



Risikoanalyse von Ortsnetzstationen gegenüber Starkregenszenarien

Masterarbeit

Zur Erlangung des Mastergrades

„Master of Science (Continuing Education)“, abgekürzt MSc (CE)

im Rahmen des

Universitätslehrganges „Geographical Information Science &
Systems – UNIGIS MSc (CE)“ am Fachbereich Geoinformatik
(Z_GIS),

Fakultät für Digitale und Analytische Wissenschaften,

Universität Salzburg

eingereicht von

Moritz Tim Staaden

Gutachter:

Dr. Christian Neuwirth

Wetzlar, Februar 2026

Inhaltsangabe

Aufgrund der hohen gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Bedeutung der Stromnetzinfrastruktur wird am Beispiel der Gemeinde Rudersberg in Baden-Württemberg untersucht, inwiefern sich das Risiko für Ausfälle von Ortsnetzstationen abhängig vom Starkregenszenario ändert. Dazu werden auch Clusterveränderungen von Risiko-Hot- und Coldspots abhängig vom Starkregenszenario überprüft.

Modelliert wird ein von der Intensität des Starkregens abhängiger Risikoindex für die drei Szenarien des seltenen, des außergewöhnlichen und des extremen Starkregens. Der Risikoindex besteht aus drei Komponenten. Die Überflutungstiefe und Fließgeschwindigkeit wird an jeder Ortsnetzstation bestimmt und mittels einer exponentiellen Schadensfunktion normiert, daraus ergibt sich die Exposition. Die Vulnerabilität in Form eines Health Index der Ortsnetzstation wird mit Hilfe der Fuzzy-Logik auf Basis des Zustands, der Alterserscheinungen und des Baumaterials bestimmt. Die systemische Kritikalität wird über den Important Index ermittelt, welcher mittels Analytic Hierarchy Process aus technischen und versorgungsrelevanten Kriterien gewichtet und normalisiert wird. Um Clusterbildungen des Risikoindex zu identifizieren, werden globale und lokale Autokorrelationsanalysen (globaler Moran's I, lokaler Moran's I, lokaler Getis-Ord G_i , lokaler Geary's C_i) mittels k-Nearest Neighbors unter Verwendung des ermittelten Risikos durchgeführt.

Die Risikoklassifizierung der Ortsnetzstationen ändert sich zwischen den Starkregenszenarien erkennbar. Eine besonders deutliche Zunahme von erhöhtem und hohem Risiko der Ortsnetzstationen ist zwischen dem außergewöhnlichen und dem extremen Starkregenereignis zu erkennen. Für die Instandhaltung und Planung sollte ein strukturiertes Vorgehen zur Verbesserung der Resilienz bei den Ortsnetzstationen beginnen, die bereits ein erhöhtes Risiko bei seltenen Starkregenereignissen aufweisen. Die Validierung anhand eines vergangenen extremen Starkregenereignisses vom Juni 2024 bestätigt die Qualität des Risikoindex, da tatsächlich ausgefallene Ortsnetzstationen ein signifikant höheres Risiko aufweisen als funktionsfähige Ortsnetzstationen.

Eine Clusterveränderung zwischen den Szenarien konnte aufgrund der fehlenden statistisch signifikanten räumlichen Clusterung von Hot- und Coldspots nicht nachgewiesen werden.

Abstract

Due to the high social and economic importance of the power grid, the municipality of Rudersberg in Baden-Württemberg is the impact of heavy rainfall scenarios on the risk of local substation outages. Cluster changes of risk hotspots and coldspots depending on the heavy rainfall scenario are also examined.

A risk index is being developed for the three scenarios of rare, exceptional and extreme heavy rainfall, depending on the intensity of the heavy rainfall. The risk index consists of three components. The flooding depth and flow velocity is determined at each local network station and normalized using an exponential damage function, resulting in the exposure. The vulnerability in the form of a health index of the local substation is determined using fuzzy logic based on the condition, age and construction material. The systemic criticality is determined using the Important Index, which is weighted and normalized using Analytic Hierarchy Process from technical and utility criteria. The global and local autocorrelation analyses (global Moran's I , local Moran's I , Getis-Ord G_i^* , Geary's C_i) using k-Nearest Neighbors are carried out using the identified risk to determine clustering.

The risk classification of the substations changes considerably between the heavy rainfall scenarios. A particularly clear increase in the higher and high risk of local substations can be seen between the exceptional and extreme heavy rainfall events. For maintenance and planning, this implies that a structured approach to improving resilience should start with the substations that already have an increased risk during rare heavy rainfall events. The validation with a past extreme heavy rainfall event from June 2024 in Rudersberg shows that local substations that are inoperable have a significantly higher risk than local substations that have no outages.

Cluster changes between the scenarios could not be detected due to the lack of statistically significant spatial clustering of hotspots and coldspots.

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsangabe.....	II
Abstract.....	III
Abbildungsverzeichnis.....	VI
Tabellenverzeichnis.....	VII
Formelverzeichnis	VIII
Abkürzungsverzeichnis	IX
1 Einleitung.....	1
2 Methodik	12
2.1 Untersuchungsgebiet	12
2.2 Daten	13
2.3 Methodenüberblick.....	14
2.4 Methodik Exposition	15
2.5 Methodik Vulnerabilität.....	16
2.6 Methodik Kritikalität.....	18
2.7 Methodik Risikoindex	21
2.8 Methodik Validierung.....	22
2.9 Methodik Autokorrelationsanalyse	23
2.9.1 Methodik globaler Moran's I.....	24
2.9.2 Methodik lokaler Moran's I.....	25
2.9.3 Methodik lokaler Getis-Ord G_i^*	26
2.9.4 Methodik lokaler Geary's C_i	27
3 Ergebnisse.....	29
3.1 Exposition der ONS.....	29
3.2 Vulnerabilität der ONS	31
3.3 Kritikalität der ONS.....	33
3.4 Risikoindex der ONS.....	34
3.5 Ergebnis Validation	37
3.5.1 Student-t-Test	37
3.5.2 Mann-Whitney-U-Test.....	37
3.6 Autokorrelationsanalyse.....	38
3.6.1 Ergebnisse globaler Moran's I.....	38

3.6.2	Ergebnisse lokaler Moran's I.....	39
3.6.3	Ergebnisse lokaler Getis-Ord G_i^*	43
3.6.4	Ergebnisse lokaler Geary's C_i^*	44
4	Diskussion	45
4.1	Exposition der ONS.....	45
4.2	Vulnerabilität der ONS	46
4.3	Kritikalität der ONS.....	46
4.4	Risikoindex der ONS.....	47
4.5	Validierung	48
4.6	Autokorrelationsanalyse.....	49
4.6.1	Diskussion globaler Moran's I	49
4.6.2	Diskussion lokaler Moran's I	49
4.6.3	Diskussion lokaler Getis-Ord G_i^*	50
4.6.4	Diskussion lokaler Geary's C_i^*	50
4.6.5	Zusammenfassung Diskussion	50
5	Fazit.....	53
	Literaturverzeichnis.....	55
	Anhang.....	70

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Ausgefallene Flachstation in der Gemeinde Rudersberg	6
Abbildung 2: Kompaktstation.....	6
Abbildung 3: Turmstation	7
Abbildung 4: NH-Leiste mit Phasenanschluss in blau	7
Abbildung 5: Topographie Gemeinde Rudersberg	12
Abbildung 6: Methodisches Vorgehen.....	14
Abbildung 7: Verteilung der Exposition je Starkregenereignis.....	29
Abbildung 8: Exposition extremes Starkregenereignis	30
Abbildung 9: Exposition außergewöhnliches Starkregenereignis.....	30
Abbildung 10: Exposition außergewöhnliches Starkregenereignis.....	31
Abbildung 11: Zugehörigkeitsfunktionen	32
Abbildung 12: Vulnerabilität der ONS.....	32
Abbildung 13: Verteilung Health Index	33
Abbildung 14: Kritikalität der ONS	33
Abbildung 15: Verteilung Important Index	34
Abbildung 16: Verteilung Risikoindex bei Starkregenereignissen.....	35
Abbildung 17: Risikoindex bei extremen Starkregenereignissen.....	35
Abbildung 18: Risikoindex bei außergewöhnlichen Starkregenereignissen	36
Abbildung 19: Risikoindex bei seltenen Starkregenereignissen	36
Abbildung 20: Analytisches Ergebnis global Moran's I Plot Risiko extremes Starkregenereignis	39
Abbildung 21: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I seltenes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	40
Abbildung 22: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I seltenes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	40
Abbildung 23: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	41
Abbildung 24: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	41
Abbildung 25: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I extremes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	42
Abbildung 26: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I extremes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	42
Abbildung 27: Analytisches Ergebnis Getis Ord Gi seltenes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	44
Abbildung 28: Analytisches Ergebnis Getis Ord Gi außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8	44
Abbildung 29: Analytisches Ergebnis globaler Moran's I Plot Risiko außergewöhnliches Starkregenereignis	70

Abbildung 30: Analytisches Ergebnis globaler Moran's I Plot Risiko seltenes Starkregenereignis 70

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Datengrundlage Untersuchungsgebiet Rudersberg.....	13
Tabelle 2: Zustandsbewertung	17
Tabelle 3: Alterserscheinungen	17
Tabelle 4: Materialbewertung	17
Tabelle 5: Experten basierter paarweiser Vergleich der AHP-Kriterien	20
Tabelle 6: Einteilung der Bewertung des Important Index	21
Tabelle 7: Lokal Moran's I Quadranten.....	26
Tabelle 8: Student-t-Test Ergebnis.....	37
Tabelle 9: Mann-Whitney-U-Test Ergebnis.....	37
Tabelle 10: Globale Moran's I Statistik analytische Ergebnisse extremes Starkregenrisiko	38
Tabelle 11: Lokale Moran's I Cluster nach FDR-Korrektur mit kNN 6 und 8	39
Tabelle 12: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i extremes Starkregenereignis	43
Tabelle 13: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i außergewöhnliches Starkregenereignis	43
Tabelle 14: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i seltenes Starkregenereignis.....	43
Tabelle 15: Globaler Moran's I Statistik analytische Ergebnisse außergewöhnliches Starkregenereignis	70
Tabelle 16: Globaler Moran's I Statistik analytische Ergebnisse seltenes Starkregenereignis	70
Tabelle 17: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse extremes Starkregenereignis.....	71
Tabelle 18: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse außergewöhnliches Starkregenereignis	71
Tabelle 19: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse seltenes Starkregenereignis.....	71
Tabelle 20: Lokaler Moran's I extremer Starkregen analytisch kNN 8.....	71
Tabelle 21: Lokaler Moran's I extremer Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8.....	72
Tabelle 22: Lokaler Moran's I extremer Starkregen permutationsbasiert kNN 8	74
Tabelle 23: Lokaler Moran's I extremer Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8	75

Tabelle 24: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen analytisch kNN 8	76
Tabelle 25: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8	78
Tabelle 26: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen permutationsbasiert kNN 8	79
Tabelle 27: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8	80
Tabelle 28: Lokaler Moran's I seltener Starkregen analytisch kNN 8	81
Tabelle 29: Lokaler Moran's I seltener Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8	83
Tabelle 30: Lokaler Moran's I seltener Starkregen permutationsbasiert kNN 8	84
Tabelle 31: Lokaler Moran's I seltener Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8	85
Tabelle 32: Getis-Ord Gi extremer Starkregen kNN 8	87
Tabelle 33: Getis-Ord Gi außergewöhnlicher Starkregen kNN 8	88
Tabelle 34: Getis-Ord Gi seltener Starkregen kNN 8	89
Tabelle 35: Geary's Ci extremer Starkregen kNN 8	91
Tabelle 36: Geary's Ci außergewöhnlicher Starkregen kNN 8	92
Tabelle 37: Geary's Ci seltener Starkregen kNN 8	93

Formelverzeichnis

Formel 1: Froude-Zahl	15
Formel 2: Einflussparameter	15
Formel 3: Relativer Schaden	16
Formel 4: Gewichtete Summe	20
Formel 5: Normalisierung	20
Formel 6: Risikoindex	21
Formel 7: Globale Moran's I Statistik	24
Formel 8: Lokale Moran's I Statistik	25
Formel 9: Getis-Ord Gi Statistik	26
Formel 10: Lokale Geary's Ci Statistik	27

Abkürzungsverzeichnis

a	Schadenschwellenwert
AHP	Analytic Hierarchy Process
b	Abruptheit
F	Froude-Zahl
FDR	False Discovery Rate
FG	Fließgeschwindigkeit
HQ	Hochwasserabflussmengen
JEB	Jahresenergiebedarf
kNN	k-Nearest Neighbors
kVA	Kilovolt-Ampere
LISA	Local Indicator of Spatial Association
ONS	Ortsnetzstationen
RD	Relativer Schaden
ÜT	Überflutungstiefe
ÜT _w	Schwellenwert
W	Einflussparameter

1 Einleitung

Die Erwartungshaltung moderner und komplexer Gesellschaften an eine verlässliche, hochwertige und immer abrufbare Bereitstellung grundlegender Dienstleistungen steigt. Eine zentrale Voraussetzung ist ein zuverlässiger Zugang zu existenziellen Gütern, wie Wasser, Energie und Kommunikation (Gürsan et al., 2023). Eine funktionierende Infrastruktur ist daher essenziell für das soziale und wirtschaftliche Wohlergehen moderner Gemeinschaften (Pant et al., 2018). Durch den Aufbau und die Instandhaltung verschiedener Infrastrukturnetzwerke wird dies sichergestellt. Als kritische Infrastruktur wird das Netz zur Bereitstellung der Wasserversorgung, der Energie, der Telekommunikation, der Notfallversorgung und des Transports angesehen. Sie ist kritisch, da deren Ausfall den Schutz der Bevölkerung und die Ökonomie einer Region oder eines Landes schwächt (Serre & Heinzlief, 2018).

Sie sollte deshalb die Fähigkeit besitzen, bei Gefahren und Katastrophen den Auswirkungen effizient und effektiv zu widerstehen, diesen vorzubeugen, diese zu absorbieren, sich anzupassen, sich zu transformieren und sich schlussendlich zu erholen (United Nations, 2020). Diese Fähigkeiten beschreiben Resilienz und dienen dazu wesentliche Strukturen und Funktionalitäten bei Beeinträchtigungen zu erhalten oder wiederherzustellen. Diese Eigenschaft wird auch von den Zielen für nachhaltige Entwicklung der Vereinten Nationen bis 2030 als Ziel 9 definiert (Sachs et al., 2025). Neben politischen Krisen haben Naturgefahren zunehmend das Potential, die kritische Infrastruktur in ihrer Resilienz herauszufordern (Almeida et al., 2021).

Unter den Naturgefahren sind es vor allem Extremwetterereignisse, die eine steigende Gefahr, bedingt durch den Klimawandel, darstellen (Lee et al., 2023). Insbesondere die Frequenz und Intensität der Starkregenereignisse haben im Sommer in Westeuropa zugenommen (van de Vyver et al., 2023). Zugleich verschieben sowie verändern sich die räumlichen Niederschlagsmuster, je nach Intensität (Aldiansyah et al., 2025; Fang et al., 2024; IPCC., 2023; Janizadeh et al., 2021; N. Wang et al., 2021). Diese Phänomene lassen sich damit erklären, dass eine Erwärmung der Atmosphäre zu einer erhöhten Verdunstungsrate und damit zu einer höheren Feuchtigkeitsaufnahme der Luft führt (IPCC., 2023). Mit einer hohen Sicherheit ist prognostiziert, dass das Risiko von Überschwemmungen sich durch die Zunahme der Extremniederschläge deutlich erhöht wird (IPCC., 2023). Für zukünftige Generationen stellt das gestiegene Risiko für Starkregen, eine Gefahr für das körperliche, geistige, psychische und soziale Zusammen-

leben dar (Hammond et al., 2015). Zusätzlich wird das Schadenspotential von Hochwasser erhöht durch das wirtschaftliche Wachstum, die Urbanisierung, die Flächenversiegelung und die Anhäufung von Vermögenswerten in urbanen Gebieten (Spekkers et al., 2013; Whitfield, 2012).

Der Begriff Hochwasser beschreibt nach §72 des Wasserhaushaltsgesetz eine „zeitlich beschränkte Überschwemmung von normalerweise nicht mit Wasser bedecktem Land, insbesondere durch oberirdische Gewässer.“ Diese Definition beinhaltet sowohl pluviale Hochwasser aus Starkregenereignissen, wenn die Niederschlagsmenge die Infiltrations- und Aufnahmekapazität des Bodens übersteigt und Oberflächenabfluss entsteht, als auch fluviale Hochwasser, bei denen es zu einer Überlastung des Flussbettes kommt, wodurch das Gewässer über seine Ufer tritt und umliegende Flächen überschwemmt (Rosenzweig et al., 2018). Pluviales Hochwasser birgt durch seine Unvorhersehbarkeit und schnelle Entwicklung ein höheres Risiko als fluviales Hochwasser, insbesondere im urbanen Raum (Tanaka et al., 2020; Xu et al., 2023). Im Hochwassermanagement liegt der Fokus meistens bei den Überschwemmungen, wodurch die Betrachtung von Starkregen in den Hintergrund rückt (Fekete, 2019).

Da nicht alle Arten des Hochwassers die gleiche Intensität haben, müssen die Szenarien unterschieden werden. Das fluviale Hochwasser lässt sich in verschiedene Hochwasserabflussmengen (HQ) unterscheiden, die pro Sekunde einen Flussquerschnitt passieren. Die geläufigsten sind HQ10, HQ100 und HQ extrem. HQ10 tritt statisch alle zehn Jahre auf, HQ100 alle 100 Jahre und HQ extrem tritt seltener als alle 200 Jahre auf (Greiving et al., 2025). Für pluviales Hochwasser wird eine andere Skala bei der Differenzierung der Starkregenszenarien angelegt. Im Leitfaden des LUBW (2016) zum kommunalen Starkregenrisikomanagement in Baden-Württemberg werden drei Intensitäten unterteilt. Diese beruhen auf dem Starkregenindex von Schmitt et al. (2018), wodurch komplexe hydrologische Parameter in einer Skala gliedert werden. Das seltene Ereignis wird als ein Niederschlagsereignis von einer Stunde mit einer Jährlichkeit von 30 Jahren erzeugt und hat ein definiertes Bodeninfiltrationsverhältnis. Außergewöhnliche Ereignisse werden mit einer statistischen Dauer von einer Stunde mit einer Jährlichkeit von 100 Jahren erzeugt und den entsprechenden definierten Bodenverhältnissen. Das extreme Ereignis wird ab 128 mm in einer Stunde erzeugt und den definierten Bodenverhältnissen.

Die zunehmende Frequenz und Intensität extremer pluvialer Hochwasser birgt ein unmittelbares Risiko für die Funktionsfähigkeit kritischer Infrastruktur (Kaspar et al., 2025; Kundzewicz & Pińskwar, 2022).

Besonders betroffen ist die Stromnetzinfrastuktur, die als Rückgrat der modernen Gesellschaft gilt. Es bildet die Grundlage für alle weiteren kritischen Infrastruktursektoren (Che-Castaldo et al., 2021; Serre & Heinzlef, 2018). Laut der World Bank (Obolensky et al., 2019) sind etwa 27 % aller Stromausfälle in Europa auf eine Naturkatastrophe zurückzuführen. Diese halten im Durchschnitt viermal länger an als nicht Naturkatastrophen bedingte Ausfälle (Da Tavares Costa et al., 2023). Für ein Viertel aller Ausfälle in der Stromnetzinfrastuktur von 1999 bis 2022 sind laut Disaster Datenbank Hochwasser die Auslöser gewesen (Kopustinskas et al., 2024).

Bei näherer Betrachtung der Stromnetzinfrastuktur, wird deutlich, dass die vielschichtige Anfälligkeit gegenüber verschiedener Naturgefahren auf seine hohe strukturelle Diversität unterschiedlicher Komponenten zurückzuführen ist. Die Vielzahl technischer Anlagen und Leitungen wirken auf unterschiedlichen räumlichen Ebenen. Während Leitungsmasten und Freileitungen vor allem durch Stürme, Blitzeinschläge und Hitzeperioden gefährdet sind (C. Liu & Yan, 2022; Scherb et al., 2019; Serrano et al., 2023; Souto et al., 2023), gelten Ortsnetzstationen (ONS) und Umspannwerke als besonders anfällig gegenüber Hochwasser (Leandro et al., 2021; McKenna et al., 2021). Da elektronische Geräte sehr schnell signifikanten Schaden durch Feuchtigkeit erlangen, haben Asaridis und Molinari (2023) und Karagiannakis et al. (2025) den direkten Schaden durch Hochwasser an unterschiedlichen Komponenten betrachtet. Das erdverlegte Ende von Freileitungen kann durch Hochwasser beschädigt werden, genauso wie Erdkabel, die weggespült werden können. Strommasten laufen Gefahr je nach Materialtyp strukturelle Schäden am Sockel zu erfahren und dadurch umzustürzen oder verschoben zu werden. Die Gebäude von Energieerzeugungsanlagen können durch das Eindringen von Wasser beschädigt werden, genauso wie deren Kühltürme. In Umspannwerke und ONS kann Wasser eindringen und die Elektronik zerstören und durch einen Kurzschluss zu einer Explosion oder einem Brand führen (Asaridis & Molinari, 2023). Wie die Fallstudie von Leandro et al. (2021) in einem Münchener Stadtteil herausgefunden hat, sind es besonders die ONS die infolge von pluvialen Hochwasser zu lokalen Stromausfällen führen.

ONS als Komponente der Stromnetzinfrastuktur transformieren die Mittelspannung (10-30 kV) auf Niederspannung (400 V) (Schwab, 2012). ONS bilden den Übergang zwischen dem regionalen Mittelspannungsnetz und dem lokalen Niederspannungsnetz. Sie können parallelgeschaltet sein, um eine redundante und resiliente Stromversorgung aller Endverbraucher zu gewährleisten. Sie sind der letzte Umspannpunkt in der aus mehreren Spannungsstufen bestehenden Stromnetzinfrastuktur und gewährleisten

die sichere und verbrauchergerechte Versorgung von Haushalten, Firmen und Kleinindustriebetrieben. Die ONS sind abhängig von Spannungsebene, Verbraucherdichte, Versorgungssicherheit und topologischen Gegebenheiten unterschiedlich im Niederspannungsnetz verschaltet (Schwab, 2012).

Es lässt sich das Strahlennetz, das Ringnetz und das Maschennetz netztopologisch unterscheiden. Bei einem Strahlennetz breitet sich das Netz von einer ONS in verschiedene Richtungen aus (Schwab, 2012). Das ist oft bei geringer Verbraucherdichte der Fall. Das Ringnetz kann optional manuell verbunden werden, um einen Punkt im Netz von zwei Seiten zu erreichen. Es ist meistens offen wie ein Strahlennetz (Schwab, 2012). Das Maschennetz hat eine sehr hohe Redundanz, da alle Punkte im Netz von mehreren Seiten mit Strom versorgt werden können (Schwab, 2012).

Einfluss auf die Gestaltung der Netztopologie hat auch der Jahresenergiebedarf (JEB), der im angeschlossenen Niederspannungsnetz verbraucht wird. Dieser beschreibt die über ein Jahr verbrauchte Menge an Strom in kWh und dient als Indikator für die Auslastung der ONS. Er ist abhängig von der Anzahl und dem Verbrauchsverhalten angeschlossener Verbraucher und dezentraler Erzeugungsanlagen wie Photovoltaikanlagen. Eine präzise Kenntnis des JEB ist deshalb wesentlich für ein stabiles Niederspannungsnetz. Der JEB kann für jeden Zähler an einem Hausanschluss ermittelt werden. Auf Grundlage standardisierter Lastprofile im Abnahmeverhalten der Verbraucher lässt sich auf die Anzahl der Stromabnehmer pro Zähler schließen (Statistisches Bundesamt, 2024).

Des Weiteren ist die Übertragungsleistung der ONS in das Niederspannungsnetz für die Netztopologie entscheidend. Sie gibt die maximale Leistung in Kilovolt-Ampere (kVA) an, die der in der ONS verbaute Transformator bereitstellen kann. Je größer die installierte kVA-Leistung der ONS ist, desto höher ist der JEB, der bereitgestellt werden kann. Die maximale Leistung der ONS ist abhängig vom Typ.

Es lassen sich verschiedene Typen von ONS unterscheiden. Sie werden primär in vier Kategorien unterteilt: Flachstationen (Abbildung 1), Kompaktstationen (Abbildung 2), Turmstationen (Abbildung 3) und Maststationen. Die elektronischen Komponenten von Flachstationen und Turmstationen befinden sich in einem Gebäude. Bei Kompaktstationen und Maststationen befinden sich die Komponenten in einem Gehäuse, welches sie von außen zugänglich macht. Alle ONS, unabhängig davon, ob sie sich in einem Gebäude oder Gehäuse befinden, enthalten einen Transformator, Schaltgeräte, Schutz- und Steuertechnik (Cavalieri et al., 2014). Eine Komponente der Schutztechnik ist die Niederspannungs-Hochleistungs-

sicherungs-Leiste (NH-Leiste), die als bodennächste Sicherung den Phasenanschluss beinhaltet (Abbildung 4) (DIN, 2015). Dieser Teil ist damit die erste zu erreichende Schwachstelle von eindringendem Wasser. Oft ist ein Wasserstand von 25 bis 35 cm ausreichend um den Stromfluss der ONS zu unterbrechen (Leandro et al., 2021).

Die Anfälligkeit wurde im Juli 2021 in Deutschland und den Niederlanden deutlich, als ein extremes Hochwasser dafür gesorgt hat, dass durch den Ausfall betroffener ONS etwa 800.000 Menschen bis zu acht Stunden von der Stromversorgung getrennt waren (Kopustinskas et al., 2024). Da auch in Ringnetzen die Trennstellen in gängigen ONS nicht automatisiert geschlossen werden können und ein Starkregenereignis kaum vorhersehbar ist, kommt es zu solchen Ausfällen. An diesen Auswirkungen auf die Bevölkerung wird deutlich, dass es sich bei ONS um systemkritische Betriebsmittel handelt, die Kaskadeneffekte zur Folge haben (Hawchar et al., 2020).

Deshalb ist es notwendig, auf diese Krisen vorbereitet zu sein und das gelingt durch Vorhandensein einer hohen Resilienz. Für kritische Infrastruktur gibt es optimalerweise die Möglichkeit, Gebiete nach Höhe des Risikos zu clustern, damit im Katastrophenfall diese Räume priorisiert instandgesetzt werden (Kopiika et al., 2025; Lewis & Petit, 2019). Der indirekt entstehende Schaden kann damit begrenzt werden. In Regionen, in denen sich das Risiko für den Ausfall von kritischer Infrastruktur nicht räumlich aggregiert, werden mehr Ressourcen benötigt, um die entstandenen Schäden zu beheben. Das Fachpersonal hat längere Anfahrtswege.



Abbildung 1: Ausgefallene Flachstation in der Gemeinde Rudersberg



Abbildung 2: Kompaktstation



Abbildung 3: Turmstation



Abbildung 4: NH-Leiste mit Phasenanschluss in blau

Kaskadeneffekte entstehen, wenn der Ausfall einzelner Netzkomponenten, wie ONS zu einer Kettenreaktion von Ausfällen in abhängigen Netzabschnitten und Systemen führen, die über das eigentliche Überflutungsgebiet hinausreichen (Sánchez Muñoz & Dominguez García, 2021). Pant et al. (2018) modellieren die Kaskadeneffekte der räumlich vernetzten kritischen Infrastruktur und betrachten dabei sowohl direkte als auch indirekte Schäden, bei denen die ausgefallenen Komponenten der Stromnetzinfrasturktur als systemkritische Betriebsmittel von zentraler Bedeutung sind und Kaskaden in nachgelagerten Sektoren auslösen. Schotten und Bachmann (2023) zeigen anhand eines topologischen Netzmodells im urbanen Gebiet in Accra die grenzüberschreitenden und sektoral übergreifenden Kaskadeneffekte bei einem Flutszenario auf und plädieren für eine ganzheitliche Risikobetrachtung. Sánchez Muñoz und Dominguez García (2021) demonstrieren am Beispiel von Barcelona die Nutzung räumlicher Verschneidung zur Bewertung der Verwundbarkeit einzelner Netzkomponenten. Sie kombinieren bestehende Flutmodelle mit Betriebsmitteldaten und deren Fragilitätskurven, um das Risiko der Ausfallwahrscheinlichkeit von Komponenten der elektrischen Infrastruktur und deren Kaskadeneffekte zu quantifizieren (Sánchez Muñoz & Dominguez García, 2021).

Fragilitätskurven drücken die Beziehung zwischen Hochwassergefahrenparametern wie Wasserstand und Niederschlagsmenge und der Ausfallwahrscheinlichkeit von Komponenten aus. Es können mehrstufige oder binäre Funktionszustände definiert werden, basierend auf empirischen Daten oder Expertenwissen. Das Hazus-Modell (FEMA, 2024) nutzt binäre Zustände, dabei gilt eine Komponente bis zu einer bestimmten Überflutungstiefe als voll funktionsfähig und darüber hinaus als ausgefallen. Diese Methode wird für unterschiedliche Netzkomponenten unter den zukünftigen Herausforderungen von Klimawandelszenarien angewendet (Dullo et al., 2021; Nirandjan et al., 2024; Sánchez-Muñoz et al., 2020). Die vorhandenen Daten zu den Fragilitätskurven von Netzkomponenten der Stromnetzinfrasturktur sind nicht für alle Betriebsmittel vorhanden und vor allem für den nordamerikanischen Raum konzipiert, die andere Standards voraussetzen (Karagiannakis et al., 2025; Kopustinskas et al., 2024; Sánchez-Muñoz et al., 2020).

Fragilitätskurven lassen sich auch mit Hilfe von analytischen Methoden basierend auf physikalischen Eigenschaften und Belastungsmodellen ableiten oder mit empirischen Daten, Expertenmeinungen oder durch kombinierte hybride Methoden (Nirandjan et al., 2024). Sánchez-Muñoz et al. (2020) nutzen die Fragilitätskurve, um sie mit der berechneten

Überflutungstiefe pro Betriebsmittel zu vergleichen und so die Exposition der Netzkomponente zu kennen.

Die Exposition der Netzkomponenten im Zusammenhang mit unterschiedlichen Starkregenszenarien kann stark variieren. Bedingt durch thermodynamische Effekte richten sich ändernde Zirkulationsmuster des Windes immer wieder anders aus (Aldiansyah et al., 2025; IPCC., 2023). Des Weiteren beeinflussen topographische Gegebenheiten den Oberflächenabfluss der Starkregenszenarien, sodass Abflusswege wechseln, Retentionsräume überlaufen oder neue Fließpfade genutzt werden (Bronstert et al., 2018; Merz et al., 2010). Somit sind Oberflächenabflüsse nicht immer gleich, sondern verändern sich in ihrer Ausdehnung und Dynamik. Für die Planung einer resilienten Stromnetzinfrastruktur, sollten die Starkregenszenarien deshalb einzeln und in der Ergreifung von Maßnahmen nacheinander beplant werden (LUBW, 2016; UAN, 2024). Damit können im Risikomanagement Prioritäten gesetzt werden für ONS, die schon bei seltenen Starkregenereignissen ein hohes Risiko haben.

