

Herausgegeben im Selbstverlag
des Institutes für Hydrologie und Wasserwirtschaft
Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover

Appelstraße 9a; D-30167 Hannover
Tel.: 0511/762-2237
Fax: 0511/762-3731
E-Mail: info@iww.uni-hannover.de

2022

Alle Rechte beim Autor

**EIN SZENARIOFREIES VERFAHREN ZUR ERMITTLUNG
VON HOCHWASSERSCHEITELÄNDERUNGEN FÜR
KLIMAWANDELUNTERSUCHUNGEN**

Von der Fakultät für Bauingenieurwesen und Geodäsie
der Gottfried Wilhelm Leibniz Universität Hannover

in einem kooperativen Promotionsverfahren
mit der Hochschule Magdeburg-Stendal

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor-Ingenieur
(Dr.-Ing.)

genehmigte Dissertation

von

Marcus Beylich, M. Eng.

geboren am 23.06.1989 in Perleberg

2022

Referent: Prof. Dr.-Ing. Uwe Haberlandt

Korreferent: Prof. Dr. rer. nat. habil. Frido Reinstorf

Tag der Promotion: 24.10.2022

Danksagung

Ich danke meinen Betreuern Prof. Dr.-Ing. U. Haberlandt und Prof. Dr. habil. F. Reinstorf, die mich in den letzten Jahren bei vielen fachlichen und organisatorischen Problemstellungen unterstützt haben und ohne deren Zeit und Mühen diese Arbeit nicht zustande gekommen wäre. Sie haben mir in stets offener und angenehmer Atmosphäre Ansporn für Verbesserungen gegeben und das wissenschaftliche Arbeiten nahegebracht. Ich danke ihnen für ihre zahlreichen Ideen und Anregungen, ständige Resonanz und Kritik, stets offene Ohren bei Problemen und die Ermöglichung von Freiheiten in der Bearbeitung, die sich durch die örtlichen Verhältnisse, meine berufliche Situation und die gesellschaftlichen Einschränkungen der letzten Jahre ergeben haben.

Außerdem danke ich den vorhandenen und ehemaligen Promovierenden und Mitarbeitenden am Institut für Hydrologie und Wasserwirtschaft, insbesondere Stefan, Luisa, Hannes, Bora und Anne, für ihre Unterstützung der letzten Jahre, sei es bei Hilfestellungen im Umgang mit Software, diversen fachlichen Fragen oder organisatorischen Belangen. Danke, dass ihr mich trotz der großen Entfernung immer willkommen heißen und aufgenommen habt. Dank gilt auch meinen vorhandenen und ehemaligen Kolleginnen und Kollegen aus Perleberg und Schwerin, die mich durch ihr Verständnis, die Übernahme von Arbeiten in stressigen Zeiten und ihre stets gelassene und humorvolle Art unterstützt und entlastet haben.

Ein besonderer Dank gilt meiner Familie und Freunden. Ihr habt stets an mich geglaubt, euch meiner Probleme angenommen und mich während dieser Zeit immer unterstützt. Der größte Dank geht an meine Partnerin Janine wegen wirklich unzähliger Dinge. Und insbesondere, dass du mir, egal wie schwer die Zeiten auch schienen, immer beigestanden hast. Wir sind gemeinsam diesen Weg gegangen.

Erklärung

Hiermit versichere ich eidesstattlich, dass ich

1. die Regeln der geltenden Promotionsordnung kenne und eingehalten habe und mit einer Prüfung nach den Bestimmungen der Promotionsordnung einverstanden bin,
2. die Dissertation selbst verfasst habe, keine Textabschnitte von Dritten oder eigener Prüfungsarbeiten ohne Kennzeichnung übernommen und alle von mir benutzten Hilfsmittel und Quellen in meiner Arbeit angegeben habe,
3. Dritten weder unmittelbar noch mittelbar geldwerte Leistungen für Vermittlungstätigkeiten oder für die inhaltliche Ausarbeitung der Dissertation erbracht habe,
4. die vorliegende Dissertation noch nicht als Prüfungsarbeit für eine staatliche oder andere wissenschaftliche Prüfung eingereicht habe,
5. die gleiche oder eine in wesentlichen Teilen ähnliche Arbeit bei keiner anderen Hochschule als Dissertation eingereicht habe und auch keine andere Abhandlung als Dissertation eingereicht habe,
6. damit einverstanden bin, dass die Dissertation auch zum Zwecke der Überprüfung der Einhaltung allgemein geltender wissenschaftlicher Standards genutzt wird, insbesondere auch unter Verwendung elektronischer Datenverarbeitungsprogramme.

Magdeburg, den 12.09.2022

Marcus Beylich

Kurzfassung

Der szenariofrei, szenarioneutral oder auch Scenario-Free genannte Ansatz stellt gegenüber dem deutlich verbreiteteren szenariogestützten, szenariogeführten oder auch als Scenario-Led bezeichneten Ansatz eine flexiblere Alternative zur Abschätzung von Klimawandelfolgen, wie lokalen Änderungen statistischer Hochwasserkenngrößen dar, indem er projizierte Klimaänderungen und ihre hydrologische Wirkung trennt. Dadurch ist er in der Lage, die Folgen neuer Erkenntnisse der Klimaforschung oder darüberhinausgehende, klimatische Sicherheitszuschläge für ein entsprechendes Untersuchungsgebiet aufzuzeigen, ohne die komplette Wirkstudie arbeits- und zeitaufwändig wiederholen zu müssen. In dieser Arbeit wird ein neues Scenario-Free Verfahren zur Bestimmung von Änderungen in der Hochwasserscheitelstatistik entwickelt, das gegenüber bisherigen Verfahren einen funktionalen Zusammenhang zwischen einer größeren Zahl von Klimaänderungen und der Hochwasserscheiteländerung herstellt und Starkregenänderungen durch einen neu entwickelten Faktor (genannt: Starkregenfaktor) sowie allgemein mehr Einflussgrößen (Prädiktoren) berücksichtigt. Es basiert auf häufig zur Verfügung stehenden, täglichen Messreihen und existiert in einer jährlichen sowie saisonalen Form.

Das Verfahren wird für sechs unterschiedliche Einzugsgebiete im Ostharz angewendet, in denen langjährige Messungen und ein AR5-Klimamodellensemble auf Tagesbasis vorliegen. Zur Anwendbarkeitsprüfung täglicher gegenüber stündlicher Messreihen unter den Bedingungen des Verfahrens, werden für jedes Untersuchungsgebiet Ergebnisvergleiche von auf den täglichen Abflusshydrographen und auf die stundenbasierte Scheitelstatistik kalibrierten Niederschlag-Abfluss-Modellen durchgeführt. Der Ergebnisvergleich aus Tages- und Stundenmodellierung zeigt nicht-signifikante Unterschiede hinsichtlich Änderungen der Scheitelstatistik für Wiederkehrintervalle oberhalb von 10 Jahren. Dies ermöglicht für entsprechende Fragestellungen die weniger rechenintensive Nutzung von Tagesmodellen, für die in der Regel Zeitreihen in größerem Umfang vorliegen.

Die jährliche und saisonale Variante des neu entwickelten Verfahrens basieren auf der Anwendung von 3 und 6 Klima-Prädiktoren. Neben den bekannten und einfach zu bestimmenden Größen der mittleren Temperatur- und Niederschlagsänderung, jeweils für das Sommer- und Winterhalbjahr, hat sich der Starkregenfaktor als saisonaler Faktor zur Adjustierung der täglichen Starkregenverteilung als geeignet herausgestellt. Mit diesem kann eine definierte Anpassung der Exponentialverteilung der Starkregen durchgeführt bzw. der Unterschied zwischen zwei Verteilungen quantifiziert werden. Durch einen in der Arbeit entwickelten Algorithmus wird auf Basis des Starkregenfaktors eine vorliegende, tägliche

Niederschlagsreihe so adjustiert, dass sich die Starkregenverteilung entsprechend verändert, jedoch die Massenbilanz des Niederschlags innerhalb der Saison gewahrt bleibt. Die Ergebnisse zeigen, dass bei der Mehrheit der untersuchten Verteilungen des vorliegenden Klimaensembles klimabedingte Änderungen der Starkregenverteilungen gut abgebildet werden können. Die Nutzung des entwickelten Algorithmus ist auch für Fragestellungen außerhalb des Anwendungsgebiets von Scenario-Free Verfahren möglich.

Als rechnerisches Ersatzmodell des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens, hat sich in den untersuchten Einzugsgebieten die Multiple Lineare Regression (MLR) als geeignet erwiesen. Je nach Untersuchungsgebiet sind 4 bis 6 der saisonalen Prädiktoren notwendig um die HQ-Änderungen hinreichend genau zu bestimmen, wobei im untersuchten Verfahrenschema die Temperaturprädiktoren die geringste Bedeutung aufweisen. Im Verfahren werden zunächst mittels MLR Einzelgleichungen für HQ-Änderungen mit jeweils definiertem Wiederkehrintervall aufgestellt. Daraus kann eine Gesamtgleichung abgeleitet werden, in der in Abhängigkeit von den Prädiktoren und dem Wiederkehrintervall eine HQ-Änderung bestimmt wird. Es ist kein signifikanter Unterschied zwischen den Ergebnissen von Einzel- und Gesamtgleichungen festzustellen, sodass sich beide für die Anwendung eignen.

