analysieren. Für diese Fragestellung stellt die Länderebene eine angemessene analytische Einheit dar, da sie es ermöglicht, systematische Unterschiede zwischen Staaten sichtbar zu machen und diese in Beziehung zu strukturellen Bedingungen der Datengerechtigkeit zu setzen.

Die eingeschränkte Generalisierbarkeit auf subnationale Ebenen relativiert die zentralen Befunde nicht, sondern begrenzt deren Aussagekraft bewusst auf die globale Ebene. Die identifizierten Muster sind als Ausdruck globaler struktureller Verzerrungen zu interpretieren und nicht als vollständige Abbildung lokaler Verwundbarkeiten.

6.6.2 Datenverfügbarkeit und indikatorspezifische Verzerrungen

Ein weiterer zentraler Aspekt betrifft die ungleiche Datenverfügbarkeit der in dieser Arbeit verwendeten Indikatoren. Sowohl der Global Flood Risk-Index (Bündnis Entwicklung Hilft / IFHV, 2025) als auch die Katastrophendatenbank EM-DAT (Delforge et al., 2025) weisen dokumentierte Limitationen in Bezug auf Datenabdeckung und -qualität auf. Diese Einschränkungen sind insbesondere für den Indikator der berichteten absoluten wirtschaftlichen Schäden relevant, der in den empirischen Analysen den stärksten statistischen Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien aufweist.

Monetäre Schadensangaben in EM-DAT liegen nur für einen begrenzten Teil der erfassten Flutereignisse vor und sind insbesondere in datenarmen Regionen systematisch untererfasst (Delforge et al., 2025). Dementsprechend ist das zentrale Ergebnis dieser Arbeit nicht dahingehend zu interpretieren, dass sich die räumliche Verteilung von EEA-Studien an den tatsächlichen wirtschaftlichen Schäden orientiert, sondern vielmehr an den dokumentierten wirtschaftlichen Schäden. Die statistischen Zusammenhänge spiegeln somit bestehende Datenstrukturen wider, in denen ökonomische Verluste in Ländern mit höherer Datenverfügbarkeit und stärkerer institutioneller Erfassung überproportional sichtbar werden. Diese Einschränkung betrifft in gleicher Weise den Indikator relativer wirtschaftlicher Schäden (absolute Gesamtschäden/BIP), da auch dieser auf den berichteten absoluten Schadenssummen basiert. Fehlende oder untererfasste Schadensangaben wirken sich somit nicht nur auf die absoluten, sondern ebenso auf die relativen Schadensindikatoren aus. Die fehlende statistische Signifikanz relativer Schäden ist daher ebenfalls unter Berücksichtigung ungleicher Dokumentationsstrukturen zu interpretieren.

Diese Einschränkung begrenzt die Aussagekraft der Ergebnisse, ist jedoch zugleich selbst Teil des untersuchten datenstrukturellen Kontextes. Sie verdeutlicht, dass Ungleichheiten bereits entlang der Informationswertschöpfungskette entstehen und sich über nachgelagerte Forschungsprozesse hinweg fortsetzen. Die Dominanz dokumentierter wirtschaftlicher Schäden als Prädiktor für EEA-Studien kann damit selbst als Ausdruck struktureller Datenungleichheiten interpretiert werden, die sich aus ungleichen institutionellen Kapazitäten, Ressourcenverteilungen und epistemischen Prioritäten ergeben.

Die Ergebnisse sind daher im Kontext bestehender Datenregime zu interpretieren und machen sichtbar, wie stark Attributionsforschung in bestehende Datenstrukturen eingebettet ist und diese implizit reproduziert. Diese Einsicht unterstreicht die Notwendigkeit, datenintensive Forschungsfelder im Kontext des Klimawandels systematisch aus einer Data Justice-Perspektive zu reflektieren.

6.6.3 Ereignistyp und methodische Grenzen der Attributionsforschung

Eine weitere Limitation ergibt sich aus dem untersuchten Ereignistyp. Flutereignisse gelten aufgrund ihrer komplexen Entstehungsmechanismen und ihrer starken Abhängigkeit von lokalen hydrologischen, geomorphologischen und infrastrukturellen Faktoren als vergleichsweise schwer zu attribuieren. Im Unterschied zu anderen Extremereignissen ist der Einfluss anthropogenen Klimawandels bei Fluten häufig stärker kontextabhängig und methodisch anspruchsvoller nachzuweisen (vgl. Kapitel 3.4 und Kapitel 4.6.2).

In Anbetracht dessen ist die geografische Verteilung von EEA-Studien nicht allein durch das Auftreten oder die Schwere von Flutereignissen erklärbar. Vielmehr spielt die methodische

Machbarkeit eine zentrale Rolle, die eng mit Datenverfügbarkeit, Modellierbarkeit und institutionellen Forschungskapazitäten verknüpft ist. Diese Faktoren können dazu beitragen, dass bestimmte Regionen trotz hoher Betroffenheit seltener Gegenstand von Attributionsstudien sind.

Darüber hinaus ist zu betonen, dass die in dieser Arbeit angewendeten statistischen Verfahren keine kausalen Aussagen erlauben, sondern ausschließlich der Identifikation von Zusammenhängen dienen. Die Ergebnisse sind daher als deskriptive Hinweise auf systematische Muster in der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zu interpretieren und nicht als Beleg für kausale Wirkungszusammenhänge zwischen Flutereignissen und der Durchführung von Attributionsstudien.

6.6.4 Limitationen als Teil des Untersuchungsgegenstands

Abschließend ist hervorzuheben, dass die in dieser Arbeit diskutierten Limitationen nicht nur die Interpretation der Ergebnisse betreffen, sondern zugleich Teil des untersuchten Phänomens selbst sind. Die vorliegende Analyse ist notwendigerweise an bestehende globale Datenstrukturen gebunden und unterliegt damit denselben datenbezogenen Einschränkungen, die sie analytisch untersucht.

Die Ergebnisse zeigen, dass die räumliche Verteilung von EEA-Studien von strukturellen Datenungleichheiten geprägt ist und dass bestimmte Formen von Betroffenheit systematisch weniger sichtbar werden. Zugleich greift auch diese Arbeit auf Datensätze zurück, die solche Ungleichheiten in ihrer Erhebung und Dokumentation bereits enthalten. In diesem Sinne reproduziert die Analyse bestehende Datenstrukturen nicht unbeabsichtigt, sondern macht deren Wirkungsweise empirisch nachvollziehbar.

Diese Verschränkung von analytischer Untersuchung und struktureller Bedingtheit bestätigt den theoretischen Rahmen der strukturellen Datengerechtigkeit. Die Limitationen der Arbeit sind daher nicht als bloße methodische Schwächen zu verstehen, sondern als Ausdruck der strukturellen Herausforderungen datenintensiver Forschung im globalen Kontext. Diese Einsicht verdeutlicht, dass auch kritische Analysen datenintensiver Forschung nicht außerhalb bestehender Datenstrukturen operieren, sondern selbst Teil dieser Strukturen sind – ein Umstand, der die Notwendigkeit eines Data Justice-Ansatzes unterstreicht.

Auf dieser Grundlage werden im folgenden Kapitel die zentralen Schlussfolgerungen der Arbeit zusammengefasst und weiterführende Implikationen skizziert.

7 Schlussfolgerungen und Ausblick

Das Ziel dieser Arbeit war es, zu untersuchen, inwiefern die geografische Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung erfasster Flutereignisse und deren Auswirkungen übereinstimmt und welche Verzerrungen sich daraus ergeben. Die vorangegangene Diskussion hat die empirischen Ergebnisse interpretiert und im Kontext des theoretischen Rahmens eingeordnet. Das folgende Kapitel fasst die zentralen Erkenntnisse der Arbeit zusammen und beantwortet die Forschungsfragen. Darüber hinaus werden die Implikationen für datenbasierte Klimaforschung und Klimafinanzierung nochmals aufgezeigt sowie weiterführende Forschungsbedarfe skizziert.

7.1 Beantwortung der Forschungsfragen

Die übergeordnete Forschungsfrage, inwiefern die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung erfasster Flutereignisse im Zeitraum 2010–2025 übereinstimmt und durch welche Dimensionen von Flutbetroffenheit sich diese Verteilung erklären lässt, wird im Folgenden anhand der drei forschungsleitenden Unterfragen beantwortet.

7.1.1 Inwiefern stimmt die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen mit der Verteilung der erfassten Flutereignisse überein?

Die Ergebnisse zeigen, dass die geografische Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen nur teilweise mit der Verteilung realer Flutereignisse übereinstimmt. Zwar besteht ein moderater und statistisch signifikanter Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Häufigkeit registrierter Flutereignisse, der sich sowohl in bivariaten als auch in multivariaten Analysen als robust erweist. Gleichzeitig ist die räumliche Verteilung der EEA-Studien stark konzentriert und auf wenige Länder begrenzt. Zahlreiche Staaten mit hoher Ereignishäufigkeit, insbesondere in Teilen Süd- und Südostasiens, Afrikas und Südamerikas, weisen nur wenige oder keine EEA-Studien auf. Das Auftreten von Flutereignissen stellt somit eine notwendige, jedoch keine hinreichende Bedingung für die Durchführung von EEA-Studien dar.