Aus der Verrechnung der Exposition und Vulnerabilität lässt sich das Risiko bestimmen, das bei einer Naturkatastrophe eintreten kann (IPCC., 2014). Risiko beschreibt das Potential nachhaltiger Folgen für anthropogene oder ökologische Systeme unter der Berücksichtigung der Komplexität dieser (IPCC., 2014). Bei Betrachtung kritischer Infrastruktur ist es sinnvoll, das Risiko um die Komponente der Kritikalität zu erweitern (Greiving et al., 2021; Kruse et al., 2021; Šarūnienė et al., 2024; Theoharidou et al., 2009). Das hat zur Folge, dass das Risiko bei der Bewertung des Betriebsmittelmanagements für das finanzielle und reputable Risiko adressiert werden kann (Rezvani et al., 2023). Die Kritikalität betrachtet zusätzlich die Systemrelevanz der Infrastruktur und des einzelnen Betriebsmittels im Ganzen und beschreibt, welche Kaskadeneffekte aus einer Störung folgen (Šarūnienė et al., 2024; Schweikert & Deinert, 2021). Dies ermöglicht es, bei der Systemwiederherstellung Prioritäten zu setzen (Fekete, 2019). Die Kritikalität in Form von Kaskadeneffekten wird in der Literatur oft für ganze Systeme betrachtet, da eine Betrachtung auf der Mikroebene aufgrund fehlender Daten nicht möglich ist (Fotopoulou et al., 2024; Hawchar et al., 2020). Eine Methodik, um die Kritikalität dennoch für jedes Betriebsmittel einzeln zu betrachten, liefert der Important Index (Kumpalavalee et al., 2025; Zaldivar et al., 2021). Dieser setzt sich aus mehreren Kriterien zusammen, die gewichtet werden, um die Systemrelevanz und Versorgungssicherheit abzubilden (FEMA, 2025; Schotten & Bachmann, 2023; C. Suwanasri et al., 2021).

Eine etwas andere Methodik wird genutzt, um die Vulnerabilität im Bereich der Stromnetzinfrastuktur zu quantifizieren. Der auf der Fuzzy-Logik basierende normierte Health Index ermittelt den aktuellen Zustand der ONS (Abu-Elanien et al., 2012; Bahadir & Kahraman, 2025; Jahromi et al., 2009; Zaldivar et al., 2021; Zhang et al., 2023). Die Fuzzy-Logik wird auch dazu eingesetzt, Gefahrenräume auf Basis von Naturgefahren zu klassifizieren und Eignungsbewertungen für Ländereien durchzuführen, basierend auf Expertenwissen (Gohil et al., 2024; Reshmidevi et al., 2009; Zhu et al., 2014).

Die starke räumliche Komponente des Risikos kann genutzt werden, um auf Risiko-Hotspots zu schließen. Anselin (1995) stellte dafür das Konzept der Local Indicator of Spatial Association (LISA) vor mit Fokus auf Moran's I. Daraus lassen sich zwei weitere lokale Autokorrelationsmethoden ableiten, Getis-Ord G_i und Geary's C_i (R. S. Bivand & Wong, 2018). Die Autokorrelationsmethoden können konstante Aussagen über räumliche Strukturen liefern, wie am Beispiel verschiedener chinesischer Städte (Chen, 2021; Memisoglu Baykal, 2025). Somit stellen sie keine alternativen Tests dar, sondern unterschiedliche Projektionen derselben räumlichen Abhängigkeitsstruktur (Chen, 2021; Kashlak & Yuan, 2022). Y. Wang et al. (2023) erkennen mittels globalem und lokalem Moran's I für urbane Gebäude einen Zusammenhang zwischen den unterschiedlichen Hochwasserszenarien und sich verändernden Risiko-Hotspots und beschreiben Maßnahmen, um diese für die Zukunft resilienter zu gestalten. Leis und Kienberger (2020) lokalisieren mittels Getis-Ord G_i räumliche Risikocluster von sozio-ökonomischen Vulnerabilitäten, ausgelöst durch fluviales Hochwasser in Österreich. Abhängig von der Klimaprojektion werden veränderte Werte des Risikoindex für bestimmte Regionen festgestellt (Leis & Kienberger, 2020). Antofie et al. (2025) schließen mittels Getis-Ord G_i und k-Nearest Neighbors (kNN) auf einige statistisch signifikante räumliche Cluster anhand verschiedener Naturgefahren in Europa, die das Risiko auf die Bevölkerung und Gebäudeinfrastruktur darstellen.

Aufgrund der gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Relevanz der Stromnetzinfrastuktur und deren Risikogefährdung bei Hochwasser, wird im Folgenden am Beispiel der Gemeinde Rudersberg in Baden-Württemberg bewertet, inwiefern sich das Risiko für Ausfälle von Ortsnetzstationen abhängig vom Starkregenszenario ändert. Dafür wird im ersten Schritt abhängig vom Starkregenszenario die Exposition der ONS durch den räumlichen Verschnitt mit der Überflutungstiefe und der Fließgeschwindigkeit ermittelt und mittels exponentieller Schadensfunktion normiert. Anschließend wird die Vulnerabilität der ONS unter Verwendung

der Fuzzy-Logik auf Basis des Zustands, der Alterserscheinungen und der Bauweise als Important Index bestimmt. Parallel wird die systemische Kritikalität anhand der Analytic Hierarchy Process (AHP) Methode gewichtet und in einem Health Index normalisiert. Die drei ermittelten Komponenten werden zu einem szenariospezifischen Risikoindex zusammengeführt. Dieser Index wird anhand der tatsächlich ausgefallenen ONS mit Methoden der Inferenzstatistik validiert. Im nächsten Schritt wird mittels globaler und lokaler Autokorrelationsmethoden geprüft, ob eine räumliche Autokorrelation des Risikoindex vorliegt, um diese Gebiete im Krisenfall zu priorisieren. Abschließend werden die Hot- und Coldspots der Risikoverteilung zwischen den drei Starkregenszenarien verglichen, um potentielle räumliche Clusterveränderungen zu analysieren.

2 Methodik

2.1 Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet bildet die Gemeinde Rudersberg im Rems-Murr-Kreis in Baden-Württemberg, etwa 30 km nordöstlich von Stuttgart (Abbildung 5). Die Gemeinde besteht aus sieben Teilorten mit insgesamt 11.464 Einwohnern (Gemeinde Rudersberg, 2025). Sie umfasst eine Fläche von 39,32 km² und ist durch eine abwechslungsreiche Topographie mit engen Tälern- und Hanglagen geprägt. 41 % der Fläche wird landwirtschaftlich genutzt. Der in der Gemeinde ansässige Verteilnetzbetreiber der Stromnetzinfrastruktur ist die Syna GmbH. Diese betreibt auf alle Ortschaften der Gemeinde verteilt etwa 70 ONS. Der Hauptort Rudersberg liegt im oberen Wieslaufstal, das von zahlreichen Nebenbächen durchzogen wird und in westlicher Richtung in das Remstal übergeht.

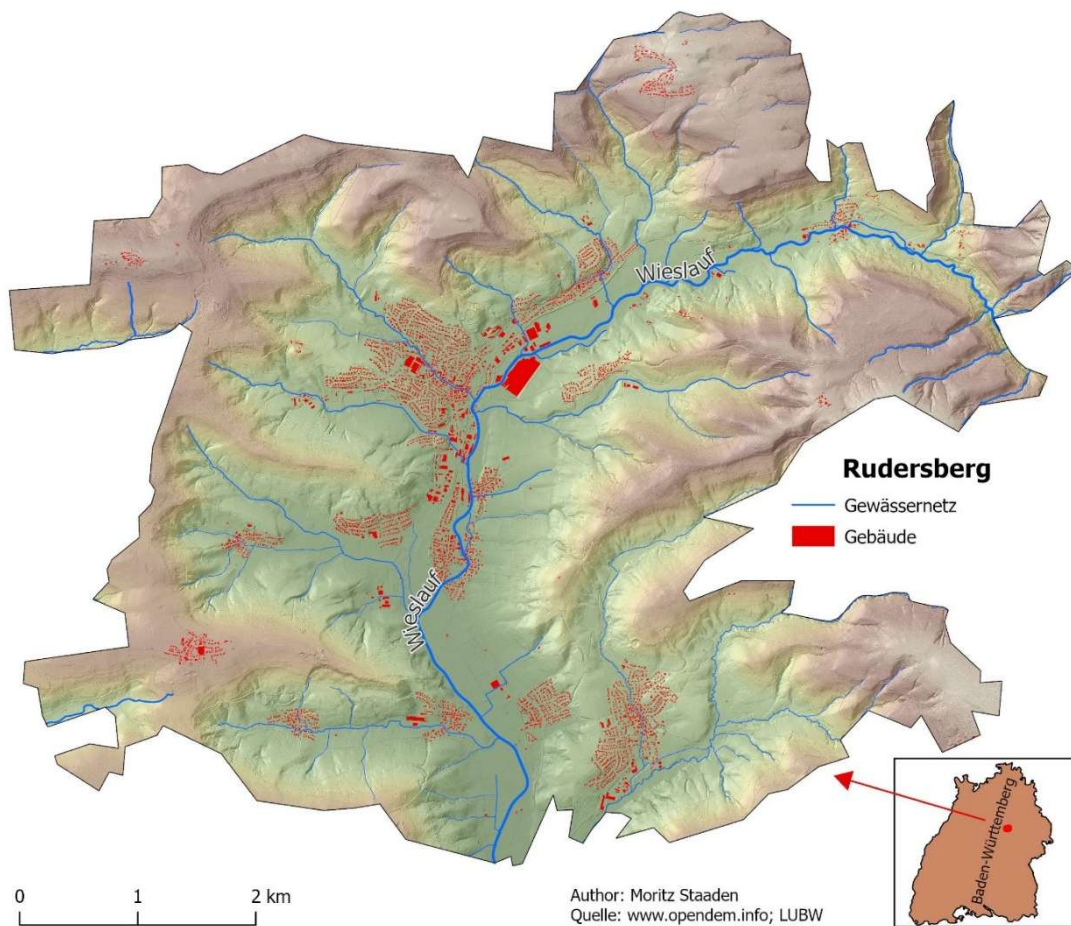


Abbildung 5: Topographie Gemeinde Rudersberg

Die Wieslauf ist am 03. Juni 2024 aufgrund von Starkregen von 65 l/m² über die Ufer getreten (Gräfe et al., 2025), was einem Starkregenindex von 10 entspricht und damit als extrem eingestuft wird (DWD, 2025). Der Boden und die Kanalisation waren gesättigt und konnten kein Wasser mehr aufnehmen. Das führte zu Oberflächenabfluss, der in die im Tal befindliche Gemeinde als Sturzfluten mit hohen Strömungskräften abgelaufen ist und dort großen Schaden hinterließ. Betroffen war die komplette Infrastruktur inklusive des Stromnetzes, ausgenommen des Ortes Steinenberg im Südosten, woraufhin 13 ONS ausgefallen sind und es zu weitreichenden Stromausfällen gekommen ist.

2.2 Daten

Die verwendeten Daten für das Untersuchungsgebiet der Gemeinde Rudersberg sind aus unterschiedlichen öffentlich verfügbaren und firmeninternen Quellen bezogen. Die Daten beinhalten Informationen zu den Überflutungstiefen (ÜT) und Fließgeschwindigkeiten (FG) der drei unterschiedlichen Starkregenszenarien in der Gemeinde Rudersberg. Der Datensatz CatRaRE vom DWD beinhaltet ein Polygon, welches das Gebiet des extremen Starkregenereignis mit dem Starkregenindex 10 vom 03.06.2024 abbildet. Die ONS-Daten, beinhalten Informationen zum Typ, zur Größe, zum Hersteller, zum Standort und weitere Informationen zur Vulnerabilität und Kritikalität. Ein weiterer Datensatz beinhaltet Informationen zum Jahresenergiebedarf auf Ebene des Hausanschlusses, der den ONS zugeordnet werden kann.

Tabelle 1: Datengrundlage Untersuchungsgebiet Rudersberg

Datensatz	Quelle	Jahr	Format	Auflösung
Seltenes Starkregenereignis (FG und ÜT)	Ingenieurbüro Winkler und Partner GmbH	2023	GeoTIFF	0,5 m Raster
Außergewöhnliches Starkregenereignis (FG und ÜT)	Ingenieurbüro Winkler und Partner GmbH	2023	GeoTIFF	0,5 m Raster
Extremes Starkregenereignis (FG und ÜT)	Ingenieurbüro Winkler und Partner GmbH	2023	GeoTIFF	0,5 m Raster
CatRaRE	DWD	2001-2024	Shape	Vektordaten
Ortsnetzstationen	Syna GmbH	2024	Shape	Vektordaten
Jahresenergiebedarf	Syna GmbH	2024	Excel	Pro Hausanschluss

2.3 Methodenüberblick

Das methodische Vorgehen zielt darauf ab, die ONS in der Gemeinde Rudersberg nach deren Risiko gegenüber Starkregenszenarien zu bewerten und mögliche Clusterveränderungen der Risiko-Hotspots zu analysieren (Abbildung 6). Die Komponenten Exposition, Vulnerabilität und Kritikalität bilden das Risiko, auf die in den Unterkapiteln genauer eingegangen wird. Für die Verschneidung der Daten wurde FME 2025 von Conterra genutzt.

Der Risikoindex wird anhand des parametrischen Student-t-Test für zwei unabhängige Stichproben und mit dem nicht parametrischen Mann-Whitney-U-Test validiert. Somit kann sichergestellt werden, dass die Validierung unabhängig vom Testverfahren stabil bleibt. Dazu werden diese beiden Hypothesen überprüft:

H₀: Das ermittelte Risiko bei extremen Starkregenereignissen unterscheidet sich nicht zwischen ausgefallenen und nicht ausgefallenen ONS.

H₀: Die Verteilung des Risikos bei extremen Starkregenereignissen bei ausgefallenen ONS ist nicht größer als bei nicht ausgefallenen ONS.

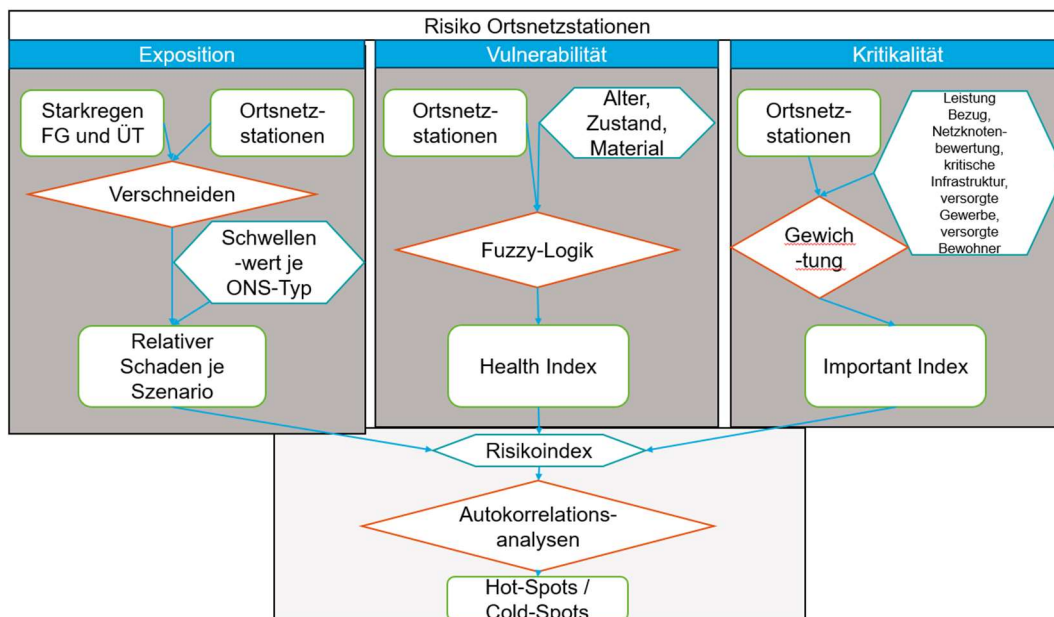


Abbildung 6: Methodisches Vorgehen

2.4 Methodik Exposition

Die Exposition als Komponente des Risikos wird als erstes ermittelt. Sie zeigt auf, wie angreifbar die ONS gegenüber Starkregen anhand ihrer räumlichen Lage sind. Die ÜT, FG, mitgeführte Sedimente und Geröll sind entscheidende Faktoren zur Bestimmung des Schadens am Betriebsmittel (Eleutério et al., 2013). Nur die ÜT und FG wurden hier aufgrund mangelnder Datenverfügbarkeit verwendet. Für die Verschneidung wurde eine Distanzzone mit dem tatsächlichen Radius der ONS erstellt. Er wird dazu genutzt, den maximalen Wert der jeweiligen Rasterdatei in der Distanzzone der ONS anzufügen.

Die Werte der maximalen ÜT und FG ergeben nach Verrechnung und Normierung die Exposition der ONS (Maranzoni et al., 2023). Um einen normierten Wert zur späteren Berechnung des Risikos zu bekommen, wird der relative Schaden (RD) ausgehend von einem Einflussparameter ermittelt (Lazzarin et al., 2022). Der Einflussparameter setzt sich aus dem Schwellenwert (ÜT_w) der ONS, der dort ermittelten ÜT und FG sowie einer Gewichtung dieser Faktoren zusammen (Formel 2) (Dottori et al., 2016). Hinzu kommt noch die Froude-Zahl (F), die aus der Hydrodynamik stammt und die Schwerkraft berücksichtigt (Formel 1) (Lazzarin et al., 2022). Der relative Schaden (RD) wird durch eine Funktion beschrieben (Formel 3). Die Funktion beachtet den Schadensschwellenwert (a), der für einen zu erwartenden moderaten Schaden kleiner als der Einflussparameter (W) sein muss, hier wird er auf eins gesetzt (Lazzarin et al., 2022). Da technische Infrastruktur oft binäre Funktionszustände bei Hochwassergefahr zeigt, wird die Abruptheit (b) der Gefahr mit einem hohen Parameterwert von 3 bewertet (Lazzarin et al., 2022; Nirandjan et al., 2024). Der Einflussparameter (W) gibt nur Werte, bei denen der Schwellenwert überschritten wird, mit dem Produkt größer als eins weiter, die anderen Werte sind niedriger als eins. Die Parameter Abruptheit (b) und Schadensschwellenwert (a) des relativen Schadens sorgen dafür, dass auch keine hohen relativen Schadenswerte bei ONS auftreten, deren ÜT den Schwellenwert nicht übersteigt.

Formel 1: Froude-Zahl

$$F = \frac{FG}{\sqrt{9,81 * \dot{U}T}}$$

Formel 2: Einflussparameter

$$W = \left(\frac{\dot{U}T}{\dot{U}T_w} \right)^\alpha (1 + \beta F^2)$$

Formel 3: Relativer Schaden

$$RD = \frac{1}{1 + \left(\frac{a}{W}\right)^b}$$

Die Berechnung des relativen Schadens wird für alle drei Starkregenszenarien an jeder ONS durchgeführt.

2.5 Methodik Vulnerabilität

Die Vulnerabilität bildet einen weiteren Parameter des Risikoindex ab (IPCC., 2014) und zielt in dieser Forschung auf die Funktionsgewährleistung während des Starkregenereignis ab. Die Robustheit gegenüber dem Eindringen von Wasser wird dadurch abgebildet. Sie wird unter Verwendung der Fuzzy-Logik in Form eines Health Index normalisiert. Vorteilhaft an der Fuzzy-Logik ist, dass sie unsichere und unpräzise Messdaten realitätsnah und konsistent bewerten kann (Abu-Elanien et al., 2012; Haile & Abebe, 2022; Reshmidevi et al., 2009).

Die Regeln der Fuzzy-Logik wurden anhand eines Experteninterviews mit Marius Behl aus der Abteilung Betriebsmittelmanagement festgelegt und beruhen somit auf den Erfahrungen eines Experten, was sie systematisch transparent macht und Unsicherheiten abmildert (Haile & Abebe, 2022; Zhu et al., 2014; Zúñiga et al., 2023). Es kann das System des Mamdani-Reglers eingesetzt werden (Cardone & Di Martino, 2020; Reshmidevi et al., 2009), um die Vulnerabilität von ONS aus den Kriterien der Alterserscheinung, des Zustands und des Baumaterials zu bestimmen. Eine explizite Gewichtung der Kriterien ist nicht erforderlich, da die Fuzzy-Logik die Relevanz jedes Kriteriums implizit durch die Definition der Regeln abbildet (Reshmidevi et al., 2009). Die Gewichtung erfolgt somit indirekt, da Kriterien, die dominant in den Regeln auftreten, einen höheren Einfluss auf das Ergebnis besitzen. Deshalb ist nicht die Anzahl der Regeln entscheidend, vielmehr ist es wichtig, dass alle relevanten Kombinationen der Parameterzusammensetzung abgedeckt sind (Zhu et al., 2014).

Der Zustand der Anlage wird auf Grundlage der letzten Bewertung durch Fachpersonal bestimmt, da exakte Diagnosewerte oftmals nicht vorliegen. Das Fachpersonal sind Monteure, welche die ONS jährlich inspizieren und bewerten. Die Bewertung erfolgt anhand von Kriterien wie bekannten herstellerbedingten Mängeln, Personen- und Anlagensicherheit, Störunganfälligkeit, Instandhaltungsaufwand und Gehäusebeschädigungen (Syna GmbH, 2015). Ausgehend davon wurden die Zustände in vier linguistischen Kategorien eingeteilt und für jede ONS ermittelt. Die linguistischen Werte werden für die Fuzzy-Logik in Intervalle umgewandelt (Tabelle 2).

Für die Alterserscheinungen der ONS wird eine typenabhängige Einteilung in vier Kategorien verwendet. Diese Abnutzungsbestimmung durch das Alter stellt ein belastbares Maß dar, da sie auf einer großen Menge von Betriebsmitteldaten sowie langjährige Expertise durch das Fachpersonal im Betriebsmittelmanagement beruht (Syna GmbH, 2015). Da die Alterserscheinungen typenabhängig sind, wurden sie anhand vier linguistischer Kategorien bewertet und für die Nutzung in der Fuzzy-Logik in Intervalle aufgeteilt (Tabelle 3).

Des Weiteren wird das Baumaterial als Kriterium berücksichtigt, da es anhand der Materialeigenschaften eine Aussage über die Widerstandsfähigkeit gegenüber äußeren Einflüssen ermöglicht (Syna GmbH, 2015). Beton wird als besonders robustes Material bewertet, darauf folgt Blech und am anfälligsten gegenüber Starkregen sind ONS aus Kunststoff (Tabelle 4).

Tabelle 2: Zustandsbewertung

Bewertungs-kriterium	Sehr gut	Gut	Schlecht	Sehr schlecht
Zustand	[0-0,25]	[0,15-0,55]	[0,45-0,85]	[0,75-1]

Tabelle 3: Alterserscheinungen

Bewertungs-kriterium	Sehr neu	Neu	Alt	Sehr alt
Alters-erscheinungen	[0-0,25]	[0,15-0,55]	[0,45-0,85]	[0,75-1]

Tabelle 4: Materialbewertung

Bewertungs-kriterium	Gut	Mittel	Schlecht
Material	[0-0,35]	[0,25-0,75]	[0,65-0,1]
	Beton	Blech	Kunststoff

Die Definition der Zugehörigkeitsfunktion der linguistischen Kategorien ist trapezförmig, um die Unsicherheit zwischen den Kategorien und die fehlende exakte Abgrenzung der Zustände zu berücksichtigen. Trapezförmige Funktionen ermöglichen eine volle Zugehörigkeit innerhalb eines Wertebereichs und einen weichen Übergang zwischen den Klassen ohne klaren Mittelpunkt, was den kontinuierlichen Charakter der Zustandsbewertung am besten widerspiegelt. Basierend auf dem Experteninterview wurden acht linguistische Regeln formuliert, welche die logischen

Zusammenhänge zwischen technischen Eigenschaften und die Wichtigkeit für die Vulnerabilität bei Starkregen abbilden. Wie im Experteninterview ermittelt, ist der Anlagenzustand die dominierende Einflussgröße, während die Alterserscheinungen und das Material die Vulnerabilität modifizieren. Zur Berechnung wird die auf Python basierende scikit-fuzzy Bibliothek verwendet, um die Regeln zu definieren, die trapezförmige Zugehörigkeitsfunktion zu bestimmen und die Berechnung durchzuführen (GitHub, 2025). Der Code wurde, wie im Repository befindlichen Skript beschrieben, teilweise mit Hilfe von künstlicher Intelligenz erstellt (https://github.com/MoritzHub19/risk_substation_u108579).

Im Folgenden sind die Regeln der Fuzzy-Logik aufgeführt:

Wenn der Zustand *sehr schlecht* ist, dann ist der Health Index *hoch*.

Wenn der Zustand *schlecht* ist, dann ist der Health Index *hoch*.

Wenn der Zustand *sehr gut* und die Alterserscheinung *nicht sehr alt* ist, dann ist der Health Index *niedrig*.

Wenn der Zustand *sehr gut* und die Alterserscheinung *sehr alt* ist, dann ist der Health Index *mittel*.

Wenn der Zustand *gut* und das Material *schlecht* und die Alterserscheinung *alt oder sehr alt* ist, dann ist der Health Index *mittel*.

Wenn der Zustand *gut* und das Material *schlecht* und die Alterserscheinung *neu oder sehr neu* ist, dann ist der Health Index *niedrig*.

Wenn der Zustand *gut* und das Material *mittel oder gut* und die Alterserscheinung *sehr alt* ist, dann ist der Health Index *mittel*.

Wenn der Zustand *gut* und das Material *mittel oder gut* und die Alterserscheinung *nicht sehr alt* ist, dann ist der Health Index *niedrig*.

2.6 Methodik Kritikalität

Die aus einem Ausfall der ONS resultierenden Kaskadeneffekte, lassen sich am besten durch das Betrachten der direkten Auswirkungen abschätzen. Die anhand des Important Index berechnete Kritikalität bietet eine gute Grundlage. Es werden technische Parameter der Anlage und deren Relevanz in der Stromnetzinfrasturktur berücksichtigt. Zur Bestimmung des Important Index wurden fünf Kriterien auf Grundlage eines problemzentrierten Interviews mit einem Experten ausgewählt (Mayring, 2016). Dafür wurde Marius Behl aus dem Betriebsmittelmanagement der Syna GmbH in Form eines Experteninterviews befragt (Mayring, 2016). Jedem Parameter wird ein Wert von 1 bis 3 zugeordnet. Die Klassifizierung der

Parameter erfolgte anhand des 1., 2. und 3. Quantil. Dadurch kann eine robuste, verteilungsunabhängige Einteilung gewährleistet werden. Die Parameter wurden so den Kategorien niedrig, mittel und hoch zugeordnet (Tabelle 6).

Der Parameter Leistung Bezug berücksichtigt den Energieverorgungsverlust bei dem Ausfall einer ONS (Fan et al., 2023). Der Parameter wird gemessen in Kilovoltampere, was die Übertragungsleistung des Transformators von der Mittelspannung in die Niederspannung bedeutet. Je mehr Übertragungsleistung die ONS hat, desto größer sind die Versorgungsaufgaben in der Stromnetzinfrastuktur.

Der Parameter Netzknotenbewertung kann als Indikator für die redundante Versorgung der Verbraucher gesehen werden. Bei einem Ausfall einer ONS beschreibt er, wie stark der Ausfall die Netzstruktur, Umschaltmöglichkeiten und die Wiederherstellungszeit beeinflusst. Damit stellt er einen Kennwert zur quantitativen Bewertung der systemischen Bedeutung einer Netzstation im Mittelspannungsnetz dar, insbesondere im Hinblick auf die Versorgungssicherheit und Redundanz. Die Redundanz der Stromnetzinfrastuktur ist wichtig, um zu verhindern, dass bei ungeplanten Ausfällen einzelner Netzkomponenten Verbraucher keinen Zugang zu Elektrizität haben (Kumpalavalee et al., 2025). Offene Trennstellen, wie in Ringnetzen erhöhen die Redundanz, genauso wie die Anzahl an zuschaltbaren Mittelspannungsleitungen. Die von den ONS versorgten privaten Endverbraucher bekommen den Ausfall schnell zu spüren.

Die betroffenen privaten Endverbraucher lassen sich durch eine Zuordnung des JEB einzelner Hausanschlüsse zu den ONS ermitteln. Abhängig vom verbrauchten JEB wurde eine Personenanzahl dem Hausanschluss zugeordnet (Federal Statistical Office, 2024). Diese Personenanzahl wurde dann für jede ONS addiert, um so auf die versorgten Einwohner zu schließen. Eine ähnliche Methode wurde angewendet, um auf die versorgten Gewerbeunternehmen zu schließen. Allerdings wurde nicht der JEB berücksichtigt, sondern direkt die Anzahl an angeschlossenen Gewerben, von Dienstleistungsunternehmen über Kleingewerbe bis zu großen Fabriken.

Bei der Betrachtung der angeschlossenen kritischen Infrastruktur wurden alle Krankenhäuser, Feuerwehrgebäude und Polizeistationen berücksichtigt.

Die einzelnen Parameter wurden anhand der AHP-Methode nach Saaty (1987) gewichtet, indem sie paarweise verglichen wurden (Tabelle 5). Der paarweise Vergleich beruht auf der Gewichtung des Experten und generellen Informationen zu der Gewichtung der genannten Kriterien bei

ONS (Syna GmbH, 2015). Der Experte vergleicht immer nur zwei Parameter gleichzeitig, um eine Konsistenzprüfung zu ermöglichen (Ishizaka & Labib, 2009). Die Standardskala von eins bis neun wird zur Gewichtung verwendet (Saaty, 1987). Bei eins sind beide Parameter gleich wichtig und bei neun ist der Parameter viel wichtiger. Der Experte kreuzt auf der paarweisen Vergleichsmatrix die entsprechende Zahl an. Die einzelnen Parameter sind eindeutig definiert. Die Kriterien mit größeren Auswirkungen auf Versorgungssicherheit und Systemverfügbarkeit wurden mit höheren Gewichten versehen (T. Y. Suwanasri et al., 2015). Die resultierenden Gewichte wurden mittels Eigenvektor-Methode berechnet. Der Indexwert wird anhand folgender Gleichung berechnet (Formel 4):

Formel 4: Gewichtete Summe

$$\frac{\sum_{ii=1}^p (S_{ii} * W_{ii})}{\sum_{ii=1}^p (S_{maxii} * W_{ii})}$$

S_{ii} ist die Bewertung jedes Parameters, S_{maxii} ist der maximal zu erreichende Wert der Bewertung, in diesem Fall drei. W_{ii} ist das entsprechende Gewicht zu jedem Parameter. Um den Index, der die Kritikalität abbildet, vergleichbar zu machen mit der Exposition und Vulnerabilität muss er noch normalisiert werden (Formel 5).