Die Genauigkeit des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens wird unter Nutzung des AR5-Ensembles gegenüber dem Scenario-Led Ansatz bestimmt und mit einem auf die lokalen Verhältnisse adaptierten, bereits etablierten Scenario-Free Verfahren sowie weiteren Verfahrensvarianten verglichen. Die saisonale Variante des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens weist mit einer verbesserten Abbildung von Änderungen des Ensemble-Medians und überwiegend besseren Übereinstimmung der Ensemblemitglieder eine höhere Verfahrensgenauigkeit als der Vergleichsansatz auf. Die Ensemble-Varianz des neu entwickelten Verfahrens zeigt in 4 von 6 Einzugsgebieten bessere und in einem Einzugsgebiet ähnliche Übereinstimmungen, wie das Vergleichsverfahren. Weiterhin erhöht sich gegenüber bisherigen Scenario-Free Verfahren mit grafischen Ersatzmodell die Anwendbarkeit durch Nutzung eines rechnerischen Ersatzmodells. Das neu entwickelte Verfahren wird zudem hinsichtlich seiner Ergebnisvariabilität untersucht, die als Folge von Unsicherheiten in der Parametrisierung des N-A-Modells, der HQ-Schätzung, der Aufstellung des MLR-Modells und der Abbildung des Untersuchungsbereichs mittels Latin Hypercube Sampling auftritt. Die Ergebnisse zeigen, dass nur die Modell- und HQ-Variabilität eine signifikante Größenordnung annehmen. Die daraus bestimmte Gesamtvariabilität des Verfahrens ist in allen untersuchten Einzugsgebieten höher als jede Einzelvariabilität und überwiegend auf die HQ-Variabilität zurückzuführen. Ohne Berücksichtigung starker Ausreißer liegt die Verfahrensvariabilität in 5 der 6 Einzugsgebiete unter der Klimavariabilität des untersuchten AR5-Ensembles.

Insgesamt sind zwischen den Ergebnissen von Scenario-Free und Scenario-Led Verfahren teils deutliche Abweichungen festzustellen, was weiteres Potenzial in der Prädiktorenwahl vermuten lässt. Jedoch zeigt die saisonale Variante des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens gegenüber dem Vergleichsverfahren, neben Vorteilen in der Anwendbarkeit und der möglichen Berücksichtigung von sich ändernden Starkregenverteilungen, eine erhöhte Genauigkeit bei einer als akzeptabel ermittelten Ergebnisvariabilität, sodass diese für praktische Anwendungen empfohlen wird.

Schlagworte: Scenario-Free, Hochwassermodellierung, Modellzeitschritt, Klimawandel

Abstract

The Scenario-Neutral or Scenario-Free approach represents a more flexible alternative to the more common Scenario-Based or Scenario-Led approach for estimating climate change impacts, such as local changes in statistical flood characteristics by separating projected climate changes and their hydrological impact. In this way, it is able to show the consequences of new findings in climate research or climatic safety margins for a corresponding study area without having to repeat the complete impact study in a labour-intensive and time-consuming way. In this thesis, a new Scenario-Free procedure for the determination of changes in statistical flood peaks is developed, which, compared to previous procedures, establishes a functional connection between a larger number of climate changes and the flood peak change, considers heavy rainfall changes by a newly developed factor (called: heavy rainfall factor) as well as more influencing variables (predictors). It is based on frequently available daily measurement series, and exists in an annual as well as seasonal version.

The procedure is applied to six different catchments in the eastern Harz region, where long-term measurements and an AR5 climate model ensemble are available on a daily basis. In order to test the applicability of daily versus hourly measurement series under the conditions of the procedure, the results of rainfall-runoff models calibrated to the daily runoff hydrograph and to the hourly peak statistics are compared for each study area. The comparison of results from daily and hourly modeling shows non-significant differences in statistical changes of flood peaks for return periods above 10 years. This allows the less computationally intensive use of daily models, for which time series are usually available on a larger scale.

The annual and seasonal version of the newly developed procedure are based on the application of 3 and 6 climate predictors. In addition to the common and easily determined variables of mean temperature and precipitation change, each for the summer and winter half-year, the heavy rainfall factor has proven to be suitable as a seasonal factor for adjusting the daily heavy rainfall distribution. Using this factor, a defined adjustment of the exponential distribution of heavy rainfall can be carried out or the difference between two distributions can be quantified. Using an algorithm developed in the thesis, an existing daily precipitation time series is adjusted on the basis of the heavy rainfall factor in such a way that the heavy rainfall distribution changes accordingly, but the mass balance of the precipitation within the season is preserved. The results show that climate-induced changes in heavy rainfall distributions can be reproduced well for the majority of the examined distributions of the present climate ensemble. The use of the developed algorithm is also possible for issues outside the field of application of the Scenario-Free approach.

As a computational substitute model for the newly developed Scenario-Free procedure in the investigated catchments the Multiple Linear Regression (MLR) has proved to be suitable. Depending on the study area, 4 to 6 of the seasonal predictors are necessary to determine the HQ changes with sufficient accuracy, whereby the temperature predictors are of least importance in the investigated scheme. In the procedure, individual equations for HQ changes with a defined return period are first set up by using the MLR. Based on this, an overall equation can be derived by determining the HQ change as a function of the predictors and the return period. There is no significant difference between the results of the individual and overall equations, so that both are suitable for application.

Using the AR5 ensemble, the precision of the newly developed Scenario-Free procedure related to the Scenario-Led approach is determined and compared with an already established Scenario-Free procedure adapted to local conditions as well as different versions of it. The seasonal version of the newly developed Scenario-Free procedure shows a higher accuracy than the compared procedure, with overall better matches of changes in the climate ensemble median and better matches between the ensemble members, in the majority of cases. The ensemble variance of the newly developed procedure shows better matches in 4 out of 6 catchments and similar matches in one catchment as the comparison procedure. Furthermore, compared to previous Scenario-Free procedures with graphical substitution models, the applicability is increased by using a computational one. The newly developed procedure is also investigated in terms of its variability in results, which occurs as a result of uncertainties in the parametrization of the N-A model, the HQ estimation, the establishment of the MLR model and the mapping of the study area using Latin Hypercube Sampling. The results show that only the model and HQ variability assume a significant magnitude. The overall variability of the procedure determined from these results is higher than any individual variability in all investigated catchments and is mainly due to the HQ variability. Without considering strong outliers, the procedure variability in 5 of the 6 catchments is below the climate variability of the investigated AR5 ensemble.

Overall, in some cases there are significant deviations between the results of Scenario-Free and Scenario-Led procedures, suggesting further potential in predictor selection. However, the seasonal version of the newly developed Scenario-Free procedure shows, in addition to advantages in applicability and consideration of changing heavy rainfall distributions, an increased accuracy with an acceptable variability of results, so that it is recommended for practical applications.

Keywords: Scenario-Free, flood modeling, model time step, climate change

Inhaltsverzeichnis

ABBILDUNGSVERZEICHNIS.....	X
TABELLENVERZEICHNIS	XIII
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	XV
1 EINLEITUNG.....	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Struktur der Arbeit.....	3
2 STAND DER WISSENSCHAFT.....	4
2.1 Klimawandel und Klimamodelle	4
2.2 Scenario-Led Ansatz (Top-Down).....	6
2.3 Scenario-Free Ansatz (Bottom-Up)	8
2.4 Forschungsfragen.....	17
3 UNTERSUCHUNGSGEBIETE UND DATENGRUNDLAGEN.....	19
3.1 Untersuchungsgebiete	19
3.2 Datengrundlagen und Datenaufbereitung	20
3.2.1 Geländemodell und Morphologie.....	20
3.2.2 Meteorologische Daten.....	21
3.2.3 Landnutzung und Landnutzungsparameter.....	23
3.2.4 Abflüsse und Hochwasserkennwerte.....	25
3.3 Klimamodellensemble.....	26
4 METHODIK BESTEHENDER SCENARIO-LED UND SCENARIO-FREE VERFAHREN.....	28
4.1 Scenario-Led Ansatz – Klimaensemble-Simulation	28
4.1.1 Angewendete Verfahrensschemata.....	28
4.1.2 Anwendbarkeitsnachweis täglicher gegenüber stündlicher Simulation.....	30
4.2 Scenario-Free Ansatz – Seasonal Scaling des Prudhomme-Verfahrens.....	32
4.2.1 Angewendetes Verfahrensschema	33
4.2.2 Adaption des Original-Verfahrens.....	36
5 METHODIK DES NEUEN SCENARIO-FREE VERFAHRENS	37
5.1 Prädiktoren des Verfahrens.....	37
5.2 Verfahren zur Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor.....	39
5.2.1 Berechnung des Prädiktors Starkregenfaktor.....	40
5.2.2 Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich	41
5.2.3 Funktionsnachweis der Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor	46
5.3 Verfahrensablauf des neuen Scenario-Free Verfahrens.....	47
5.4 Ersatzmodell für die Scenario-Free Reaktionsfläche.....	52
5.5 Abschätzung von Fehler und Variabilität des Verfahrens.....	54
5.5.1 Fehlerabschätzung im Verfahrensvergleich.....	55
5.5.2 Ermittlung der Ergebnisvariabilität	56