7.1.2 Welche Indikatoren hängen am stärksten mit der räumlichen Verteilung von EEA-Studien zusammen?

Die Analyse zeigt, dass die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen am stärksten durch die berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden erklärt wird. Sowohl in bivariaten Korrelationen als auch im multivariaten Regressionsmodell erweisen sich diese Schäden als der robusteste und statistisch signifikanteste Prädiktor für die Anzahl der EEA-Studien pro Land. Dabei ist jedoch zu betonen, dass es sich um *berichtete* wirtschaftliche Schäden handelt, die auf verfügbaren Katastrophendaten beruhen und nicht das tatsächliche

Gesamtausmaß flutbedingter Verluste vollständig abbilden. Insbesondere in datenarmen Regionen ist von einer systematischen Untererfassung wirtschaftlicher Schäden auszugehen, sodass der Zusammenhang primär dokumentierte und sichtbare Verluste widerspiegelt.

Neben den ökonomischen Schäden zeigt sich ein moderater, aber ebenfalls signifikanter Zusammenhang zwischen der Anzahl der EEA-Studien und der Häufigkeit von Flutereignissen. Wie bereits gezeigt, deutet dieser Befund darauf hin, dass das Auftreten von Extremereignissen eine notwendige Voraussetzung für die Durchführung von EEA-Studien darstellt, jedoch für sich genommen nicht ausreicht, um deren räumliche Verteilung zu erklären.

7.1.3 Welche Dimensionen von Flutbetroffenheit bleiben in der räumlichen Verteilung von EEA-Studien systematisch unsichtbar?

Die Ergebnisse zeigen, dass zentrale Dimensionen von Flutbetroffenheit in der räumlichen Verteilung von EEA-Studien systematisch unterrepräsentiert bleiben. Der Indikator Gesamtzahl der von Flutereignissen betroffenen Personen weist in der bivariaten Analyse zwar einen starken positiven Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien auf, während Todesopfer und strukturelle Risikokennzahlen lediglich schwache positive Zusammenhänge zeigen. Diese Beziehungen verlieren jedoch im multivariaten Kontext ihre statistische Signifikanz. Auch die Robustheitsanalysen bestätigen, dass diesen Indikatoren keine eigenständige Erklärungskraft für die räumliche Verteilung von EEA-Studien zukommt.

Ergänzend zeigt sich, dass relative wirtschaftliche Schäden weder in bivariaten noch in multivariaten Analysen einen statistisch signifikanten Zusammenhang mit der Anzahl der EEA-Studien aufweisen. Damit bleibt gerade jene Dimension ökonomischer Betroffenheit unsichtbar, die die gesamtwirtschaftliche Tragweite von Flutereignissen insbesondere in einkommensschwächeren Ländern abbildet.

Die Ergebnisse zeigen, dass insbesondere jene Wirkungsdimensionen, die eng mit gesellschaftlicher Verwundbarkeit verbunden sind, in der Auswahl und räumlichen Konzentration von EEA-Studien keine zentrale Rolle spielen. Stattdessen werden sie im multivariaten Kontext durch ökonomisch dominierte Schadensindikatoren sowie die Häufigkeit von Flutereignissen überlagert. Damit zeigt sich, dass die wissenschaftliche Aufmerksamkeit der EEA-Forschung primär entlang wirtschaftlich quantifizierbarer und ereignisnaher Dimensionen strukturiert ist, während vulnerabilitätsbezogene Auswirkungen statistisch in den Hintergrund treten.

Auf dieser Grundlage werden die Ergebnisse im folgenden Abschnitt in den klimapolitischen Kontext von Loss & Damage eingeordnet.

7.2 Bedeutung der Ergebnisse für Loss & Damage

In der aktuellen klimapolitischen Debatte wird der Attributionswissenschaft zunehmend eine Rolle als potenzielle wissenschaftlich fundierte Grundlage für Entscheidungs- und Verteilungsfragen im Rahmen von Loss & Damage zugeschrieben. Insbesondere wird diskutiert, inwiefern EEA-Studien dazu beitragen können, klimawandelbedingte Schäden zu quantifizieren und damit die Legitimation von Finanzierungsentscheidungen zu unterstützen (Coumou et al., 2024; Noy et al., 2023). Gleichzeitig verweist die Literatur jedoch wiederholt auf zentrale methodische, datenbezogene und normative Grenzen der Attributionswissenschaft (Clarke et al., 2022; Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution et al., 2016; Otto, 2023a). Coumou et al. (2024) betonen in diesem Zusammenhang, dass die Nutzung von Attributionsstudien für Finanzierungsentscheidungen ein systematisches und reproduzierbares Rahmenwerk erfordert, das explizit die ethischen Implikationen ungleicher oder unzureichender Datenverfügbarkeit berücksichtigt.

In Anbetracht der in dieser Arbeit herausgearbeiteten empirischen Muster und der bereits diskutierten datenbezogenen Limitationen der EEA bestätigen die Ergebnisse dieser Arbeit die von Fezzigna et al. (2025) gezogene Schlussfolgerung, dass EEA unter den derzeitigen datenstrukturellen Bedingungen nur eingeschränkt als Grundlage für die Verteilung finanzieller Mittel aus dem FRLD geeignet ist. Die räumliche Verteilung von EEA-Studien zu Flutereignissen orientiert sich primär an berichteten absoluten wirtschaftlichen Schäden und der Häufigkeit von Extremereignissen, während vulnerabilitätsnahe Wirkungsdimensionen systematisch in den Hintergrund treten. Auch relative Schadensindikatoren basieren auf denselben dokumentierten monetären Verlustdaten und spiegeln somit bestehende Dokumentationsungleichheiten wider. Damit werden gerade jene Dimensionen von Betroffenheit, die für Loss & Damage zentral sind, im bestehenden EEA-Forschungoutput nur unzureichend abgebildet.

Wird EEA unter diesen Bedingungen als legitimierendes Instrument für Verteilungsentscheidungen im Rahmen von L&D herangezogen, besteht die Gefahr, dass bestehende Daten- und Forschungsungleichheiten nicht nur reproduziert, sondern weiter verstärkt werden. Gerade jene Länder und Bevölkerungsgruppen, für die Loss & Damage ursprünglich konzipiert ist, würden dadurch strukturell benachteiligt. Die Ergebnisse stützen somit die in der Literatur vertretene Position (Coumou et al., 2024; Fezzigna et al., 2025), dass EEA zwar ein wichtiges wissenschaftliches Instrument darstellt, seine Nutzung im Kontext von Loss & Damage jedoch zunächst einer gerechtigkeitssensiblen Einbettung sowie verstärkter Investitionen in Daten- und Forschungskapazitäten im Globalen Süden bedarf.

Über die unmittelbaren Implikationen für Loss & Damage hinaus ergibt sich aus den Ergebnissen dieser Arbeit weiterführender Forschungsbedarf.

7.3 Ausblick und weitere Forschung

Ein zentraler Beitrag dieser Arbeit liegt darin, einen der Vorschläge für zukünftige Forschung von Fezzigna et al. (2025) explizit aufzugreifen und empirisch umzusetzen. Während Fezzigna et al. (2025) ihre Analyse auf Dürreereignisse beschränken, betonen sie die Notwendigkeit, zu prüfen, ob die identifizierten Muster räumlicher Verzerrung und datenbezogener Ungleichheit auch für andere Extremereignistypen gelten. Die vorliegende Arbeit überträgt diesen Ansatz erstmals systematisch auf Flutereignisse und zeigt, dass sich vergleichbare Strukturen auch in diesem Kontext beobachten lassen. Um die Generalisierbarkeit dieser strukturellen Muster weiter zu prüfen, erscheint es daher sinnvoll, weitere EEA-Studien mit Fokus auf andere Extremereignistypen unter einem vergleichbaren analytischen Rahmen zu untersuchen. Solche Analysen können klären, ob die beobachteten Verzerrungen ereignisspezifische Phänomene darstellen oder auf grundlegende strukturelle Eigenschaften datenbasierter Attributionsforschung zurückzuführen sind, wie dies auf Basis der Ergebnisse zu Dürreereignissen (Fezzigna et al., 2025) und Flutereignissen in der vorliegenden Arbeit nahegelegt wird.

Darüber hinaus verdeutlichen die Ergebnisse, dass nicht nur der betrachtete Extremereignistyp, sondern auch die Auswahl der verwendeten Wirkungs- und Schadensindikatoren maßgeblich beeinflusst, welche Dimensionen von Betroffenheit in der EEA-Forschung sichtbar werden. Dies unterstreicht die Relevanz einer differenzierten Indikatorwahl sowie einer breiteren methodischen Perspektive für zukünftige Studien.

Ein zentraler Ansatzpunkt für zukünftige Forschung besteht demnach in der Erweiterung der bislang häufig genutzten katastrophenbasierten Datengrundlagen wie EM-DAT durch meteorologische, hydrologische und fernerkundungsbasierte Indikatoren. Ereignisdatenbanken wie EM-DAT sind auf offizielle Meldungen und Berichterstattung angewiesen und unterliegen damit potenziellen Melde- und Selektionsverzerrungen, insbesondere in datenarmen Regionen (Delforge et al., 2025). Eine stärkere Einbindung physikalisch basierter Beobachtungsdaten könnte dazu beitragen, diese Verzerrungen zu reduzieren und die globale Erfassung von Flutereignissen zu verbessern.