Formel 5: Normalisierung

$$I_n = \frac{II - II_{min}}{II_{max} - II_{min}}$$

II_{max} und II_{min} sind die maximalen und minimalen Werte, die der Important Index annehmen kann. Umgesetzt werden die Berechnungen mittels Python und der Bibliothek Pandas (https://github.com/MoritzHub19/risk_substation_u108579)

Tabelle 5: Experten basierter paarweiser Vergleich der AHP-Kriterien

Kriterium	Leistung Bezug	NKB	Versor- gung Ein- wohner	Versor- gung Ge- werbe	Versorgung kritischer Infrastruktur
Leistung Bezug	1	1/3	1/5	3	1/7
NKB	3	1	1/5	5	1/7
Versorgung Einwohner	5	5	1	7	1/3
Versorgung Gewerbe	1/3	1/5	1/7	1	1/9

Versorgung kritische Infrastruktur	7	7	3	9	1
------------------------------------	---	---	---	---	---

Tabelle 6: Einteilung der Bewertung des Important Index

Kriterium	Niedrig (1)	Mittel (2)	Hoch (3)	Experten- gewichtung
Leistung Bezug	<83,8 kVA	<185,53 kVA	>=185,53 kVA	6,2 %
Netzknoten- bewertung	0	<0,5	>=0,5	1,18 %
Versorgung Einwohner	<130	<274	>=274	25 %
Versorgung Gewerbe	<4	<13	>=13	3,3 %
Versorgung kritische Infrastruktur	0	<2	>=2	53,7 %

2.7 Methodik Risikoindex

Nachdem die Vulnerabilität und die Kritikalität als Komponenten des Risikoindex ermittelt wurden, werden diese Werte jeweils an die entsprechende ONS angefügt. Die bereits errechnete Exposition wird verwendet, um für jedes Starkregenszenario den Risikoindex pro ONS zu ermitteln. Der Risikoindex wird durch eine gewichtete Addition der Komponenten berechnet (Formel 6). Eine Gewichtung verhindert, dass besonders große Schwankungen bei einem der Komponenten den Beitrag der übrigen Indikatoren überschattet und dass Verbesserungen bei einer Komponente die Mängel bei anderen Komponenten ausgleichen können (Il Choi, 2019; Liew et al., 2019). Deshalb ist die Exposition hoch gewichtet, da sie die Information zum Funktionszustand anhand des Schwellenwertes verwendet.

Formel 6: Risikoindex

$$RI = \alpha_1 E + \alpha_2 V + \alpha_3 K$$

Aufgrund der voran gegangenen Normalisierung der Komponenten haben die indizieren Werte nahe null eine geringere Bedeutung für das Risiko der ONS als Werte nahe eins.

2.8 Methodik Validierung

Zur Überprüfung der zwei Hypothesen, dass das modellierte Risiko bei extremen Starkregenereignissen sich nicht zwischen tatsächlich ausgefallenen und nicht ausgefallenen ONS unterscheidet und dass die Verteilung des Risikos bei extremen Starkregenereignissen bei ausgefallenen ONS nicht größer ist als bei nicht ausgefallenen ONS, werden zwei Tests der Inferenzstatistik angewendet und mittels Python und der Bibliothek SciPy überprüft.

Eine zufriedenstellende Validierung ist nur unter der Voraussetzung möglich, dass die modellierten Werte messbar sind (Molinari et al., 2019). Risiko lässt sich in den Beobachtungsdaten nicht ohne Weiteres quantifizieren, da das Risiko eine zusammengesetzte Größe ist aus vielen potentiellen Wahrscheinlichkeiten und unterschiedlichen Folgen. Informationen über den direkten Schaden sind teilweise vorhanden, allerdings nicht über den gesamten Bereich aller Ereigniswahrscheinlichkeiten, da ein solches Starkregenereignis nicht oft zustande kommt. Deshalb wurde bei der Validierung nur die direkte Schadensschätzung an den ONS berücksichtigt. Die Modellergebnisse und die Beobachtungsdaten aus dem extremen Starkregenereignis in Rudersberg wurden verglichen. Die Modellergebnisse wurden auf Grundlage aller in dem Starkregengebiet (DWD, 2025) befindlichen ONS unter Betrachtung des Schwellenwertes und der ÜT ermittelt. Dieser Schwellenwert ist als ein binärer Funktionszustand definiert (Koks et al., 2019), bei dem die ONS vor Erreichen einer bestimmten ÜT als voll funktionsfähig angesehen wird und danach als ausgefallen gilt. Die Schwellenwerte müssen den verschiedenen Typen von ONS zugeordnet werden. Für die gängigen ONS-Typen wie Flachstationen, Kompaktstationen und Turmstationen wurden abhängig von der genauen Bauart, Schwellenwerte von 10 cm bis 32 cm gewählt, wie sie auch Leandro et al. (2021) verwendet haben. Da Maststationen sich auf einer Höhe von 2,5 m befinden, wurde dieser Schwellenwert entsprechend gewählt. Bei der Berechnung des Risikoindex wird dieser Schwellenwert im Parameter der Exposition berücksichtigt, anhand der verwendeten Berechnung des relativen Schadens (RD).

Zur Validierung der Hypothese werden die 57 ONS im Untersuchungsgebiet, mit dem berechneten Risikoindex bei einem extremen Starkregenereignis und einer Ausfallvariable von eins oder null verwendet. Der Wert von eins bei der Ausfallvariable repräsentiert eine tatsächlich ausgefallene ONS. Im Untersuchungsgebiet sind 13 ONS ausgefallen. Dadurch werden die ONS in zwei unabhängige Stichproben unterteilt. Für beide Gruppen wird die Normalverteilung und Varianz-

homogenität des Risikoindex ermittelt. Die ONS sind unabhängig voneinander, da jede ONS eine unterschiedliche Eingangsgröße hat und räumlich anders verortet ist. Der Student-t-Test sowie der Mann-Whitney-U-Test mit einem festgelegten Signifikanzniveau von 0,05 wurden angewendet.

Da die praktische Relevanz des Unterschieds bei der Validierung entscheidend ist, wurde auch die Effektstärke Hedges g beim Student-t-Test und die Rang-Biserial-Korrelation beim Mann-Whitney-U-Test berechnet. Sie sind unterstützende Prüfgrößen bei kleinen und ungleichen Stichprobengrößen (Hedges, 1981; Kerby, 2014; Mann & Whitney, 1947). Interpretiert wird die Effektstärke anhand festgelegter Schwellenwerte. Da der Mann-Whitney-U-Test lediglich ein ordinale Skalenniveau voraussetzt, eignet er sich für den Vergleich zweier unabhängiger Stichproben, wenn keine Normalverteilung vorliegt oder wenn parametrische Test aufgrund der kleinen Stichprobengröße nicht durchführbar sind.

2.9 Methodik Autokorrelationsanalyse

Das ermittelte Risiko wird genutzt, um mögliche räumliche Clusterbildungen und Veränderungen der Risiko-Hot- und Coldspots zwischen den unterschiedlichen Starkregenszenarien zu untersuchen. Eine räumlich zufällige Verteilung des berechneten Risikoindex kann so getestet werden. Zur Überprüfung, ob eine räumliche Autokorrelation vorliegt, werden sowohl eine globale Autokorrelationsmethode als auch drei lokale Autokorrelationsmethoden eingesetzt. Dies stellt sicher, dass das Ergebnis als konsistent bewertet werden kann. Es werden die drei Risikoindizes für extremen, außergewöhnlichen und seltenen Starkregen analysiert. Dies ermöglicht eine vergleichende Bewertung räumlicher Muster zwischen den Szenarien.

Die Berechnung wird mit RStudio unter Verwendung der Programmiersprache R durchgeführt. Für die räumlich-statistische Analyse kam das Statistikpaket `spdep` zum Einsatz (R. Bivand, 2002). Dieses Paket stellt etablierte Methoden zur Analyse globaler und lokaler räumlicher Autokorrelation sowie entsprechende Inferenzverfahren zur Verfügung.

Zur Definition der räumlichen Nachbarschaft wurde kNN verwendet. Verschiedene k-Werte im Intervall von vier bis zehn Nachbarn wurden getestet und anschließend zeilenstandardisiert, sodass die Summe der Nachbarschaftsgewichte pro räumliche Einheit konstant bleibt. Obwohl die Exposition des Risikoindex auf hydrologischen Parametern basiert, wurde auf eine fließrichtungsbasierende Nachbarschaft verzichtet. Die hydrologischen Parameter werden bereits in der Analyse des Risikoindex angewendet, während die Autokorrelationsanalyse räumliche Nähe als

Nachbarschaft sieht. KNN bietet eine konstante Nachbarschaftsgröße für alle ONS, vermeidet isolierte Beobachtungen und ermöglicht einen robusten Vergleich lokaler Clusterstrukturen zwischen den unterschiedlichen Starkregenszenarien (Kubara & Kopczewska, 2024; Tudor, 2025).

2.9.1 Methodik globaler Moran's I

Die globale Moran's I Methode dient dazu, die Ähnlichkeit von Werten zwischen Nachbarn zu einer einzigen Kennzahl für das Untersuchungsgebiet zu verdichten. Dadurch kann eine erste Einschätzung vorgenommen werden, ob insgesamt eine räumliche Autokorrelation vorliegt. Allerdings kann sie durch Randeffekte verzerrt sein, wenn wichtige Parameter außerhalb des Untersuchungsgebiets liegen (Gao et al., 2017; Pebesma & Bivand, 2023). Zudem nimmt die gewählte Nachbarschaft starken Einfluss auf die statistische Inferenz.

Formel 7: Globale Moran's I Statistik

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sigma^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}}$$

Hierbei bezeichnet x_i den Risikoindex der ONS i , x_j den Risikoindex der benachbarten ONS j und w_{ij} das räumliche Gewicht zwischen den ONS i und j . Ein globaler Moran's I nimmt Werte zwischen minus eins und plus eins an. Ein positiver Wert weist auf positive räumliche Autokorrelation hin und ein negativer Wert weist auf negative räumliche Autokorrelation hin. Ein Wert nahe null steht für eine räumlich zufällige Verteilung des Risikoindex. P-Werte dienen zur Überprüfung der Signifikanz, ein niedriger p-Wert zeigt an, dass die beobachtete räumliche Autokorrelation mit geringer Wahrscheinlichkeit zufällig ist. Die Schwankungsbreite des Erwartungswertes muss mitberücksichtigt werden. Dafür wird die Prüfgröße z errechnet. Sie setzt sich aus der Differenz zwischen dem beobachteten und dem erwarteten Moran's I Index, dividiert durch die Standardabweichung des Erwartungswertes, zusammen.

Die Signifikanzprüfung wurde unter der Randomisierungsannahme durchgeführt. Die Varianz von Moran's I wird um einen zusätzlichen Term erweitert, der die Kurtosis des Risikos berücksichtigt (Pebesma & Bivand, 2023). Ein zusätzlicher Monte-Carlo-Permutationstest mit 999 Simulationen dient zur Überprüfung der analytischen Ergebnisse, um eine empirische Referenzverteilung vom globalen Moran's I unter der Nullhypothese räumlicher Zufälligkeit zu erzeugen. Der Monte-Carlo-Permutationstest nutzt beliebige Ziehungen aus den Permutationen, um eine ungefähre

empirische Verteilung zu erhalten, wenn die Anzahl aller möglichen Permutationen zu groß ist (Nichols & Holmes, 2002).

2.9.2 Methodik lokaler Moran's I

Da der globale Wert nur eine grobe Einschätzung der räumlichen Autokorrelation des Risikoindex widerspiegelt, aber keine Cluster oder Hotspots lokalisieren kann, wurden zur weiteren Analyse LISA angewendet. Diese erlauben eine detailliertere Analyse lokaler räumlicher Muster der einzelnen ONS. Der Risikoindex einer ONS wird mit dem Risikoindex der benachbarten ONS verglichen.

Die Methode lokaler Moran's I zeigt lokale Ähnlichkeiten relativ zum globalen Mittel an (Chen, 2021; Kashlak & Yuan, 2022). Der ermittelte Wert ist entweder positiv und deutet auf ein Cluster hin oder negativ und deutet auf Ausreißer hin (Anselin, 1995).

Formel 8: Lokale Moran's I Statistik

$$I_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_i^2} \sum w_{ij} (x_j - \bar{x})$$
$$S_i^2 = \frac{\sum (x_j - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Hierbei bezeichnet I_i den lokalen Autokorrelationswert der ONS i . Die übrigen Variablen wurden bereits zuvor definiert. Außerdem wird auch hier die Schwankungsbreite des Erwartungswertes mitberücksichtigt.

Die Berechnung erfolgte unter der Verwendung der Funktion `localmoran()` und dem zuvor definierten kNN-Nachbarschaftsmodell mit k-Werten von sechs und acht (Pebesma & Bivand, 2023). Sowohl analytische als auch permutationsbasierte Verfahren zur statistischen Inferenz wurden eingesetzt. Die von R. S. Bivand und Wong (2018) und Sauer et al. (2022) eingeführte Methode, um sowohl die analytische Varianz als auch die Inferenzlogik konsistent auf dem Permutationsmodell basieren zu lassen, wurde methodisch angewendet. Da für jede ONS ein lokaler Test durchgeführt wird, ergeben sich viele simultane Hypothesentests. Um die Fehler 1. Art zu kontrollieren, wurde eine False Discovery Rate (FDR) verwendet, die weniger konservativ ist als klassische Bonferroni-Ansätze und dennoch eine kontrollierte Fehlerreduktion ermöglicht (Anselin, 2019). Vorab wurde ein Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ festgelegt. Eine strengeres Signifikanzniveau würde zwar die Fehlerrate reduzieren (Benjamin et al., 2018), könnte allerdings relevante Hotspots von risikoreichen ONS übersehen. Die permutationsbasierte Inferenz mit 9.999 Simulationen wird sowohl für die standardisierte Teststatistik als auch für die rangbasierten p-

Werte ausgegeben, wodurch die Robustheit gegenüber schiefen und heterogenen Verteilungen erhöht wird. Die Identifikation von Hot- und Coldspots ergeben sich auf Basis der Zuordnung zu den Quadranten im Moran's Plot, einer bestimmten Form des Scatterplots, welche die Beziehung zwischen lokalem Mittelwert und räumlichem Lag abbilden (Tabelle 7).

Tabelle 7: Lokal Moran's I Quadranten

Quadrant	Bedeutung
High-High (HH)	Hohe Werte, umgeben von hohen Nachbarschaftswerten (Hotspots)
Low-Low (LL)	Niedrige Werte, umgeben von niedrigen Nachbarschaftswerten (Coldspots)
High-Low (HL)	Hohe Werte, umgeben von niedrigen Nachbarschaftswerten (Ausreißer)
Low-High (LH)	Niedrige Werte, umgeben von hohen Nachbarschaftswerten (Ausreißer)

2.9.3 Methodik lokaler Getis-Ord G_i

Im Gegensatz zum lokalen Moran's I, zeigt die lokale Getis-Ord G_i für jede ONS die lokale Dichte hoher oder niedriger Risikoindizes abhängig zur Nachbarschaft (Chen, 2021; Getis & Ord, 1992; Kashlak & Yuan, 2022). Jeder ONS wird ein G_i -Wert zugewiesen, der angibt, in welcher Beziehung sein Risikoindex zu den umgebenden ONS steht und wie stark er mit den anderen korreliert.

Formel 9: Getis-Ord G_i Statistik

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n w_{ij}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{ij})^2}{n-1}}}$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2}$$

Hierbei ist w_{ij} das räumliche Gewicht zwischen einer ONS i und einer ONS j . x_j ist der Risikoindex für die ONS j . Des Weiteren ist \bar{X} der Mittelwert der ONS, S ist die Standardabweichung der ONS, n die Gesamtzahl der ONS. Der z-Score ist das Ergebnis der Getis-Ord G_i Statistik für jede ONS. Um die statistische Signifikanz zu bestimmen, wird der z-Score und der p-Wert genutzt. Ein positiver z-Score zeigt, dass die ONS zu einem Hotspot

gehören könnte. Handelt es sich um einen negativen z-Score, weist das auf einen Coldspot hin. Ein z-Score nahe null deutet darauf hin, dass keine signifikante Clusterbildung vorliegt. Der p-Wert ist dann das Maß für die Zufälligkeit innerhalb der beobachteten Cluster. Es gilt, je niedriger der p-Wert ist, desto geringer die Wahrscheinlichkeit, dass die Werte zufällig verteilt sind. Je höher der p-Wert ist, desto weniger signifikant ist der Unterschied zwischen dem beobachteten Cluster und einer zufälligen Verteilung. Schlussendlich weist die Kombination aus niedrigen p-Werten und positivem z-Score auf einen signifikanten Hotspot hin, die Kombination aus niedrigen p-Werten und negativem z-Score auf einen signifikanten Coldspot.

Hot- und Coldspots lassen sich so präzise ermitteln (Pebesma & Bivand, 2023). Die Nachbarschaft wurde ebenfalls durch kNN-Modelle mit k-Werten von sechs und acht modelliert. Sowohl mittels analytischer Methode als auch über Permutationstests mit 9.999 Simulationen wird die Statistik berechnet. Die z-standardisierten Werte werden mit den p-Werten der analytischen Methode verglichen, um die Übereinstimmung der Inferenzmethoden zu bewerten. Bei der Berechnung wurde ein Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ zugrunde gelegt und mittels FDR angepasst. Positive G_i und signifikant kleine p-Werte gelten als Hotspots, wohingegen negative G_i und signifikant kleine p-Werte als Coldspots gekennzeichnet werden.

2.9.4 Methodik lokaler Geary's C_i

Die Methode des lokalen Geary's C_i misst Unähnlichkeiten zwischen dem Risikoindex der ONS und dessen definierten Nachbarn, basierend auf den quadrierten Differenzen (Anselin, 1995, 2019; Chen, 2021; Kashlak & Yuan, 2022). Signifikant niedrige Werte der Statistik deuten auf positive räumliche Autokorrelation hin und signifikant hohe Werte zeigen negative räumliche Autokorrelation an.

Formel 10: Lokale Geary's C_i Statistik

$$C_i = \frac{1}{S^2} \sum w_{ij} (x_i - x_j)^2$$

$$S^2 = \frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x})^2$$

C_i beschreibt den lokalen Disparitätswert der ONS. Ein niedriger C_i weist auf eine hohe Ähnlichkeit zwischen dem Risikoindex der ONS i und ihren Nachbarn hin. Ein hoher C_i signalisiert große Unterschiede zu benachbarten ONS.

Die Analyse wurde ausschließlich mittels Permutationstests mit 9.999 Simulationen durchgeführt (Pebesma & Bivand, 2023). Die z-standardisierten Werte des Permutationstests wurden ausgewertet und einer FDR-Korrektur unterzogen. Das Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ wurde verwendet.

3 Ergebnisse

3.1 Exposition der ONS

Die Exposition beschreibt, wie ausgesetzt ONS gegenüber der ÜT und FG sind und wird anhand des relativen Schadens (RD) ermittelt. Für jedes Starkregenszenario liegt eine unterschiedliche Intensität der hydrologischen Belastung vor. Der Boxplot zeigt die Verteilung des normierten relativen Schadens (RD) der ONS (Abbildung 7). Anhand der Karte lassen sich die Unterschiede in der Anzahl der betroffenen ONS abhängig vom Starkregenrisiko erkennen. Beim extremen Starkregenereignis sind 19 ONS und damit ein Drittel der ONS betroffen, die heterogen im Untersuchungsgebiet verteilt sind (Abbildung 8). Beim seltenen Starkregenereignis sind nur noch zwei ONS betroffen, die sich vor allem im südlichen Teil befinden (Abbildung 9, Abbildung 10).

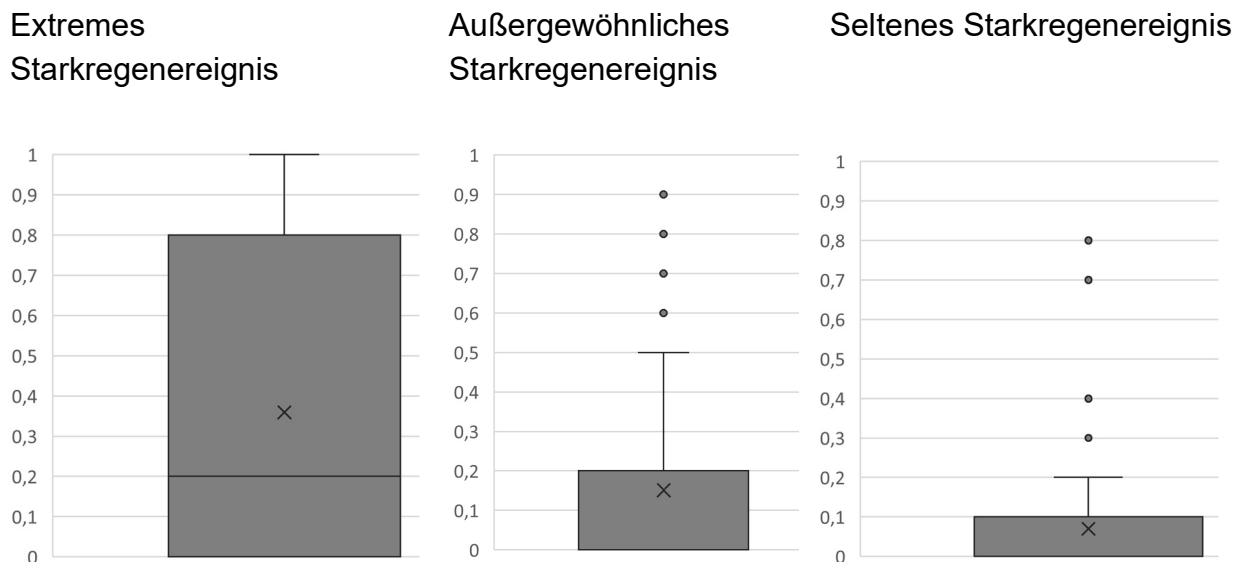


Abbildung 7: Verteilung der Exposition je Starkregenereignis

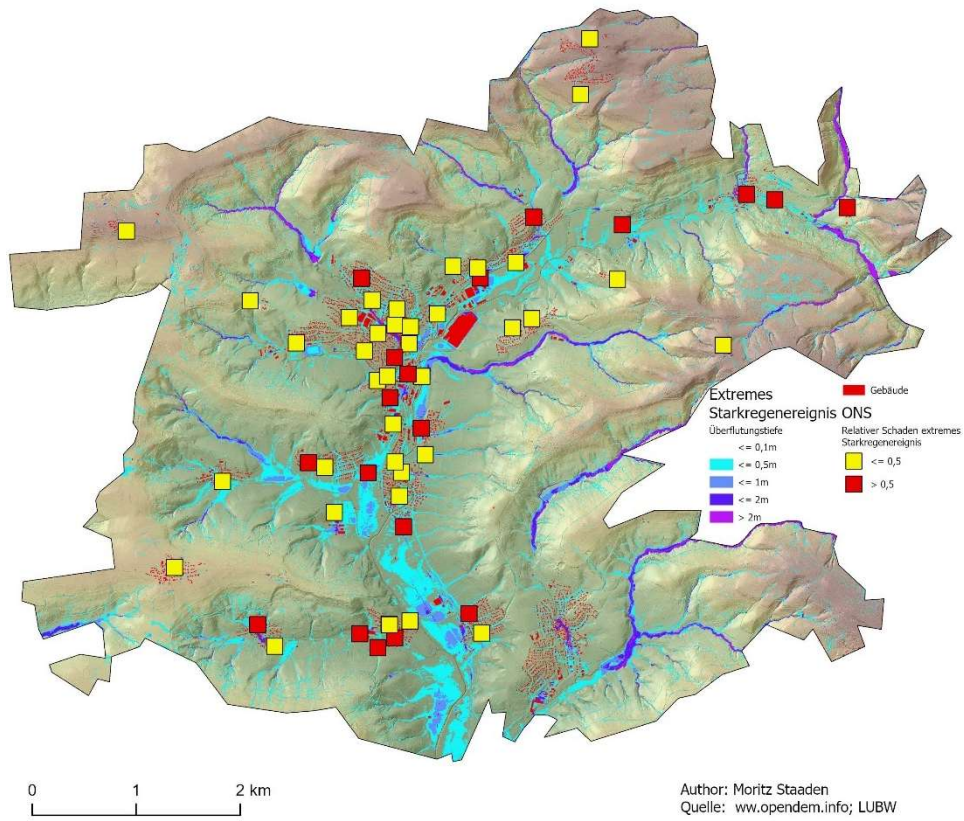


Abbildung 8: Exposition extremes Starkregenereignis

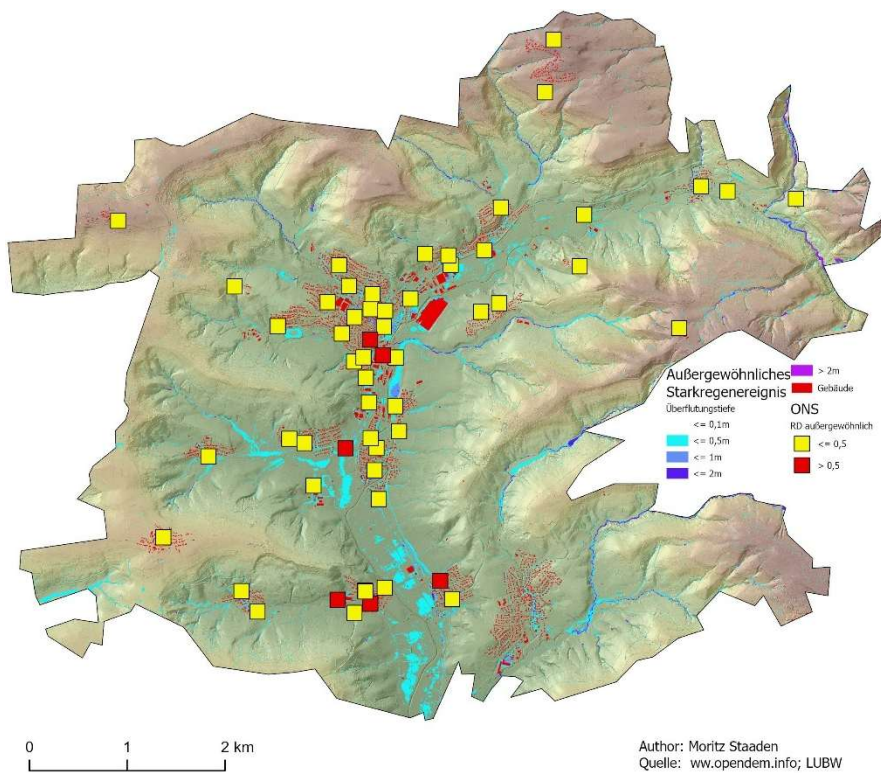


Abbildung 9: Exposition außergewöhnliches Starkregenereignis

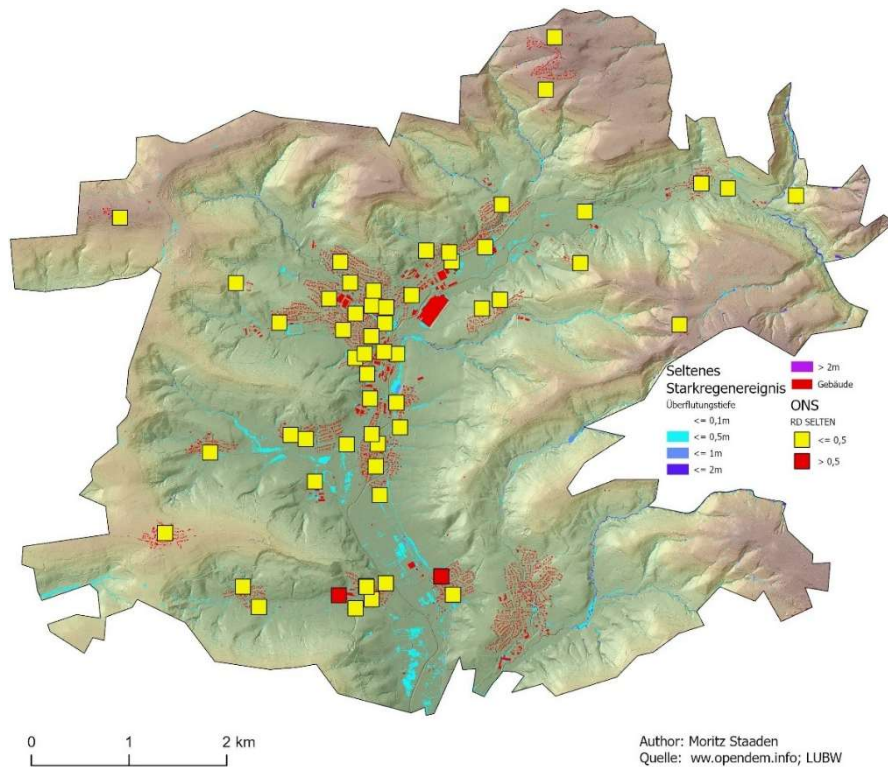


Abbildung 10: Exposition außergewöhnliches Starkregenereignis

3.2 Vulnerabilität der ONS

Die trapezförmigen Zugehörigkeitsfunktionen des Zustands, der Alterserscheinung, des Materials und des Health Index zeigen klar definierte, jedoch überlappende Übergangsbereiche (Abbildung 11). Die vollständige Zugehörigkeit der jeweiligen Parameter zu den jeweiligen linguistischen Begriffen ist immer dort, wo es keine Steigung der Funktion gibt. In den Übergangsbereichen können die ONS mehreren Klassen gleichzeitig angehören, was einen weichen Übergang ermöglicht. Dies ist sinnvoll für Situationen mit unsicherer Schadensentwicklung, wie es bei Starkregenereignissen üblich ist.

Die statistische Verteilung des Health Index ist stark linksschief (Abbildung 13). Die meisten ONS weisen einen niedrigen HI-Wert von 0,2 auf. Zehn ONS treten als Ausreißer mit mittleren Werten von 0,5 und nur zwei mit hohen Werten von 0,8 auf (Abbildung 12).