6	MODELLERSTELLUNG UND SONSTIGE METHODIK	62
6.1	Verwendete Gütekriterien	62
6.2	Extremwertstatistik	65
6.2.1	Abfluss	65
6.2.2	Niederschlag	66
6.3	Disaggregation täglicher Zeitreihen	67
6.3.1	Niederschlag	68
6.3.2	Temperatur und Verdunstung	69
6.4	Niederschlag-Abfluss-Modellierung und Modellgüte	70
6.4.1	Verwendetes N-A-Modell	70
6.4.2	Tagesmodellierung	71
6.4.3	Stundenmodellierung	73
6.5	Bias-Adjustierung	76
6.6	Latin Hypercube Sampling	77
7	ANWENDBARKEIT TÄGLICHER GEGENÜBER STÜNDLICHER MODELLIERUNG	79
7.1	Bias-Adjustierung des Klimamodellensembles	79
7.2	Absolutwerte von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison	80
7.2.1	Vergleich der Referenzhochwasser in der Tages- und Stundensimulation	80
7.2.2	Ensemble-Hochwasserentwicklung für Tages- und Stundensimulation	82
7.3	Relative Änderung von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison	85
7.4	Signifikanz von HQ-Unterschieden	88
7.5	Zusammenfassung und Schlussfolgerungen	90
8	ANWENDUNG, GÜTE UND ERGEBNISVERGLEICH DES NEUEN SCENARIO-FREE VERFAHRENS	92
8.1	Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen	92
8.1.1	Starkregenfaktoren und Güte adjustierter Starkregenverteilungen	92
8.1.2	Ergebnisse und Güte des Massenbilanzausgleichs	98
8.2	Seasonal Scaling Verfahren	103
8.2.1	Anwendbarkeit des adaptierten Verfahrens	103
8.2.2	Reaktionsflächen des adaptierten Verfahrens	108
8.3	Neu entwickeltes Scenario-Free Verfahren	110
8.3.1	Durchgeführte Prädiktorenperturbation	110
8.3.2	Anwendbarkeit der Multiplen Linearen Regression zur Aufstellung des Ersatzmodells	111
8.3.3	Bestimmungsgleichungen der HQ-Änderungen	117
8.3.4	Genauigkeit des Scenario-Free Verfahrens im Verfahrenvergleich	119
8.3.5	Verfahrensvariabilität des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens	125
9	ZUSAMMENFASSENDE SCHLUSSFOLGERUNGEN UND AUSBLICK	130
	LITERATURVERZEICHNIS	136
	ANHANG	143

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1:	Scenario-Free Konzept zur Testung der Robustheit von Bemessungszuschlägen für Maßnahmen der Klimaanpassung. [Grafik entnommen aus PRUDHOMME et al., 2010].....	9
Abbildung 2.2:	Beispiel einer Reaktionsfläche des Seasonal Scaling Ansatz im Verfahren nach PRUDHOMME et al. für ein Einzugsgebiet in Nordost-Schottland. Dargestellt ist die Änderung des HQ20 (farbig) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse für ein definiertes Temperatur-Szenario. Die Punkte kennzeichnen Änderungsgrößen aus einem Klimaensemble. [Grafik entnommen aus PRUDHOMME et al., 2010; Grafik verändert].....	11
Abbildung 2.3:	Beispiel von Reaktionsflächen im stündlichen (a) und täglichen (b) Verfahrensansatz für ein Einzugsgebiet in Südkorea. Dargestellt ist die Änderung des HQ20 (farbig) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse. Die Punkte kennzeichnen Änderungsgrößen aus einem Klimaensemble der Zeitabschnitte 1980-2009 und 2070-2099 gegenüber den Referenzwerten mit rotem Richtungspfeil der mittleren Änderungen. [Grafik entnommen aus KIM et al., 2018; Grafik angepasst/gekürzt]	13
Abbildung 2.4:	Beispiel standardisierter Reaktionsflächen (SRRS) im Verfahren nach VORMOOR et al. Dargestellt ist die mittlere Änderung des maximalen Jahreshochwassers (links, farbig) bzw. Variationskoeffizienten (rechts, Graustufen) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse. Die enthaltenen Zahlen kennzeichnen verschiedene Klimaensemblemmitglieder vor der Perturbation. [Grafik entnommen aus VORMOOR et al., 2017; Grafik angepasst/verändert]	16
Abbildung 3.1:	Lage und Höhenverhältnisse der untersuchten Einzugsgebiete, Pegel und Niederschlagsstationen © GeoBasis-DE / BKG 2015	19
Abbildung 3.2:	Landnutzungsverteilung in den untersuchten Einzugsgebieten	24
Abbildung 4.1:	Angewendetes Verfahrensschema im Scenario-Led Ansatz zur Bestimmung der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ bei täglicher Simulation (1d).....	29
Abbildung 4.2:	Angewendetes Verfahrensschema im Scenario-Led Ansatz zur Bestimmung der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ bei stündlicher Simulation (1h)	29
Abbildung 4.3:	Angewendetes Verfahrensschema im adaptierten Prudhomme-Verfahren (Seasonal Scaling Ansatz) zur Bestimmung von Reaktionsflächen der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ auf Basis täglicher Zeitreihen.....	33
Abbildung 5.1:	Angewendetes Verfahrensschema zur Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich im Falle der Starkregenerhöhung ($P_{Stark} \geq 1$)	42
Abbildung 5.2:	Angewendetes Verfahrensschema zur Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich im Falle der Starkregenreduktion ($P_{Stark} < 1$)	43
Abbildung 5.3:	Verfahrensschema des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens zur Bestimmung eines Ersatzmodells für Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ auf Basis täglicher Messreihen und Klimamodellketten (Saisonvariante).....	48
Abbildung 5.4:	Schema zur Bestimmung von Einzelvariabilität der Ergebnisse als Folge von Modellvariabilität (i), HQ-Variabilität (j), MLR-Variabilität (k) und LHS-Variabilität (l) des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens	59
Abbildung 5.5:	Schema zur Bestimmung der Gesamt-Variabilität der Ergebnisse als Folge von Modellvariabilität (i) und HQ-Variabilität (j) im neu entwickelten Scenario-Free Verfahren.....	61
Abbildung 6.1:	Schema des Kaskadenmodells (MRC) für die Niederschlagsdisaggregation (nach KIM et al., 2018; geändert).....	68
Abbildung 6.2:	Struktur des HBV-IWW-Modells (nach WALLNER et al. (2013); geändert)	71

Abbildung 6.3:	Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Tagesmodells mit Ausschnitt des gemessenen und simulierten Hydrographen am Pegel Meisdorf	73
Abbildung 6.4:	Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Trautenstein.....	76
Abbildung 6.5:	Beispiele für ein Latin Square mit jeweils 4 Stichproben.....	78
Abbildung 7.1:	Abweichung der langjährigen, mittleren Jahresniederschlagssumme (1971-2000) zwischen Klimamodellreihen und Beobachtungsreihen ohne (links) und mit Bias-Adjustierung (rechts).....	79
Abbildung 7.2:	Abweichung der langjährigen, mittleren Jahrestemperatur (1971-2000) zwischen Klimamodellreihen und Beobachtungsreihen ohne (links) und mit Bias-Adjustierung (rechts).....	80
Abbildung 7.3:	Simulierte, absolute HQ20-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	82
Abbildung 7.4:	Simulierte, absolute HQ20-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	83
Abbildung 7.5:	Simulierte, absolute HQ20-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	84
Abbildung 7.6:	Simulierte, relative Änderung der HQ20-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	85
Abbildung 7.7:	Simulierte, relative Änderung der HQ20-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	86
Abbildung 7.8:	Simulierte, relative Änderung der HQ20-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.	87
Abbildung 7.9:	Nahe Zukunft – p-Werte jährlicher HQ-Werte eines t-Test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten, simuliert mit Modellsatz D und Modellsatz H. Dargestellt sind die p-Werte für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) und relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts) aller Einzugsgebiete und Wiederkehrintervalle.	88
Abbildung 7.10:	Ferne Zukunft – p-Werte jährlicher HQ-Werte eines t-test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten, simuliert mit Modellsatz D und Modellsatz H. Dargestellt sind die p-Werte für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) und relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts) aller Einzugsgebiete und Wiederkehrintervalle.	89
Abbildung 8.1:	Starkregenfaktoren des Klimamodellensembles der untersuchten Einzugsgebiete von Vergangenheit zu Ferne Zukunft. Dargestellt sind Boxplots für das hydrologische Jahr, Sommerhalbjahr und Winterhalbjahr.....	93
Abbildung 8.2:	Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Jahr)	95
Abbildung 8.3:	Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Sommerhalbjahr)	96
Abbildung 8.4:	Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Winterhalbjahr).....	97