Für Flutereignisse bieten sich hierfür insbesondere satellitengestützte Datensätze an, die unabhängig von nationaler Berichterstattung bereitgestellt werden, wie etwa die Daten des *Dartmouth Flood Observatory* (DFO - Flood Observatory, 2026) oder des *Global Flood Detection System* (Commission of the European Union. Joint Research Centre. Institute for the Protection and the Security of the Citizen., 2015). Ergänzend können auch modell- und fernerkundungsbasierte Systeme wie das *Copernicus Global Flood Monitoring* berücksichtigt werden, die auf hydrologischen Vorhersagemodellen beruhen (Copernicus, o. J.). Solche Datensätze ermöglichen eine konsistentere Identifikation von Flutereignissen über Regionen

hinweg und könnten systematisch mit katastrophenbasierten Datenbanken verglichen oder kombiniert werden.

Darüber hinaus könnten hydrologische Messdaten, etwa aus globalen Abflussdatenbanken wie dem *Global Runoff Data Centre* (GRDC) (GRDC, o. J.), zur Validierung und Ergänzung satellitengestützter Beobachtungen beitragen. Gleichzeitig weist auch die Nutzung hydrologischer Messdaten strukturelle Limitationen auf. Wie die räumliche Verteilung und Länge der Messreihen des GRDC zeigen, sind langjährige, kontinuierliche Abflusszeitreihen vor allem in Europa und Nordamerika verfügbar, während viele Stationen im Globalen Süden erst seit vergleichsweise kurzer Zeit bestehen (GRDC, 2025). Damit spiegeln selbst physikalisch basierte Datensätze bestehende globale Ungleichheiten in Messinfrastruktur und Datenverfügbarkeit wider.

Eine systematische Kombination ereignisbasierter, physikalischer und hydrologischer Indikatoren würde es ermöglichen, Flutereignisse weniger abhängig von sozioökonomischen Meldekapazitäten zu erfassen und damit eine robustere Grundlage für zukünftige EEA-Studien zu schaffen.

Unabhängig von einer verbesserten Erfassung von Flutereignissen legen die Ergebnisse dieser Arbeit nahe, dass zukünftige Arbeiten verstärkt Indikatoren berücksichtigen sollten, die gesellschaftliche Verwundbarkeit systematischer abbilden. Während die EEA-Forschung bislang primär an ereignis- und schadensbasierten Größen ansetzt, zeigen Arbeiten im Kontext von Loss & Damage, dass solche Ansätze zentrale Dimensionen sozialer und institutioneller Vulnerabilität nur unzureichend erfassen (Robinson et al., 2023). Vulnerabilitätsbasierte Indikatoren könnten dazu beitragen, jene strukturellen Verwundbarkeiten sichtbar zu machen, die in der aktuellen räumlichen Verteilung von EEA-Studien weitgehend unberücksichtigt bleiben.

Besonders relevant erscheint dabei die Entwicklung und stärkere Berücksichtigung von Vulnerabilitätsansätzen, die aus dem Globalen Süden heraus entwickelt wurden oder explizit dessen Perspektiven und Datenrealitäten reflektieren, um bestehende epistemische Asymmetrien nicht weiter zu reproduzieren.

Diese Problematik beschränkt sich jedoch nicht auf die gegenwärtige EEA-Forschung, sondern gewinnt im Zuge zunehmend datenintensiver Analyse- und Modellierungsansätze weiter an Bedeutung.

Im Kontext der Diskussion um Loss & Damage verdeutlichen die Ergebnisse dieser Arbeit, dass Fragen der Datengerechtigkeit nicht nur für die Nutzung der EEA, sondern für datenbasierte Klimaforschung insgesamt von zentraler Bedeutung sind. Mit dem zunehmenden Einsatz von Big Data und Künstlicher Intelligenz zur Analyse und Modellierung

von Extremereignissen (Camps-Valls et al., 2025; A. Jones et al., 2023) eröffnen sich zwar neue Möglichkeiten für präzisere und handlungsrelevante Risikobewertungen, zugleich steigt jedoch das Risiko, dass bestehende Datenungleichheiten reproduziert oder verstärkt und in datenbasierten Entscheidungsprozessen strukturell verfestigt werden. Studien zeigen, dass KI-gestützte Klimamodelle stark von der Qualität und Repräsentativität der zugrunde liegenden Daten abhängen und bei unausgewogenen Datengrundlagen systematisch verzerrte Ergebnisse liefern können (Debnath, 2025; Debnath et al., 2023).

Damit unterstreichen die Ergebnisse dieser Arbeit, dass die Frage, wo und auf welcher Datengrundlage klimawissenschaftliches Wissen entsteht, entscheidend dafür ist, wessen Betroffenheit in globalen Klimaprozessen sichtbar wird – und wessen nicht. Eine gerechte Klimapolitik erfordert daher nicht nur wissenschaftliche Evidenz, sondern auch eine kritische Auseinandersetzung mit den Bedingungen ihrer Entstehung.

8 Literaturverzeichnis

- Alifu, H., Hirabayashi, Y., Imada, Y., & Shiogama, H. (2022). Enhancement of river flooding due to global warming. *Scientific Reports*, 12(1), 20687. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-25182-6>
- Allen, M. (2003). Liability for climate change. *Nature*, 421(6926), 891–892. <https://doi.org/10.1038/421891a>
- Appadoo, K. (2021). A Short History of the Loss and Damage Principle. *Revue juridique de l'Océan Indien, Justice climatique: perspectives des îles de l'océan Indien*, 31, 315–323. hal-03328974. <https://univ-reunion.hal.science/hal-03328974/document> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Blöschl, G. (2022). Three hypotheses on changing river flood hazards. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(19), 5015–5033. <https://doi.org/10.5194/hess-26-5015-2022>
- Boyd, E., Chaffin, B. C., Dorkenoo, K., Jackson, G., Harrington, L., N'Guetta, A., Johansson, E. L., Nordlander, L., Paolo De Rosa, S., Raju, E., Scown, M., Soo, J., & Stuart-Smith, R. (2021). Loss and damage from climate change: A new climate justice agenda. *One Earth*, 4(10), 1365–1370. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2021.09.015>
- Bündnis Entwicklung Hilft / IFHV. (2025). *WorldRiskReport 2025*. Bündnis Entwicklung Hilft.
- Burger, M., Wentz, J., & Horton, R. (2020). The Law and Science of Climate Change Attribution. *Columbia Journal of Environmental Law*, Vol. 45 No. 1 (2020): Volume 45.1. <https://doi.org/10.7916/CJEL.V45I1.4730>
- Camps-Valls, G., Fernández-Torres, M.-Á., Cohrs, K.-H., Höhl, A., Castelletti, A., Pacal, A., Robin, C., Martinuzzi, F., Papoutsis, I., Prapas, I., Pérez-Aracil, J., Weigel, K., Gonzalez-Calabuig, M., Reichstein, M., Rabel, M., Giuliani, M., Mahecha, M. D., Popescu, O.-I., Pellicer-Valero, O. J., ... Williams, T. (2025). Artificial intelligence for modeling and understanding extreme weather and climate events. *Nature Communications*, 16(1), 1919. <https://doi.org/10.1038/s41467-025-56573-8>
- Cann, K. F., Thomas, D. Rh., Salmon, R. L., Wyn-Jones, A. P., & Kay, D. (2013). Extreme water-related weather events and waterborne disease. *Epidemiology and Infection*, 141(4), 671–686. <https://doi.org/10.1017/S0950268812001653>
- CarbonBrief. (o. J.). CarbonBrief. Clear on Climate. Abgerufen von: <https://www.carbonbrief.org/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Clarke, B., Otto, F., Stuart-Smith, R., & Harrington, L. (2022). Extreme weather impacts of climate change: An attribution perspective. *Environmental Research: Climate*, 1(1), 012001. <https://doi.org/10.1088/2752-5295/ac6e7d>
- Climate Attribution Database. (2026). Climate Attribution Database. Abgerufen von: <https://climateattribution.org/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Commission of the European Union. Joint Research Centre. Institute for the Protection and the Security of the Citizen. (2015). *Global flood detection system: Data product specifications*. Publications Office. <https://doi.org/10.2788/839185>
- Committee on Extreme Weather Events and Climate Change Attribution, Board on Atmospheric Sciences and Climate, Division on Earth and Life Studies, & National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. (2016). *Attribution of Extreme Weather Events in the Context of Climate Change* (S. 21852). National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/21852>
- Copernicus. (o. J.). *GloFAS Global Flood Monitoring (GFM)*. Abgerufen von: <https://global-flood.emergency.copernicus.eu/technical-information/glofas-qfm/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)