Ergebnisse

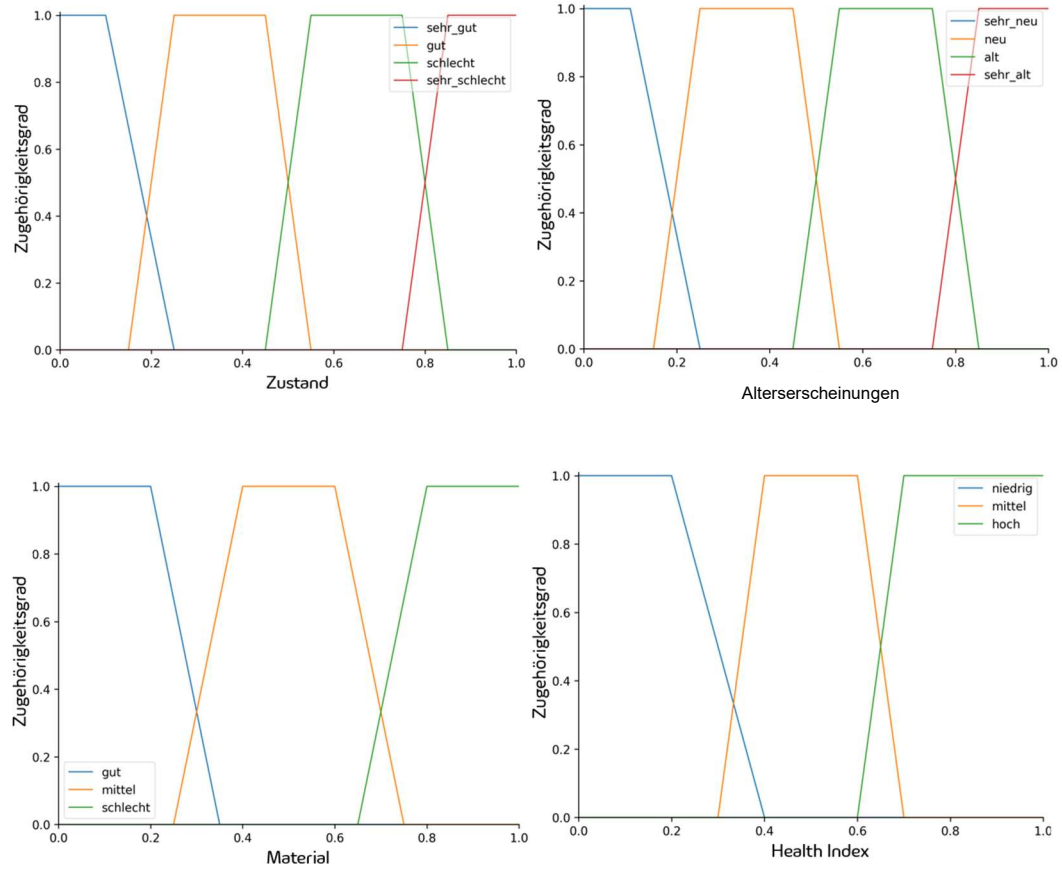


Abbildung 11: Zugehörigkeitsfunktionen

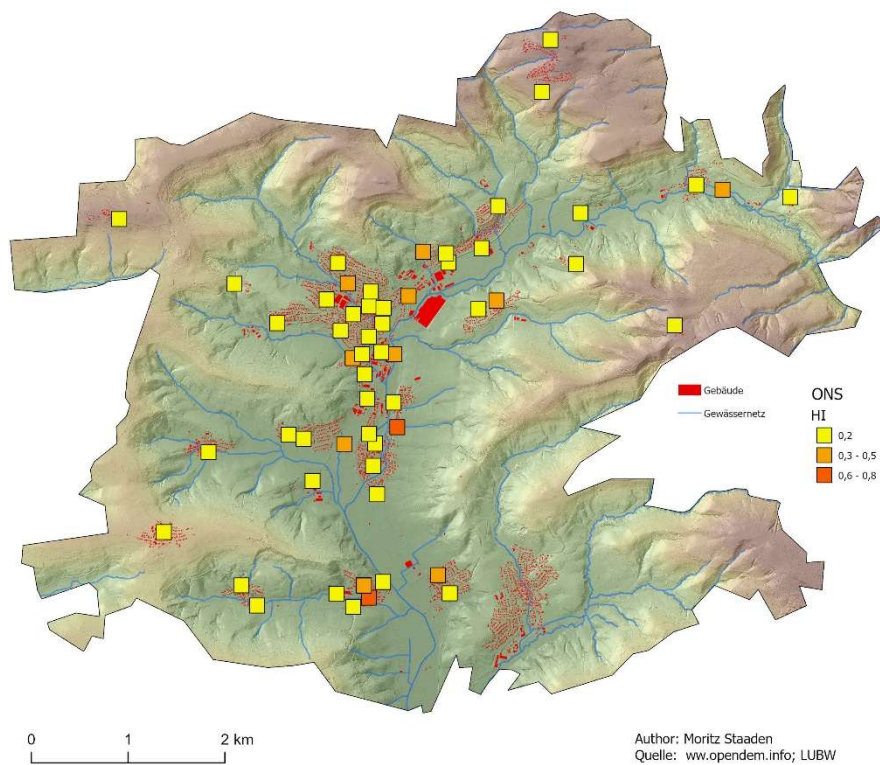


Abbildung 12: Vulnerabilität der ONS

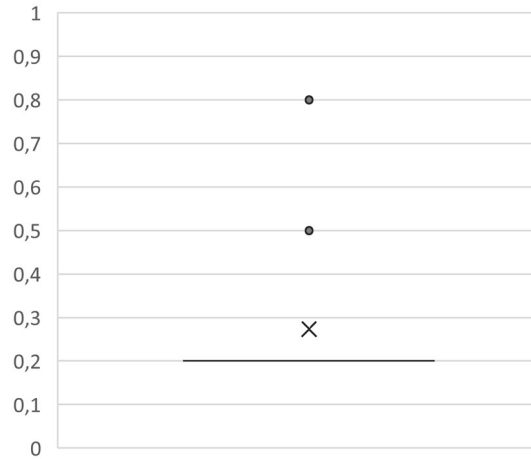


Abbildung 13: Verteilung Health Index

3.3 Kritikalität der ONS

Das durchgeführte Experteninterview zur Findung der Parameter nahm die Form eines offenen Austausches an, welches dem Wunschzustand einer als „Vertrauensbeziehung“ beschriebenen Situation nahekam (Mayring, 2016). Die darauf folgend erstellte paarweise Vergleichsmatrix kann als konsistent gelten, da der Konsistenzkoeffizient bei 0,06 liegt und damit unter 0,1 (Saaty, 1987).

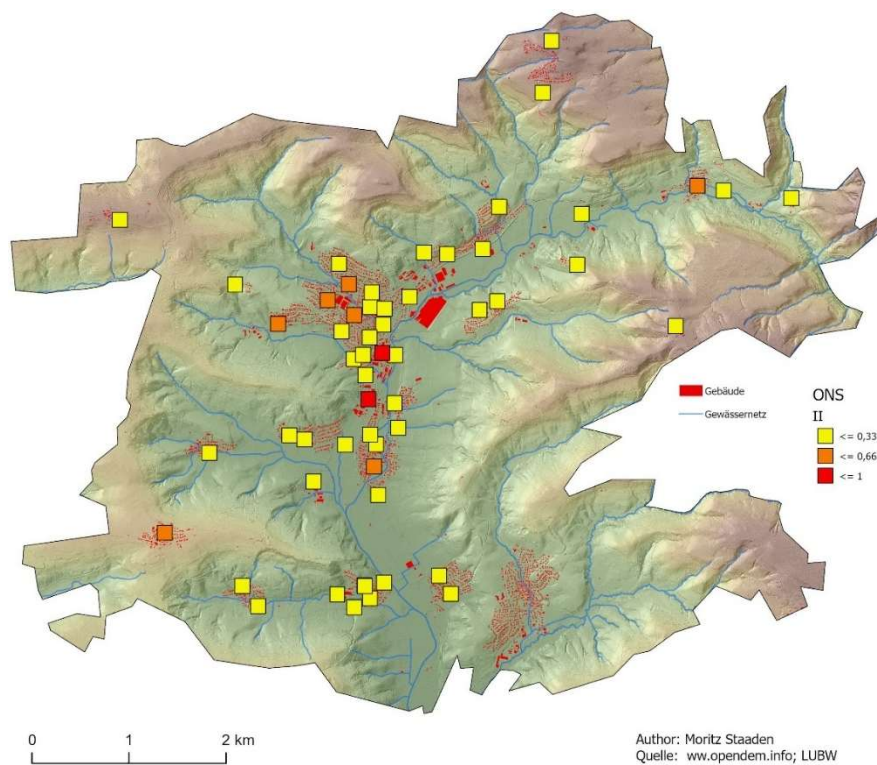


Abbildung 14: Kritikalität der ONS

Der Boxplot des normalisierten Important Index zeigt einen kleinen Interquartilsabstand mit einer rechtsschiefen Verteilung (Abbildung 15). Nur wenige ONS erreichen einen hohen II von über 0,5. Das wird auch in der Abbildung 14 sichtbar, bei dem die ONS in zentraler urbaner Lage die höchste Kritikalität verzeichnen.

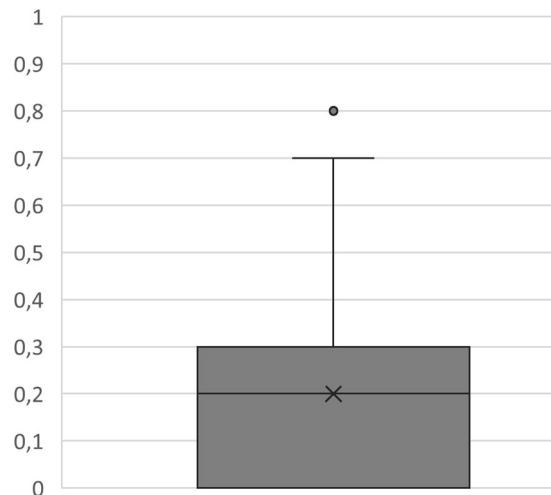


Abbildung 15: Verteilung Important Index

3.4 Risikoindex der ONS

Aufgrund der vorangegangenen Normalisierung aller Parameter liegen die Werte des Risikoindex im Bereich zwischen null und eins, wobei höhere Werte ein höheres Risiko für die ONS im Untersuchungsgebiet aufzeigen. Der Boxplot des extremen Starkregenrisikos hat den höchsten Median und den größten Interquartilsabstand (Abbildung 16). Beim außergewöhnlichen Starkregenrisiko sind die Werte schon deutlich geringer (Abbildung 16). Es treten allerdings vereinzelt Ausreißer auf, mit Indexwerten von über 0,5. Insgesamt ist es aber ein sehr homogenes Bild. Das seltene Starkregenrisiko ist sehr ähnlich zum außergewöhnlichen (Abbildung 16). Die Ausreißer sind allerdings weniger hoch und auch der Median ist noch geringer. Auf den Karten lässt sich erkennen, wie die ONS mit den entsprechenden Risikoklassifikationen im Untersuchungsgebiet verteilt sind (Abbildung 17, Abbildung 18, Abbildung 19).

Extremes Starkregenereignis

Außergewöhnliches Starkregenereignis

Seltenes Starkregenereignis

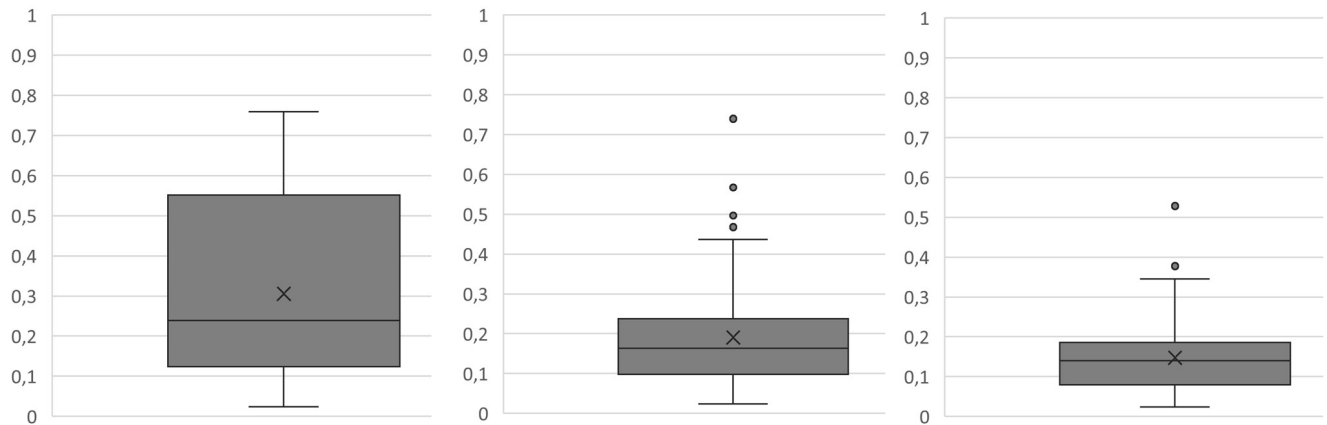


Abbildung 16: Verteilung Risikoindex bei Starkregenereignissen

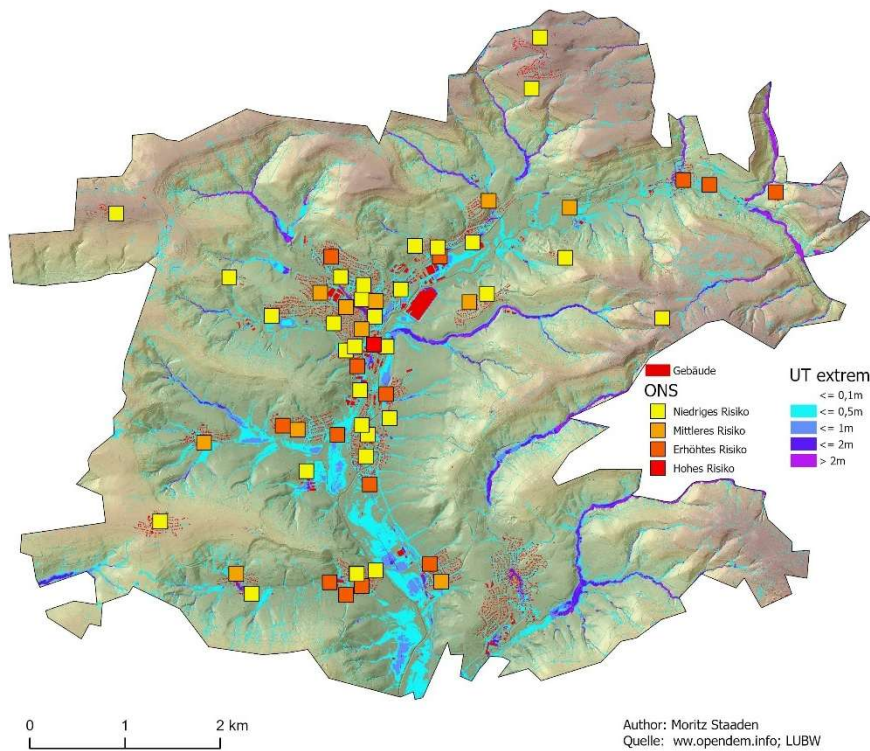


Abbildung 17: Risikoindex bei extremen Starkregenereignissen

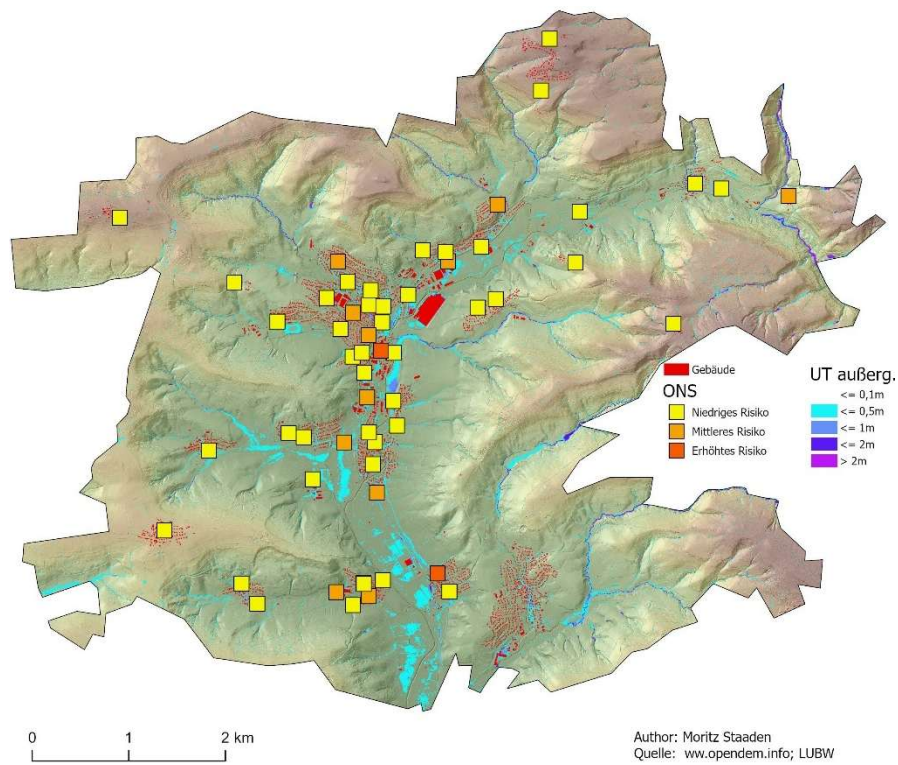


Abbildung 18: Risikoindex bei außergewöhnlichen Starkregenereignissen

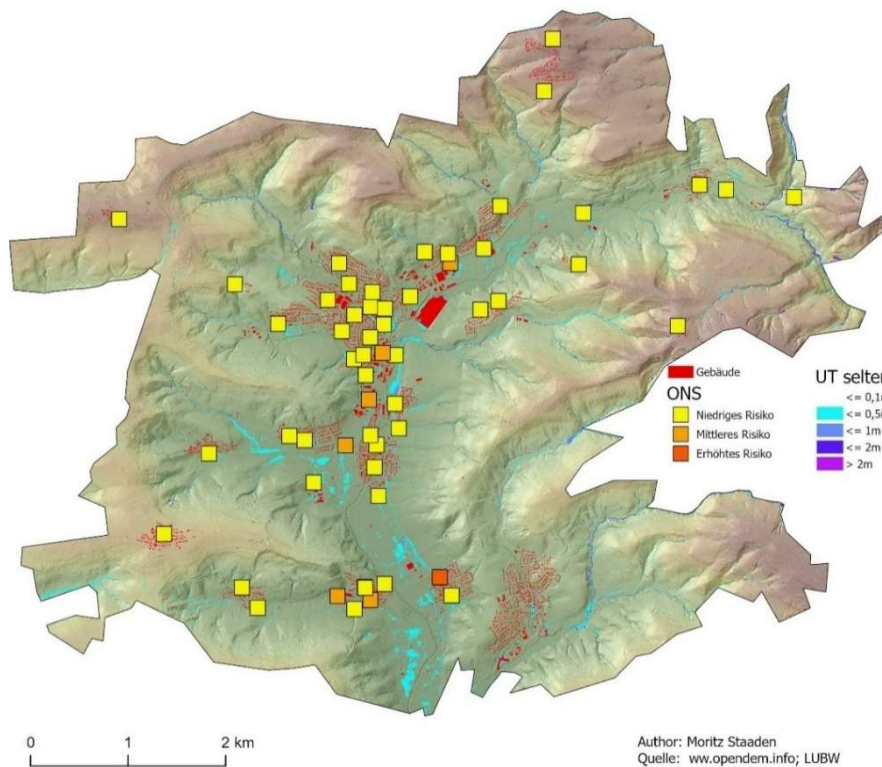


Abbildung 19: Risikoindex bei seltenen Starkregenereignissen

3.5 Ergebnis Validation

3.5.1 Student-t-Test

Der Mittelwert des Risikoindex der ONS bei extremen Starkregenereignissen ist erkennbar höher bei tatsächlich ausgefallenen ONS als bei nicht ausgefallenen Stationen (Tabelle 8).

Tabelle 8: Student-t-Test Ergebnis

Tatsächliches Ereignis	Mittelwert	Standardabweichung
Ausgefallen	0,463	0,242
Nicht ausgefallen	0,259	0,197

Eine signifikante Abweichung mit einem p-Wert von 0,054 von der Normalverteilung bei den tatsächlich ausgefallenen ONS konnte nicht festgestellt werden. Anders ist es bei den nicht ausgefallenen ONS, dort wurde eine statistisch signifikante Abweichung mit einem p-Wert von kleiner 0,001 festgestellt. Das ist bei der Stichprobengröße von 44 nicht als kritisch einzustufen, da der Student-t-Test gegenüber moderaten Normalitätsverletzungen robust ist (Lumley et al., 2002).

Des Weiteren konnte bei der Untersuchung der Vorbedingung der Varianzhomogenität kein signifikanter Unterschied der Varianz zwischen den beiden Stichproben ermittelt werden. Die Varianzhomogenität konnte mit einem p-Wert von 0,512 bestätigt werden.

Zwischen den beiden ONS-Gruppen zeigt das Ergebnis des Student-t-Testes einen signifikanten Unterschied ($t = 3,11$ und $p = 0,0029$). Somit ist das mittlere Risiko bei tatsächlich ausgefallenen ONS signifikant höher als bei denen, die nicht ausgefallen sind. Er ist auch praktisch relevant, da es mit einer Effektstärke nach Hedges $g = 0,97$ einen großen Effekt hat.

3.5.2 Mann-Whitney-U-Test

Die tatsächlich ausgefallenen ONS weisen im Median und den Quantilen ein deutlich höheres Risiko bei extremen Starkregenereignissen auf als die nicht ausgefallenen Stationen (Tabelle 9).

Tabelle 9: Mann-Whitney-U-Test Ergebnis

Tatsächliches Ereignis	Median	Q1	Q2
Ausgefallen	0,576	0,239	0,638
Nicht ausgefallen	0,190	0,118	0,386

Der Mann-Whitney-U-Test zeigt einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden ONS-Gruppen anhand des einseitigen p-Wertes von 0,00399. Die Rang-Biserial-Korrelation von 0,49 entspricht einer mittleren bis großen Effektstärke.

3.6 Autokorrelationsanalyse

3.6.1 Ergebnisse globaler Moran's I

Die Berechnung des globalen Moran's I wurde für vier kNN-Nachbarschaftsmodelle und drei Starkregenszenarien durchgeführt (Tabelle 10, Tabelle 15, Tabelle 16, Tabelle 17, Tabelle 18, Tabelle 19). Der Erwartungswert bei Global Moran's I mit einer Stichprobenanzahl von 57 ONS ist leicht negativ. Das stimmt auch mit den Ergebnissen des globalen Moran's I überein, die alle kleiner als null sind. Es gibt keinen signifikanten p-Wert. Das lässt sich sowohl für die analytischen Ergebnisse als auch für die Ergebnisse des Monte-Carlo-Permutationstests zeigen.

Tabelle 10: Globale Moran's I Statistik analytische Ergebnisse extremes Starkregenisiko

kNN	Moran's I	Erwartungswert	Varianz	z-Wert	p-Wert
4	-0,091484	-0.017857	0,006579	-0,907694	0,364039
6	-0,112389	-0.017857	0,004371	-1,429694	0,152804
8	-0,092139	-0.017857	0,003160	-1,321321	0,186394
10	-0,065002	-0.017857	0,002378	-0,966666	0,333710

Der Moran-Plot zeigt die Werte des Risikoindex bei extremen Starkregen gegenüber dem räumlichen Lag für alle vier Nachbarschaftsmodelle (Abbildung 20). Er ist in vier Quadranten aufgeteilt. Die Werte oben rechts sind HH, unten links sind die Werte LL, oben links sind die Werte LH und unten rechts HL. Die Werte sind relativ verstreut. Die Regressionslinie der ONS ist proportional zum globalen Moran's I. Sie weist eine leicht negative Steigung auf. Gekennzeichnet sind auch die Ausreißer, die einen überproportionalen Einfluss auf die Steigung der Regressionslinie haben.

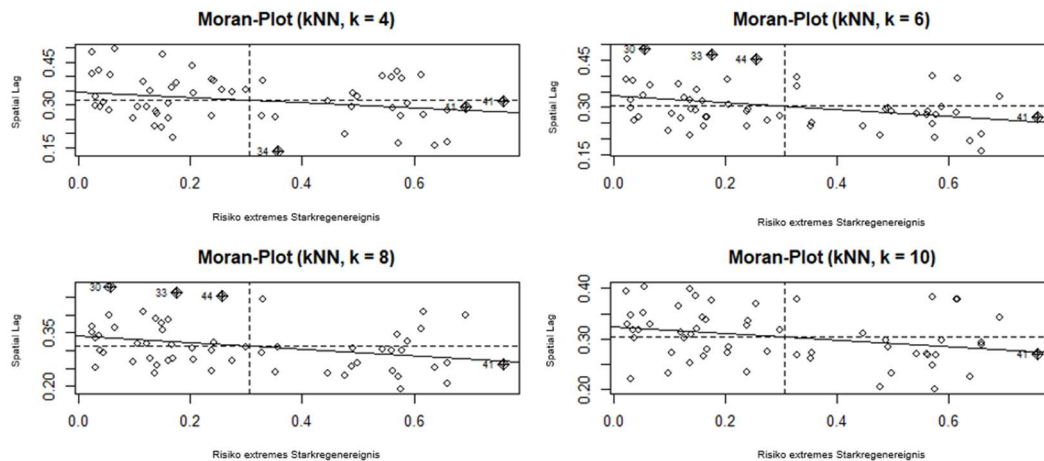


Abbildung 20: Analytisches Ergebnis global Moran's I Plot Risiko extremes Starkregenereignis

3.6.2 Ergebnisse lokaler Moran's I

Die Berechnung des lokalen Moran's I wurde für die zwei kNN-Nachbarschaftsmodelle von sechs und acht Nachbarn durchgeführt und den drei Starkregenszenarien. Die Tabelle 11 zeigt die Ergebnisse nach Verwendung einer FDR-Korrektur und einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ für alle drei Methoden und den zwei Nachbarschaftsmodellen.

Tabelle 11: Lokale Moran's I Cluster nach FDR-Korrektur mit kNN 6 und 8

Methoden	Interessante Cluster
Analytisch	0
Permutation Standardabweichung	0

Tabelle 20 bis Tabelle 31 berücksichtigen die p-Werte und die Prüfgröße für kNN acht. Sie zeigen, dass es ein paar statistisch signifikante HH-Cluster bei den analytischen und permutationsbasierten Analysen ohne FDR-Korrektur gibt. Abbildung 21 bis Abbildung 26 zeigen die statistisch signifikanten Cluster ohne FDR-Korrektur. Die ONS mit HH verändern bei der analytischen Methode ihre räumliche Lage in Bezug auf die unterschiedlichen Starkregenintensitäten kaum. Bei der permutationsbasierten Methode ist eine Veränderung zwischen den Starkregenintensitäten zu erkennen.

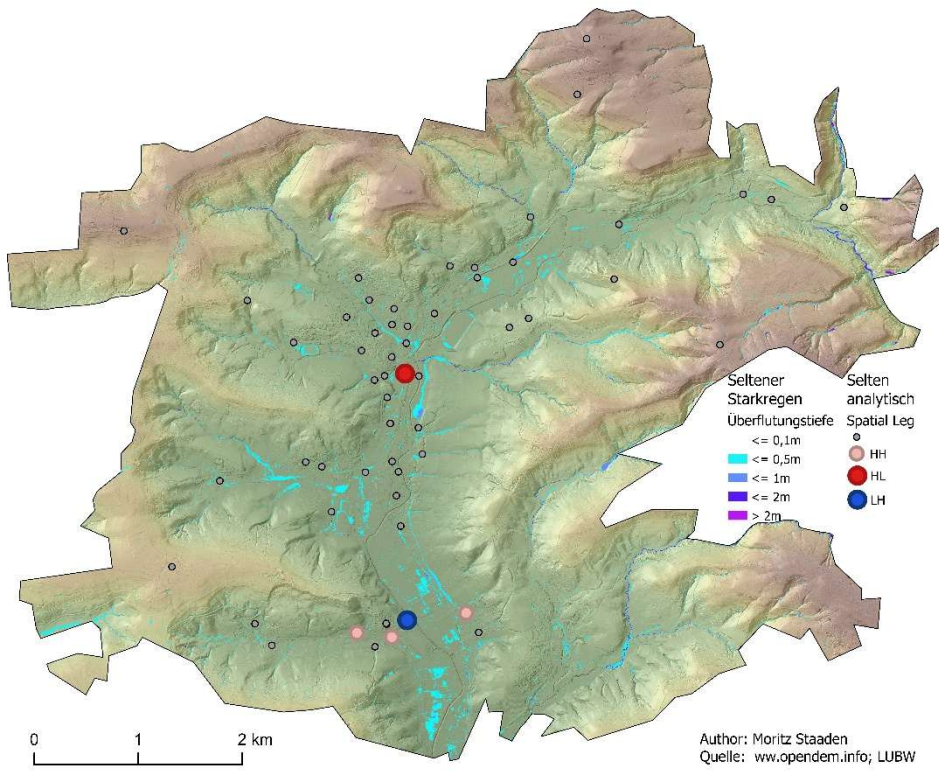


Abbildung 21: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I seltenes Starkregenisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

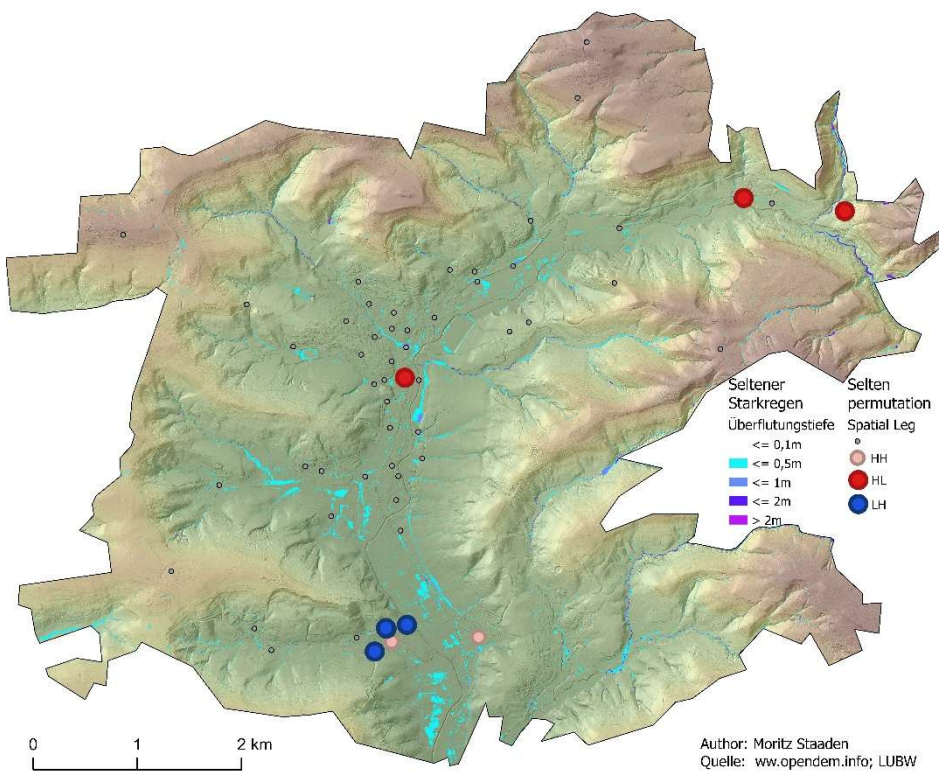


Abbildung 22: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I seltenes Starkregenisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