Abbildung 8.5: Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich bei Starkregenerhöhung. Dargestellt sind die Adjustierungen an der täglichen Messzeitreihe des Gebiets Rappbode-Trautenstein für das hydrologische Jahr 1981. Oben: Adjustierung in der Jahresvariante bei $P_{\text{Stark}} = 1.20$. Unten: Adjustierung in der Saisonvariante bei $P_{\text{Stark, Wi}} = 1.30$ und $P_{\text{Stark, So}} = 1.10$	99
Abbildung 8.6: Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich bei Starkregenreduktion. Dargestellt sind die Adjustierungen an der täglichen Messzeitreihe des Gebiets Rappbode-Trautenstein für das hydrologische Jahr 1981. Oben: Adjustierung in der Jahresvariante bei $P_{\text{Stark}} = 0.80$. Unten: Adjustierung in der Saisonvariante bei $P_{\text{Stark, Wi}} = 0.90$ und $P_{\text{Stark, So}} = 0.70$	100
Abbildung 8.7: Temperatur-Änderungen des Klimamodellensembles von Vergangenheit zu Ferne Zukunft im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt: Boxplot 20-jähriger, gleitender Mittelwerte sowie auf Medianwerte gefittete einphasige / zweiphasige Harmonische.....	104
Abbildung 8.8: Niederschlag-Änderungen des Klimamodellensembles von Vergangenheit zu Ferne Zukunft im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt: Boxplot 20-jähriger, gleitender Mittelwerte sowie auf Medianwerte gefittete einphasige / zweiphasige Harmonische.....	105
Abbildung 8.9: Scenario-Free Reaktionsflächen der untersuchten Einzugsgebiete im adaptierten Verfahren nach PRUDHOMME. Dargestellt sind die Änderungen des HQ20 (ΔHQ20) zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft in Abhängigkeit von der mittleren jährlichen Niederschlagsänderung X_0 und der saisonalen Niederschlagsvariation A_1 . Die Dreieck-Symbole markieren die Änderungen des untersuchten Klimamodellensembles.	109
Abbildung 8.10: Kombiniertes Scatter- und Korrelationsplot für das Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Verhältnisse für einen Satz aus $n = 1000$ simulierten ΔHQ20 [-] und jeweils 6 saisonalen Prädiktoren (Temperaturänderungen in K, übrige Prädiktoren dimensionslos), teilweise in transformierter Form (Potenz 3). R_S und R_P entsprechen den Korrelationskoeffizienten nach Spearman und Pearson. p entspricht dem p-Wert für die Nullhypothese H_0 , dass keine Korrelation vorliegt, wobei ein Fettdruck die Ablehnung von H_0 bei $\alpha = 0.05$ anzeigt.....	112
Abbildung 8.11: Regressionsergebnisse für das ΔHQ20 [-] im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Parameterschätzung mit Regressionsgüte (A), der Plot von Beobachtung und Vorhersage der Regressanden (B), das Histogramm der Residuen (C) und die studentisierten Residuen in Abhängigkeit vom vorhergesagten ΔHQ20 [-] (D).	115
Abbildung 8.12: Änderungen von HQ10 bis HQ100 [%] des Klimamodellensembles im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Änderungen von Vergangenheit zur Ferne Zukunft für unterschiedliche Verfahren im Vergleich.	119
Abbildung 8.13: Änderungen des HQ100 [%] des Klimamodellensembles für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die Änderungen von Vergangenheit zur Ferne Zukunft für unterschiedliche Verfahren im Vergleich.....	121
Abbildung 8.14: Taylor-Diagramm für den Ensemble-Gütevergleich des ΔHQ100 von Vergangenheit zu Ferne Zukunft. Verglichen werden die untersuchten Einzugsgebiete und praktisch anwendbare Scenario-Free Verfahren.	124
Abbildung 8.15: Variabilität von ΔHQ10 bis ΔHQ100 [%] im Untersuchungsgebiet Selke-Silberhütte. Dargestellt sind die $\Delta\text{HQ}(T)$ -Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen von Ergebnisvariabilität im Vergleich (1 bis 5). Weiterhin dargestellt sind die $\Delta\text{HQ}(T)$ -Streuungen um den Median des Klimaensembles (6) sowie direkt die $\Delta\text{HQ}(T)$ des Klimamodellensembles (7). ..	126
Abbildung 8.16: Variabilität des ΔHQ100 für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die ΔHQ -Streuungen um den Median für verschiedene Formen von Ergebnisvariabilität (1 bis 5), die ΔHQ -Streuungen um den Median (6) sowie die direkten ΔHQ des Klimaensembles (7).	127

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3.1:	Ausgewählte Charakteristika der untersuchten Einzugsgebiete mit jährlichen meteorologischen Daten und Abflussdaten (30-Jahresmittel).....	20
Tabelle 3.2:	Topographische & morphologische Merkmale der untersuchten Einzugsgebiete	21
Tabelle 3.3:	Ausgewertete meteorologische Messstationen für die Gebietsinterpolation mit Zeiträumen der verwendeten stündlichen P- und T-Reihen	23
Tabelle 3.4:	Landnutzungsparameter der untersuchten Einzugsgebiete	25
Tabelle 3.5:	Hochwasserkennwerte der untersuchten Einzugsgebiete, berechnet aus den Scheitelabflüssen der jährlichen Reihen im betrachteten Bezugszeitraum	26
Tabelle 3.6:	Verwendete Global-Regional-Klimamodellketten (RCP 8.5-Szenario)	27
Tabelle 5.1:	Kürzel und Bezeichnung der im neuen Scenario-Free Verfahren verwendeten Prädiktoren in Abhängigkeit von der Variante und zugehörigen Änderungsgröße	38
Tabelle 5.2:	Verfahrensparameter für die Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich und zugehörigen Werten, die in dieser Untersuchung verwendet werden	46
Tabelle 5.3:	Verglichene Verfahren zur Abschätzung der Verfahrensfehler.....	56
Tabelle 6.1:	Kalibrierungszeiträume und –strategien der Tages- und Stundenmodelle	72
Tabelle 6.2:	Übereinstimmung der jährlichen HQ5-, HQ20, und HQ50-Werte zwischen Beobachtung (Obs) und den Medianwerten der Kalibrierung (Cal) / Validierung (Val) der Stundenmodelle. Gütwerte (NSEcor) der Hydrographen.	75
Tabelle 7.1:	Extremwertstatistische Jahreshochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre).....	81
Tabelle 7.2:	Extremwertstatistische Winterhochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre).....	81
Tabelle 7.3:	Extremwertstatistische Sommerhochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre).....	81
Tabelle 8.1:	Gütemaße zwischen den Starkregenverteilungen von Ferne Zukunft und Vergangenheit / adjustierten Vergangenheit der untersuchten Klimamodellketten im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Abgebildet sind die Gütemaße NSE und RRMSE für das hydrologische Jahr sowie Sommer- und Winterhalbjahr.....	98
Tabelle 8.2:	Vergleich der Summen positiver und negativer Niederschlagsadjustierungen für Starkregenerhöhungen und Starkregenreduktionen im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Ergebnisse für verschiedene Saisons und Starkregenfaktoren.	102
Tabelle 8.3:	Parameter der Harmonischen erster / zweiter Ordnung für das Gebiet Rappbode-Trautenstein. Der Fit erfolgt auf die Mediane der monatlichen Änderungsfaktoren zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft des Klimamodellensembles.....	106
Tabelle 8.4:	Im Gebiet Rappbode-Trautenstein in Ansatz gebrachte Temperatur-Szenarien und Niederschlagsperturbationen (links) sowie die Häufigkeitsverteilung des Parameters φ_1 über alle Klimamodelle und Untersuchungsgebiete (rechts).....	107
Tabelle 8.5:	Prädiktoren des Klimamodellensembles und abgeleiteter Perturbationsbereich des saisonalen Scenario-Free Verfahrens für alle untersuchten Einzugsgebiete	110

Tabelle 8.6:	Varianzinflationsfaktoren und Toleranzen für die Prädiktoren des Δ HQ20 im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein.....	113
Tabelle 8.7:	Güteergebnis der schrittweisen Regression des Δ HQ20 [-] im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein für Kombinationen aus 4 bis 6 Prädiktorvariablen	114
Tabelle 8.8:	Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des Δ HQ20 für alle untersuchten Einzugsgebiete	116
Tabelle 8.9:	Gütevergleich der bestimmten HQ100-Änderungen des Klimamodellensembles. Dargestellt sind die Gütekriterien BIAS, RMSE und NSE von unterschiedlichen Verfahren im Vergleich mit dem Szenario-Led Ansatz (Referenz)	122
Tabelle 8.10:	Vergleich der Variabilität des Δ HQ100 für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die Streumaße IQA und STABW der Δ HQ-Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen der Ergebnisvariabilität (1 bis 5) im Vergleich mit den IQA und STABW der Δ HQ des Klimamodellensembles (6)	128