- CorrectTheMap. (2025). *Correct The World Map*. Abgerufen von: <https://correctthemap.org/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Coumou, D., Arias, P. A., Bastos, A., Gonzales, C. K. G., Hegerl, G. C., Hope, P., Jack, C., Otto, F., Saeed, F., Serdeczny, O., Shepherd, T. G., & Vautard, R. (2024). How can event attribution science underpin financial decisions on Loss and Damage? *PNAS Nexus*, 3(8), pgae277. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgae277>
- Dados, N., & Connell, R. (2012). The Global South. *Contexts*, 11(1), 12–13. <https://doi.org/10.1177/1536504212436479>
- Dafermos, Y. (2025). Climate finance and global justice. *Climate Policy*, 1–17. <https://doi.org/10.1080/14693062.2025.2482104>
- Dalton, C. M., Taylor, L., & Thatcher (Alphabetical), J. (2016). Critical Data Studies: A dialog on data and space. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951716648346. <https://doi.org/10.1177/2053951716648346>
- Davies, G., McIver, L., Kim, Y., Hashizume, M., Iddings, S., & Chan, V. (2014). Water-Borne Diseases and Extreme Weather Events in Cambodia: Review of Impacts and Implications of Climate Change. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 12(1), 191–213. <https://doi.org/10.3390/ijerph120100191>
- De Mauro, A., Greco, M., & Grimaldi, M. (2015). *What is big data? A consensual definition and a review of key research topics*. 97–104. <https://doi.org/10.1063/1.4907823>
- Debnath, R. (2025). Why Does a Responsible Climate Action AI Need the Arts and Humanities? *The New Real*, 2(1). <https://doi.org/10.2218/newreal.10934>
- Debnath, R., Creutzig, F., Sovacool, B. K., & Shuckburgh, E. (2023). Harnessing human and machine intelligence for planetary-level climate action. *Npj Climate Action*, 2(1), 20. <https://doi.org/10.1038/s44168-023-00056-3>
- Delforge, D., Wathelet, V., Below, R., Sofia, C. L., Tonnelier, M., Van Loenhout, J. A. F., & Speybroeck, N. (2025). EM-DAT: The Emergency Events Database. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 124, 105509. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2025.105509>
- DFO - Flood Observatory. (2026). *Space-based Measurement, Mapping, and Modeling of Surface Water*. Abgerufen von: https://floodobservatory.colorado.edu/wiki/Main_Page (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Doocy, S., Daniels, A., Murray, S., & Kirsch, T. D. (2013). The Human Impact of Floods: A Historical Review of Events 1980-2009 and Systematic Literature Review. *PLoS Currents*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23857425/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Easterling, D. R., Kunkel, K. E., Wehner, M. F., & Sun, L. (2016). Detection and attribution of climate extremes in the observed record. *Weather and Climate Extremes*, 11, 17–27. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2016.01.001>
- EM-DAT. (2025). EM-DAT. The international disasters database. Abgerufen von: <https://www.emdat.be/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Emmanuel, I., & Stanier, C. (2016). Defining Big Data. *Proceedings of the International Conference on Big Data and Advanced Wireless Technologies*, 1–6. <https://doi.org/10.1145/3010089.3010090>
- Engdaw, M. M., Mayanja, B., Rose, S., Loboguerrero, A. M., & Ghosh, A. (2024). Bridging evidence gaps in attributing loss and damage, and measures to minimize impacts. *PLOS Climate*, 3(8), e0000477. <https://doi.org/10.1371/journal.pclm.0000477>

- European Environment Agency. (2025). *Economic losses and fatalities from weather- and climate-related extremes and the insurance protection gap*. Publications Office.
<https://doi.org/10.2800/8982821>
- Fezzigna, P., Wens, M., Gupta, J., & Scussolini, P. (2025). Data injustice and attribution of drought events: Implications for global climate policy. *Climate Policy*, 1–16.
<https://doi.org/10.1080/14693062.2025.2462633>
- Fischer, E. M., & Knutti, R. (2015). Anthropogenic contribution to global occurrence of heavy-precipitation and high-temperature extremes. *Nature Climate Change*, 5(6), 560–564.
<https://doi.org/10.1038/nclimate2617>
- Fischer, E. M., & Knutti, R. (2016). Observed heavy precipitation increase confirms theory and early models. *Nature Climate Change*, 6(11), 986–991.
<https://doi.org/10.1038/nclimate3110>
- GRDC. (o. J.). *Global Runoff Data Centre*. Abgerufen von: <https://grdc.bafg.de/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- GRDC. (2025, November 24). *The GRDC. 30 years of serving international programmes and trans-national projects*. Abgerufen von:
<https://portal.grdc.bafg.de/applications/public.html?publicuser=PublicUser#dataDownload/Home> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Guo, H.-D., Zhang, L., & Zhu, L.-W. (2015). Earth observation big data for climate change research. *Advances in Climate Change Research*, 6(2), 108–117.
<https://doi.org/10.1016/j.accre.2015.09.007>
- Harrison, S., Macklin, M. G., Toonen, W. H. J., Benito, G., & Cohen, K. M. (2025). Robust climate attribution of modern floods needs palaeoflood science. *Climatic Change*, 178(4), 71. <https://doi.org/10.1007/s10584-025-03904-9>
- Hassani, H., Huang, X., & Silva, E. (2019). Big Data and Climate Change. *Big Data and Cognitive Computing*, 3(1), 12. <https://doi.org/10.3390/bdcc3010012>
- Hay, J., & Mimura, N. (2010). The changing nature of extreme weather and climate events: Risks to sustainable development. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 1(1), 3–18.
<https://doi.org/10.1080/19475701003643433>
- Heeks, R. (2017). *Information and Communication Technology for Development (ICT4D)* (1. Aufl.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315652603>
- Heeks, R. (2025). Data Justice for International Development: A Structural Model and Manifesto. In S. Ojanperä, E. López, & M. Graham (Hrsg.), *Human Development and the Data Revolution* (1. Aufl., S. 253–269). Oxford University Press Oxford.
<https://doi.org/10.1093/oso/9780198879145.003.0014>
- Heeks, R., & Renken, J. (2018). Data justice for development: What would it mean? *Information Development*, 34(1), 90–102. <https://doi.org/10.1177/0266666916678282>
- Hettiarachchi, S., Wasko, C., & Sharma, A. (2018). Increase in flood risk resulting from climate change in a developed urban watershed – the role of storm temporal patterns. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(3), 2041–2056.
<https://doi.org/10.5194/hess-22-2041-2018>
- Hickel, J. (2020). Quantifying national responsibility for climate breakdown: An equality-based attribution approach for carbon dioxide emissions in excess of the planetary boundary. *The Lancet Planetary Health*, 4(9), e399–e404.
[https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(20\)30196-0](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(20)30196-0)
- Hilbert, M. (2013). Big Data for Development: From Information - to Knowledge Societies. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2205145>

- INC. (1991). *Negotiation of a Framework Convention on Climate Change. Elements relating to mechanisms. Vanuatu: Draft annex relating to article 23 (insurance) for inclusion in the revised single text on elements relating to mechanisms (A/AC.237/WG.II/Misc.13) submitted by the Co-chairmen of Working Group II. (A/AC.237/WG.II/CRP.8).*
Abgerufen von: https://aosis-83010600d5-drhbxqg6h7gce3ep.z03.azurefd.net/blobaosis83010600d5/wp-content/uploads/2025/11/20220519_09401991.12.720-20Submission20-20Draft20annex20related_Website20User-1.pdf (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- IPCC. (2013). Annex III: Glossary. In *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press. Abgerufen von: https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/WG1AR5_AnnexIII_FINAL.pdf (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- IPCC. (2019). Annex I: Glossary [Weyer, N.M. (ed.)]. In *IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate* [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, V. Masson-Delmotte, P. Zhai, M. Tignor, E. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Nicolai, A. Okem, J. Petzold, B. Rama, N.M. Weyer (eds.)] (S. 677–702). Cambridge University Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1017/9781009157964>
- IPCC. (2021). Weather and Climate Extreme Events in a Changing Climate. In *Climate Change 2021 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (1. Aufl., S. 1513–1766). Cambridge University Press.
<https://doi.org/10.1017/9781009157896.013>
- IPCC. (2023). Summary for Policymakers. In *Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (S. 1–34). [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. <https://doi.org/10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.001>
- Ishwarappa, & Anuradha, J. (2015). A Brief Introduction on Big Data 5Vs Characteristics and Hadoop Technology. *Procedia Computer Science*, 48, 319–324.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.188>
- James, R., Otto, F., Parker, H., Boyd, E., Cornforth, R., Mitchell, D., & Allen, M. (2014). Characterizing loss and damage from climate change. *Nature Climate Change*, 4(11), 938–939. <https://doi.org/10.1038/nclimate2411>
- Johnson, J. A. (2016). The Value and Limits of Distributive Justice in a Justice-Centered Approach to Information Privacy. *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.2747177>
- Jones, A., Kuehnert, J., Fraccaro, P., Meuriot, O., Ishikawa, T., Edwards, B., Stoyanov, N., Remy, S. L., Weldemariam, K., & Assefa, S. (2023). AI for climate impacts: Applications in flood risk. *Npj Climate and Atmospheric Science*, 6(1), 63.
<https://doi.org/10.1038/s41612-023-00388-1>
- Jones, R. L., Guha-Sapir, D., & Tubeuf, S. (2022). Human and economic impacts of natural disasters: Can we trust the global data? *Scientific Data*, 9(1), 572.
<https://doi.org/10.1038/s41597-022-01667-x>
- Kamboh, S. A., Ittefaq, M., & Pezzullo, P. C. (2024). Articulating a Loss and Damage Fund: How the Global South is Rethinking Agency and Justice in an Age of Climate Disasters. *Environmental Communication*, 18(3), 302–321.
<https://doi.org/10.1080/17524032.2024.2327058>