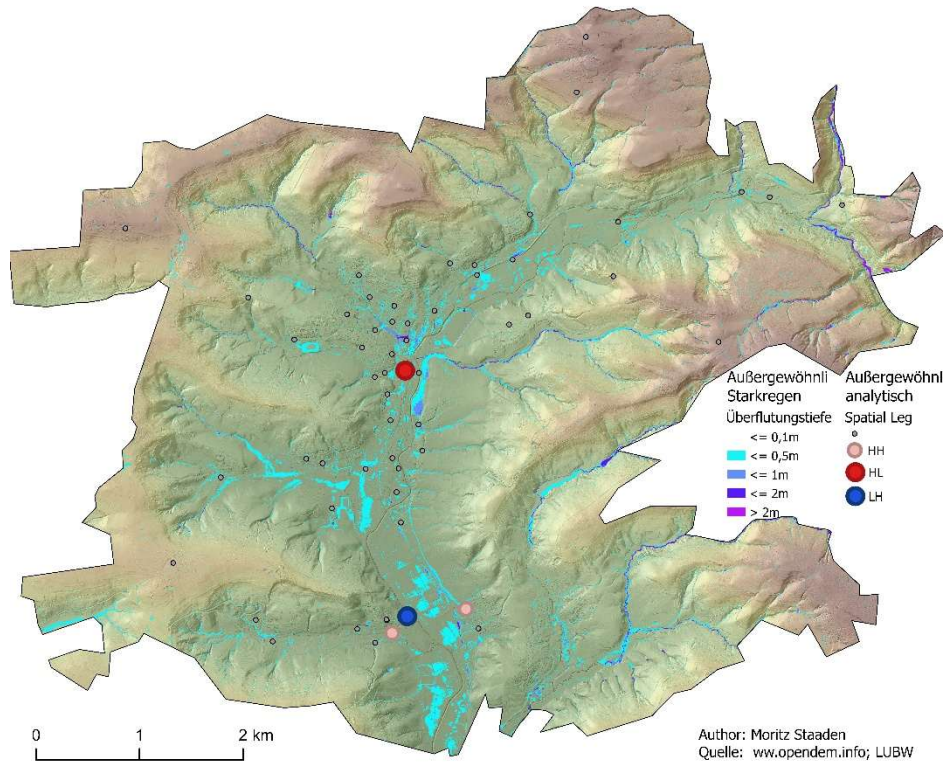


Abbildung 23: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

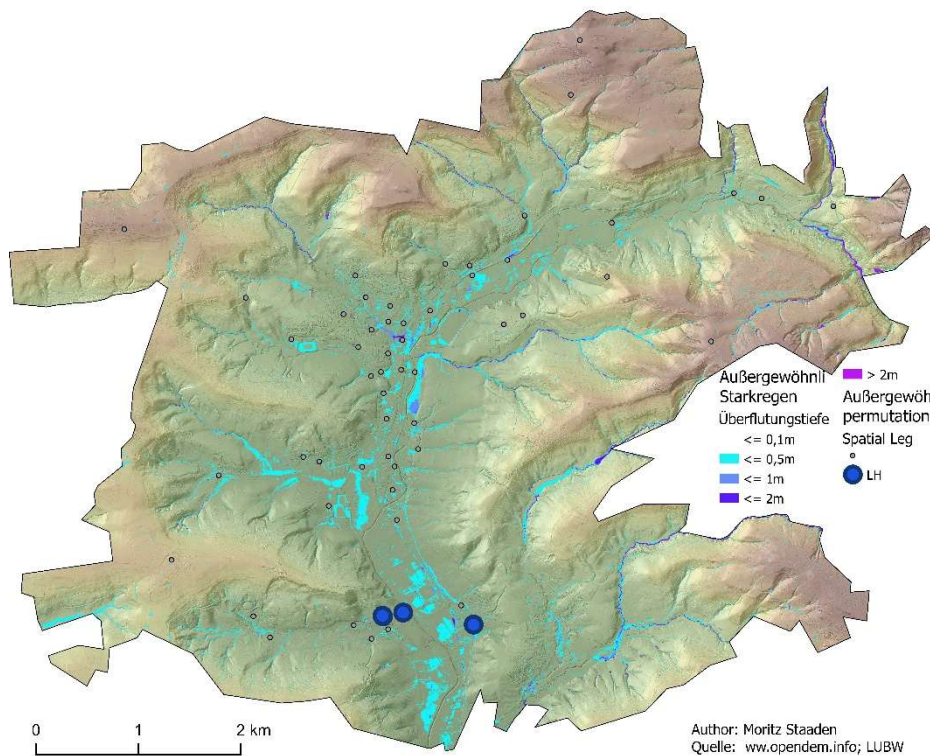


Abbildung 24: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

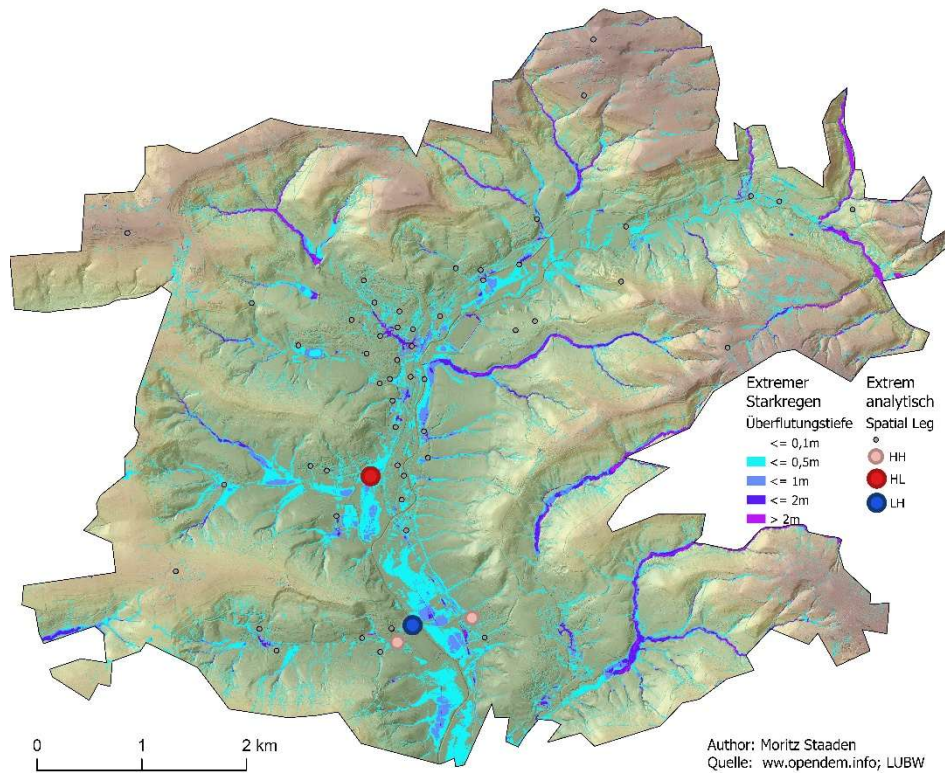


Abbildung 25: Analytisches Ergebnis lokaler Moran's I extremes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

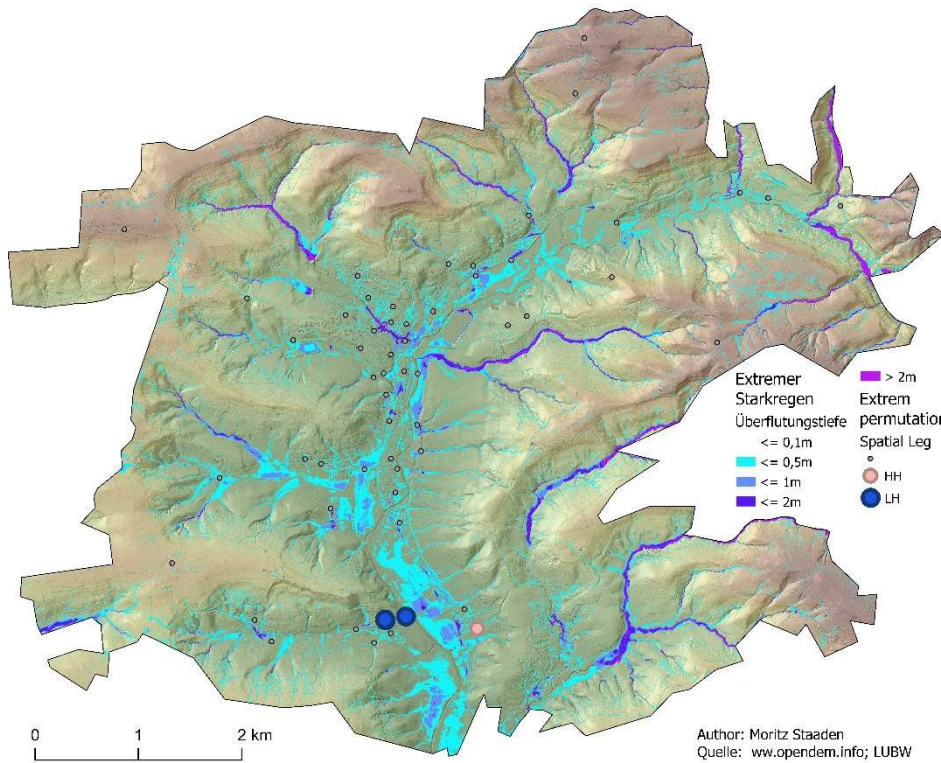


Abbildung 26: Permutationsbasiertes Ergebnis lokaler Moran's I extremes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

3.6.3 Ergebnisse lokaler Getis-Ord G_i

Die Konzentration hoher oder niedriger Werte wurde mittels lokalem Getis-Ord G_i berechnet. Zuerst wird die Korrelation zwischen den Inferenzmethoden bewertet. Es fällt auf, dass zwischen der analytischen und der permutationsbasierten Methode bei extremen Starkregenereignissen eine hohe, aber nicht vollständige Übereinstimmung besteht (Tabelle 12). Bei den anderen beiden Starkregenszenarien ist die Korrelation geringer (Tabelle 13, Tabelle 14).

Tabelle 12: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i extremes Starkregenereignis

	Analytisch	Perm. z-Wert	Perm. Rang
Analytisch	1	0,801	0,798
Perm. z-Wert	0,801	1	0,999

Tabelle 13: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i außergewöhnliches Starkregenereignis

	Analytisch	Perm. z-Wert	Perm. Rang
Analytisch	1	0,369	0,367
Perm. z-Wert	0,369	1	0,985

Tabelle 14: Korrelationsmatrix Getis-Ord G_i seltenes Starkregenereignis

	Analytisch	Perm. z-Wert	Perm. Rang
Analytisch	1	0,372	0,347
Perm. z-Wert	0,372	1	0,988

Für extreme Starkregenereignisse konnten bereits vor Anpassung der Ergebnisse mittels FDR bei einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ analytisch keine Cluster für ONS ausfindig gemacht werden (Tabelle 32). Bei den außergewöhnlichen und seltenen Starkregenereignissen wurden Hotspots ohne FDR-Korrektur bei einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ und einem kNN-Nachbarschaftsmodell von acht analytisch ermittelt (Abbildung 27, Abbildung 28, Tabelle 33, Tabelle 34). Nach der Anpassung mittels FDR bleiben keine interessanten Cluster mehr übrig.

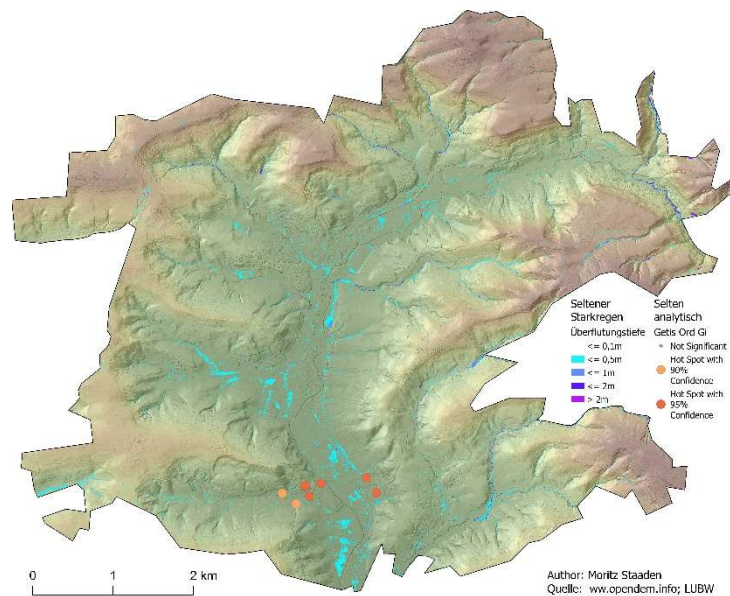


Abbildung 27: Analytisches Ergebnis Getis Ord Gi seltenes Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

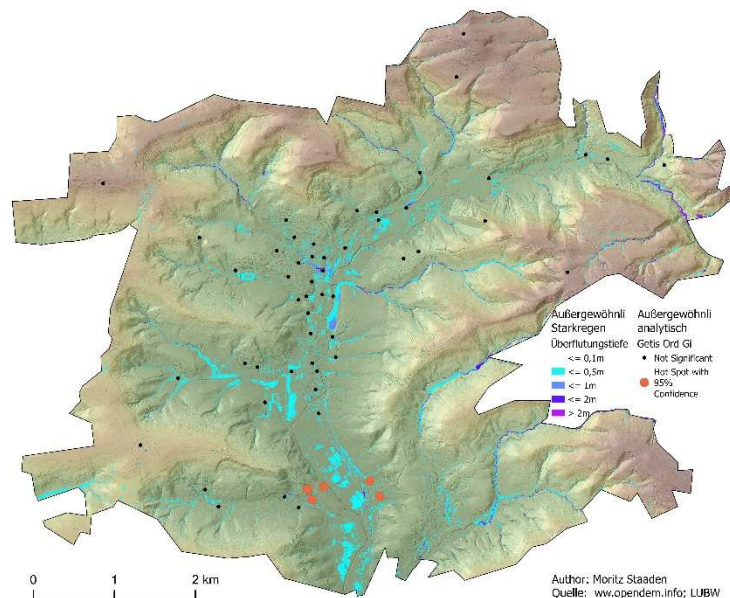


Abbildung 28: Analytisches Ergebnis Getis Ord Gi außergewöhnliches Starkregenrisiko ohne FDR-Korrektur kNN 8

3.6.4 Ergebnisse lokaler Geary's C_i

Für die extremen und außergewöhnlichen Starkregenereignisse konnten keine statistisch signifikanten Ergebnisse vor und nach FDR-Korrektur bei einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ ermittelt werden (Tabelle 35, Tabelle 36). Bei einem seltenen Starkregenereignis wurden statistisch signifikante Unähnlichkeiten ohne FDR-Korrektur zwischen den ONS und deren Nachbarn festgestellt (Tabelle 37). Nach FDR-Korrektur konnten keine interessanten Cluster für ONS ausfindig gemacht werden.

4 Diskussion

4.1 Exposition der ONS

Der Median der Exposition liegt bei allen Starkregenszenarien deutlich unter 0,5. Das zeigt, dass für mehr als die Hälfte der betrachteten ONS der Schwellenwert, bei dem sie als Funktionsunfähig gelten, nicht erreicht wird, da $RD = 0,5$ exakt dem Schadensschwellenwert (a) von 1 entspricht. Das ist konsistent damit, dass bei der Validierung nur ein kleiner Anteil an ONS als nicht funktionsfähig befunden wurde. Leandro et al. (2021) und Sánchez Muñoz und Dominguez García (2021) haben ein ähnliches Ergebnis für ihre Untersuchungsgebiete modelliert, bei dem trotz extremer Überschwemmung der Großteil der Stromnetzinfrastruktur funktionsfähig bleibt. Der breite Interquartilsabstand bei dem extremen Starkregen zeigt eine starke Heterogenität der Exposition, die durch stark variierende ÜT und FG bedingt sind (Tabelle 12) (Y. Wang et al., 2023). Aufgrund der exponentiellen Schadensfunktion und deren Abruptheit mit einem Wert von drei nähern sich die oberen Extremwerte des Boxplots dem Wert eins. Dadurch kommt es auch zu einer klaren Trennung zwischen gering und stark geschädigten ONS. Das wird auch noch durch eine hohe FG bei Berechnung der Froud-Zahl verstärkt. Diese abrupten Übergänge des Funktionszustandes sind typisch für Betriebsmittel der Stromnetzinfrastruktur (Leandro et al., 2021).

Diese Erkenntnis wird durch das Boxplot der außergewöhnlichen und seltenen Starkregenereignisse noch verstärkt (Abbildung 7). Dort ist der Median nahe null, da es kaum ONS gibt, die ausfallen. Durch die geringe ÜT wird der Schwellenwert oft nicht erreicht und nur vereinzelt Ausreißer erhalten bedingt durch die Abruptheit hohe Werte. Die Ausreißer liegen vor allem flussabwärts im Tal, im Süden des Untersuchungsgebiet (Abbildung 8, Abbildung 9, Abbildung 10). Das außergewöhnliche Starkregenszenario unterscheidet sich also nur gering in der Anzahl der exponierten ONS vom seltenen Starkregenereignis.

Diese Unterschiede zeigen, dass bei stärkeren Starkregenszenarien, bedingt durch den Klimawandel, (van de Vyver et al., 2023) mehr ONS betroffen sind und damit der Handlungsdruck für die politischen Akteure zunimmt, Maßnahmen gegen den Klimawandel durchzuführen. Die Ausfallwahrscheinlichkeit bedingt durch die Intensität der Starkregenszenarien steigt in manchen Gebieten um fast ein Viertel und die Kosten für Ausfälle um fast die Hälfte an (Sánchez Muñoz & Dominguez García, 2021).

4.2 Vulnerabilität der ONS

Die Zugehörigkeitsfunktionen verdeutlichen den Vorteil des Mamdani-Reglers bei der Verwendung von unscharfen und bedingt subjektiven Eingangsdaten (Abbildung 11). Da der Anlagenzustand auf Expertenwissen basiert und aufgrund der Vielzahl an Kriterien keine Messgrößen vorliegen, wäre eine klassische Indexbildung nur eingeschränkt aussagekräftig. Realitätsnahe graduelle Zustandsverschlechterungen werden besser abgebildet und eine transparente Nachvollziehbarkeit der Entscheidungslogik ist gegeben.

Da die Gewichtung implizit aus der Häufigkeit seines Auftretens in den Regeln und er als alleiniger Auslöser hoher Vulnerabilität verwendet wird, ist der Zustand der zentrale Parameter der Vulnerabilität. Anhand des Boxplot wird deutlich, dass es viele robuste ONS gegenüber Starkregen gibt (Abbildung 13). Es herrscht eine überwiegend niedrige Vulnerabilität der ONS in der Gemeinde Rudersberg gegenüber Starkregenereignissen (Abbildung 12). Allerdings gibt es auch einige vulnerable ONS, diese können gezielt identifiziert werden und präventive Maßnahmen zur Instandhaltung eingeleitet werden. Zu einer ähnlichen Schlussfolgerung kommt auch Zaldivar et al. (2021), die mit Hilfe des Health Index Umspannanlagen in Argentinien auf deren Vulnerabilität untersucht haben.

4.3 Kritikalität der ONS

Der geringe Median deutet darauf hin, dass die Mehrheit der ONS eine kleine bis moderate systemische Kritikalität aufweisen (Abbildung 15). Dieser Befund ist konsistent mit der Gewichtung, bei der die Versorgung kritischer Infrastruktur das höchste Gewicht hat, denn nur wenige ONS versorgen kritische Einrichtungen. Besonders zu betrachten ist der hohe Ausreißer, der mehrere wichtige Kriterien zu vereinen scheint. Solche ONS sollten priorisiert betrachtet werden, da deren Ausfall überproportionale Auswirkungen auf Versorgungssicherheit und Wiederherstellungszeit der Stromversorgung haben kann. Sie liegen in zentraler Lage in der Stadt Rudersberg und haben damit eine große Versorgungsaufgabe (Abbildung 14). Diese Priorisierung besonders kritischer ONS wird durch die linksschiefe Verteilung gestützt. Daher ist die Nutzung der Kritikalität zur besseren Identifizierung und Priorisierung bei kritischer Infrastruktur sinnvoll (Fekete, 2019; Šarūnienė et al., 2024). Ein flächendeckender Ausbau von Redundanzmaßnahmen scheint erstmal weniger dringlich als gezielte Maßnahmen.

4.4 Risikoindex der ONS

Anhand der Boxplots wird die starke Abhängigkeit des Risikoindex zu der Exposition deutlich. Da die Exposition auch am stärksten gewichtet wurde, ist dies eine logische Folge. Der Risikoindex reagiert erkennbar auf die unterschiedliche Intensität des jeweiligen Starkregenszenarios. Das bestätigt die Eignung des Indexes zur differenzierten Bewertung der Ortsnetzstationen und deren Ausfallrisiko. Die geringe Streuung im unteren Bereich des Boxplots bei außergewöhnlichen und seltenen Starkregenereignissen deutet auf weniger funktionsunfähige ONS hin, als es bei extremen Starkregenereignissen der Fall ist (Abbildung 16). Dennoch lassen die vorhandenen Ausreißer erkennen, dass es auch unter diesen Bedingungen ONS mit erhöhtem Risiko gibt, die ein potentielles Risiko für die Stromversorgung darstellen. Wie in den Karten dargestellt, wird das Risiko in vier Kategorien unterteilt, niedriges Risiko von 0 bis 0,25, mittleres Risiko bis 0,5, erhöhtes Risiko bis 0,75 und hohes Risiko bis 1 (Abbildung 17, Abbildung 18, Abbildung 19). Insgesamt gibt es in dem Untersuchungsgebiet beim extremen Starkregenereignis eine ONS mit hohem Risiko und 14 mit erhöhtem Risiko. Beim außergewöhnlichen Starkregenereignis sind es zwei ONS mit erhöhtem Risiko und beim seltenen Starkregenereignis eine ONS. Die erhöhten und hohen Werte sind vor allem sichtbar in den zentralen Tallagen in der Nähe eines Fließgewässers, wo auch die ÜT größer ist. Die Veränderung des Risikos für die ONS wird vor allem zwischen dem außergewöhnlichen und dem extremen Starkregenereignis deutlich. Bei der Kategorie des mittleren Risikos kommen zwischen dem seltenen Starkregenereignis und dem außergewöhnlichen Starkregenereignis drei ONS hinzu. Der geringe Unterschied in der Risikoausprägung lässt sich damit erklären, dass Kommunen auf Starkregenereignisse bis zu einer Jährlichkeit von 100 Jahren in der Risikoprävention besser vorbereitet sind und Schutzmaßnahmen implementieren (Balacumaresan et al., 2025; Gründemann et al., 2022). Wohingegen Maßnahmen zum Schutz gegen extreme Starkregenereignisse teilweise nicht förderfähig sind (LUBW, 2016), obwohl diese in ihrer Häufigkeit bedingt durch den Klimawandel am stärksten zunehmen (Myhre et al., 2019). Die Unterscheidung des Risikos zwischen den Starkregenszenarien kann von den Planern der Stromnetzinfrastruktur dazu genutzt werden, Prioritäten bei der Anpassung der Resilienz vorzunehmen. Die ONS, die beim seltenen Starkregenszenario mit erhöhtem Risiko eingestuft wurden, sind prioritär zu behandeln (LUBW, 2016; UAN, 2024)

Abhängig vom Starkregenszenario gibt es vereinzelt ONS die ein mittleres Risiko aufweisen, obwohl deren Exposition dies nicht vermuten lässt. Vor allem in den westlichen Hanglagen des Hauptortes ist das erkennbar. Dort gibt es vier ONS mit mittlerer Kritikalität. Daran lässt sich erkennen, dass die anderen Parameter des Risikos die Risikoeinstufung mitgestalten.

Des Weiteren gibt es keine ONS, die frei von Risiko ist. Beim extremen Starkregenereignis nimmt die Ungleichverteilung der Risiken zwischen den ONS deutlich zu. Eine Verbesserung einzelner Parameter der Vulnerabilität oder Kritikalität, um ein hohes Risiko zu kompensieren, ist dann nicht ausreichend. Sobald der Schwellenwert überschritten ist, steigt der Risikoindex für die ONS stark an. Die große Streuung der Risikoindexwerte beim extremen Starkregenereignis spricht dafür, dass sich räumliche Cluster bei der räumlichen Autokorrelationsanalyse bilden können, dafür muss es aber günstige räumliche Verteilungen geben. Beim außergewöhnlichen und seltenen Risikoindex scheint es unwahrscheinlicher, dass Cluster auftreten aufgrund der Streuung, allerdings könnten die Ausreißer dafür sorgen.

4.5 Validierung

Die Ergebnisse des Student-t-Tests und des Mann-Whitney-U-Tests zeigen eindeutig, dass sich tatsächlich ausgefallene ONS signifikant von nicht ausgefallenen unterscheiden bei dem extremen Starkregenereignis im Untersuchungsgebiet. Die beiden berechneten großen Effekte zeigen, dass der Risikoindex auch in der Praxis seine berechnete Verwendung findet, wenn tatsächlich ausgefallene ONS lokalisiert werden sollen. Diese deutliche Effektstärke weist auf eine hohe Modellgüte hin, da solche deutlichen Erkenntnisse bei der Risikoanalyse kritischer Infrastruktur selten auftreten (Birkmann et al., 2013; Pant et al., 2018).

Die Anzahl an ONS ist aufgrund der tatsächlichen Ereignisse im Untersuchungsgebiet mit 13 relativ klein. Daher ist es sinnvoll in zukünftigen Analysen ein Untersuchungsgebiet zu wählen, welches einen größeren Stichprobenumfang bietet. Aufgrund der moderaten Verletzung der Normalverteilungsannahme in der Gruppe der funktionsfähigen ONS wurde der Mann-Whitney-U-Test ergänzend durchgeführt. Er ist auf Rangfolgen basiert und weniger anfällig für Ausreißer und schiefe Verteilungen.

Die beiden Nullhypothesen werden damit verworfen. Das Ergebnis des Student-t-Testes zeigt, dass die tatsächlich ausgefallenen ONS ein signifikant höheres mittleres Risiko bei extremen Starkregenereignissen aufweisen als funktionsfähige ONS. Der Mann-Whitney-U-Test zeigt, dass

das Risiko von extremen Starkregenereignissen bei tatsächlich ausgefallenen ONS signifikant höher ist als bei funktionsfähigen ONS.

Beide Inferenztests bestätigen die Eignung des Risikoindex zur Identifikation von Risiko ONS.

4.6 Autokorrelationsanalyse

4.6.1 Diskussion globaler Moran's I

Der lokalen Autokorrelationsanalyse ist die globale Untersuchung auf räumliche Ähnlichkeiten zwischen benachbarten ONS vorgeschoben. Sie hätte bereits Hinweise auf lokale Cluster geben können. Die Moran's I Statistik (Tabelle 10) zeigt allerdings anhand des negativen z-Wertes durch die Standardabweichung eine Tendenz zur negativen räumlichen Autokorrelation. Das wird durch den Moran's I Plot bestätigt (Abbildung 20). Da alle p-Werte größer als 0,05 sind, kann die Nullhypothese, dass keine globale räumliche Autokorrelation vorliegt, nicht verworfen werden. Das bedeutet, die ONS bilden abhängig vom Risikoindex bei extremen Starkregenereignissen im globalen Maßstab keine Cluster. Damit sind auch keine Hot- oder Coldspots vorhanden. Durch die Verwendung verschiedener kNN-Nachbarschaftsmodelle ist das Ergebnis eindeutig. Die erweiternde Überprüfung mittels Monte-Carlo-Permutationstest bestätigt dies und führt dazu, dass von einem sehr robusten Ergebnis ausgegangen werden kann. Da dasselbe Vorgehen bei dem außergewöhnlichen und seltenen Starkregenszenario auch keine räumliche Autokorrelation ermitteln kann, ist keine Beurteilung einer Clusterveränderung von Risiko-Hot- oder Coldspots auf globaler Ebene zwischen den Starkregenszenarien möglich.

4.6.2 Diskussion lokaler Moran's I

Als erste LISA-Methode werden die Ergebnisse der lokalen Moran's I Methode untersucht. Es kommt zu keiner interessanten, statistisch belastbaren lokalen Clusterbildung nach FDR-Korrektur (Tabelle 11). Das gilt konsistent für die analytische Methode und die beiden permutationsbasierten Methoden. Die Tabelle 20 bis Tabelle 31 zeigt, dass es sich um keine positive räumliche Autokorrelation handelt und keine signifikanten Punkte darin zu erkennen sind. Kein Punkt im Plot darf als Hotspot oder Coldspot interpretiert werden, da es keine signifikanten p-Werte gibt. Gleiches gilt für die außergewöhnlichen und seltenen Starkregenereignisse, bei denen nach Anwendung von FDR keine interessanten Cluster ermittelt wurden. Vor FDR-Korrektur ließen sich Hotspots erkennen, die bedingt

durch einen statistischen Alpha-Fehler auftreten (Tabelle 20, Tabelle 22, Tabelle 24, Tabelle 26, Tabelle 28, Tabelle 30).

4.6.3 Diskussion lokaler Getis-Ord G_i

Die Ergebnisse beim Vergleich der Korrelation der Getis-Ord G_i Inferenzstatistiken der lokalen Autokorrelationsanalyse fallen abhängig vom Starkregenszenario unterschiedlich aus. Bei dem extremen Starkregenszenario handelt es sich um nahezu robuste und konsistente Ergebnisse (Tabelle 12). Bei dem außergewöhnlichen und seltenen Starkregenszenarien deuten die Ergebnisse darauf hin, dass der Risikoindex der ONS bei der analytischen Methode nur eingeschränkt normalverteilt ist (Tabelle 13, Tabelle 14). Das lässt darauf schließen, dass die räumliche Lage in den Lags deutlich anders ausfällt zwischen den Inferenzmethoden. Die aufgezeigten Hotspots und Coldspots der analytischen Inferenzmethode vor FDR-Korrektur sind anfällig für falsch-positive Befunde und können nicht als Ergebnis verwendet werden (Abbildung 27, Abbildung 28). Deshalb sind auch bei Getis-Ord G_i keine Clusterveränderungen der Risiko-Hot- und Coldspots zwischen den drei Starkregenszenarien messbar.

4.6.4 Diskussion lokaler Geary's C_i

Für den Risikoindex der drei Starkregenszenarien wurde Geary's C_i mittels Permutationstest berechnet. Vor und nach Verwendung der FDR-Korrektur kann nur bei den seltenen Starkregeneignissen vor FDR-Korrektur ein statistisch interessantes Cluster identifiziert werden. Eine messbare Clusterveränderung zwischen den drei Starkregenszenarien ist deshalb auch bei dieser Methode nicht messbar.

4.6.5 Zusammenfassung Diskussion

Die Ergebnisse der lokalen Autokorrelationsanalyse bestätigen den Befund der globalen Moran's I Methode, dass sich keine interessanten Cluster der ONS im Untersuchungsgebiet über alle drei Starkregenszenarien betrachtet bilden. Die Methoden können als robust angesehen werden, da sie einander konsistent stützen. Nach Anwendung der FDR-Korrektur, um den Fehler 1. Art auszuschließen, konnte bei keiner der drei lokalen Autokorrelationsmethoden ein statistisch signifikantes Cluster identifiziert werden. Deshalb ist es nicht möglich, Clusterveränderung von Risiko-Hot- oder Coldspots zu bewerten. Dieses Ergebnis, das sich nur auf das kleinräumige Untersuchungsgebiet in der Gemeinde Rudersberg bezieht, deutet darauf hin, dass die räumliche Verteilung der Exposition, welche den

Risikoindeks maßgeblich bestimmt, räumlich nicht so strukturiert ist, dass benachbarte ONS ähnliche Risikoindeks aufweisen. Das kann daran liegen, dass zwar die Niederschlagsmenge konstant ist, sich der Oberflächenabfluss, aufgrund der extremen Heterogenität, sehr kleinräumig unterscheidet (Zhou et al., 2025). Abrupte Änderungen der Oberflächenversiegelung, Landnutzung und Bodenart können zu einem unterschiedlichen Infiltrationsverhalten beitragen (LUBW, 2016). Die Anzahl und räumliche Dichte der ONS im Untersuchungsgebiet ist zu gering für statistisch signifikante Cluster. Ein anderes Ergebnis ist bei einer großräumigen Betrachtung auf der Makroebene, wie hier am Beispiel von China, zu erwarten. Dort können Starkregencluster ausfindig gemacht werden (D. Liu et al., 2019; Wan et al., 2021; Zhou et al., 2025). Des Weiteren wird die räumliche hydrologische Einflussgröße durch die Vulnerabilität und Kritikalität verzerrt. In der Literatur werden risikobasierte Clusteranalysen von Starkregenereignissen häufig auf größere Regionen oder ganze Kontinente angewendet, bei denen das tatsächliche Auftreten von Hot- oder Coldspots wahrscheinlicher ist (Antofie et al., 2025; Leis & Kienberger, 2020).