Abkürzungsverzeichnis

AR4, 5, 6	Assessment Report 4, 5, 6 (Sachstandsberichte) des IPCC über den jeweils aktuellen Wissensstand zum Klimawandel
BIAS	Gütekriterium für mittlere Abweichungen aus Messung und Simulation
Bias, bias	Systematischer Modellfehler von Klimamodellen
BKG	Bundesamt für Kartographie und Geodäsie
C20	Kontrollzeitraum der Klimamodelle im 20. Jahrhundert
CLC	CORINE Land Cover
cRMSE	centred Root Mean Square Error (Gütekriterium) [-]
CV	Coefficient of Variation (Variationskoeffizient) [-]
$\Delta HQ(T)$	Änderung eines Hochwasserabflusses mit dem statistischen Wiederkehrintervall T in Jahren [-]
ΔP_{MW}	Mittlerer Änderungsfaktor des Niederschlags [-]
ΔT_{MW}	Mittlere Änderung der Temperatur [K]
Δx_i	Adjustierter Niederschlag im Massenbilanzausgleich [mm]
DWD	Deutscher Wetterdienst
ET_0	Gras-Referenzverdunstung [mm]
ETP	Potenzielle Verdunstung [mm]
FAO	Food and Agriculture Organization (Welternährungsorganisation)
$F_{\Delta x, \max}, F_{\text{Einzel}, \max}, F_{P, \min}$	Parameter des Verfahrens der Starkregenadjustierung (Tabelle 5.2)
F_T	Änderungsfaktor zwischen zwei Starkregenverteilungen für ein definiertes Wiederkehrintervall T in Jahren [-]
GCM	General Circulation Model (globales Klimamodell)
HQ(T)	Hochwasserabfluss mit dem statistischen Wiederkehrintervall T in Jahren [m^3/s]
HBV	Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning; verwendetes N-A-Modell
$\{h_i\}; h_i$	Starkregenserie der Länge i; Element i der Starkregenserie
$h_{i, \text{adjust}}$	Element i der Starkregenserie, adjustiert
h_T	Niederschlagshöhe des Wiederkehrintervalls T in Jahren [mm]
IDW	Inverse Distanzgewichtung
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change (Weltklimarat)
$I_{\text{ter}, \max}$	Parameter des Verfahrens der Starkregenadjustierung (Tabelle 5.2)
KGE	Kling-Gupta Efficiency (Gütekriterium) [-]
LHS	Latin Hypercube Sampling
LHW	Landesbetrieb für Hochwasserschutz und Wasserwirtschaft Sachsen-Anhalt

MLR	Multiple Lineare Regression
MRC	Multiplicative Random Cascade model (Modell zur Disaggregation)
N-A-Modell	Niederschlag-Abfluss-Modell
N-A-Simulation	Niederschlag-Abfluss-Simulation
$n_{\Delta x,i}$	Anzahl adjustierter Niederschläge im Massenbilanzausgleich [-]
NSE	Nash Sutcliffe Model Efficiency Coefficient (Gütekriterium) [-]
NSEcorr	NSE, korrigiert nach GUPTA et al. (2009) [-]
OF	Objective Function (Zielfunktion)
P	Niederschlag [mm] oder Niederschlagsreihe
P_m	Auf einen Zeitraum bezogener mittlerer Niederschlag in [mm]
$P_{\text{Einzel,min}}$	Parameter des Verfahrens der Starkregenadjustierung (Tabelle 5.2)
P_{Stark}	Starkregenfaktor [-]
QM	Quantile Mapping (Verfahren zur Bias-Adjustierung)
RCM	Regional Climate Model (regionales Klimamodell)
RCP	Representative Concentration Pathways (repräsentative Konzentrationspfade; Szenarien des 5. IPCC Sachstandsberichts)
R_G	Globalstrahlung [J/cm^2]
RMSE	Root Mean Square Error (Gütekriterium) [-]
R_P	Korrelationskoeffizient nach Pearson [-]
R_S	Korrelationskoeffizient nach Spearman [-]
SI	Système international d'unités (Internationales Einheitensystem)
$\sum P_{\text{Ereignis}}$	Mindestsumme eines Niederschlagsereignisses für den Massenbilanzausgleich [mm]
So	Sommer
STABW	Standardabweichung [-]
T	Statistisches Wiederkehrintervall in Jahren [a]
T_m	Auf einen Zeitraum bezogene mittlere Temperatur in [$^{\circ}\text{C}$] oder [K]
T_{max}	Auf einen Zeitraum bezogene maximale Temperatur in [$^{\circ}\text{C}$] oder [K]
T_{min}	Auf einen Zeitraum bezogene minimale Temperatur in [$^{\circ}\text{C}$] oder [K]
Tol	Toleranz [-]
U	Relative Luftfeuchte [%]
v_2	Windgeschwindigkeit in 2 m Höhe [m/s]
Verg	Vergangenheit
VIF	Varianzinflationsfaktor [-]
WG	Wettergenerator
Wi	Winter
Zuk	Zukunft

1 Einleitung

1.1 Motivation

Seit dem Beginn der Industrialisierung ab dem ausgehenden 18. Jahrhundert, in der zunehmend fossile Brennstoffe umgesetzt und Wälder gerodet werden, ist ein stetiger Zuwachs von Treibhausgasen in der Atmosphäre und eine zunehmende Verstärkung des natürlichen Treibhauseffekts zu beobachten. Dieser von Menschen verursachte „anthropogene Treibhauseffekt“ trägt maßgeblich zu einer Zunahme der Temperaturen auf der Erde bei. Dies hat direkte und indirekte Veränderungen zahlreicher meteorologischer und hydrologischer Prozesse in der Atmosphäre zur Folge, was als anthropogener Klimawandel (kurz Klimawandel) bezeichnet wird (LE TREUT et al., 2007; IPCC, 2021a).

Von zentralem Interesse sind die Auswirkungen des Klimawandels auf regionale bzw. lokale Extremereignisse, wie dem Auftreten von Hochwasser. Die dafür maßgebenden hydrologischen Prozesse werden meist auf der Einzugsgebietsskala betrachtet. Aufgrund der Komplexität des Wettergeschehens und der hochwasserbildenden Prozesse, sind zeitlich konkrete, langfristige Hochwasserprognosen für Einzugsgebiete nach aktuellem Stand nicht möglich. Die Hochwasservorsorge basiert daher auf statistischen Aussagen über die Häufigkeit und Größe von Hochwasserereignissen, die sich aus definierten Klimaverhältnissen ergeben. Im Zuge des Klimawandels bewirken Änderungen der klimatischen Verhältnisse auch Änderungen der regionalen Hochwasserstatistik. Um diese Änderungen zu quantifizieren, ist die mit Abstand am häufigsten angewandte Vorgehensweise, dass mit Klimamodellen und entsprechenden Berechnungsverfahren zunächst globale Klimaänderungen bestimmt und ihre Wirkungen auf die regionalen klimatischen Verhältnisse im Einzugsgebiet quantifiziert werden. Anschließend können mit den entstehenden klimatischen Zeitreihen Hochwassermodelle angetrieben werden, die Abflusszeitreihen produzieren, aus denen eine veränderte Hochwasserstatistik berechnet werden kann. Dieser Ansatz basiert auf definierten Annahmen über die zukünftige klimatische Entwicklung und ist zahlreichen Prozessunsicherheiten unterworfen. Da er auf eine Auswahl untersuchter und nach aktuellem Stand der Forschung als plausibel anzunehmender Klimaszenarien beschränkt ist, kann er als Szenario-Led Ansatz bezeichnet werden.

Im vergangenen Jahrzehnt hat sich daneben ein bisher weniger verbreiteter Ansatz herausgebildet, der – neben anderen Anwendungen – auch zur Quantifizierung von Änderungen regionaler, hochwasserstatistischer Kenngrößen verwendet wird. Ein zentraler

Unterschied dieses Ansatzes gegenüber dem Scenario-Led Ansatz ist die Trennung von projizierten Klimaveränderungen und die Wirkung entsprechender Änderungen auf hydrologische Größen. Hierfür wird hinsichtlich einer zu untersuchenden Zielgröße das Änderungsverhalten eines Einzugsgebiets gegenüber einer größeren Bandbreite von untersuchten, variablen Veränderungen klimatischer Faktoren bestimmt, die als Prädiktoren bezeichnet werden. Dies erfolgt ebenfalls meist unter Anwendung von Hochwassermodellen. Letztlich ergibt sich daraus ein einfach anwendbarer, grafischer Zusammenhang zwischen den Prädiktoren und der Änderung einer statistischen Hochwasserkenngroße. Da der Ansatz damit unabhängig von Klimaszenarien der Zukunft ist, kann er auch als Scenario-Free Ansatz bezeichnet werden. Wird eine Auswahl konkreter, klimatischer Änderungen einbezogen, kann eine Quantifizierung der sich zukünftig einstellenden Hochwasseränderungen erfolgen. Dieser Ansatz wirkt sehr flexibel hinsichtlich der sich stetig im Wandel befindlichen Erkenntnisse aus der Klimaforschung und der damit verbundenen Neuaufstellung von Klimaszenarien, sodass er ein hohes Anwendungspotenzial in sich birgt. Er ist jedoch mit großen Rechenaufwand verbunden, maßgeblich von der Wahl der Prädiktoren abhängig und letztlich auch durch die Darstellbarkeit in seiner Anwendung beschränkt. Es wurden mehrere Verfahren entwickelt, die dem Scenario-Free Ansatz zugeordnet werden können, jeweils eigenen Annahmen und Verfahrensweisen unterliegen und verschiedene Aspekte klimatischer Veränderungen berücksichtigen. Zentrale Aspekte, wie die Betrachtung substanzieller Voraussetzungen für deren Anwendbarkeit, die Wirkung saisonaler Differenzierung von als maßgebend vermuteten Prädiktoren sowie die Quantifizierung von Fehler und Variabilität dieser Verfahren spielten dabei nur eine untergeordnete Rolle.