- Kimutai, J., Faka, D. N., Ayabagabo, P., Barnes, C., Zachariah, M., Pinto, I., Vahlberg, M., Singh, R., Heinrich, D., Raju, E., Thalheimer, L., Sivanu, S., Otto, F., Philip, S., Kiswendsida, G., & Nioulé, L. (2023). *Limited data prevent assessment of role of climate change in deadly floods affecting highly vulnerable communities around Lake Kivu*. <https://doi.org/10.25561/105152>
- King, A. D., Grose, M. R., Kimutai, J., Pinto, I., & Harrington, L. J. (2023). Event attribution is not ready for a major role in loss and damage. *Nature Climate Change*, 13(5), 415–417. <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01651-2>
- Kloß, S. T. (2017). The Global South as Subversive Practice: Challenges and Potentials of a Heuristic Concept. *The Global South*, 11(2). <https://doi.org/10.2979/globalsouth.11.2.01>
- Kronthaler, F. (2014). *Statistik angewandt: Datenanalyse ist (k)eine Kunst*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-53740-0>
- Kronthaler, F. (2021a). Der Test auf Korrelation bei metrischen, ordinalen und nominalen Daten. In F. Kronthaler, *Statistik angewandt mit dem R Commander* (S. 223–242). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-63604-6_16
- Kronthaler, F. (2021b). Die multiple Regressionsanalyse. In F. Kronthaler, *Statistik angewandt mit dem R Commander* (S. 279–294). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-63604-6_20
- Laney, D. (2001). *3D data management: Controlling data volume, velocity and variety*. META Group Research Note. Abgerufen von: <https://diegonogare.net/wp-content/uploads/2020/08/3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Letouzé, E. (2012). *Big Data for Development: Challenges & Opportunities*. UN Global Pulse. Abgerufen von: <https://unstats.un.org/unsd/trade/events/2014/beijing/documents/globalpulse/Big%20Data%20for%20Development%20-%20UN%20Global%20Pulse%20-%20June2012.pdf> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Linsenmeier, M., & Shrader, J. G. (2023). *Global inequalities in weather forecasts*. SocArXiv. <https://doi.org/10.31235/osf.io/7e2jf>
- Mace, M. J., & Verheyen, R. (2016). Loss, Damage and Responsibility after COP 21: All Options Open for the Paris Agreement. *Review of European, Comparative & International Environmental Law*, 25(2), 197–214. <https://doi.org/10.1111/reel.12172>
- McSweeney, R., & Tandon, A. (2024, November 18). *Mapped: How climate change affects extreme weather around the world*. Abgerufen von: <https://interactive.carbonbrief.org/attribution-studies/index.html> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Mechler, R., Calliari, E., Bouwer, L. M., Schinko, T., Surminski, S., Linnerooth-Bayer, J., Aerts, J., Botzen, W., Boyd, E., Deckard, N. D., Fuglestad, J. S., González-Eguino, M., Haasnoot, M., Handmer, J., Haque, M., Heslin, A., Hochrainer-Stigler, S., Huggel, C., Huq, S., ... Zommers, Z. (2019). Science for Loss and Damage. Findings and Propositions. In R. Mechler, L. M. Bouwer, T. Schinko, S. Surminski, & J. Linnerooth-Bayer (Hrsg.), *Loss and Damage from Climate Change* (S. 3–37). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-72026-5_1
- Mora, C. J., Malik, A., Alexander, L. V., Stuart-Smith, R. F., King, A. D., Perkins-Kirkpatrick, S., & Schinko, T. (2025). Attributing global impacts of local extremes to climate change for improving loss and damage estimates. *Environmental Research Letters*, 20(3), 031009. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/adb9fe>

- Naylor, A. W., & Ford, J. (2023). Vulnerability and loss and damage following the COP27 of the UN Framework Convention on Climate Change. *Regional Environmental Change*, 23(1), 38. <https://doi.org/10.1007/s10113-023-02033-2>
- Noy, I., Stone, D., & Uher, T. (2024). Extreme events impact attribution: A state of the art. *Cell Reports Sustainability*, 1(5), 100101. <https://doi.org/10.1016/j.crsus.2024.100101>
- Noy, I., Wehner, M., Stone, D., Rosier, S., Frame, D., Lawal, K. A., & Newman, R. (2023). Event attribution is ready to inform loss and damage negotiations. *Nature Climate Change*, 13(12), 1279–1281. <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01865-4>
- Otto, F. (2017). Attribution of Weather and Climate Events. *Annual Review of Environment and Resources*, 42(1), 627–646. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-102016-060847>
- Otto, F. (2023a). Attribution of Extreme Events to Climate Change. *Annual Review of Environment and Resources*, 48(1), 813–828. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-112621-083538>
- Otto, F. (2023b, Oktober 31). Without Warning: A Lack of Weather Stations Is Costing African Lives. *Yale Environment 360*. Abgerufen von: <https://e360.yale.edu/features/africa-weather-stations-climate-change> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Otto, F., Boyd, E., Jones, R. G., Cornforth, R. J., James, R., Parker, H. R., & Allen, M. R. (2015). Attribution of extreme weather events in Africa: A preliminary exploration of the science and policy implications. *Climatic Change*, 132(4), 531–543. <https://doi.org/10.1007/s10584-015-1432-0>
- Otto, F., Harrington, L., Schmitt, K., Philip, S., Kew, S., Van Oldenborgh, G. J., Singh, R., Kimutai, J., & Wolski, P. (2020). Challenges to Understanding Extreme Weather Changes in Lower Income Countries. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 101(10), E1851–E1860. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0317.1>
- Perkins-Kirkpatrick, S. E., Alexander, L. V., King, A. D., Kew, S. F., Philip, S. Y., Barnes, C., Maraun, D., Stuart-Smith, R. F., Jézéquel, A., Bevacqua, E., Burgess, S., Fischer, E., Hegerl, G. C., Kimutai, J., Koren, G., Lawal, K. A., Min, S.-K., New, M., Odoulami, R. C., ... Zscheischler, J. (2024). Frontiers in attributing climate extremes and associated impacts. *Frontiers in Climate*, 6, 1455023. <https://doi.org/10.3389/fclim.2024.1455023>
- Robinson, S., Roberts, J. T., Weikmans, R., & Falzon, D. (2023). Vulnerability-based allocations in loss and damage finance. *Nature Climate Change*, 13(10), 1055–1062. <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01809-y>
- Šavrič, B., Patterson, T., & Jenny, B. (2019). The Equal Earth map projection. *International Journal of Geographical Information Science*, 33(3), 454–465. <https://doi.org/10.1080/13658816.2018.1504949>
- Schlosberg, D. (2007). *Defining Environmental Justice: Theories, Movements, and Nature* (1. Aufl.). Oxford University Press Oxford. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199286294.001.0001>
- Schlosberg, D., & Collins, L. B. (2014). From environmental to climate justice: Climate change and the discourse of environmental justice. *WIREs Climate Change*, 5(3), 359–374. <https://doi.org/10.1002/wcc.275>
- Scussolini, P., Luu, L. N., Philip, S., Berghuijs, W. R., Eilander, D., Aerts, J. C. J. H., Kew, S. F., Van Oldenborgh, G. J., Toonen, W. H. J., Volkholz, J., & Coumou, D. (2024). Challenges in the attribution of river flood events. *WIREs Climate Change*, 15(3), e874. <https://doi.org/10.1002/wcc.874>
- Sen, A. (1999). *Development As Freedom*. Oxford University Press USA - OSO.

- Sengupta, R., Heeks, R., Chattapadhyay, S., & Foster, C. (2017). Exploring Big Data for Development: An Electricity Sector Case Study from India. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3431737>
- Serdeczny, O. M., Bauer, S., & Huq, S. (2018). Non-economic losses from climate change: Opportunities for policy-oriented research. *Climate and Development*, 10(2), 97–101. <https://doi.org/10.1080/17565529.2017.1372268>
- Silva, L. (2007). Epistemological and theoretical challenges for studying power and politics in information systems. *Information Systems Journal*, 17(2), 165–183. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2575.2007.00232.x>
- Sofia, G., Roder, G., Dalla Fontana, G., & Tarolli, P. (2017). Flood dynamics in urbanised landscapes: 100 years of climate and humans' interaction. *Scientific Reports*, 7(1), 40527. <https://doi.org/10.1038/srep40527>
- Stott, P. A., Christidis, N., Otto, F. E. L., Sun, Y., Vanderlinden, J., Van Oldenborgh, G. J., Vautard, R., Von Storch, H., Walton, P., Yiou, P., & Zwiers, F. W. (2016). Attribution of extreme weather and climate-related events. *WIREs Climate Change*, 7(1), 23–41. <https://doi.org/10.1002/wcc.380>
- Stott, P. A., Stone, D. A., & Allen, M. R. (2004). Human contribution to the European heatwave of 2003. *Nature*, 432(7017), 610–614. <https://doi.org/10.1038/nature03089>
- Tavoni, M., Andreoni, P., Calcaterra, M., Calliari, E., Deubelli-Hwang, T., Mechler, R., Hochrainer-Stigler, S., & Wenz, L. (2024). Economic quantification of Loss and Damage funding needs. *Nature Reviews Earth & Environment*, 5(6), 411–413. <https://doi.org/10.1038/s43017-024-00565-7>
- Taylor, L. (2017). What is data justice? The case for connecting digital rights and freedoms globally. *Big Data & Society*, 4(2), 205395171773633. <https://doi.org/10.1177/2053951717736335>
- Taylor, L., & Schroeder, R. (2015). Is bigger better? The emergence of big data as a tool for international development policy. *GeoJournal*, 80(4), 503–518. <https://doi.org/10.1007/s10708-014-9603-5>
- The Loss and Damage Collaboration. (2025, November 22). *WHAT HAPPENED ON LOSS AND DAMAGE AT COP 30?* Abgerufen von: <https://www.lossanddamagecollaboration.org/resources/what-happened-on-loss-and-at-cop-30> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- The WorldRiskReport*. (2026). Abgerufen von: <https://weltrisikobericht.de/worldriskreport/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Third World Network. (2009). *Climate Debt: A Primer*. Abgerufen von: <https://view.officeapps.live.com/op/view.aspx?src=https%3A%2F%2Fwww.twn.my%2Ftitle%2Fclimate%2Fbriefings%2FBonn03%2FTWN.BPJune2009.bonn.02.doc&wdOrigin=BROWSELINK> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- UNFCCC. (2013). *Non-economic losses in the context of the work programme on loss and damage. Technical Paper. FCCC/TP/2013/2*. Abgerufen von: <https://unfccc.int/resource/docs/2013/tp/02.pdf> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- UNFCCC. (2014). *Report of the Conference of the Parties on its nineteenth session, held in Warsaw from 11 to 23 November 2013. Addendum. Part two: Action taken by the Conference of the Parties at its nineteenth session* (FCCC/CP/2013/10/Add.1). United Nations. Abgerufen von: <https://unfccc.int/resource/docs/2013/cop19/eng/10a01.pdf> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)