Allerdings ist eine Validierung des verwendeten Risikoindeks nur in dem kleinräumigen Untersuchungsgebiet aufgrund der Seltenheit von extremen Starkregenereignissen möglich. Der modellierte Risikoindeks lässt sich, bestätigt durch die hohe Effektstärke, gut zur Abbildung der Realität verwenden.

Mit diesen Erkenntnissen ergibt sich die Schlussfolgerung, dass die Intensivierung des Starkregens zwar zu einer empirisch nachweisbaren, deutlichen Zunahme und stärkeren Ungleichverteilung der Risikoindeks einzelner ONS führt, sich diese Veränderungen allerdings nicht in räumlich zusammenhängenden Risikoclustern wiederfinden. Das Risiko bleibt individuell. Das geht zusammen mit den Erkenntnissen von Leandro et al. (2021) und Schweikert und Deinert (2021), dass Schäden und Resilienz kritischer Infrastrukturelemente stark von lokalen objektspezifischen Eigenschaften abhängen und die räumliche Nähe Ausfälle nur unzureichend erklärt. Gestützt wird es von Fekete (2019) der dafür plädiert, individuelle Risikoindeks nicht über die räumliche Verteilung zu glätten, da sonst wichtige Informationen verloren gehen.

Für die Risikobewertung von Stromnetzinfrasturktur und die Handlungsempfehlungen bei einem konkreten Starkregenereignis unterstreichen die Ergebnisse, dass die Risiken an ONS bei Starkregen in Rudersberg primär objektspezifisch und nicht räumlich aggregiert auftreten. Für planerische Präventivmaßnahmen bedeutet das eine gezielte

Bewertung einzelner ONS. Diese „Black Points“ sind stark exponierte ONS, die besonders geschützt werden müssen, statt einer flächenhaften Priorisierung von Gebieten (Sánchez Muñoz & Dominguez García, 2021). In einer anderen Studie in Barcelona konnten dadurch bis zu 50 % der Ausfallwahrscheinlichkeit gesenkt werden (Sánchez Muñoz & Dominguez García, 2021). Bei aktuellen Starkregenereignissen sollten die ONS mit hohem Risikoindex priorisiert überwacht und überprüft werden. Temporäre Schutzmaßnahmen und mobile Notstromaggregate können dort eingesetzt werden. Einzelne ONS mit hoher Kritikalität sollten für die Wiederinbetriebnahme vorgezogen werden, um Kaskadeneffekte zu minimieren.

Ein fließrichtungsbasiertes Nachbarschaftsmodell könnte in zukünftigen Arbeiten dazu beitragen, hydrologische Abhängigkeitsstrukturen besser abzubilden. Dies würde jedoch eine deutlich höhere Modellkomplexität sowie zusätzliche Annahmen zur Oberflächenhydrologie erfordern. Des Weiteren verdeutlichen die Ergebnisse, dass Hot- und Coldspot-Analysen bei Punktobjekten im Zusammenhang mit Starkregen bei kritischer Infrastruktur an ihre Grenzen stoßen. Insbesondere da die Objektanzahl begrenzt ist und vorwiegend starke lokale Effekte vorliegen. Für weiterführende Untersuchungen sollten größere Untersuchungsräume mit einem dichteren Netz an ONS, wie sie oft in urbanen Regionen vorliegen, verwendet werden. Anpassungen können auch an den Fragilitätskurven der ONS-Typen vorgenommen werden. Hier basieren sie auf einem hybriden Modell aus empirischen Betrachtungen vergangener Hochwasser und Expertenmeinungen (Nirandjan et al., 2024). Sollten in Zukunft Modelle wie das Hazus-Modell auf ONS im europäischen Kontext erweitert werden, ist die Nutzung jener sinnvoll (FEMA, 2024).

Für die Resilienzforschung zur kritischen Infrastruktur können diese auf der Mikroebene betrachteten Ergebnisse relevant sein. Auch für die Stadt- und Raumplanung im Kontext klimawandelbedingter Anpassungen. Des Weiteren ergeben sich einige neue Fragen, die auf die Veränderung des Untersuchungsraums abzielen, vor allem im urbanen Kontext, aber auch bei der Betrachtung von Gefahrenkombinationen mit Hangrutsch und Überschwemmungen aus Flusshochwasser.

5 Fazit

Im Untersuchungsgebiet der Gemeinde Rudersberg in Baden-Württemberg wurde untersucht, inwiefern sich das Risiko für Ausfälle von ONS abhängig vom Starkregenszenario ändert. Die Grundlage bildet ein normalisierter Risikoindex, welcher die drei Komponenten Exposition, Vulnerabilität und Kritikalität vereint und anschließend mittels globaler und lokaler räumlicher Autokorrelationsanalyse ausgewertet wurde.

Anhand der Ergebnisse lässt sich ein Unterschied in der Risikoausprägung von ONS abhängig von der Intensität des Starkregenszenarios erkennen. Die Ergebnisse des Risikoindex zeigen eine konsistente Unterscheidung zwischen den Starkregenszenarien. Besonders beim extremen Starkregenereignis nimmt sowohl der Risikoindex als auch die Heterogenität deutlich zu. Dies ist primär auf die Exposition zurückzuführen, die bedingt durch das Überschreiten festgelegter Schwellenwerte und einer exponentiellen Schadensfunktion zu abrupten Übergängen vom funktionsfähigen zum ausgefallenen Zustand übergeht. Geringer ist der Unterschied zwischen dem seltenen Starkregenereignis und dem außergewöhnlichen Starkregenereignis. Die Vulnerabilität und die Kritikalität beeinflussen das Risiko zusätzlich, können die hohe Gewichtung der Exposition jedoch nur moderat ausgleichen.

Des Weiteren konnten für keines der betrachteten Starkregenszenarien, statistisch signifikante räumliche Risiko-Hot- und Coldspots von ONS ermittelt werden. Weder der globale Moran's I noch die drei lokalen Autokorrelationsverfahren in Form von Moran's I, Getis-Ord G_i^* oder Geary's C_i konnten nach Anwendung robuster permutationsbasierter Inferenzverfahren und FDR-Korrektur Hinweise auf räumliche Autokorrelation liefern. Dementsprechend war es nicht möglich, Clusterveränderungen zwischen den Starkregenszenarien festzustellen. Daraus ergibt sich, dass die Risikoverteilung der ONS stark objektspezifisch und nicht räumlich geclustert ist.

Die Validierung anhand des am 03.06.2024 aufgetretenen extremen Starkregenereignis in Rudersberg stützt die grundsätzliche Eignung des Modells. Die hohen Effektstärken des Student-t-Tests und Mann-Whitney-U-Test bestätigen, dass die meisten tatsächlich ausgefallenen ONS korrekt identifiziert werden. Dies ist insbesondere für die Wiederherstellungsplanung der Stromversorgung von hoher Relevanz.

Der verwendete Ansatz der Methodik erweist sich als geeignet und konsistent. Die Kombination der Komponenten aus physikalisch begründeter Exposition, Fuzzy-Logik basierter Vulnerabilität und AHP

gestützter Kritikalität erlaubt eine transparente, nachvollziehbare und erweiterbare Risikobewertung von ONS bei Starkregenereignissen und potentiell anderen Naturgefahren. Vor allem die Fuzzy-Logik ermöglicht eine auf Expertenmeinung basierte realitätsnahe Verarbeitung bei unscharfen Eingangsdaten. Die Anwendung mehrerer Autokorrelationsmethoden erhöht die Robustheit der Ergebnisse und vermeidet methodenbedingte Fehlinterpretationen.

Als zentrale Erkenntnis dieser Arbeit lässt sich mitnehmen, dass sich das Risiko für ONS bei Starkregenereignissen im Untersuchungsgebiet Rudersberg vor allem zwischen dem extremen und dem außergewöhnlichen Starkregenszenario ändert. Auch wenn das individuelle Risiko zwar mit zunehmender Intensität der Starkregenszenarien ansteigt, hat es keine Auswirkung auf die Bildung von Clustern. Für die Instandhaltung und Planung bedeutet dies, dass eine gezielte Identifizierung und Priorisierung besonders exponierter und kritischer „Black Points“ einer auf Cluster bezogene und räumlich eingegrenzte Wiederinstandsetzung vorgezogen werden muss. ONS, die bei seltenen Starkregenereignissen schon ein erhöhtes Risiko aufzeigen, sollten priorisiert gestärkt werden. Dadurch kann die Stromnetzinfrasturktur strukturiert resilient gemacht werden.

Für weitere Forschungsarbeiten gibt es mehrere Ansatzpunkte. Dazu zählt die Anwendung dieser Methode auf andere Untersuchungsgebiete, die größer sind oder eine höhere ONS-Dichte haben. So könnte sich die statistische Voraussetzung für Clusteranalysen verbessern. Des Weiteren könnten fließrichtungsbasierte, hydrologisch gewichtete Nachbarschaftsmodelle Abflussprozesse stärker in die räumliche Analyse einbinden. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, die Fragilitätskurven weiterzuentwickeln, durch stärkere empirische Kalibrierung der Schwellenwerte oder die Berücksichtigung des Sedimenttransportes. Schließlich bietet die Kombination mehrerer Naturgefahren wie Überschwemmungen und Hangrutsch mit Starkregen einen interessanten Ansatz, um die Resilienz kritischer Infrastruktur unter zukünftigen Klimabedingungen ganzheitlich zu bewerten.

Literaturverzeichnis

- Abu-Elanien, A. E. B., Salama, M. M. A. & Ibrahim, M. (2012). Calculation of a Health Index for Oil-Immersed Transformers Rated Under 69 kV Using Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 27(4), 2029–2036. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2012.2205165>
- Aldiansyah, S., Madani, I. & Ningsih, D. S. W. (2025). Spatial and temporal variability mapping of future flood hazard affected by climate and land-use changes. *Water Practice & Technology*, 20(12), 2638–2664. <https://doi.org/10.2166/wpt.2025.155>
- Almeida, N. M. de, Silva, M. J. F., Salvado, F., Rodrigues, H. & Maletič, D. (2021). Risk-Informed Performance-Based Metrics for Evaluating the Structural Safety and Serviceability of Constructed Assets against Natural Disasters. *Sustainability*, 13(11), 5925. <https://doi.org/10.3390/su13115925>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L. (2019). A Local Indicator of Multivariate Spatial Association: Extending Geary's *c*. *Geographical Analysis*, 51(2), 133–150. <https://doi.org/10.1111/gean.12164>
- Antofie, T.-E., Luoni, S., Tilloy, A., Sibilia, A., Salari, S., Eklund, G., Rodomonti, D., Bountzouklis, C. & Corbane, C. (2025). Spatial identification of regions exposed to multi-hazards at the pan-European level. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 25(1), 287–304. <https://doi.org/10.5194/nhess-25-287-2025>
- Asaridis, P. & Molinari, D. (2023). A conceptual model for the estimation of flood damage to power grids. *Advances in Geosciences*, 61, 1–21. <https://doi.org/10.5194/adgeo-61-1-2023>
- Bahadir, C. & Kahraman, C. (2025). Criticality Analysis of Refinery Assets Using Picture Fuzzy Inference System in Reliability Centered Maintenance. *International Journal of Fuzzy Systems*. Vorab-Onlinepublikation. <https://doi.org/10.1007/s40815-025-02069-y>
- Balacumaresan, H., Hossain, I. & Imteaz, M. A. (2025). Climate change impacts on design rainfall extremes employing empirical disaggregation-based rainfall intensities: a case study for East

- Melbourne. *Sustainable Water Resources Management*, 11(6), 134. <https://doi.org/10.1007/s40899-025-01311-7>
- Benjamin, D. J., Berger, J. O., Johannesson, M., Nosek, B. A., Wagenmakers, E.-J., Berk, R., Bollen, K. A., Brembs, B., Brown, L., Camerer, C., Cesarini, D., Chambers, C. D., Clyde, M., Cook, T. D., Boeck, P. de, Dienes, Z., Dreber, A., Easwaran, K., Efferson, C., . . . Johnson, V. E. (2018). Redefine statistical significance. *Nature Human Behaviour*, 2(1), 6–10. <https://doi.org/10.1038/s41562-017-0189-z>
- Birkmann, J., Cardona, O. D., Carreño, M. L., Barbat, A. H., Pelling, M., Schneiderbauer, S., Kienberger, S., Keiler, M., Alexander, D., Zeil, P. & Welle, T. (2013). Framing vulnerability, risk and societal responses: the MOVE framework. *Natural Hazards*, 67(2), 193–211. <https://doi.org/10.1007/s11069-013-0558-5>
- Bivand, R. (2002). Spatial econometrics functions in R: Classes and methods. *Journal of Geographical Systems*, 4(4), 405–421. <https://doi.org/10.1007/s101090300096>
- Bivand, R. S. & Wong, D. W. S. (2018). Comparing implementations of global and local indicators of spatial association. *TEST*, 27(3), 716–748. <https://doi.org/10.1007/s11749-018-0599-x>
- Bronstert, A., Agarwal, A., Boessenkool, B., Crisologo, I., Fischer, M., Heistermann, M., Köhn-Reich, L., López-Tarazón, J. A., Moran, T., Ozturk, U., Reinhardt-Imjela, C. & Wendi, D. (2018). Forensic hydro-meteorological analysis of an extreme flash flood: The 2016-05-29 event in Braunsbach, SW Germany. *The Science of the total environment*, 630, 977–991. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.02.241>
- Cardone, B. & Di Martino, F. (2020). A Fuzzy Rule-Based GIS Framework to Partition an Urban System Based on Characteristics of Urban Greenery in Relation to the Urban Context. *Applied Sciences*, 10(24), 8781. <https://doi.org/10.3390/app10248781>
- Cavaliere, F., Franchin, P. & Pinto, P. E. (2014). Fragility Functions of Electric Power Stations. In K. Pitilakis, H. Crowley & A. M. Kaynia (Hrsg.), *Geotechnical, Geological and Earthquake Engineering. SYNER-G: Typology Definition and Fragility Functions for Physical Elements at Seismic Risk* (Bd. 27, S. 157–185). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-7872-6_6

- Che-Castaldo, J. P., Cousin, R., Daryanto, S., Deng, G., Feng, M.-L. E., Gupta, R. K., Hong, D., McGranaghan, R. M., Owolabi, O. O., Qu, T., Ren, W., Schafer, T. L. J., Sharma, A., Shen, C., Sherman, M. G., Sunter, D. A., Tao, B., Wang, L. & Matteson, D. S. (2021). Critical Risk Indicators (CRIs) for the electric power grid: a survey and discussion of interconnected effects. *Environment Systems and Decisions*, 41(4), 594–615. <https://doi.org/10.1007/s10669-021-09822-2>
- Chen, Y (2021). An analytical process of spatial autocorrelation functions based on Moran's index. *PloS one*, 16(4), e0249589. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0249589>
- Da Tavares Costa, R., Krausmann, E. & Hadjisavvas, C. (2023). *Impacts of climate change on defence-related critical energy infrastructure*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2760/03454>
- DIN (2015). *Low-voltage fuses - Part 1: General requirements: German version*. Deutsches Institut für Normung.
- Dottori, F., Figueiredo, R., Martina, M. L. V., Molinari, D. & Scorzini, A. R. (2016). INSYDE: a synthetic, probabilistic flood damage model based on explicit cost analysis. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 16(12), 2577–2591. <https://doi.org/10.5194/nhess-16-2577-2016>
- Dullo, T. T., Darkwah, G. K., Gangrade, S., Morales-Hernández, M., Sharif, M. B., Kalyanapu, A. J., Kao, S.-C., Ghafoor, S. & Ashfaq, M. (2021). Assessing climate-change-induced flood risk in the Conasauga River watershed: an application of ensemble hydrodynamic inundation modeling. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 21(6), 1739–1757. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-1739-2021>
- DWD. (2025, 8. November). *CatRaRE - Katalog der Starkregenereignisse*. <https://wetterdienst.maps.arcgis.com/apps/dashboards/a490b2b390044ff0a8b8b4c51aa24c60>
- Eleutério, J., Hattemer, C. & Rozan, A. (2013). A systemic method for evaluating the potential impacts of floods on network infrastructures. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(4), 983–998. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-983-2013>

- Fan, R., Zeng, W., Ming, Z., Zhang, W., Huang, R. & Liu, J. (2023). Risk Reliability Assessment of Transmission Lines under Multiple Natural Disasters in Modern Power Systems. *Energies*, 16(18), 6548. <https://doi.org/10.3390/en16186548>
- Fang, B., Bevacqua, E., Rakovec, O. & Zscheischler, J. (2024). An increase in the spatial extent of European floods over the last 70 years. *Hydrology and Earth System Sciences*, 28(16), 3755–3775. <https://doi.org/10.5194/hess-28-3755-2024>
- Federal Statistical Office. (2024, 12. Dezember). *Electricity consumption of households by household size*. <https://www.destatis.de/EN/Themes/Society-Environment/Environment/Environmental-Economic-Accounting/private-households/Tables/electricity-consumption-private-households.html>
- Fekete, A. (2019). Critical infrastructure and flood resilience: Cascading effects beyond water. *WIREs Water*, 6(5), Artikel e1370. <https://doi.org/10.1002/wat2.1370>
- FEMA (2024). Hazus 6.1 Flood Model Technical Manual.
- FEMA (2025). National Risk Index v1.19 Technical Documentation (2025). https://www.fema.gov/sites/default/files/documents/fema_national-risk-index_technical-documentation.pdf
- Fotopoulou, S., Karafagka, S., Karatzetzou, A. & Tsoumani, P. (2024). Review of existing gaps in CI asset exposure and vulnerability data. <https://miraca-project.eu/wp-content/uploads/2023/04/D1.1-MIRACA.pdf>
- Gao, F., Kihal, W., Le Meur, N., Souris, M. & Deguen, S. (2017). Does the edge effect impact on the measure of spatial accessibility to healthcare providers? *International Journal of Health Geographics*, 16(1), 46. <https://doi.org/10.1186/s12942-017-0119-3>
- Gemeinde Rudersberg. (2025, 8. November). *Gemeinde Rudersberg: Zahlen & Daten*. <https://www.rudersberg.de/de/gemeinde-rudersberg/portrait-rudersberg/zahlen-daten>
- Getis, A. & Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189–206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>

- GitHub. (2025, 10. Dezember). *GitHub - scikit-fuzzy/scikit-fuzzy: Fuzzy Logic SciKit (Toolkit for SciPy)*. <https://github.com/scikit-fuzzy/scikit-fuzzy?tab=readme-ov-file>
- Gohil, M., Mehta, D. & Shaikh, M. (2024). An integration of geospatial and fuzzy-logic techniques for multi-hazard mapping. *Results in Engineering*, 21, 101758. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.101758>
- Gräfe, P., Blanco-Vogt, A. & Behr, F.-J. (2025). Bayesian Networks and GIS-based analysis for flood risk assessment in agriculture during heavy rainfall events. *International Journal of Disaster Studies and Climate Resilience*, 1, 8–21. <https://doi.org/10.64866/j.ijdsr.2025.10002>
- Greiving, S., Fleischhauer, M., León, C. D., Schödl, L., Wachinger, G., Quintana Miralles, I. K. & Prado Larraín, B. (2021). Participatory Assessment of Multi Risks in Urban Regions—The Case of Critical Infrastructures in Metropolitan Lima. *Sustainability*, 13(5), 2813. <https://doi.org/10.3390/su13052813>
- Greiving, S., Wolf, S., Michalski, D. & Fleischhauer, M. (2025). Flood Risk Mitigation by Spatial Planning—Lessons Learned From Municipal Consultation. *Journal of Flood Risk Management*, 18(2). <https://doi.org/10.1111/jfr3.70066>
- Gründemann, G. J., van de Giesen, N., Brunner, L. & van der Ent, R. (2022). Rarest rainfall events will see the greatest relative increase in magnitude under future climate change. *Communications Earth & Environment*, 3(1), 235. <https://doi.org/10.1038/s43247-022-00558-8>
- Gürsan, C., Gooyert, V. de, Bruijne, M. de & Rouwette, E. (2023). Socio-technical infrastructure interdependencies and their implications for urban sustainability; recent insights from the Netherlands. *Cities*, 140, 104397. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104397>
- Haile, M. M. & Abebe, A. K. (2022). GIS and fuzzy logic integration in land suitability assessment for surface irrigation: the case of Guder watershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Applied Water Science*, 12(10), 240. <https://doi.org/10.1007/s13201-022-01761-w>
- Hammond, M. J., Chen, A. S., Djordjević, S., Butler, D. & Mark, O. (2015). Urban flood impact assessment: A state-of-the-art review. *Urban Water Journal*, 12(1), 14–29. <https://doi.org/10.1080/1573062X.2013.857421>

- Hawchar, L., Naughton, O., Nolan, P., Stewart, M. G. & Ryan, P. C. (2020). A GIS-based framework for high-level climate change risk assessment of critical infrastructure. *Climate Risk Management*, 29, 100235. <https://doi.org/10.1016/j.crm.2020.100235>
- Hedges, L. V. (1981). Distribution Theory for Glass's Estimator of Effect Size and Related Estimators. *Journal of Educational Statistics*, 6(2), 107. <https://doi.org/10.2307/1164588>
- Il Choi, H. (2019). Assessment of Aggregation Frameworks for Composite Indicators in Measuring Flood Vulnerability to Climate Change. *Scientific Reports*, 9(1), 19371. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-55994-y>
- IPCC. (2014). Climate Change 2014: Synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)). IPCC, Geneva, Switzerland, 151 pp.
- IPCC. (2023). *Climate Change 2022 – Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009325844>
- Ishizaka, A. & Labib, A. (2009). Analytic Hierarchy Process and Expert Choice: Benefits and limitations. *OR Insight*, 22(4), 201–220. <https://doi.org/10.1057/ori.2009.10>
- Jahromi, A., Piercy, R., Cress, S., Service, J. & Fan W (2009). An approach to power transformer asset management using health index. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 25(2), 20–34. <https://doi.org/10.1109/MEI.2009.4802595>
- Janizadeh, S., Chandra Pal, S., Saha, A., Chowdhuri, I., Ahmadi, K., Mirzaei, S., Mosavi, A. H. & Tiefenbacher, J. P. (2021). Mapping the spatial and temporal variability of flood hazard affected by climate and land-use changes in the future. *Journal of Environmental Management*, 298, 113551. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113551>
- Karagiannakis, G., Panteli, M & Argyroudis, S. (2025). Fragility Modeling of Power Grid Infrastructure for Addressing Climate Change Risks and Adaptation. *WIREs Climate Change*, 16(1), Artikel e930. <https://doi.org/10.1002/wcc.930>

- Kashlak, A. B. & Yuan, W. (2022). Computation-free nonparametric testing for local spatial association with application to the US and Canadian electorate. *Spatial Statistics*, 48, 100617. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2022.100617>
- Kaspar, F., Deutschländer, T., Junghänel, T., Lengfeld, K., Ostermüller, J., Palarz, A., Rauthe, M., Rustemeier, E., Walawender, E., Winterrath, T. & Ziese, M. (2025). Niederschlagstrends und Entwicklung der Starkniederschläge in Deutschland.
- Kerby, D. S. (2014). The Simple Difference Formula: An Approach to Teaching Nonparametric Correlation. *Comprehensive Psychology*, 3, 11.IT.3.1. <https://doi.org/10.2466/11.it.3.1>
- Koks, E., Pant, R., Thacker, S & Hall, J. W (2019). Understanding Business Disruption and Economic Losses Due to Electricity Failures and Flooding. *International Journal of Disaster Risk Science*, 10(4), 421–438. <https://doi.org/10.1007/s13753-019-00236-y>
- Kopiika, N., Di Bari, R., Argyroudis, S., Ninic, J. & Mitoulis, S.-A. (2025). Sustainability and resilience-driven prioritisation for restoring critical infrastructure after major disasters and conflict. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 139, 104592. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2025.104592>
- Kopustinskias, V., Foretic, H. & Asensio Bermejo, I. (2024). *Resilience assessment: Methodological challenges and applications to critical infrastructures*. Publications Office. <https://doi.org/10.2760/2808748>
- Kruse, P. M., Schmitt, H. C. & Greiving, S. (2021). Systemic criticality-a new assessment concept improving the evidence basis for CI protection. *Climatic Change*, 165(1), 2. <https://doi.org/10.1007/s10584-021-03019-x>
- Kubara, M. & Kopczewska, K. (2024). Akaike information criterion in choosing the optimal k -nearest neighbours of the spatial weight matrix. *Spatial Economic Analysis*, 19(1), 73–91. <https://doi.org/10.1080/17421772.2023.2176539>
- Kumpalavalee, S., Suwanasri, T., Suwanasri, C. & Phadungthin, R. (2025). Risk Assessment Framework for Power Circuit Breakers Based on Condition, Replacement, and Criticality Indices. *Energies*, 18(13), 3298. <https://doi.org/10.3390/en18133298>

- Kundzewicz, Z. W. & Pińskwar, I. (2022). Are Pluvial and Fluvial Floods on the Rise? *Water*, 14(17), 2612. <https://doi.org/10.3390/w14172612>
- Lazzarin, T., Viero, D. P., Molinari, D., Ballio, F. & Defina, A. (2022). Flood damage functions based on a single physics- and data-based impact parameter that jointly accounts for water depth and velocity. *Journal of Hydrology*, 607, 127485. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127485>
- Leandro, J., Cunneff, S. & Viernstein, L. (2021). Resilience Modeling of Flood Induced Electrical Distribution Network Failures: Munich, Germany. *Frontiers in Earth Science*, 9, Artikel 572925. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.572925>
- Lee, R. J., Tao, Z., Prybutok, S., Jang, S., Dalaijamts, C., Chiu, W. A. & Newman, G. (2023). Unseen Risk: Mapping Contamination Hazards to Enhance Risk Perception in Galena Park, Texas. *Climate Risk Management*, 41, 100532. <https://doi.org/10.1016/j.crm.2023.100532>
- Leis, J.-L. & Kienberger, S (2020). Climate Risk and Vulnerability Assessment of Floods in Austria: Mapping Homogenous Regions, Hotspots and Typologies. *Sustainability*, 12(16), 6458. <https://doi.org/10.3390/su12166458>
- Lewis & Petit, F. (2019). Critical infrastructure interdependency analysis: Operationalising resilience strategies, 1–33. <https://www.undrr.org/publication/critical-infrastructure-interdependency-analysis-operationalising-resilience-strategies>
- Liew, D., Che Ros, F. & Harun, A. (2019). Developing Composite Indicators for Flood Vulnerability Assessment: Effect of Weight and Aggregation Techniques. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(3), 383–392. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2019/08832019>
- Liu, C. & Yan, Z. (2022). Fragility Analysis of Wind-Induced Collapse of a Transmission Tower Considering Corrosion. *Buildings*, 12(10), 1500. <https://doi.org/10.3390/buildings12101500>
- Liu, D., Zhao, Q., Guo, S., Liu, P., Xiong, L., Yu, X., Zou, H., Zeng, Y. & Wang, Z. (2019). Variability of spatial patterns of autocorrelation and heterogeneity embedded in precipitation. *Hydrology Research*, 50(1), 215–230. <https://doi.org/10.2166/nh.2018.054>

- LUBW (Hrsg.). (2016). *Leitfaden Kommunales Starkregenrisikomanagement in Baden-Württemberg* (Stand Dezember 2016). LUBW Landesanstalt für Umwelt Messungen und Naturschutz.
- Lumley, T., Diehr, P., Emerson, S. & Chen, L. (2002). The importance of the normality assumption in large public health data sets. *Annual Review of Public Health*, 23(Volume 23, 2002), 151–169. <https://doi.org/10.1146/annurev.publhealth.23.100901.140546>
- Mann, H. B. & Whitney, D. R. (1947). On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other. *The Annals of Mathematical Statistics*, 18(1), 50–60. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177730491>
- Maranzoni, A., D'Oria, M. & Rizzo, C. (2023). Quantitative flood hazard assessment methods: A review. *Journal of Flood Risk Management*, 16(1), Artikel e12855. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12855>
- Mayring, P. (2016). *Einführung in die qualitative Sozialforschung* (6., neu ausgestattete, überarbeitete Aufl.). Beltz. <http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:bsz:31-epflucht-1127318>
- McKenna, G., Argyroudis, S. A., Winter, M. G. & Mitoulis, S. A. (2021). Multiple hazard fragility analysis for granular highway embankments: Moisture ingress and scour. *Transportation Geotechnics*, 26, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2020.100431>
- Memisoglu Baykal, T. (2025). Performance assessment of GIS-based spatial clustering methods in forest fire data. *Natural Hazards*, 121(7), 8445–8477. <https://doi.org/10.1007/s11069-025-07135-0>
- Merz, B., Hall, J., Disse, M. & Schumann, A. (2010). Fluvial flood risk management in a changing world. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(3), 509–527. <https://doi.org/10.5194/nhess-10-509-2010>
- Molinari, D., Bruijn, K. M. de, Castillo-Rodríguez, J. T., Aronica, G. T. & Bouwer, L. M. (2019). Validation of flood risk models: Current practice and possible improvements. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 33, 441–448. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2018.10.022>

- Myhre, G., Alterskjær, K., Stjern, C. W., Hodnebrog, Ø., Marelle, L., Samset, B. H., Sillmann, J., Schaller, N., Fischer, E., Schulz, M. & Stohl, A. (2019). Frequency of extreme precipitation increases extensively with event rareness under global warming. *Scientific Reports*, 9(1), 16063. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-52277-4>
- Nichols, T. E. & Holmes, A. P. (2002). Nonparametric permutation tests for functional neuroimaging: a primer with examples. *Human brain mapping*, 15(1), 1–25. <https://doi.org/10.1002/hbm.1058>
- Nirandjan, S., Koks, E. E., Ye, M., Pant, R., van Ginkel, K. C. H., Aerts, J. C. J. H. & Ward, P. J. (2024). Review article: Physical vulnerability database for critical infrastructure hazard risk assessments – a systematic review and data collection. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(12), 4341–4368. <https://doi.org/10.5194/nhess-24-4341-2024>
- Obolensky, M., Rentschler, J. & Kornejew, M. (2019). *Candle in the Wind? Energy System Resilience to Natural Shocks*. World Bank, Washington, DC. <https://www.sidalc.net/search/Record/dig-okr-1098631917/Description>
- Pant, R., Thacker, S., Hall, J. W., Alderson, D. & Barr, S. (2018). Critical infrastructure impact assessment due to flood exposure. *Journal of Flood Risk Management*, 11(1), 22–33. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12288>
- Pebesma, E. J. & Bivand, R. (2023). *Spatial data science: With applications in R* (First edition). *The R series*. CRC Press. <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9780429459016/spatial-data-science-edzer-pebesma-roger-bivand>
<https://doi.org/10.1201/9780429459016>
- Reshmidevi, T. V., Eldho, T. I. & Jana, R. (2009). A GIS-integrated fuzzy rule-based inference system for land suitability evaluation in agricultural watersheds. *Agricultural Systems*, 101(1-2), 101–109. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2009.04.001>
- Rezvani, S. M., Falcão, M. J., Komljenovic, D. & Almeida, N. M. de (2023). A Systematic Literature Review on Urban Resilience Enabled with Asset and Disaster Risk Management Approaches and GIS-Based Decision Support Tools. *Applied Sciences*, 13(4), 2223. <https://doi.org/10.3390/app13042223>