In dieser Arbeit soll ein neues Scenario-Free Verfahren entwickelt werden, das die genannten Aspekte aufgreift und Fortschritte auf diesem Forschungsfeld erzielt. Dessen Zielgröße ist die Änderung der Scheitelwerte von Extremhochwasser definierter Jährlichkeit T ($HQ(T)$), eine häufig erforderliche Bemessungsgröße in der regionalen Hochwasservorsorge. Für das neue Verfahren soll gegenüber bisherigen Verfahren eine größere Zahl an Prädiktoren Anwendung finden, wobei sich ändernde Starkregenverteilungen berücksichtigt werden. Ziel ist es, offene Fragen auf dem Feld der Scenario-Free Forschung zu beantworten und die praktische Anwendbarkeit gegenüber bisherigen Verfahren durch die Aufstellung eines rechnerischen, statt grafischen, Zusammenhangs zu erhöhen. Dabei soll eine Erhöhung der Genauigkeit gegenüber bisherigen Verfahren erfolgen. Die Ergebnisse werden anhand von Untersuchungsgebieten im Harz und unter Nutzung von zum Zeitpunkt der Ausarbeitung aktuellen Erkenntnissen zum Klimawandel validiert.

1.2 Struktur der Arbeit

Diese Arbeit behandelt ein neu entwickeltes Scenario-Free Verfahren zur Bestimmung von klimatisch bedingten HQ-Änderungen. Zunächst wird in Kapitel 2 der Stand der Wissenschaft zur Klimamodellierung und zu den Ansätzen Scenario-Led und Scenario-Free zusammengefasst sowie die Forschungsfragen der Arbeit benannt. In Kapitel 3 werden die für die Bearbeitung untersuchten Einzugsgebiete, die verwendeten Mess- und Beobachtungsdaten sowie das untersuchte Klimamodellensemble aufgeführt und charakterisiert. In den Kapiteln 4 bis 6 wird die methodische Vorgehensweise erläutert, beginnend mit den für die Untersuchung verwendeten, bereits bestehenden Scenario-Led und Scenario-Free Verfahren. Anschließend wird die Methodik des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens und die Prüfung der dafür notwendigen Voraussetzungen erläutert. Kapitel 6 fasst sonstige bekannte Methoden zusammen, die nicht den beiden vorherigen Ansätzen zugeordnet werden können. In Kapitel 7 wird die Anwendbarkeit täglicher gegenüber stündlicher Modellierung als wichtige Voraussetzung für die Anwendung der meisten Scenario-Free Verfahren geprüft und beurteilt. Kapitel 8 umfasst die Ergebnisse der Untersuchung, durch die letztlich die Funktions- und Leistungsfähigkeit des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens beurteilt wird. In Kapitel 9 werden Schlussfolgerungen aus den Ergebnissen der Arbeit gezogen und ein Ausblick auf weitere Forschungsansätze gegeben. Als Dezimaltrennzeichen wird der Punkt verwendet, alle Angaben erfolgen, wenn nicht abweichend darauf hingewiesen wird, im Internationalen Einheitensystem (SI).

2 Stand der Wissenschaft

2.1 Klimawandel und Klimamodelle

Der „Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)“, im deutschen Sprachraum häufig als Weltklimarat bezeichnet, wurde 1988 von den vereinten Nationen als zwischenstaatliche Institution gegründet, deren Aufgabe es ist den aktuellen wissenschaftlichen Stand der Klimaforschung und des Klimawandels für politische Entscheidungsträger zusammenzutragen und aufzubereiten (IPCC, 2022). Ihm gehören derzeit 195 Mitgliedsländer an, aus denen zahlreiche Experten in Arbeitsgruppen Sachstandsberichte zu den aktuellen wissenschaftlichen Erkenntnissen erstellen. Die neuesten Erkenntnisse zum gegenwärtigen Klimawandel wurden vom IPCC im 6. Sachstandsbericht veröffentlicht (AR6; IPCC, 2021a), wobei die Kernaussagen zukünftiger Klimaveränderungen separat zusammengefasst wurden (IPCC, 2021b). Demnach gilt es als eindeutig, dass der menschliche Einfluss für den gegenwärtigen Klimawandel verantwortlich ist, der in seiner bereits beobachteten Ausprägung einzigartig für die vergangenen Jahrhunderte bis Jahrtausende ist. Die mittlere, globale Oberflächentemperatur stieg vom Zeitraum 1850-1900 bis zum Zeitraum 2011-2020 um 1.09 K, wobei der menschengemachte Anteil an dieser Erwärmung auf 1.07 K geschätzt wird. Jedes der letzten vier Jahrzehnte war wärmer als alle vorherigen seit 1850. Mit > 90 % Wahrscheinlichkeit waren die emittierten Treibhausgase ursächlich für die globale Zunahme der Temperaturen seit 1979 (IPCC, 2021b). Die damit verbundene Zunahme von Wetter- und Klimaextremen, wie Hitzewellen, Starkniederschläge und Dürren, ist bereits heute messbar. Im Laufe der letzten Jahrzehnte hat sich der wissenschaftliche Kenntnisstand über Klimaprozesse zunehmend verbessert und die gesellschaftliche Wahrnehmung auf das sich wandelnde Klima verändert. Da der Verlauf zukünftiger Klimaveränderungen jedoch hauptsächlich vom weiteren menschlichen Verhalten hinsichtlich klimarelevanter Prozesse, insbesondere Treibhausgasemissionen, abhängt, werden Klimaszenarien zur Abschätzung der zukünftigen klimatischen Entwicklung aufgestellt. Mit den Klimaszenarien werden Klimamodelle angetrieben, deren Ergebnisse Aufschluss über die mögliche zukünftige Entwicklung des globalen Klimas geben. Da jedes Szenario nur eine mögliche, zukünftige Entwicklung untersucht, werden die Ergebnisse nicht als Prognosen, sondern als Projektionen bezeichnet. Dabei gilt ein Anstieg der globalen Temperaturen im 21. Jahrhundert von deutlich mehr als 1.5 K als gesichert, insofern keine starken Gegenmaßnahmen zur Senkung von Treibhausgasemissionen unternommen werden. Der Temperaturanstieg wird weitere Veränderungen, wie die Zunahme der Häufigkeit und

Intensität von Hitzeextremen, Hitzewellen, Dürren, Starkniederschlägen und Wirbelstürmen, sowie die Abnahme von arktischem Meereis, Schneedecken und Permafrostböden nach sich ziehen. Diese Veränderungen werden räumlich stark differenziert auftreten, jedoch wird sich jede Region der Erde anderen klimatischen Einflüssen ausgesetzt sehen als in der unmittelbaren Vergangenheit. Nach aktuellem Kenntnisstand wird es zu einer Verstärkung des globalen Wasserkreislaufs sowie zu einem Anstieg des Meeresspiegels kommen. Insbesondere Veränderungen, die die Ozeane, Eisschilde und den Meeresspiegel betreffen, werden für die nächsten Jahrhunderte bis Jahrtausende unumkehrbar sein (IPCC, 2021b).

Nach LINKE (2020) erfolgt die Projektion zukünftiger Klimaentwicklungen unter Nutzung von Klimamodellen. Ausgangspunkt sind globale Klimamodelle (GCM, vom engl. General Circulation Models). GCM sind Computermodelle, die auf den physikalischen Grundgleichungen des Massenerhalts, Energieerhalts und Impulserhalts basieren und je nach Komplexität und Detailliertheit zahlreiche klimarelevante Prozesse in und zwischen Atmosphäre, Biosphäre, Erdoberfläche, Boden und den Eisschilden abbilden. GCM können als Modelle nur Vereinfachungen der realen Prozesse wiedergeben und weisen aufgrund des großen Rechenaufwands häufig nur grobe horizontale Maschenweiten von ca. 100-200 km und 20-30 vertikale Atmosphärenschichten auf, mit denen sie die gesamte Erde abbilden. Angetrieben werden die Modelle hauptsächlich durch Sonneneinstrahlung und Treibhausgaskonzentrationen in der Atmosphäre. Im Kontrolllauf werden chemische Zusammensetzung der Atmosphäre und Oberflächenbeschaffenheit des Planeten entsprechend den Verhältnissen vor der Industrialisierung angesetzt. Die Vergangenheitsläufe berücksichtigen die ab 1850 beobachtete Erhöhung der Treibhausgaskonzentration in der Atmosphäre seit jener Zeit. Anhand dieser Zeiträume kann die Modellgüte abgeschätzt und entsprechend angepasst werden. Für Zukunftsläufe sind Annahmen über die zukünftige Entwicklung der Treibhausgaskonzentrationen bzw. des Strahlungsantriebs erforderlich, die sog. Klimaszenarien. Art und Ausmaß der zukünftigen Klimaentwicklung sind dabei von einer Vielzahl sozioökonomischer Faktoren abhängig. Es gab im Laufe der Klimaforschung verschiedene Konzepte zur Aufstellung solcher Szenarien. In dieser Arbeit werden nur RCP-Szenarien untersucht (RCP, vom engl. Representative Concentration Pathways), da diese zum Zeitpunkt der durchgeführten Berechnungen den aktuellsten Stand der Klimaforschung darstellten (AR5; IPCC, 2013). Sie gehen von definierten anthropogenen Erhöhungen des Strahlungsantriebs (klimawandelbedingte Änderung der Strahlungsbilanz der Erde) gegenüber der vorindustriellen Zeit bis zum Ende des 21. Jahrhunderts aus (Beispiel: RCP8.5 entspricht einer anthropogenen Erhöhung des Strahlungsantriebs von 8.5 W/m^2). Die dafür notwendigen

Emissionen und damit verbundenen sozioökonomischen Szenarien werden im Nachgang bestimmt. Bei der Wirkmodellierung von projizierten Klimaveränderungen, u.a. auf hydrologische Prozesse, kann zwischen den Ansätzen Scenario-Led und Scenario-Free unterschieden werden.