- UNFCCC. (2024). *Report of the Conference of the Parties on its twenty-eighth session, held in the United Arab Emirates from 30 November to 13 December 2023. Addendum. Part two: Action taken by the Conference of the Parties at its twenty-eighth session* (FCCC/CP/2023/11/Add.1). United Nations. Abgerufen von: https://unfccc.int/sites/default/files/resource/cp2023_11a01_adv.pdf (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Van Aalst, M. K. (2006). The impacts of climate change on the risk of natural disasters. *Disasters*, 30(1), 5–18. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9523.2006.00303.x>
- Van Oldenborgh, G. J., Van Der Wiel, K., Kew, S., Philip, S., Otto, F., Vautard, R., King, A., Lott, F., Arrighi, J., Singh, R., & Van Aalst, M. (2021). Pathways and pitfalls in extreme event attribution. *Climatic Change*, 166(1–2), 13. <https://doi.org/10.1007/s10584-021-03071-7>
- Warlenius, R. (2018). Decolonizing the Atmosphere: The Climate Justice Movement on Climate Debt. *The Journal of Environment & Development*, 27(2), 131–155. <https://doi.org/10.1177/1070496517744593>
- Wiedmann, T., Lenzen, M., Keyßer, L. T., & Steinberger, J. K. (2020). Scientists' warning on affluence. *Nature Communications*, 11(1), 3107. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-16941-y>
- World Bank Group. (2025). *GDP (current US\$)*. World Bank Group. Abgerufen von: <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- World Weather Attribution*. (o. J.). World Weather Attribution. Abgerufen von: <https://www.worldweatherattribution.org/about/> (zuletzt abgerufen am: 16.03.2026)
- Wyns, A. (2023). COP27 establishes loss and damage fund to respond to human cost of climate change. *The Lancet Planetary Health*, 7(1), e21–e22. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(22\)00331-X](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(22)00331-X)
- Young, I. M. (2006). RESPONSIBILITY AND GLOBAL JUSTICE: A SOCIAL CONNECTION MODEL. *Social Philosophy and Policy*, 23(1), 102–130. <https://doi.org/10.1017/S0265052506060043>
- Zhan, C., Jiang, W., Zheng, Y., Lu, J., & Zhang, Q. (2023). A data-driven study of active meteorological stations and the factors motivating their establishment. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 57, 103147. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2023.103147>
- Zhang, Z., & Li, J. (2020). Big climate data. In *Big Data Mining for Climate Change* (S. 1–18). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818703-6.00006-4>

9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Grundmodell struktureller Datengerechtigkeit: Wechselwirkungen zwischen strukturellen Kontrollelementen und der Informationswertschöpfungskette (Heeks, 2025, S. 258).....	11
Abbildung 2: Überarbeitetes Modell struktureller Datengerechtigkeit mit Einbettung von Utility, Datafication und den Dimensionen von Datengerechtigkeit entlang der Informationswertschöpfungskette (Heeks, 2025, S. 265).....	14
Abbildung 3: Vier Perspektiven auf Loss & Damage (Boyd et al., 2021, S. 1367): Anpassung und Minderung, Risikomanagement, Grenzen der Anpassung sowie existenzielle Perspektive.	23
Abbildung 4: Synthese der Bewertung beobachteter Veränderungen bei Starkniederschlägen seit 1950 sowie des Vertrauensniveaus in den menschlichen Beitrag zu diesen Veränderungen (Coumou et al., 2024, S. 4).....	35
Abbildung 5: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der Anzahl von Flutereignissen (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Anzahl der Flutereignisse basiert auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.....	54
Abbildung 6: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Schadensdaten basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.....	55
Abbildung 7: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der relativen berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (berichtete Schäden im Verhältnis zum Bruttoinlandsprodukt; Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Schadensdaten basieren auf EM-DAT, die BIP-Daten auf der World Bank, und die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.....	56
Abbildung 8: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und des Global Flood Risk als binärer Indikator (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Der Global Flood Risk basiert auf dem WorldRiskReport 2025, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.	57
Abbildung 9: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der Gesamtzahl der Betroffenen durch Flutereignisse (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Betroffenenzahlen basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.....	58
Abbildung 10: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise), der Anzahl der Flutereignisse (Flächenfarbe) und der berichteten absoluten wirtschaftlichen Gesamtschäden durch Flutereignisse (Dreiecke) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Daten zu Flutereignissen und Gesamtschäden basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.	63
Abbildung 11: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise), der Anzahl der Flutereignisse (Flächenfarbe) und der Gesamtzahl der Betroffenen durch Flutereignisse (Dreiecke) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Daten zu Flutereignissen und Betroffenen basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken.....	65

10 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Indikatoren sowie dazugehörige Variablennamen in R	48
Tabelle 2: Bivariate Pearson-Korrelationen zwischen der Anzahl der EEA-Studien und flutbezogenen Indikatoren. Alle Korrelationen basieren auf bis zu 193 Länderbeobachtungen. Fett gedruckte Koeffizienten sind auf dem 5-%-Niveau signifikant.	60
Tabelle 3: Multiple lineare Regression zur Erklärung der Anzahl von EEA-Studien (Y). Fett gedruckte Koeffizienten sind auf dem 5-%-Niveau signifikant.	62

11 Anhang

Tabelle A 1: Gesamttabelle, erstellt mit Python durch Aggregation aller Datensätze auf Länderebene. Grundlage für die Erstellung der Karten und für die weitere statistische Analyse mit R

Country	ISO	Flood Risk = very high	flood_events	total_deaths	total_affected	total_damage_usd	EEA_Studies	gdp_avg_usd	damage_gdp_ratio_%
Indonesia	IDN	1	154	1764	5568197	7,66E+09	1	1,04E+12	0,733055
China	CHN	1	127	7615	4,15E+08	2,27E+11	20	1,3E+13	1,742072
India	IND	1	108	21972	1,28E+08	7,59E+10	3	2,57E+12	2,952363
Brazil	BRA	1	83	2752	7853529	1,47E+10	3	2,08E+12	0,707297
Philippines	PHL	1	66	859	25034409	3,61E+09	1	3,35E+11	1,077105
United States of America	USA	0	66	552	338479	7,04E+10	12	2,05E+13	0,342708
Pakistan	PAK	1	56	9091	78649714	4,33E+10	4	3,05E+11	14,20281
Colombia	COL	1	51	1104	5015195	4,88E+09	2	3,35E+11	1,459129
Afghanistan	AFG	0	51	3012	1193879	3975000	1	1,81E+10	0,022002
Viet Nam	VNM	1	48	948	7392731	2,27E+09	1	2,95E+11	0,769891
Thailand	THA	1	44	1592	32681278	6,03E+10	1	4,54E+11	13,30058
Malaysia	MYS	1	43	157	802975	2,25E+09	0	3,41E+11	0,659889
Peru	PER	1	39	629	4222511	4,45E+09	2	2,13E+11	2,095425
Sri Lanka	LKA	0	36	1032	7133833	2,92E+09	0	8,25E+10	3,542703
Democratic Republic of Congo	COD	0	33	4295	3914787	30171000	2	4,44E+10	0,068022
Plurinational State of Bolivia	BOL	0	32	548	5416236	43377000	0	3,57E+10	0,121429
Haiti	HTI	0	30	369	740004	4,35E+08	0	1,63E+10	2,665753
Kenya	KEN	1	29	1755	3727648	6,34E+08	5	8,37E+10	0,75799