- Rosenzweig, B. R., McPhillips, L., Chang, H., Cheng, C., Welty, C., Matsler, M., Iwaniec, D. & Davidson, C. I. (2018). Pluvial flood risk and opportunities for resilience. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 5(6), Artikel e1302. <https://doi.org/10.1002/wat2.1302>
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3-5), 161–176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Sachs, J. D., Lafortune, G., Fuller, G. & Iablonski, G. (2025). *SUSTAINABLE DEVELOPMENT REPORT 2025 Financing Sustainable Development to 2030 and Mid-Century*. Dublin University Press. <https://doi.org/10.25546/111909>
- Sánchez Muñoz, D. & Dominguez García, J. L. (2021). GIS-based tool development for flooding impact assessment on electrical sector. *Journal of Cleaner Production*, 320, 128793. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128793>
- Sánchez-Muñoz, D., Domínguez-García, J. L., Martínez-Gomariz, E., Russo, B., Stevens, J. & Pardo, M. (2020). Electrical Grid Risk Assessment Against Flooding in Barcelona and Bristol Cities. *Sustainability*, 12(4), 1527. <https://doi.org/10.3390/su12041527>
- Šarūnienė, I., Martišauskas, L., Krikštolaitis, R., Augutis, J. & Setola, R. (2024). Risk assessment of critical infrastructures: A methodology based on criticality of infrastructure elements. *Reliability Engineering & System Safety*, 243, 109797. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2023.109797>
- Sauer, J., Oshan, T., Rey, S. & Wolf, L. J. (2022). The Importance of Null Hypotheses: Understanding Differences in Local Moran's under Heteroskedasticity. *Geographical Analysis*, 54(4), 752–768. <https://doi.org/10.1111/gean.12304>
- Scherb, A., Garrè, L. & Straub, D. (2019). Evaluating component importance and reliability of power transmission networks subject to windstorms: methodology and application to the nordic grid. *Reliability Engineering & System Safety*, 191, 106517. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2019.106517>
- Schmitt, T., Krüger, M., Pfister, A., Becker, M., Mudersbach, C., Fuchs, L., Hoppe, H. & Lakes, I. (2018). Einheitliches Konzept zur Bewertung

- von Starkregenereignissen mittels Starkregenindex, 65, 113–120.
<https://doi.org/10.3242/kae2018.02.002>
- Schotten, R. & Bachmann, D. (2023). Critical infrastructure network modelling for flood risk analyses: Approach and proof of concept in Accra, Ghana. *Journal of Flood Risk Management*, 16(3), Artikel e12913. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12913>
- Schwab, A. J. (Hrsg.). (2012). *Elektroenergiesysteme: Erzeugung, Transport, Übertragung und Verteilung elektrischer Energie*. Springer Berlin Heidelberg.
- Schweikert, A. E. & Deinert, M. R. (2021). Vulnerability and resilience of power systems infrastructure to natural hazards and climate change. *WIREs Climate Change*, 12(5), Artikel e724. <https://doi.org/10.1002/wcc.724>
- Serrano, R., Panteli, M & Parisio, A. (2023). Risk Assessment of Power Systems Against Wildfires. In S. Rosa, P. Mathaios & P. Alessandra (Vorsitz), *Risk Assessment of Power Systems Against Wildfires*.
- Serre, D. & Heinzlief, C. (2018). Assessing and mapping urban resilience to floods with respect to cascading effects through critical infrastructure networks. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 30, 235–243. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2018.02.018>
- Souto, L., Taylor, P. C. & Wilkinson, J. (2023). Probabilistic impact assessment of lightning strikes on power systems incorporating lightning protection design and asset condition. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 148, 108974. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.108974>
- Spekkers, M. H., Kok, M., Clemens, F. H. L. R. & Veldhuis, J. A. E. ten (2013). A statistical analysis of insurance damage claims related to rainfall extremes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(3), 913–922. <https://doi.org/10.5194/hess-17-913-2013>
- Statistisches Bundesamt. (2024, 12. Dezember). *Stromverbrauch der privaten Haushalte nach Haushaltsgrößenklassen*. <https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Umwelt/UGR/private-haushalte/Tabellen/stromverbrauch-haushalte.html>

- Suwanasri, C., Saribut, S., Suwanasri, T. & Phadungthin, R. (2021). Risk Analysis Using Failure Modes, Effects, and Criticality Analysis for Transmission Network Assets. *Energies*, 14(4), 977. <https://doi.org/10.3390/en14040977>
- Suwanasri, T. Y., Suwanasri, C. & Phadungthin, R. (2015). Risk assessment based on condition and importance criteria for power transformer in Thailand transmission network. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 10(1), 18–27. <https://doi.org/10.1002/tee.22061>
- Syna GmbH. (2015). *Gewichtungssystem MS zur Bewertung von Zustand und Wichtigkeit*. Anlage 09.
- Tanaka, T., Kiyohara, K. & Tachikawa, Y. (2020). Comparison of fluvial and pluvial flood risk curves in urban cities derived from a large ensemble climate simulation dataset: A case study in Nagoya, Japan. *Journal of Hydrology*, 584, 124706. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124706>
- Theoharidou, M., Kotzanikolaou, P. & Gritzalis, D. (2009). Risk-Based Criticality Analysis. In C. Palmer & S. Shenoï (Hrsg.), *IFIP International Federation for Information Processing: Bd. 311. Critical infrastructure protection III: Third Annual IFIP WG 11.10 International Conference on Critical Infrastructure Protection, Hanover, New Hampshire, USA, March 23-25, 2009 : revised selected papers* (Bd. 311, S. 35–49). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04798-5_3
- Tudor, C. (2025). A Geospatial Framework for Retail Suitability Modelling and Opportunity Identification in Germany. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 14(9), 342. <https://doi.org/10.3390/ijgi14090342>
- UAN (Hrsg.). (2024). *Kommunale Starkregenvorsorge in Niedersachsen: Praxisleitfaden für Städte und Gemeinden*.
- United Nations (2020). UN Common Guidance on Helping Build Resilient Societies.
- van de Vyver, H., van Schaeybroeck, B., Cruz, L. de, Hamdi, R. & Termonia, P. (2023). Bias-Adjustment Methods for Future Subdaily Precipitation Extremes Consistent Across Durations. *Earth and Space Science*, 10(3). <https://doi.org/10.1029/2022EA002798>

- Wan, C., Cheng, C, Ye, S., Shen, S. & Zhang, T. (2021). Recognizing the Aggregation Characteristics of Extreme Precipitation Events Using Spatio-Temporal Scanning and the Local Spatial Autocorrelation Model. *Atmosphere*, 12(2), 218. <https://doi.org/10.3390/atmos12020218>
- Wang, N., Lombardo, L., Tonini, M., Cheng, W., Guo, L. & Xiong, J. (2021). Spatiotemporal clustering of flash floods in a changing climate (China, 1950–2015). *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 21(7), 2109–2124. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-2109-2021>
- Wang, Y, Li, C., Hu, Y., Lv, J., Liu, M., Xiong, Z. & Wang, Y (2023). Evaluation of urban flooding and potential exposure risk in central and southern Liaoning urban agglomeration, China. *Ecological Indicators*, 154, 110845. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110845>
- Whitfield, P. H. (2012). Floods in future climates: a review. *Journal of Flood Risk Management*, 5(4), 336–365. <https://doi.org/10.1111/j.1753-318X.2012.01150.x>
- Xu, L., Yang, X., Cui, S., Tang, J., Ding, S. & Zhang, X. (2023). Co-occurrence of pluvial and fluvial floods exacerbates inundation and economic losses: evidence from a scenario-based analysis in Longyan, China. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1), Artikel 2218012. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2218012>
- Zaldivar, D. A., Romero, A. A. & Rivera, S. R. (2021). Risk Assessment Algorithm for Power Transformer Fleets Based on Condition and Strategic Importance. *Algorithms*, 14(11), 319. <https://doi.org/10.3390/a14110319>
- Zhang, D., Chu, Z., Gui, Q., Wu, F., Yang, H., Ma, Y. & Tao, W. (2023). Transformer maintenance decision based on condition monitoring and fuzzy probability hybrid reliability assessment. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 17(4), 976–992. <https://doi.org/10.1049/gtd2.12718>
- Zhou, C., Shen, H., Wu, H., Li, J., Wang, C. & Du, S. (2025). A spatial-explicit analysis of influencing factors of observed floods in the Yangtze River Delta, China. *Landscape Ecology*, 40(9). <https://doi.org/10.1007/s10980-025-02201-1>

Zhu, A.-X., Wang, R., Qiao, J., Qin, C.-Z., Chen, Y, Liu, J, Du, F., Lin, Y. & Zhu, T. (2014). An expert knowledge-based approach to landslide susceptibility mapping using GIS and fuzzy logic. *Geomorphology*, 214, 128–138. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.02.003>

Zúñiga, A. A., Fernandes, J. F. P. & Branco, P. J. C. (2023). Fuzzy-Based Failure Modes, Effects, and Criticality Analysis Applied to Cyber-Power Grids. *Energies*, 16(8), 3346. <https://doi.org/10.3390/en16083346>

Anhang

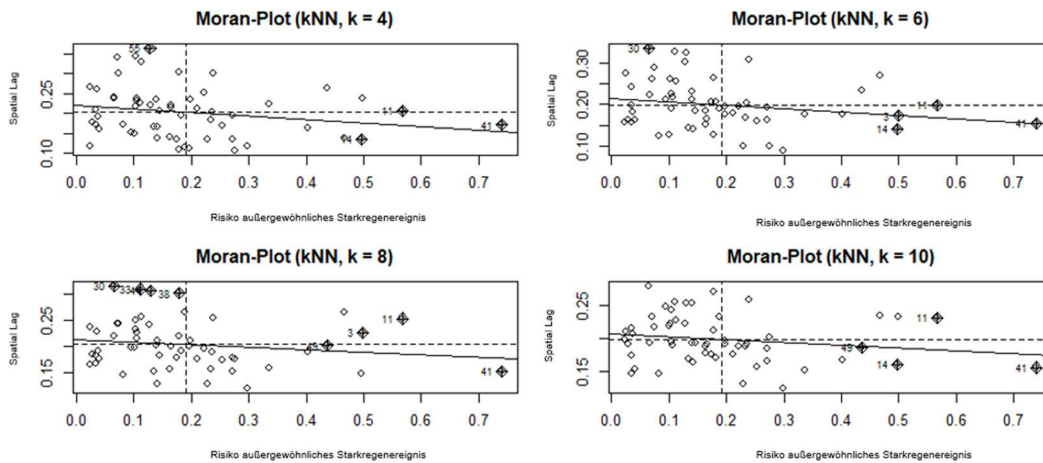


Abbildung 29: Analytisches Ergebnis globaler Moran's I Plot Risiko außergewöhnliches Starkregenereignis

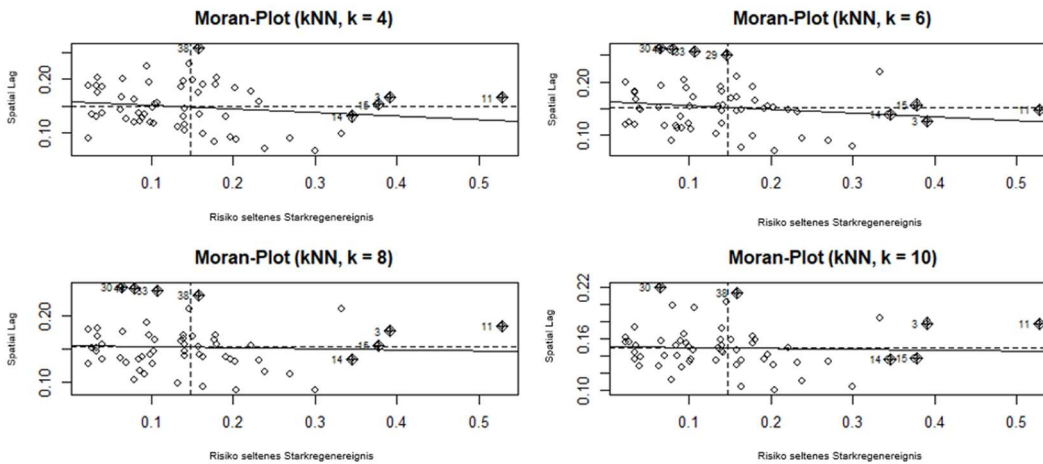


Abbildung 30: Analytisches Ergebnis globaler Moran's I Plot Risiko seltenes Starkregenereignis

Tabelle 15: Globaler Moran's I Statistik analytische Ergebnisse außergewöhnliches Starkregenereignis

kNN	Moran's I	Varianz	z-Wert	Emp. p-Wert
4	-0.086880	0.006118	-0.882387	0.377567
6	-0.084021	0.004065	-0.377097	0.299405
8	-0.050461	0.002939	-0.601413	0.547562
10	-0.041246	0.002213	-0.497165	0.619072

Tabelle 16: Globaler Moran's I Statistik analytische Ergebnisse seltenes Starkregenereignis

kNN	Moran's I	Varianz	z-Wert	Emp. p-Wert
4	-0.066011	0.006134	-0.614819	0.538673
6	-0.069389	0.004075	-0.807189	0.419557

Anhang

8	-0.016562	0.002946	0.0238588	0.980965
10	-0.009345	0.002218	0.1806881	0.856612

Tabelle 17: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse extremes Starkregenereignis

kNN	Moran's I	Pseudo p-Wert
4	-0,091484	0,350
6	-0,112389	0,132
8	-0,092139	0,144
10	-0,065002	0,298

Tabelle 18: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse außergewöhnliches Starkregenereignis

kNN	Moran's I	Pseudo p-Wert
4	-0,086880	0,382
6	-0,084021	0,312
8	-0,050461	0,610
10	-0,0412465	0,692

Tabelle 19: Globaler Moran's I Statistik Permutationstest Ergebnisse seltenes Starkregenereignis

kNN	Moran's I	Pseudo p-Wert
4	-0,066011	0,520
6	-0,069389	0,424
8	-0,016562	0,856
10	-0,009345	0,756

Tabelle 20: Lokaler Moran's I extremer Starkregen analytisch kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
1	-0,002408006	0,962489715
2	-0,279020964	0,426600687
3	0,338175584	0,278445832
4	0,156172507	0,596269684
5	0,099415181	0,721095824
6	-0,266755468	0,448640171
7	0,107297909	0,703210041
8	-0,261105778	0,459005452
9	-0,160972769	0,663079412
10	-0,159065651	0,667297494
11	0,727141314	0,023336057
12	-0,04087735	0,944132388
13	-0,288710264	0,40964545

Anhang

14	-0,702714761	0,037086565
15	-0,367372555	0,287338859
16	-0,233836078	0,510877191
17	-0,627579943	0,063440998
18	0,233867968	0,443504258
19	0,020765672	0,906405466
20	0,066051466	0,798390651
21	-0,047430308	0,928267211
22	-0,193414205	0,593049491
23	-0,005047353	0,968894428
24	-0,324851648	0,350026683
25	0,032422185	0,878352653
26	-0,161748461	0,661366809
27	-0,225276796	0,527768107
28	-0,027168337	0,977387247
29	0,211593256	0,484876063
30	-0,871828753	0,00933275
31	-0,421910902	0,218696919
32	0,061977523	0,807983118
33	-0,414025603	0,227818854
34	0,004336214	0,946135958
35	-0,02040909	0,993801688
36	-0,00038606	0,957584819
37	0,161740517	0,584569497
38	0,06618855	0,798068395
39	0,009295787	0,93412379
40	0,109627635	0,697954699
41	-0,408631938	0,234212559
42	-0,027128431	0,977484134
43	-0,051830187	0,917630379
44	-0,147906952	0,692185275
45	-0,341164934	0,32501835
46	-0,277208696	0,429816783
47	-0,185426786	0,609976324
48	0,088232294	0,746731414
49	-0,189660927	0,600976606
50	0,290520707	0,347859813
51	-0,014967825	0,992982281
52	0,082606383	0,75973704
53	-0,063815112	0,888736641
54	-0,392742362	0,253783759
55	0,001866424	0,952122573
56	0,644301111	0,043830356
57	-0,469018474	0,169627064

Tabelle 21: Lokaler Moran's I extremer Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
----	-----------	-------------

Anhang

1	-0,002408006	0,962489715
2	-0,279020964	0,426600687
3	0,338175584	0,278445832
4	0,156172507	0,596269684
5	0,099415181	0,721095824
6	-0,266755468	0,448640171
7	0,107297909	0,703210041
8	-0,261105778	0,459005452
9	-0,160972769	0,663079412
10	-0,159065651	0,667297494
11	0,727141314	0,023336057
12	-0,04087735	0,944132388
13	-0,288710264	0,40964545
14	-0,702714761	0,037086565
15	-0,367372555	0,287338859
16	-0,233836078	0,510877191
17	-0,627579943	0,063440998
18	0,233867968	0,443504258
19	0,020765672	0,906405466
20	0,066051466	0,798390651
21	-0,047430308	0,928267211
22	-0,193414205	0,593049491
23	-0,005047353	0,968894428
24	-0,324851648	0,350026683
25	0,032422185	0,878352653
26	-0,161748461	0,661366809
27	-0,225276796	0,527768107
28	-0,027168337	0,977387247
29	0,211593256	0,484876063
30	-0,871828753	0,00933275
31	-0,421910902	0,218696919
32	0,061977523	0,807983118
33	-0,414025603	0,227818854
34	0,004336214	0,946135958
35	-0,02040909	0,993801688
36	-0,00038606	0,957584819
37	0,161740517	0,584569497
38	0,06618855	0,798068395
39	0,009295787	0,93412379
40	0,109627635	0,697954699
41	-0,408631938	0,234212559
42	-0,027128431	0,977484134
43	-0,051830187	0,917630379
44	-0,147906952	0,692185275
45	-0,341164934	0,32501835
46	-0,277208696	0,429816783
47	-0,185426786	0,609976324
48	0,088232294	0,746731414

Anhang

49	-0,189660927	0,600976606
50	0,290520707	0,347859813
51	-0,014967825	0,992982281
52	0,082606383	0,75973704
53	-0,063815112	0,888736641
54	-0,392742362	0,253783759
55	0,001866424	0,952122573
56	0,644301111	0,043830356
57	-0,469018474	0,169627064

Tabelle 22: Lokaler Moran's I extremer Starkregen permutationsbasiert kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	-0,002408006	0,4779
2	-0,279020964	0,1438
3	0,338175584	0,205
4	0,156172507	0,2953
5	0,099415181	0,3069
6	-0,266755468	0,1606
7	0,107297909	0,3403
8	-0,261105778	0,2917
9	-0,160972769	0,2537
10	-0,159065651	0,3621
11	0,727141314	0,0803
12	-0,04087735	0,4888
13	-0,288710264	0,333
14	-0,702714761	0,0977
15	-0,367372555	0,2558
16	-0,233836078	0,1548
17	-0,627579943	0,0636
18	0,233867968	0,171
19	0,020765672	0,3275
20	0,066051466	0,3265
21	-0,047430308	0,4522
22	-0,193414205	0,1905
23	-0,005047353	0,4505
24	-0,324851648	0,2191
25	0,032422185	0,4475
26	-0,161748461	0,3109
27	-0,225276796	0,1747
28	-0,027168337	0,4479
29	0,211593256	0,2739
30	-0,871828753	0,0128
31	-0,421910902	0,162
32	0,061977523	0,4121
33	-0,414025603	0,0194
34	0,004336214	0,4612
35	-0,02040909	0,4233

Anhang

36	-0,00038606	0,4804
37	0,161740517	0,2477
38	0,06618855	0,0304
39	0,009295787	0,4588
40	0,109627635	0,3662
41	-0,408631938	0,3161
42	-0,027128431	0,4972
43	-0,051830187	0,4331
44	-0,147906952	0,0235
45	-0,341164934	0,2305
46	-0,277208696	0,2408
47	-0,185426786	0,3374
48	0,088232294	0,1898
49	-0,189660927	0,2614
50	0,290520707	0,216
51	-0,014967825	0,4753
52	0,082606383	0,333
53	-0,063815112	0,1825
54	-0,392742362	0,0889
55	0,001866424	0,4927
56	0,644301111	0,0698
57	-0,469018474	0,1152

Tabelle 23: Lokaler Moran's I extremer Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	-0,002408006	0,4771
2	-0,279020964	0,1397
3	0,338175584	0,2099
4	0,156172507	0,3032
5	0,099415181	0,317
6	-0,266755468	0,1618
7	0,107297909	0,3335
8	-0,261105778	0,2851
9	-0,160972769	0,2694
10	-0,159065651	0,3713
11	0,727141314	0,079
12	-0,04087735	0,4944
13	-0,288710264	0,329
14	-0,702714761	0,0944
15	-0,367372555	0,2568
16	-0,233836078	0,1489
17	-0,627579943	0,0629
18	0,233867968	0,1698
19	0,020765672	0,3303
20	0,066051466	0,33
21	-0,047430308	0,4522
22	-0,193414205	0,1939

23	-0,005047353	0,4503
24	-0,324851648	0,2148
25	0,032422185	0,4473
26	-0,161748461	0,3074
27	-0,225276796	0,179
28	-0,027168337	0,4505
29	0,211593256	0,2616
30	-0,871828753	0,0116
31	-0,421910902	0,157
32	0,061977523	0,414
33	-0,414025603	0,0188
34	0,004336214	0,4591
35	-0,02040909	0,4208
36	-0,00038606	0,4803
37	0,161740517	0,2426
38	0,06618855	0,0311
39	0,009295787	0,4688
40	0,109627635	0,3636
41	-0,408631938	0,3165
42	-0,027128431	0,4987
43	-0,051830187	0,4362
44	-0,147906952	0,0259
45	-0,341164934	0,2291
46	-0,277208696	0,2332
47	-0,185426786	0,3392
48	0,088232294	0,1903
49	-0,189660927	0,2658
50	0,290520707	0,217
51	-0,014967825	0,496
52	0,082606383	0,3386
53	-0,063815112	0,1869
54	-0,392742362	0,0935
55	0,001866424	0,4919
56	0,644301111	0,0703
57	-0,469018474	0,1161

Tabelle 24: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen analytisch kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
1	0,006458855	0,939226668
2	-0,042730845	0,937835579
3	0,477006069	0,120752075
4	0,108618695	0,691691858
5	-0,009353442	0,978728502
6	-0,049943677	0,919863157
7	-0,025318085	0,981336391
8	0,204900234	0,484897571
9	-0,233124153	0,499700268

Anhang

10	0,067957888	0,787876022
11	1,058761737	0,000736289
12	-0,111282612	0,769574152
13	-0,023851629	0,985004258
14	-0,61530497	0,061030459
15	-0,017994298	0,999656874
16	-0,088615978	0,824421618
17	-0,219645802	0,526929188
18	0,043185685	0,848214224
19	-0,009579523	0,979293902
20	-0,069117738	0,872309505
21	-0,138556559	0,705097532
22	0,102091972	0,706845646
23	0,009974759	0,93046019
24	0,000337444	0,954506618
25	-0,005095865	0,968083163
26	-0,048722291	0,922903897
27	-0,015879034	0,995051324
28	0,005007175	0,942848464
29	0,138234333	0,624545211
30	-0,712819143	0,029329688
31	-0,147604886	0,684140885
32	0,047116427	0,838570646
33	-0,430634991	0,195579396
34	-0,00949452	0,979081319
35	-0,056317393	0,904015284
36	0,018070549	0,910308125
37	-0,027699854	0,975380039
38	-0,063764593	0,885547024
39	0,141510102	0,617293464
40	-0,275923889	0,418424064
41	-0,969370887	0,002850328
42	0,227889567	0,440985947
43	-0,235003638	0,495963569
44	-0,325901802	0,334113153
45	-0,339155248	0,313734022
46	-0,287975922	0,39702464
47	-0,267409731	0,433942789
48	-0,014187314	0,990819257
49	0,109334039	0,690038318
50	0,177973584	0,539202299
51	-0,354200494	0,291612135
52	0,002729097	0,948534394
53	-0,00460839	0,966864644
54	-0,162134979	0,650996974
55	-0,141106237	0,699168757
56	0,933947	0,002841858
57	-0,157532885	0,661424035

Tabelle 25: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
1	0,006458855	0,939226668
2	-0,042730845	0,937835579
3	0,477006069	0,120752075
4	0,108618695	0,691691858
5	-0,009353442	0,978728502
6	-0,049943677	0,919863157
7	-0,025318085	0,981336391
8	0,204900234	0,484897571
9	-0,233124153	0,499700268
10	0,067957888	0,787876022
11	1,058761737	0,000736289
12	-0,111282612	0,769574152
13	-0,023851629	0,985004258
14	-0,61530497	0,061030459
15	-0,017994298	0,999656874
16	-0,088615978	0,824421618
17	-0,219645802	0,526929188
18	0,043185685	0,848214224
19	-0,009579523	0,979293902
20	-0,069117738	0,872309505
21	-0,138556559	0,705097532
22	0,102091972	0,706845646
23	0,009974759	0,93046019
24	0,000337444	0,954506618
25	-0,005095865	0,968083163
26	-0,048722291	0,922903897
27	-0,015879034	0,995051324
28	0,005007175	0,942848464
29	0,138234333	0,624545211
30	-0,712819143	0,029329688
31	-0,147604886	0,684140885
32	0,047116427	0,838570646
33	-0,430634991	0,195579396
34	-0,00949452	0,979081319
35	-0,056317393	0,904015284
36	0,018070549	0,910308125
37	-0,027699854	0,975380039
38	-0,063764593	0,885547024
39	0,141510102	0,617293464
40	-0,275923889	0,418424064
41	-0,969370887	0,002850328
42	0,227889567	0,440985947
43	-0,235003638	0,495963569
44	-0,325901802	0,334113153

45	-0,339155248	0,313734022
46	-0,287975922	0,39702464
47	-0,267409731	0,433942789
48	-0,014187314	0,990819257
49	0,109334039	0,690038318
50	0,177973584	0,539202299
51	-0,354200494	0,291612135
52	0,002729097	0,948534394
53	-0,00460839	0,966864644
54	-0,162134979	0,650996974
55	-0,141106237	0,699168757
56	0,933947	0,002841858
57	-0,157532885	0,661424035

Tabelle 26: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen permutationsbasiert kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	0,006458855	0,3329
2	-0,042730845	0,3391
3	0,477006069	0,1958
4	0,108618695	0,3781
5	-0,009353442	0,4174
6	-0,049943677	0,3923
7	-0,025318085	0,392
8	0,204900234	0,2943
9	-0,233124153	0,1017
10	0,067957888	0,4349
11	1,058761737	0,0782
12	-0,111282612	0,0896
13	-0,023851629	0,4352
14	-0,61530497	0,2145
15	-0,017994298	0,4552
16	-0,088615978	0,3071
17	-0,219645802	0,2858
18	0,043185685	0,2525
19	-0,009579523	0,3996
20	-0,069117738	0,2668
21	-0,138556559	0,2401
22	0,102091972	0,21
23	0,009974759	0,4303
24	0,000337444	0,4794
25	-0,005095865	0,4874
26	-0,048722291	0,4294
27	-0,015879034	0,2769
28	0,005007175	0,4447
29	0,138234333	0,104
30	-0,712819143	0,0122
31	-0,147604886	0,2302

32	0,047116427	0,4503
33	-0,430634991	0,0149
34	-0,00949452	0,0771
35	-0,056317393	0,4261
36	0,018070549	0,4534
37	-0,027699854	0,4296
38	-0,063764593	0,0215
39	0,141510102	0,0935
40	-0,275923889	0,1557
41	-0,969370887	0,2654
42	0,227889567	0,164
43	-0,235003638	0,124
44	-0,325901802	0,0154
45	-0,339155248	0,1912
46	-0,287975922	0,1515
47	-0,267409731	0,2294
48	-0,014187314	0,414
49	0,109334039	0,3653
50	0,177973584	0,3045
51	-0,354200494	0,0527
52	0,002729097	0,394
53	-0,00460839	0,4738
54	-0,162134979	0,2136
55	-0,141106237	0,1693
56	0,933947	0,0607
57	-0,157532885	0,2864

Tabelle 27: Lokaler Moran's I außergewöhnlicher Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	0,006458855	0,3233
2	-0,042730845	0,3338
3	0,477006069	0,1997
4	0,108618695	0,3775
5	-0,009353442	0,4088
6	-0,049943677	0,4005
7	-0,025318085	0,3825
8	0,204900234	0,2947
9	-0,233124153	0,1067
10	0,067957888	0,4279
11	1,058761737	0,0794
12	-0,111282612	0,0879
13	-0,023851629	0,4339
14	-0,61530497	0,2202
15	-0,017994298	0,4419
16	-0,088615978	0,3061
17	-0,219645802	0,2855
18	0,043185685	0,2511

Anhang

19	-0,009579523	0,3999
20	-0,069117738	0,2632
21	-0,138556559	0,2355
22	0,102091972	0,2105
23	0,009974759	0,423
24	0,000337444	0,4777
25	-0,005095865	0,4881
26	-0,048722291	0,4406
27	-0,015879034	0,2705
28	0,005007175	0,4383
29	0,138234333	0,1062
30	-0,712819143	0,0106
31	-0,147604886	0,2325
32	0,047116427	0,4532
33	-0,430634991	0,0149
34	-0,00949452	0,0791
35	-0,056317393	0,4285
36	0,018070549	0,4497
37	-0,027699854	0,4236
38	-0,063764593	0,0194
39	0,141510102	0,0828
40	-0,275923889	0,1574
41	-0,969370887	0,2659
42	0,227889567	0,165
43	-0,235003638	0,1213
44	-0,325901802	0,019
45	-0,339155248	0,1977
46	-0,287975922	0,1572
47	-0,267409731	0,225
48	-0,014187314	0,4092
49	0,109334039	0,3536
50	0,177973584	0,3099
51	-0,354200494	0,055
52	0,002729097	0,4032
53	-0,00460839	0,483
54	-0,162134979	0,208
55	-0,141106237	0,1597
56	0,933947	0,0592
57	-0,157532885	0,2898

Tabelle 28: Lokaler Moran's I seltener Starkregen analytisch kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
1	-0,014751877	0,992239558
2	-0,01317562	0,988300533
3	0,684393949	0,027834144
4	-0,1008225	0,794966312
5	0,00663759	0,938843682

Anhang

6	-0,277167647	0,416664452
7	-0,017629291	0,999430561
8	0,224200048	0,448343102
9	0,004237702	0,944825434
10	0,001494653	0,951666312
11	1,360782968	1,57288E-05
12	-0,082793653	0,838825159
13	0,079415431	0,76060939
14	-0,249313713	0,468466402
15	0,158769355	0,580101916
16	-0,113186776	0,765249156
17	-0,087568478	0,827154591
18	-0,006593342	0,971855767
19	-0,013876284	0,990051445
20	-0,121280746	0,745978065
21	-0,213930717	0,539117077
22	0,170588825	0,555018212
23	0,004178965	0,944971879
24	-0,069215111	0,872199515
25	-0,23186815	0,502645562
26	0,006708476	0,938667048
27	0,048746213	0,834746907
28	0,052353251	0,825936951
29	-0,008580677	0,976819865
30	-0,755395585	0,020880161
31	-0,041816221	0,940178523
32	-0,039648335	0,945582523
33	-0,348139647	0,300891874
34	-0,006399738	0,971372225
35	-0,406843543	0,223073101
36	0,000164185	0,954985675
37	0,051096223	0,829004734
38	0,083041087	0,751974379
39	0,068880434	0,785866117
40	0,126836728	0,650393689
41	-0,854056346	0,008814319
42	0,285237947	0,342434849
43	0,029157226	0,882926728
44	-0,605931289	0,065477057
45	-0,374818989	0,263529122
46	0,132298983	0,638123261
47	-0,359655219	0,284352843
48	0,027758016	0,886386978
49	0,087280833	0,741916137
50	-0,046715442	0,927976506
51	-0,319332778	0,345020048
52	-0,056947615	0,902550101
53	0,069985291	0,783206203