2.2 Scenario-Led Ansatz (Top-Down)

Der Scenario-Led Ansatz stellt das weit verbreitete, klassische Verfahren dar, um konkrete Wirkungen projizierter Klimaveränderungen auf anwendungsbezogene Größen, wie beispielsweise die Höhe von Extremhochwasser mit definiertem Wiederkehrintervall, zu bestimmen. Die Klimaveränderungen entsprechen in diesem Ansatz definierten Szenarien einer globalen Entwicklung. Da dieser ausgehend von Datenreihen mehrerer übergeordneter Klimamodelle (Klimaensemble) direkt Auswirkungen für lokale oder regionale hydrologische Größen ableitet, wird sein Prinzip häufig in der Literatur als „Top-Down“ bezeichnet (u.a. WILBY & DESSAI, 2010; VORMOOR et al., 2017). Nachfolgend wird kurz auf die generelle Vorgehensweise im Scenario-Led Ansatz eingegangen, um ihn vom Scenario-Free Ansatz, der zentrales Thema dieser Arbeit ist, abzugrenzen.

Nach NAZEMI & WHEATER (2014) besteht der Scenario-Led Ansatz aus vier Schritten. Zunächst werden Klimaszenarien gewählt und mit ihnen ein GCM-Ensemble angetrieben. Da für konkrete Wirkanalysen der zukünftigen Klimaentwicklung häufig räumlich höher aufgelöste Informationen erforderlich sind, werden im zweiten Schritt die berechneten, räumlich wenig detaillierten GCM-Ergebnisse unter Nutzung von sog. Downscaling-Techniken höher aufgelöst. Als drittes werden die relevanten hydrologischen Prozesse für Untersuchungsgebiete mittels entsprechender Modelle auf Basis der höher aufgelösten Reihen simuliert. Hierbei kann es sich z.B. um die Abflussmodellierung in einem hydrologischen Modell handeln. Im letzten Schritt erfolgt die Bestimmung der Systemreaktion auf die simulierten Größen, beispielsweise durch ein entsprechendes Wirkmodell (engl. „impact model“), jedoch ist auch eine einfache statistische Auswertung, wie die Veränderung von Extremhochwasser üblich. Nach LINKE (2020) ist eine häufige Downscaling-Methodik die Nachschaltung eines RCM (vom engl. Regional Climate Model), das ebenfalls auf physikalischen Zusammenhängen basiert, jedoch mit einer horizontalen räumlichen Auflösung von ca. 10-20 km die Prozesse in einer konkreten Region der Erde detaillierter abbildet. Hierbei dienen die Simulationsergebnisse des räumlich grob aufgelösten GCM, das die wichtigsten klimatischen Prozesse der Erde abbildet, in Form von Randbedingungen als Antrieb des räumlich höheraufgelösten RCM, das räumlich detaillierte Datenreihen liefert.

Die Nacheinanderschaltung von GCM und RCM wird hierbei häufig als Modellkette oder GCM-RCM-Kette bezeichnet. Es existieren eine Vielzahl von GCM und RCM, die teilweise mit unterschiedlichen Annahmen für die jeweils abgebildeten Prozesse versehen sind und teilweise abweichende, jedoch plausible Ergebnisse für die gleichen Klimaszenarien liefern. Hieraus ergeben sich verschiedenste GCM-RCM-Kombinationen, die insgesamt eine Bandbreite möglicher zukünftiger Entwicklungen abbilden. Für Europa steht mit EURO-CORDEX (EURO-CORDEX, o. D.) ein Ensemble mehrerer GCM-RCM-Ketten zur Verfügung, das unter anderem für Wirkanalysen genutzt wird und die Modellvariabilitäten der projizierten Klimaentwicklung in dieser Region der Erde berücksichtigt. Aufbauend auf den Modellketten kommen häufig Wirkmodelle (engl. impact models) zum Einsatz, die beispielsweise aus der Projektion der zukünftigen klimatischen Entwicklung mit GCM-RCM-Ketten Rückschlüsse auf statistische Veränderungen einer Zielgröße zulassen. Die Wirkmodelle können in den meisten Fällen nicht mit Klimasignalen (signifikanten Klimaänderungen) betrieben werden, sondern erfordern Absolutwerte. Als Ausgangsdaten müssen daher die Zeitreihen der Klimaprojektion verwendet werden. Nach LINKE (2020) ist in den aktuell verfügbaren Klimamodellergebnissen jedoch häufig ein systematischer Fehler festzustellen (engl. Bias), d.h. es liegen Abweichungen zwischen den Vergangenheitsläufen der Klimamodelle (den sog. C20-Läufen) und den Beobachtungsdaten des rezenten Klimas vor. Das Auftreten eines Bias ist auch für die Zukunftsläufe anzunehmen. Die direkte Verwendung projizierter Datenzeitreihen in Wirkmodellen ist folglich ohne vorhergehende Bias-Minimierung (häufig auch Bias-Adjustierung) nicht empfehlenswert, da dies verfälschte Zielgrößen zur Folge haben kann. Es gibt verschiedene Verfahren der Bias-Minimierung, die alle auf dem Vergleich zwischen den C20-Läufen der Klimamodelle und den Beobachtungsdaten der Referenzperiode basieren. Diese erstrecken sich von einfachen linearen Beziehungen bis zur Anpassung von Häufigkeitsverteilungen. Eine Bias-Minimierung ist jedoch auch häufig mit Nachteilen verbunden (u.a. EHRET et al., 2012; CANNON et al., 2015; LINKE, 2020). Werden verschiedene meteorologische Größen Bias-minimiert, so können meteorologische Inkonsistenzen zwischen den Größen auftreten. Bei komplexeren Verfahren, die die Häufigkeitsverteilung anpassen, können sich zudem auch die Klimasignale ändern. Zudem ist es fraglich, ob der Bias stationär ist, d.h. ebenso für die Zukunftsreihen gilt, was jedoch als Annahme jeder Bias-Minimierung von Klimamodellreihen zugrunde liegt.

Nach NAZEMI & WHEATER (2014) liegt der große Vorteil des Scenario-Led Ansatzes darin, dass mit ihm die Fortschritte in der Klima- und hydrologischen Modellierung am besten für zu untersuchende Fragestellungen abgebildet werden können. Da in diesem Ansatz keine,

oder nur wenige, vereinfachende Annahmen hinsichtlich der Ergebnisreihen von Klimamodellen notwendig sind und sich die Analyse nicht auf eine Auswahl hydrologischer Prozesse beschränken muss, ist der Szenario-Led Ansatz besonders dafür geeignet eine Gesamtvorhersage für ein konkretes Risiko nach aktuellem Wissensstand zu treffen. Der Szenario-Led Ansatz ist jedoch von der Zuverlässigkeit der GCM, der damit verbundenen, ungewissen Annahme zukünftiger Treibhausgasemissionen und dem aktuellen Wissensstand zu Klimaprozessen abhängig. Hinzu kommen Unsicherheiten mit dem bereits beschriebenen Bias von Klimamodelldaten sowie Downscaling-Techniken, die häufig auf Annahmen beruhen, die nicht vollständig gerechtfertigt werden können. In diesem Rahmen bildet der Szenario-Led Ansatz ein konkretes Systemverhalten in Abhängigkeit vom aktuell untersuchten Klimaensemble ab, ist jedoch kaum in der Lage das Spektrum der Systemanfälligkeit aufzuzeigen, mögliche kritische Schwellwerte des Systems zu identifizieren oder flexibel die Erkenntnisse einer neuen Klimamodellgeneration zu berücksichtigen.