Nigeria	NGA	1	29	2714	15597613	5,96E+09	2	4,27E+11	1,393741
United Re- public of Tanzania	TZA	1	28	470	3444731	2650000	1	5,61E+10	0,004728
Australia	AUS	0	28	89	488002	2,82E+10	6	1,46E+12	1,930635
South Af- rica	ZAF	0	28	1009	604368	5,19E+09	2	3,92E+11	1,323694
Russian Fe- deration	RUS	1	27	294	331504	3,41E+09	3	1,84E+12	0,185489
Mexico	MEX	1	27	407	1883111	1,25E+08	1	1,33E+12	0,009429
France	FRA	1	27	102	64640	1,05E+10	2	2,77E+12	0,379144
Iran (Is- lamic Re- public of)	IRN	0	27	434	11177779	7,85E+09	1	4,46E+11	1,758911
Nepal	NPL	0	27	2554	4767024	1,49E+09	1	2,97E+10	5,031015
Angola	AGO	1	26	581	537396	2559000	1	8,96E+10	0,002856
Argentina	ARG	0	25	207	1424843	3,15E+09	1	5,42E+11	0,581919
Bangladesh	BGD	1	24	1177	54877709	2,65E+09	2	2,84E+11	0,931388
Somalia	SOM	1	24	329	7638945	99938000	1	7,27E+09	1,374565
Myanmar	MMR	1	23	520	3362796	1,62E+08	0	6,5E+10	0,24982
Yemen	YEM	1	23	1168	2411772	24240000	0	3,39E+10	0,071554
Italy	ITA	0	23	100	83607	1,37E+10	1	2,1E+12	0,651744
Uganda	UGA	0	23	373	579886	7703000	1	3,53E+10	0,021796
Niger	NER	0	22	1205	4735508	5,91E+08	1	1,23E+10	4,808048
Guatemala	GTM	0	21	225	8751067	3,05E+08	0	7,17E+10	0,42528
Ecuador	ECU	1	20	196	398688	3,81E+08	0	1,01E+11	0,377506
Rwanda	RWA	0	20	459	132832	54965000	1	9,76E+09	0,563339
Malawi	MWI	0	20	485	2267774	5,16E+08	1	1,03E+10	5,005297
Bolivarian Republic of Venezuela	VEN	1	19	160	1664267	4,3E+08	1	3,89E+11	0,110654

Mozambique	MOZ	1	18	573	1277167	46768000	1	1,62E+10	0,289136
Sudan	SDN	1	18	1043	3517746	3,23E+08	1	4,31E+10	0,748958
Ghana	GHA	1	18	213	1313960	15882000	0	6,12E+10	0,025931
Japan	JPN	0	18	488	1906893	2,48E+10	4	5,03E+12	0,491699
Serbia	SRB	0	18	63	125600	2,88E+09	2	5,57E+10	5,172146
Dominican Republic	DOM	0	17	64	3212046	18153000	0	8,22E+10	0,02208
Spain	ESP	0	17	288	66293	1,55E+10	2	1,41E+12	1,096974
Burundi	BDI	0	16	225	406969	19855000	0	2,6E+09	0,763058
Tajikistan	TJK	0	16	142	93998	3,08E+08	0	8,7E+09	3,536464
Turkey	TUR	0	15	176	33818	7,34E+08	1	8,94E+11	0,082019
Canada	CAN	0	15	23	184703	1,42E+10	7	1,83E+12	0,776673
Saudi Arabia	SAU	0	15	164	4520	4,21E+08	0	8,58E+11	0,049096
Ethiopia	ETH	0	15	331	4492313	2962000	1	7,35E+10	0,004032
Paraguay	PRY	0	15	68	1134027	5465000	0	3,78E+10	0,014444
Bosnia and Herzegovina	BIH	0	15	58	1310310	7,14E+08	2	2,05E+10	3,487241
Panama	PAN	0	14	42	80495	2733000	0	5,95E+10	0,00459
Honduras	HND	0	14	217	733006	1855000	0	2,4E+10	0,00774
Lao People's Democratic Republic	LAO	0	14	256	2147405	1,86E+08	0	1,48E+10	1,263988
Democratic People's Republic of Korea	PRK	0	13	958	2395381	1,27E+08	0		
Uruguay	URY	0	13	10	173253	3921000	1	6,14E+10	0,006386
Chile	CHL	0	13	213	279452	4,58E+09	0	2,77E+11	1,656056

South Sudan	SSD	0	13	156	6261800	0	0	1,43E+10	0
Georgia	GEO	0	13	52	537432	34539000	0	1,92E+10	0,180288
Romania	ROU	0	13	52	32575	1,72E+09	2	2,38E+11	0,721648
Bulgaria	BGR	0	13	42	62949	5,77E+08	2	6,9E+10	0,836519
Cambodia	KHM	1	12	541	4385785	1,5E+09	0	2,93E+10	5,127704
United Kingdom of Great Britain and Northern Ireland	GBR	0	12	13	59575	8,96E+09	3	2,91E+12	0,307548
Algeria	DZA	0	12	129	52782	1,09E+09	0	2,08E+11	0,521275
Mali	MLI	0	12	173	584212	1,65E+08	2	1,9E+10	0,868207
Cote d'Ivoire	CIV	0	12	210	76772	0	0	5,59E+10	0
Iraq	IRQ	1	11	137	158086	1,37E+08	0	2,14E+11	0,06414
Guinea	GIN	1	11	35	484003	0	0	1,27E+10	0
Cameroon	CMR	1	11	87	1121535	18811000	1	3,81E+10	0,049425
Croatia	HRV	0	11	4	18239	1,15E+08	2	6,38E+10	0,180391
New Zealand	NZL	0	11	5	12330	2,88E+09	3	2,08E+11	1,384998
Zambia	ZMB	0	11	10	928337	0	0	2,44E+10	0
Republic of Korea	KOR	0	10	238	85027	1,29E+09	0	1,52E+12	0,084454
Greece	GRC	0	10	58	17624	1,1E+08	1	2,28E+11	0,047954
Senegal	SEN	0	10	51	440266	35480000	0	2,25E+10	0,157716
Chad	TCD	0	10	678	4110650	3,94E+08	1	1,63E+10	2,408413
Burkina Faso	BFA	0	10	74	368594	41281000	2	1,55E+10	0,266156
Kazakhstan	KAZ	0	10	55	230379	1,5E+08	0	2E+11	0,075091

Papua New Guinea	PNG	1	9	26	349850	36889000	0	2,38E+10	0,154972
Nicaragua	NIC	0	9	132	353337	0	0	1,32E+10	0
Central African Republic	CAF	0	9	19	213091	1,45E+08	0	2,22E+09	6,542257
Republic of Congo	COG	0	9	86	2339945	0	0	1,46E+10	0
Namibia	NAM	0	9	132	631243	16735000	0	1,23E+10	0,136435
Mongolia	MNG	0	9	26	336499	2060000	0	1,37E+10	0,014998
Albania	ALB	0	8	4	86326	11390000	0	1,56E+10	0,072982
Morocco	MAR	0	8	123	78791	41719000	0	1,23E+11	0,03396
Costa Rica	CRI	0	8	49	1492848	0	0	6,08E+10	0
Benin	BEN	0	8	113	1074477	0	1	1,42E+10	0
Madagascar	MDG	1	7	121	198048	0	1	1,32E+10	0
Mauritania	MRT	1	7	35	104988	2693000	0	7,74E+09	0,034784
Sierra Leone	SLE	0	7	50	71496	0	0	6,46E+09	0
Zimbabwe	ZWE	0	7	165	13322	26501000	0	2,66E+10	0,099473
Czech Republic	CZE	0	7	38	1308824	1,65E+09	1	2,48E+11	0,665929
Gambia	GMB	1	6	31	90229	0	0	1,72E+09	0
Germany	DEU	0	6	263	606407	7,08E+10	3	3,94E+12	1,798662
Oman	OMN	0	6	41	1691	0	1	8,75E+10	0
Ukraine	UKR	0	6	23	102379	2,17E+08	0	1,53E+11	0,142544
Togo	TGO	0	6	33	215906	0	0	6,88E+09	0
Poland	POL	0	5	30	287603	4,43E+09	1	5,97E+11	0,741662
Cuba	CUB	0	5	16	34116	26797000	0	8,6E+10	0,03117
Slovenia	SVN	0	5	11	1520020	9,06E+08	0	5,35E+10	1,694193
Slovakia	SVK	0	5	10	8700	35964000	1	1,06E+11	0,033839
Botswana	BWA	0	5	21	201685	0	2	1,62E+10	0
Egypt	EGY	1	4	70	30135	92115000	0	3,26E+11	0,028257

Belgium	BEL	1	4	46	105640	2,66E+09	1	5,41E+11	0,491239
Guyana	GUY	0	4	0	237274	0	0	7,53E+09	0
Tunisia	TUN	0	4	16	74000	44972000	0	4,62E+10	0,097256
El Salvador	SLV	0	4	45	307399	1,39E+09	0	2,57E+10	5,429554
Syrian Arab Republic	SYR	0	4	3	389554	0	0	2,68E+10	0
Kyrgyzstan	KGZ	0	4	6	118401	0	0	8,9E+09	0
Solomon Islands	SLB	0	4	49	83080	34494000	0	1,41E+09	2,439748
Hungary	HUN	0	4	1	62347	6,33E+08	1	1,57E+11	0,402525
North Macedonia	MKD	0	4	30	143476	1,8E+08	0	1,21E+10	1,488372
Libyan Arab Jamahiriya	LBY	1	3	25	25365	8712000	1	5,85E+10	0,014891
United Arab Emirates	ARE	0	3	4	534	0	1	4,1E+11	0
Liberia	LBR	0	3	3	81917	0	0	3,35E+09	0
Ireland	IRL	0	3	2	1200	4,53E+08	1	3,74E+11	0,121289
Austria	AUT	0	3	5	200	1,35E+09	1	4,4E+11	0,306296
Israel	ISR	0	3	21	0	7,03E+08	0	3,75E+11	0,187494
Saint Vincent and the Grenadines	VCT	0	3	12	42697	2,28E+08	0	8,61E+08	26,44342
Saint Lucia	LCA	0	3	6	27484	0	0	1,91E+09	0
Suriname	SUR	1	2	0	19100	22509000	0	4,15E+09	0,54295
Gabon	GAB	0	2	1	91245	0	0	1,73E+10	0
Djibouti	DJI	0	2	19	360000	0	0	2,66E+09	0
Mon-tenegro	MNE	0	2	0	6350	0	0	5,24E+09	0
Lesotho	LSO	0	2	26	5000	0	0	2,34E+09	0
Fiji	FJI	0	2	15	19545	1,22E+08	0	4,73E+09	2,57188