Anhang

54	0,185497332	0,524154686
55	0,083673609	0,750471081
56	1,091177669	0,000513222
57	-0,214611424	0,537709194

Tabelle 29: Lokaler Moran's I seltener Starkregen analytisch mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Emp. p-Wert
1	-0,014751877	0,992239558
2	-0,01317562	0,988300533
3	0,684393949	0,027834144
4	-0,1008225	0,794966312
5	0,00663759	0,938843682
6	-0,277167647	0,416664452
7	-0,017629291	0,999430561
8	0,224200048	0,448343102
9	0,004237702	0,944825434
10	0,001494653	0,951666312
11	1,360782968	1,57288E-05
12	-0,082793653	0,838825159
13	0,079415431	0,76060939
14	-0,249313713	0,468466402
15	0,158769355	0,580101916
16	-0,113186776	0,765249156
17	-0,087568478	0,827154591
18	-0,006593342	0,971855767
19	-0,013876284	0,990051445
20	-0,121280746	0,745978065
21	-0,213930717	0,539117077
22	0,170588825	0,555018212
23	0,004178965	0,944971879
24	-0,069215111	0,872199515
25	-0,23186815	0,502645562
26	0,006708476	0,938667048
27	0,048746213	0,834746907
28	0,052353251	0,825936951
29	-0,008580677	0,976819865
30	-0,755395585	0,020880161
31	-0,041816221	0,940178523
32	-0,039648335	0,945582523
33	-0,348139647	0,300891874
34	-0,006399738	0,971372225
35	-0,406843543	0,223073101
36	0,000164185	0,954985675
37	0,051096223	0,829004734
38	0,083041087	0,751974379
39	0,068880434	0,785866117
40	0,126836728	0,650393689

41	-0,854056346	0,008814319
42	0,285237947	0,342434849
43	0,029157226	0,882926728
44	-0,605931289	0,065477057
45	-0,374818989	0,263529122
46	0,132298983	0,638123261
47	-0,359655219	0,284352843
48	0,027758016	0,886386978
49	0,087280833	0,741916137
50	-0,046715442	0,927976506
51	-0,319332778	0,345020048
52	-0,056947615	0,902550101
53	0,069985291	0,783206203
54	0,185497332	0,524154686
55	0,083673609	0,750471081
56	1,091177669	0,000513222
57	-0,214611424	0,537709194

Tabelle 30: Lokaler Moran's I seltener Starkregen permutationsbasiert kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	-0,014751877	0,3302
2	-0,01317562	0,2812
3	0,684393949	0,1435
4	-0,1008225	0,3889
5	0,00663759	0,2611
6	-0,277167647	0,1943
7	-0,017629291	0,2452
8	0,224200048	0,2911
9	0,004237702	0,4974
10	0,001494653	0,4948
11	1,360782968	0,0782
12	-0,082793653	0,0372
13	0,079415431	0,3597
14	-0,249313713	0,4155
15	0,158769355	0,3399
16	-0,113186776	0,2451
17	-0,087568478	0,3444
18	-0,006593342	0,4595
19	-0,013876284	0,4239
20	-0,121280746	0,3725
21	-0,213930717	0,1158
22	0,170588825	0,1875
23	0,004178965	0,4388
24	-0,069215111	0,3085
25	-0,23186815	0,2632
26	0,006708476	0,3887
27	0,048746213	0,2907

28	0,052353251	0,3686
29	-0,008580677	0,0455
30	-0,755395585	0,0054
31	-0,041816221	0,422
32	-0,039648335	0,4532
33	-0,348139647	0,0069
34	-0,006399738	0,3731
35	-0,406843543	0,1712
36	0,000164185	0,4813
37	0,051096223	0,4186
38	0,083041087	0,0124
39	0,068880434	0,0519
40	0,126836728	0,3691
41	-0,854056346	0,026
42	0,285237947	0,0721
43	0,029157226	0,4425
44	-0,605931289	0,0059
45	-0,374818989	0,1919
46	0,132298983	0,3033
47	-0,359655219	0,1807
48	0,027758016	0,3671
49	0,087280833	0,3911
50	-0,046715442	0,4433
51	-0,319332778	0,0231
52	-0,056947615	0,3936
53	0,069985291	0,2243
54	0,185497332	0,144
55	0,083673609	0,3013
56	1,091177669	0,0341
57	-0,214611424	0,2182

Tabelle 31: Lokaler Moran's I seltener Starkregen permutationsbasiert mit FDR-Korrektur kNN 8

ID	Moran's I	Pseudo p-Wert
1	-0,014751877	0,3287
2	-0,01317562	0,2766
3	0,684393949	0,1474
4	-0,1008225	0,3848
5	0,00663759	0,2525
6	-0,277167647	0,1872
7	-0,017629291	0,2495
8	0,224200048	0,2861
9	0,004237702	0,4953
10	0,001494653	0,4966
11	1,360782968	0,0767
12	-0,082793653	0,0367
13	0,079415431	0,3561
14	-0,249313713	0,4166

Anhang

15	0,158769355	0,337
16	-0,113186776	0,2479
17	-0,087568478	0,3432
18	-0,006593342	0,4689
19	-0,013876284	0,4257
20	-0,121280746	0,3715
21	-0,213930717	0,1176
22	0,170588825	0,1854
23	0,004178965	0,4455
24	-0,069215111	0,2941
25	-0,23186815	0,2644
26	0,006708476	0,3913
27	0,048746213	0,2848
28	0,052353251	0,3752
29	-0,008580677	0,0436
30	-0,755395585	0,0061
31	-0,041816221	0,4199
32	-0,039648335	0,457
33	-0,348139647	0,0092
34	-0,006399738	0,3681
35	-0,406843543	0,167
36	0,000164185	0,4778
37	0,051096223	0,4135
38	0,083041087	0,0142
39	0,068880434	0,0581
40	0,126836728	0,3527
41	-0,854056346	0,0262
42	0,285237947	0,0753
43	0,029157226	0,4471
44	-0,605931289	0,0071
45	-0,374818989	0,1971
46	0,132298983	0,2989
47	-0,359655219	0,176
48	0,027758016	0,3642
49	0,087280833	0,3908
50	-0,046715442	0,4515
51	-0,319332778	0,022
52	-0,056947615	0,3913
53	0,069985291	0,2289
54	0,185497332	0,1467
55	0,083673609	0,2989
56	1,091177669	0,0359
57	-0,214611424	0,2118

Anhang

Tabelle 32: Getis-Ord Gi extremer Starkregen kNN 8

id	Getis-Ord G_i	z-Wert	Emp. Wert	p-Wert	Emp. Wert	p-Wert	Pseudo Wert	p-Wert	Pseudo Wert	p-Wert
1	0.01869478	0.294318143	0.76851481	0.9885420	0.96265897	0.9919708				
2	0.02066704	0.798672251	0.42448048	0.9885420	0.30341148	0.9908238				
3	0.02228803	1.213198718	0.22505385	0.9885420	0.44623960	0.9908238				
4	0.01431567	-0.825524094	0.40907411	0.9885420	0.58913290	0.9908238				
5	0.01488453	-0.680053217	0.49647077	0.9885420	0.63841294	0.9908238				
6	0.01469500	-0.728520986	0.46629473	0.9885420	0.33645212	0.9908238				
7	0.01488453	-0.680053217	0.49647077	0.9885420	0.67650350	0.9908238				
8	0.01808396	0.138115888	0.89014883	0.9885420	0.59783571	0.9908238				
9	0.01916747	0.415196833	0.67799782	0.9885420	0.54122688	0.9908238				
10	0.01725917	-0.072801567	0.94196402	0.9942954	0.76207993	0.9919708				
11	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.19081091	0.9908238				
12	0.01889765	0.346197309	0.72919444	0.9885420	0.96275808	0.9919708				
13	0.01772528	0.046393630	0.96299651	0.9964156	0.66922773	0.9908238				
14	0.01476397	-0.710883935	0.47715616	0.9885420	0.23588284	0.9908238				
15	0.01686167	-0.174452221	0.86151008	0.9885420	0.51996235	0.9908238				
16	0.02066704	0.798672251	0.42448048	0.9885420	0.31913412	0.9908238				
17	0.01339297	-1.06148098	0.28847137	0.9885420	0.15131663	0.9908238				
18	0.01296906	-1.16988580	0.24204693	0.9885420	0.34653295	0.9908238				
19	0.01564546	-0.485465101	0.62734646	0.9885420	0.67416798	0.9908238				
20	0.01523142	-0.591345031	0.55428926	0.9885420	0.64777192	0.9908238				
21	0.01686167	-0.174452221	0.86151008	0.9885420	0.90671398	0.9919708				
22	0.01494697	-0.664087274	0.50663445	0.9885420	0.40376117	0.9908238				
23	0.01711738	-0.109061887	0.91315340	0.9885420	0.88950982	0.9919708				
24	0.01598026	-0.399850178	0.68926687	0.9885420	0.45301846	0.9908238				
25	0.01553133	-0.514651131	0.60679683	0.9885420	0.87987008	0.9919708				
26	0.01665282	-0.227860816	0.81975445	0.9885420	0.63407769	0.9908238				
27	0.02015956	0.668898044	0.50356052	0.9885420	0.39123187	0.9908238				
28	0.01714703	-0.101478548	0.91917059	0.9885420	0.91948722	0.9919708				
29	0.02125522	0.949083579	0.34257811	0.9885420	0.57185250	0.9908238				
30	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.02833242	0.9908238				
31	0.01523142	-0.591345031	0.55428926	0.9885420	0.34220961	0.9908238				
32	0.01528095	-0.578680687	0.56280465	0.9885420	0.83205570	0.9919708				
33	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.04482519	0.9908238				
34	0.01808157	0.137505726	0.89063107	0.9885420	0.94479814	0.9919708				
35	0.01794167	0.101730123	0.91897089	0.9885420	0.85936049	0.9919708				
36	0.01763594	0.023548223	0.98121297	0.9964156	0.98012679	0.9919708				
37	0.01401798	-0.901652815	0.36724133	0.9885420	0.50410903	0.9908238				
38	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.08159553	0.9908238				
39	0.01676487	-0.199205968	0.84210163	0.9885420	0.92775354	0.9919708				
40	0.02032636	0.711551661	0.47674245	0.9885420	0.75431216	0.9919708				
41	0.01815094	0.155244638	0.87662846	0.9885420	0.63103020	0.9908238				
42	0.01889765	0.346197309	0.72919444	0.9885420	0.99197083	0.9919708				

Anhang

43	0.01708256	-0.117964118	0.90609609	0.9885420	0.89932258	0.9919708
44	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.06114746	0.9908238
45	0.01882122	0.326651936	0.74393116	0.9885420	0.47388555	0.9908238
46	0.01892668	0.353621368	0.72362266	0.9885420	0.49886755	0.9908238
47	0.01756143	0.004492357	0.99641563	0.9964156	0.69597485	0.9917642
48	0.01379314	-0.959147477	0.33748446	0.9885420	0.41187785	0.9908238
49	0.01607018	-0.376855987	0.70628063	0.9885420	0.53155477	0.9908238
50	0.01311485	-1.132603048	0.25738099	0.9885420	0.45899815	0.9908238
51	0.01889765	0.346197309	0.72919444	0.9885420	0.97595667	0.9919708
52	0.01514428	-0.613628731	0.53946069	0.9885420	0.67793206	0.9908238
53	0.01442169	-0.798412429	0.42463119	0.9885420	0.41726416	0.9908238
54	0.02157624	1.031175056	0.30245874	0.9885420	0.21081929	0.9908238
55	0.01684813	-0.177913963	0.85879054	0.9885420	0.96735319	0.9919708
56	0.02477278	1.848608717	0.06451433	0.6128862	0.16399752	0.9908238
57	0.02066704	0.798672251	0.42448048	0.9885420	0.25543589	0.9908238

Tabelle 33: Getis-Ord Gi außergewöhnlicher Starkregen kNN 8

id	Getis-Ord Gi	z-Wert	Emp. p-Wert	Emp. Wert Korrektur	p-FDR-Pseudo Wert	p-FDR-Pseudo Wert Korrektur
1	0.01920271	0.39756603	0.69095010	0.9650910	0.70381632	0.9867109
2	0.01854494	0.23992191	0.81039080	0.9650910	0.72775972	0.9867109
3	0.02347557	1.42161629	0.15513767	0.9650910	0.44361841	0.9867109
4	0.01470770	-0.67972503	0.49667858	0.9650910	0.70639654	0.9867109
5	0.01791380	0.08866102	0.92935131	0.9650910	0.88267983	0.9867109
6	0.01675653	-0.18869473	0.85033208	0.9650910	0.75175384	0.9867109
7	0.01791380	0.08866102	0.92935131	0.9650910	0.85754474	0.9867109
8	0.01363214	-0.93749803	0.34850244	0.9650910	0.56986663	0.9867109
9	0.02214127	1.10183198	0.27053472	0.9650910	0.22039868	0.9867109
10	0.01516319	-0.57056142	0.56829698	0.9650910	0.82012524	0.9867109
11	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.16277459	0.9867109
12	0.01267611	-1.16662417	0.24336218	0.9650910	0.22295885	0.9867109
13	0.01709919	-0.10657049	0.91512973	0.9650910	0.93210529	0.9867109
14	0.01704240	-0.12018288	0.90433828	0.9650910	0.43659909	0.9867109
15	0.01954658	0.47997886	0.63124242	0.9650910	0.97450520	0.9867109
16	0.01854494	0.23992191	0.81039080	0.9650910	0.67780928	0.9867109
17	0.01629487	-0.29933755	0.76468250	0.9650910	0.55256998	0.9867109
18	0.01440210	-0.75296612	0.45147027	0.9650910	0.49412818	0.9867109
19	0.01797477	0.10327424	0.91774532	0.9650910	0.87155096	0.9867109
20	0.01507603	-0.59144838	0.55422004	0.9650910	0.50019631	0.9867109
21	0.01954658	0.47997886	0.63124242	0.9650910	0.51743304	0.9867109
22	0.01370491	-0.92005650	0.35754323	0.9650910	0.43196978	0.9867109
23	0.01632031	-0.29324095	0.76933798	0.9650910	0.79457915	0.9867109
24	0.01738482	-0.03811616	0.96959507	0.9695951	0.98170104	0.9867109
25	0.01603368	-0.36193449	0.71740098	0.9650910	0.96389100	0.9867109
26	0.01727257	-0.06501807	0.94815962	0.9650910	0.82399053	0.9867109

27	0.01973734	0.52569726	0.59909857	0.9650910	0.59679153	0.9867109
28	0.01815106	0.14552392	0.88429723	0.9650910	0.92909320	0.9867109
29	0.02327096	1.37257789	0.16988361	0.9650910	0.21687487	0.9867109
30	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.01663891	0.4969107
31	0.01507603	-0.59144838	0.55422004	0.9650910	0.45737469	0.9867109
32	0.01536117	-0.52311246	0.60089600	0.9650910	0.85850695	0.9867109
33	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.02358883	0.4969107
34	0.02357143	1.44459067	0.14857289	0.9650910	0.16202257	0.9867109
35	0.01720886	-0.08028717	0.93600887	0.9650910	0.79569579	0.9867109
36	0.01636160	-0.28334563	0.77691190	0.9650910	0.85449257	0.9867109
37	0.01707919	-0.11136405	0.91132766	0.9650910	0.93016936	0.9867109
38	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.03788968	0.5399279
39	0.01189072	-1.35485230	0.17546462	0.9650910	0.22545980	0.9867109
40	0.02057845	0.72728092	0.46705388	0.9650910	0.33659419	0.9867109
41	0.01996440	0.58011493	0.56183712	0.9650910	0.52118257	0.9867109
42	0.01267611	-1.16662417	0.24336218	0.9650910	0.35556389	0.9867109
43	0.02149863	0.94781434	0.34322398	0.9650910	0.27412789	0.9867109
44	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.02615319	0.4969107
45	0.01950932	0.47104998	0.63760505	0.9650910	0.41134074	0.9867109
46	0.02063530	0.74090542	0.45875079	0.9650910	0.33682950	0.9867109
47	0.01903902	0.35833539	0.72009233	0.9650910	0.48630194	0.9867109
48	0.01644281	-0.26388144	0.79187128	0.9650910	0.78216584	0.9867109
49	0.02085062	0.79251092	0.42806283	0.9650910	0.78940492	0.9867109
50	0.01389980	-0.87334901	0.38247288	0.9650910	0.59957008	0.9867109
51	0.01267611	-1.16662417	0.24336218	0.9650910	0.17749418	0.9867109
52	0.01836498	0.19679176	0.84399050	0.9650910	0.85991648	0.9867109
53	0.01782210	0.06668322	0.94683389	0.9650910	0.98671095	0.9867109
54	0.01993486	0.57303616	0.56662021	0.9650910	0.46339242	0.9867109
55	0.02093772	0.81338454	0.41599762	0.9650910	0.36104841	0.9867109
56	0.02645063	2.13463104	0.03279116	0.3115160	0.11796158	0.9867109
57	0.01854494	0.23992191	0.81039080	0.9650910	0.61825868	0.9867109

Tabelle 34: Getis-Ord Gi seltener Starkregen kNN 8

id	Getis-Ord Gi	z-Wert	Emp. p-Wert	Emp. Wert	p-FDR- Wert	Pseudo p-Wert	p-FDR- Korrektur
1	0.01886009	0.35357333	0.72365866	0.9302927	0.702063711	0.9385657	
2	0.01937640	0.49226653	0.62253094	0.9302927	0.609713909	0.9385657	
3	0.02387267	1.70007487	0.08911684	0.6349575	0.331542193	0.9385657	
4	0.01718462	-0.09650022	0.92312330	0.9396076	0.844894892	0.9385657	
5	0.01984464	0.61804643	0.53654473	0.9302927	0.542238369	0.9385657	
6	0.01537289	-0.58317566	0.55977505	0.9302927	0.400217045	0.9385657	
7	0.01984464	0.61804643	0.53654473	0.9302927	0.535975955	0.9385657	
8	0.01390441	-0.97764602	0.32824943	0.9302927	0.559503281	0.9385657	
9	0.01684921	-0.18659908	0.85197499	0.9302927	0.959637279	0.9895377	
10	0.01603093	-0.40641086	0.68444074	0.9302927	0.960008013	0.9895377	

11	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.154143921	0.8786203
12	0.01200786	-148.710.701	0.13698655	0.6829391	0.135009131	0.8550578
13	0.01531412	-0.59896359	0.54919716	0.9302927	0.692994342	0.9385657
14	0.01874791	0.32343875	0.74636299	0.9302927	0.768691258	0.9385657
15	0.02133969	1.01965315	0.30789299	0.9302927	0.743723219	0.9385657
16	0.01937640	0.49226653	0.62253094	0.9302927	0.527220940	0.9385657
17	0.01652851	-0.27274712	0.78504761	0.9302927	0.665568170	0.9385657
18	0.01706112	-0.12967696	0.89682201	0.9302927	0.856235411	0.9385657
19	0.01680824	-0.19760576	0.84335352	0.9302927	0.811057765	0.9385657
20	0.01706502	-0.12862946	0.89765085	0.9302927	0.692163574	0.9385657
21	0.02133969	1.01965315	0.30789299	0.9302927	0.248682212	0.9385657
22	0.01364442	-1.04748482	0.29487603	0.9302927	0.396787849	0.9385657
23	0.01668712	-0.23014082	0.81798235	0.9302927	0.830841511	0.9385657
24	0.01876910	0.32913059	0.74205698	0.9302927	0.651788968	0.9385657
25	0.01834202	0.21440579	0.83023063	0.9302927	0.595638401	0.9385657
26	0.01839597	0.22889886	0.81894753	0.9302927	0.847315879	0.9385657
27	0.01974483	0.59123423	0.55436349	0.9302927	0.628794789	0.9385657
28	0.01930407	0.47283585	0.63633030	0.9302927	0.802085008	0.9385657
29	0.02415742	1.77656509	0.07563982	0.6159243	0.082836349	0.7869453
30	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.008400214	0.2662409
31	0.01706502	-0.12862946	0.89765085	0.9302927	0.791126679	0.9385657
32	0.01631962	-0.32886024	0.74226133	0.9302927	0.972177350	0.9895377
33	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.014012680	0.2662409
34	0.01844412	0.24183210	0.80891026	0.9302927	0.788308712	0.9385657
35	0.01546428	-0.55862633	0.57641677	0.9302927	0.356213262	0.9385657
36	0.01742870	-0.03093567	0.97532084	0.9753208	0.997289036	0.9972890
37	0.01580085	-0.46821650	0.63962978	0.9302927	0.778309599	0.9385657
38	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.022497015	0.3205825
39	0.01210181	-146.187.069	0.14377665	0.6829391	0.171451193	0.8884289
40	0.01481733	-0.73241265	0.46391674	0.9302927	0.691844320	0.9385657
41	0.01333020	-113.189.205	0.25767982	0.9302927	0.111540292	0.7947246
42	0.01200786	-1.48710701	0.13698655	0.6829391	0.209859529	0.9385657
43	0.01623720	-0.35100233	0.72558660	0.9302927	0.842245335	0.9385657
44	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.010142603	0.2662409
45	0.01925515	0.45969451	0.64573551	0.9302927	0.405652741	0.9385657
46	0.01462638	-0.78370773	0.43321162	0.9302927	0.589369317	0.9385657
47	0.01958043	0.54707235	0.58432903	0.9302927	0.374097376	0.9385657
48	0.01891246	0.36764079	0.71314110	0.9302927	0.779849423	0.9385657
49	0.01528375	-0.60712201	0.54376995	0.9302927	0.726062841	0.9385657
50	0.01650159	-0.27998076	0.77949227	0.9302927	0.934965049	0.9895377
51	0.01200786	-1.48710701	0.13698655	0.6829391	0.109656537	0.7947246
52	0.01688755	-0.17630190	0.86005677	0.9302927	0.742513459	0.9385657
53	0.02046276	0.78408816	0.43298838	0.9302927	0.498452902	0.9385657
54	0.01313561	-1.18416595	0.23634738	0.9302927	0.325670894	0.9385657
55	0.01492900	-0.70241660	0.48241940	0.9302927	0.580206798	0.9385657
56	0.02652754	2.41323817	0.01581148	0.1502091	0.059181886	0.6746735

57 0.01937640 0.49226653 0.62253094 0.9302927 0.464243062 0.9385657

Tabelle 35: Geary's Ci extremer Starkregen kNN 8

ID	Geary's C _i	Pseudo p-Wert	Pseudo p-Wert FDR-Korrektur
1	1.8518176	0.7684	0.9413143
2	2.4142763	0.2532	0.9413143
3	2.5194317	0.6366	0.9413143
4	1.1847326	0.4130	0.9413143
5	1.0145561	0.5554	0.9413143
6	1.6033774	0.9874	0.9874000
7	1.1906231	0.5712	0.9413143
8	2.9800973	0.7134	0.9413143
9	2.0180817	0.4430	0.9413143
10	2.8095590	0.7692	0.9413143
11	2.6011557	0.1906	0.9413143
12	2.5940387	0.9058	0.9413143
13	4.3381177	0.4300	0.9413143
14	4.6156654	0.3008	0.9413143
15	3.3571133	0.9164	0.9413143
16	2.2002716	0.2606	0.9413143
17	3.7236770	0.1094	0.9413143
18	0.8728920	0.3352	0.9413143
19	0.7461822	0.4656	0.9413143
20	0.6906081	0.3302	0.9413143
21	1.4829210	0.7232	0.9413143
22	1.6647621	0.4998	0.9413143
23	1.1055802	0.6992	0.9413143
24	2.7509115	0.5850	0.9413143
25	1.8061713	0.5498	0.9413143
26	1.8243239	0.8890	0.9413143
27	2.1408849	0.3602	0.9413143
28	1.7374524	0.5622	0.9413143
29	2.2533628	0.8188	0.9413143
30	4.2726932	0.0550	0.9413143
31	2.7416259	0.7006	0.9413143
32	2.1052383	0.8326	0.9413143
33	2.5523162	0.0674	0.9413143
34	1.0639727	0.9248	0.9413143
35	1.6462708	0.2162	0.9413143
36	1.1386974	0.6074	0.9413143
37	0.7589550	0.2614	0.9413143
38	1.3034986	0.2822	0.9413143
39	1.1088972	0.9192	0.9413143
40	2.6924487	0.9030	0.9413143
41	5.6550214	0.7380	0.9413143

Anhang

42	2.4052813	0.8852	0.9413143
43	1.7662756	0.8748	0.9413143
44	1.7652257	0.0966	0.9413143
45	3.2903857	0.5244	0.9413143
46	2.8592347	0.4390	0.9413143
47	2.7764974	0.7486	0.9413143
48	0.6832259	0.3676	0.9413143
49	2.1177071	0.3836	0.9413143
50	1.5544394	0.3552	0.9413143
51	2.2312082	0.9184	0.9413143
52	0.9697056	0.5470	0.9413143
53	0.8410013	0.4280	0.9413143
54	2.8649898	0.1618	0.9413143
55	1.3722778	0.7152	0.9413143
56	1.8412281	0.1926	0.9413143
57	3.4079064	0.2490	0.9413143

Tabelle 36: Geary's Ci außergewöhnlicher Starkregen kNN 8

ID	Geary's Ci	Pseudo p-Wert	Pseudo p-Wert FDR-Korrektur
1	1.3250125	0.4512	0.8764588
2	1.1507812	0.7302	0.9142304
3	4.8910894	0.6408	0.8997659
4	1.0769210	0.5552	0.8958500
5	0.5612401	0.7268	0.9142304
6	0.8870352	0.6472	0.8997659
7	0.6693049	0.7788	0.9359875
8	1.2042408	0.5168	0.8764588
9	3.1000922	0.1474	0.6908400
10	1.5159815	0.7882	0.9359875
11	5.5523712	0.1256	0.6908400
12	0.9385491	0.9246	0.9417214
13	2.5127419	0.3234	0.8764588
14	5.8114671	0.6320	0.8997659
15	2.1715073	0.1806	0.6908400
16	1.4291281	0.7378	0.9142304
17	2.3208511	0.4766	0.8764588
18	0.3190919	0.3912	0.8764588
19	0.6928889	0.8546	0.9417214
20	0.5367823	0.2622	0.8303000
21	0.9385558	0.8710	0.9417214
22	0.3467946	0.4682	0.8764588
23	0.8359602	0.9522	0.9522000
24	0.8594794	0.8940	0.9417214
25	1.2316425	0.6368	0.8997659
26	0.8864403	0.4158	0.8764588

27	1.4143999	0.4350	0.8764588
28	1.0512627	0.7034	0.9142304
29	1.9030763	0.2488	0.8303000
30	4.1067651	0.1082	0.6908400
31	0.8795784	0.3808	0.8764588
32	1.6472445	0.8356	0.9417214
33	3.1656191	0.1316	0.6908400
34	2.3099748	0.1378	0.6908400
35	2.5286563	0.0668	0.6908400
36	0.9777151	0.8480	0.9417214
37	1.0500044	0.8926	0.9417214
38	2.1858297	0.2028	0.7224750
39	0.3054902	0.4116	0.8764588
40	3.5156078	0.1764	0.6908400
41	1.62414037	0.5228	0.8764588
42	0.6772803	0.5658	0.8958500
43	3.0813244	0.1706	0.6908400
44	2.8539839	0.1374	0.6908400
45	3.0672628	0.4870	0.8764588
46	3.5235747	0.1626	0.6908400
47	2.4745434	0.6460	0.8997659
48	0.5545364	0.5042	0.8764588
49	4.5203295	0.3472	0.8764588
50	1.0612671	0.5204	0.8764588
51	1.8210889	0.4846	0.8764588
52	0.8444713	0.9252	0.9417214
53	0.4630595	0.1372	0.6908400
54	2.9914829	0.1818	0.6908400
55	2.8457121	0.1528	0.6908400
56	3.2121649	0.1428	0.6908400
57	1.8957910	0.6894	0.9142304

Tabelle 37: Geary's Ci seltener Starkregen kNN 8

ID	Geary's Ci	Pseudo p-Wert	Pseudo p-Wert FDR-Korrektur
1	1.5728263	0.3632	0.99940
2	1.0689634	0.6466	0.99940
3	6.7308445	0.9910	0.99940
4	1.6773597	0.9048	0.99940
5	0.8753178	0.8754	0.99940
6	1.7614113	0.9994	0.99940
7	0.9284555	0.8218	0.99940
8	1.3508602	0.4710	0.99940
9	1.0921522	0.8690	0.99940
10	2.1099961	0.9002	0.99940
11	1.23237695	0.2068	0.99940

Anhang

12	0.8417155	0.9948	0.99940
13	1.0275061	0.9396	0.99940
14	4.7352471	0.9826	0.99940
15	4.7888431	0.2710	0.99940
16	1.4748061	0.6044	0.99940
17	1.3967508	0.6636	0.99940
18	0.5113286	0.4400	0.99940
19	0.5636383	0.4648	0.99940
20	1.2900512	0.4762	0.99940
21	1.3757320	0.6698	0.99940
22	0.3907981	0.3162	0.99940
23	0.8301065	0.9530	0.99940
24	1.2820013	0.6552	0.99940
25	1.9738230	0.9650	0.99940
26	0.8996656	0.8608	0.99940
27	1.5152798	0.3414	0.99940
28	1.4011947	0.9092	0.99940
29	3.1869856	0.0328	0.43092
30	5.1089506	0.0308	0.43092
31	0.6975460	0.3260	0.99940
32	2.3631722	0.8156	0.99940
33	3.8563417	0.0320	0.43092
34	0.8057857	0.9662	0.99940
35	2.9004769	0.4586	0.99940
36	1.1311647	0.5958	0.99940
37	0.7160544	0.7166	0.99940
38	2.8660286	0.0378	0.43092
39	0.3466713	0.3370	0.99940
40	1.5924677	0.8472	0.99940
41	4.3216243	0.1666	0.99940
42	0.4720304	0.3698	0.99940
43	0.7847054	0.8238	0.99940
44	4.6200340	0.0310	0.43092
45	3.4955798	0.4304	0.99940
46	1.0152819	0.7852	0.99940
47	2.8104101	0.5438	0.99940
48	0.9397001	0.9492	0.99940
49	1.1030632	0.7824	0.99940
50	1.7350246	0.8696	0.99940
51	1.5583142	0.5082	0.99940
52	1.3138306	0.6734	0.99940
53	0.6913353	0.4982	0.99940
54	0.5942992	0.6282	0.99940
55	0.7954145	0.8476	0.99940
56	3.6870481	0.5022	0.99940
57	2.0236315	0.5774	0.99940