Uzbekistan	UZB	0	2	9	70225	0	0	0	7,67E+10	0	0
Jordan	JOR	0	2	34	64	0	0	0	4,07E+10	0	0
Belarus	BLR	0	2	0	50420	0	0	0	6,5E+10	0	0
Cape Verde	CPV	0	2	18	144000	0	0	0	2,09E+09	0	0
Trinidad and Tobago	TTO	0	2	0	250000	4622000	0	0	2,53E+10	0,018237	0
Nether-lands	NLD	0	1	0	0	0	0	1	9,39E+11	0	0
Latvia	LVA	0	1	0	200	0	0	0	3,21E+10	0	0
Guinea-Bissau	GNB	0	1	2	56792	0	0	0	1,47E+09	0	0
Sweden	SWE	0	1	0	13500	81036000	0	0	5,58E+11	0,014526	0
Lithuania	LTU	0	1	4	0	0	0	0	5,46E+10	0	0
Norway	NOR	0	1	0	500	0	0	0	4,61E+11	0	0
Belize	BLZ	0	1	0	20000	0	0	0	2,33E+09	0	0
Portugal	PRT	0	1	43	618	1,94E+09	0	0	2,4E+11	0,807732	0
Kuwait	KWT	0	1	1	0	0	0	0	1,45E+11	0	0
Azerbaijan	AZE	0	1	3	70000	0	0	0	5,92E+10	0	0
Eswatini	SWZ	0	1	11	400	0	0	0	4,49E+09	0	0
Republic of Moldova	MDA	0	1	1	12000	0	0	0	1,11E+10	0	0
Armenia	ARM	0	1	4	429	50000000	0	0	1,38E+10	0,361684	0
Bahamas	BHS	0	1	0	1000	60595000	0	0	1,21E+10	0,498961	0
Marshall Is-lands	MHL	0	1	0	360	0	0	0	2,15E+08	0	0
Equatorial Guinea	GNQ	0	1	0	23155	0	0	0	1,51E+10	0	0
Bhutan	BTN	0	1	10	0	0	0	0	2,38E+09	0	0
Switzerland	CHE	0	1	0	0	0	0	0	7,45E+11	0	0
Kiribati	KIR	0	1	0	220	0	0	0	2,28E+08	0	0
Cyprus	CYP	0	1	0	469	0	0	0	2,66E+10	0	0
Seychelles	SYC	0	1	0	4435	0	0	0	1,56E+09	0	0

Qatar	QAT	0	1	0	1500	12492000	0	1,81E+11	0,006915
Luxembourg	LUX	0	1	0	0	0	1	7,08E+10	0
Mauritius	MUS	0	1	11	82	2693000	0	1,27E+10	0,02116
Comoros	COM	0	1	4	65137	6831000	0	1,16E+09	0,587759
Sao Tome and Principe	STP	0	1	8	219668	0	0	3,9E+08	0
Timor-Leste	TLS	0	1	3	9131	24241000	0	1,82E+09	1,332425
Maldives	MDV	0	1	0	1800	0	0	4,56E+09	0
Eritrea	ERI	0	0	0	0	0	0	1,83E+09	0
Estonia	EST	0	0	0	0	0	0	2,99E+10	0
Finland	FIN	0	0	0	0	0	0	2,69E+11	0
Vanuatu	VUT	0	0	0	0	0	0	8,82E+08	0
Jamaica	JAM	0	0	0	0	0	0	1,53E+10	0
Turkmenistan	TKM	0	0	0	0	0	0	4,3E+10	0
Denmark	DNK	0	0	0	0	0	0	3,56E+11	0
Iceland	ISL	0	0	0	0	0	0	2,22E+10	0
Brunei Darussalam	BRN	0	0	0	0	0	0	1,49E+10	0
Liechtenstein	LIE	0	0	0	0	0	0	6,53E+09	0
Bahrain	BHR	0	0	0	0	0	0	3,72E+10	0
Lebanon	LBN	0	0	0	0	0	0	4,1E+10	0
Singapore	SGP	0	0	0	0	0	0	3,67E+11	0
Barbados	BRB	0	0	0	0	0	0	5,64E+09	0
Federated States of Micronesia	FSM	0	0	0	0	0	0	3,64E+08	0
Tuvalu	TUV	0	0	0	0	0	0	46226440	0
Grenada	GRD	0	0	0	0	0	0	1,05E+09	0

Palau	PLW	0	0	0	0	0	0	0	0	2,53E+08	0
Antigua and Barbuda	ATG	0	0	0	0	0	0	0	0	1,57E+09	0
Samoa	WSM	0	0	0	0	0	0	0	0	8,46E+08	0
Tonga	TON	0	0	0	0	0	0	0	0	4,64E+08	0
Dominica	DMA	0	0	0	0	0	0	0	0	5,86E+08	0
Saint Kitts and Nevis	KNA	0	0	0	0	0	0	0	0	9,55E+08	0
Malta	MLT	0	0	0	0	0	0	0	0	1,49E+10	0
Nauru	NRU	0	0	0	0	0	0	0	0	1,14E+08	0
Andorra	AND	0	0	0	0	0	0	0	0	3,28E+09	0
San Marino	SMR	0	0	0	0	0	0	0	0	1,66E+09	0
Monaco	MCO	0	0	0	0	0	0	0	0	7,05E+09	0

Tabelle A 2: Vergleich von Pearson-Korrelation und Spearman-Korrelation für die abhängige Variable Anzahl der EEA-Studien und ausgewählte flutbezogene Indikatoren

	Anzahl der EEA-Studien (Y)			
	Pearson		Spearman	
	r	p	p	p
Flutereignisse	0.58	< 2.2e-16	0.60	< 2.2e-16
berichtete Gesamtschäden (Mio.)	0.84	< 2.2e-16	0.61	< 2.2e-16
Gesamtzahl der Betroffenen (Mio.)	0.72	< 2.2e-16	0.43	3.131e-10

Hinweis: Die Spearman-Korrelationen wurden für eine Auswahl jener Indikatoren berechnet, die in den bivariaten Pearson-Korrelationen die stärksten Zusammenhänge mit der Anzahl der EEA-Studien aufwiesen.

Tabelle A 3: Partielle Korrelationen zwischen der Anzahl der EEA-Studien und ausgewählten flutbezogenen Indikatoren unter Kontrolle der berichteten wirtschaftlichen Gesamtschäden

Abhängige Variable: Anzahl der EEA-Studien			
Indikator	Kontrollvariable	part. Korrelation	p
Gesamtzahl der Betroffenen (Mio.)	berichtete Gesamtschäden (Mio.)	-0.096	0.187
Flutrisiko	berichtete Gesamtschäden (Mio.)	0.079	0.278

Hinweis: Partielle Korrelationen wurden nur für jene Indikatoren berechnet, die in den bivariaten Pearson-Korrelationen signifikant waren, in der multiplen Regression jedoch ihre Signifikanz verloren.

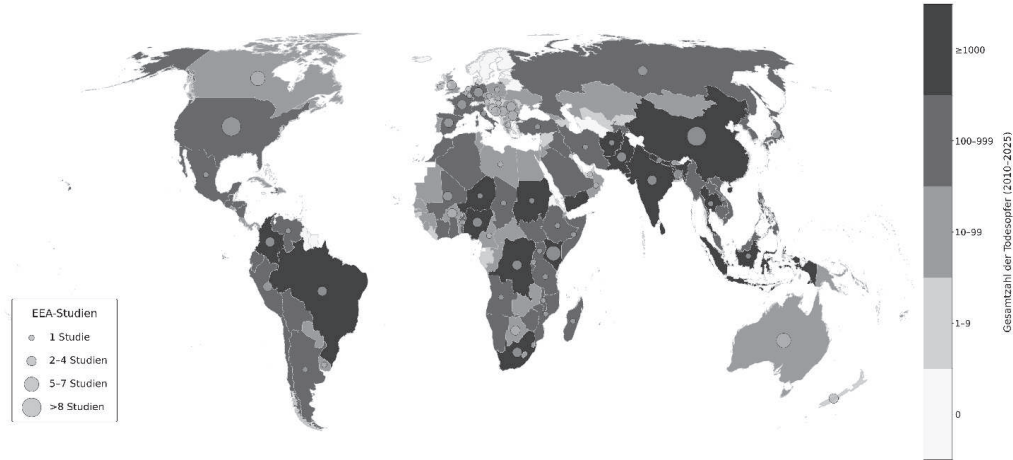


Abbildung A 1: Globale räumliche Verteilung der EEA-Studien (Kreise) und der Gesamtzahl der Todesopfer durch Flutereignisse (Flächenfarbe) auf Länderebene im Zeitraum 2010–2025. Die Todesopferzahlen basieren auf EM-DAT, die EEA-Studien auf einer Zusammenführung der CarbonBrief- und World Weather Attribution-Datenbanken. Die Abbildung dient der ergänzenden visuellen Dokumentation der Daten und erlaubt keine Aussage über multivariate Zusammenhänge.