2.3 Szenario-Free Ansatz (Bottom-Up)

Im Gegensatz zum Szenario-Led Ansatz wird seit dem vergangenen Jahrzehnt auch ein anderer Ansatz untersucht, der nicht auf der Vorgabe von Klimaänderungen in Form von komplexen Klimaszenarien basiert und daher als Szenario-Free Ansatz bezeichnet werden kann. Einige der ersten Autoren auf diesem Gebiet waren PRUDHOMME et al. (2010), die diesen Ansatz anhand eines konkret entwickelten Verfahrens für britische Gebiete erläuterten (vgl. Abbildung 2.1). Im Wesentlichen wird ausgehend von dem gegenwärtigen Klima in einem Untersuchungsgebiet, beispielsweise einem Einzugsgebiet, dessen Reaktion auf die Änderung einer begrenzten Zahl sich verändernder (Klima-)Größen untersucht. Diese variablen Größen werden nachfolgend als Prädiktoren bezeichnet. Das Gebiet reagiert aufgrund von Veränderungen in den Prädiktoren mit konkreten Änderungen einer untersuchten hydrologischen Größe, der Zielgröße des Verfahrens. Hierbei kann es sich beispielsweise um den Scheitelwert eines Hochwassers mit definiertem Wiederkehrintervall handeln. Die Gebietsreaktion kann durch ein Wirkmodell, bspw. ein Niederschlag-Abfluss-Modell, ermittelt werden. Erst durch Vergleich des Änderungsverhaltens des Gebiets mit den projizierten Ausprägungen der Prädiktoren aus Klimamodellen, wird eine wahrscheinliche Bandbreite für zukünftige, klimawandelinduzierte Änderungen der Zielgröße im Gebiet deutlich, worauf eine mögliche, wahrscheinlichkeitsbasierte Risikoabschätzung folgen kann (Prinzip: „Bottom-Up“). Letztere erlaubt es bspw. Entscheidungsträgern Bemessungszuschläge für Klimaanpassungen festzulegen. Das Vorgehen ist nicht mit der begrifflich

ähnlichen Nutzung eher physikalisch-basierter Modellansätze zu verwechseln (u.a. SIVAPALAN et al., 2003). Weiterhin existieren in der Literatur verschiedene als „Bottom-Up“ bezeichnete Studien, die unabhängig von klimatischen Prädiktoren arbeiten, abweichende Zielgrößen haben und üblicherweise die Vulnerabilität von Einzugsgebieten bei vorhandenen Nutzungs- bzw. geplanten Anpassungsstrategien aufzeigen (u.a. NAZEMI et al., 2013; DIFRANCESCO et al., 2020). Auf diese wird jedoch im Folgenden nicht weiter eingegangen.

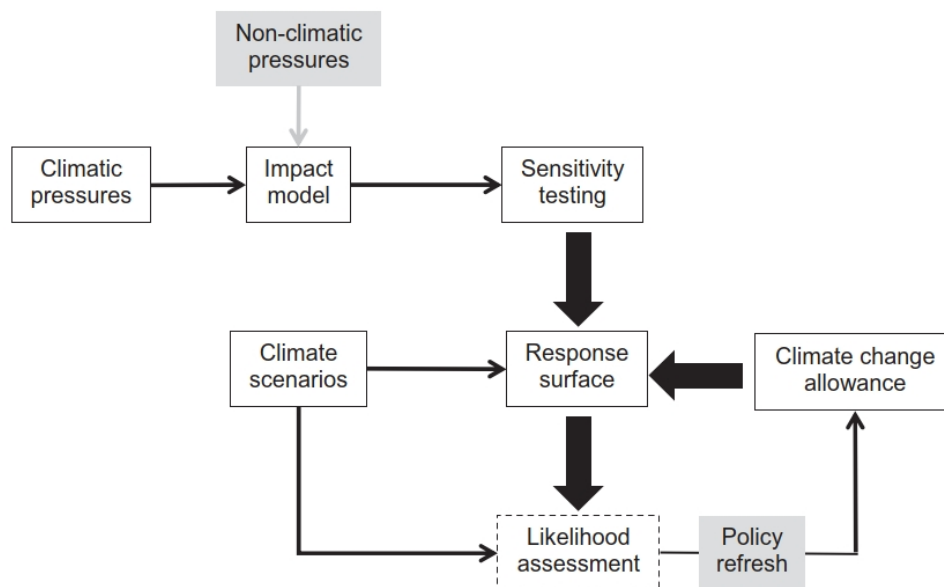


Abbildung 2.1: Scenario-Free Konzept zur Testung der Robustheit von Bemessungszuschlägen für Maßnahmen der Klimaanpassung. [Grafik entnommen aus PRUDHOMME et al., 2010].

BROWN & WILBY (2012) erläutern Vorteile der Scenario-Free Methodik (Bottom-Up) für die Risikoanalyse in Einzugsgebieten. Basis ist hierbei die Vulnerabilitätsanalyse, mit der das grundsätzliche Verhalten des Gebiets hinsichtlich klimatischer Änderungen erfasst werden kann. Gegenüber dem Scenario-Led Ansatz (Top-Down) erfolgt so eine Entkopplung des Gebietsverhalten von projizierten Zukunftsszenarien. Hierdurch zeigt sich grundsätzlich wie anfällig das Gebiet auf Änderungen reagiert, während einzelne Szenarien nur einen kleinen Ausschnitt des Änderungsverhaltens abbilden. Neue Erkenntnisse in der Klimaforschung können zudem direkt einem Gebietsverhalten zugeordnet werden, ohne erneut eine Wirkstudie durchführen zu müssen. NAZEMI & WHEATER (2014) weisen darauf hin, dass mit Scenario-Free Verfahren besser kritische Systemschwellwerte identifiziert oder bestehende Bemessungszuschläge reflektiert werden können. Jedoch müssen dazu die zu untersuchenden und als kritisch einzuschätzenden Variablen zunächst identifiziert werden.

KELLER et al. (2019) vergleichen verschiedene in der Literatur vorhandene Scenario-Free Verfahren und klassifizieren diese hinsichtlich ihres Ansatzes, eine Niederschlagsvariabilität über die einfache Änderung des jährlichen Mittelwertes hinaus zu implementieren. Sie identifizieren drei grundlegende Gruppen von Verfahren:

- (1) Skalierung der innerjährlichen Niederschlagssaisonalität und –extreme von Messzeitreihen (bezeichnet als „seasonal scaling“)
- (2) Skalierung der Niederschlagsextreme von Wettergeneratorzeitreihen (WG) (bezeichnet als „WG-CV scaling“)
- (3) Skalierung von RCM-Zeitreihen (bezeichnet als „RCM scaling“)

Nachfolgend werden die Gruppen anhand ausgewählter Veröffentlichungen zu Scenario-Free Verfahren erläutert. Zur Beschränkung wird nur auf Verfahren eingegangen, deren Zielgröße, wie in dieser Arbeit, die Änderung von Hochwasserscheiteln bzw. Hochwasserextremwerten ist.

Seasonal Scaling

Eine Gruppe von Scenario-Free Verfahren basieren auf dem Ansatz des Seasonal Scaling, bei dem verfahrensspezifisch durchgängige Beobachtungszeitreihen oder Verteilungen mittels über das Jahr konstanter oder variabler Änderungsgrößen (Faktoren oder Summanden) skaliert werden. Der in dieser Gruppe am häufigsten zitierte Vertreter ist das Verfahren von PRUDHOMME et al. (2010), der monatlich variable Änderungsgrößen in Ansatz bringt und nachfolgend exemplarisch für die Verfahrensgruppe erläutert wird. PRUDHOMME et al. untersuchen in zwei Gebieten in Großbritannien die Änderung des HQ20 aufgrund der saisonalen Veränderungen von Niederschlag und Temperatur. Die für die Skalierung notwendigen Niederschlag-Änderungsfaktoren für jeden Monat des Jahres werden vereinfacht mittels harmonischer Zeitreihenanalyse durch zwei Größen beschrieben, die die beiden variablen Verfahrensprädictoren darstellen. Temperaturänderungen werden über verschiedene, konstante Szenarien separat oder gemittelt berücksichtigt. Die Gebietsreaktionen auf die mittels Niederschlagsprädictoren und Temperaturszenarien perturbierten Zeitreihen werden mit einem N-A-Modell bestimmt (Näheres zum Verfahren ist der Methodik in Kapitel 4.2 zu entnehmen). Es ergibt sich eine gemittelte oder je Temperaturszenario separat gültige Scenario-Free Reaktionsfläche, die grafisch das saisonale Änderungsverhalten des untersuchten Gebiets aufzeigt und in denen die Ausprägungen der Niederschlagsprädictoren aus Klimamodellreihen eingetragen werden (vgl. Abbildung 2.2). Die sich daraus ergebenden HQ20-Werte werden in einer Risikoabschätzung hinsichtlich der

Überschreitung eines vordefinierten Klimaanpassungsziels (Schwellenwert) untersucht.

Das Verfahren basiert auf Tageswerten und auf 17 GCM-Ergebnisreihen des 4. Sachstandsberichts des IPCC (AR4) für Großbritannien. Inwiefern der Ansatz von Tageswerten gegenüber einer zeitlich höheren Auflösung zur Ermittlung der Scheitelwerte geeignet ist, wird nicht untersucht. Weiterhin bleibt offen, inwiefern die untersuchten Prädiktoren in der Lage sind, zukünftige Änderungen des HQ20 abzubilden (Verfahrensgüte), und wie groß die Variabilität der Verfahrensergebnisse ist. In den darauf aufbauenden Studien von PRUDHOMME et al. (2013a) bzw. PRUDHOMME et al. (2013b) wird die Untersuchung auf 154 Einzugsgebiete in Großbritannien ausgeweitet und zusätzlich zur Reaktionsfläche eine Elastizitätsfläche bestimmt. Letztere ist der Quotient aus der HQ20-Änderung zur mittleren Niederschlagsänderung im Januar. Durch diese Niederschlagsnormierung wird verdeutlicht, inwieweit sich der Abfluss über- oder unterproportional zum Niederschlag verändert. Die Autoren identifizieren insgesamt neun Sensivitätstypen, denen letztlich alle Gebiete aufgrund gegenseitiger Ähnlichkeiten zugeordnet werden können und für die eine separate Reaktionsfläche gilt. Die Zuordnung wird als robust beschrieben, da die Variabilität der Reaktionsflächen innerhalb eines Typs geringer ist als zwischen den verschiedenen Typen.

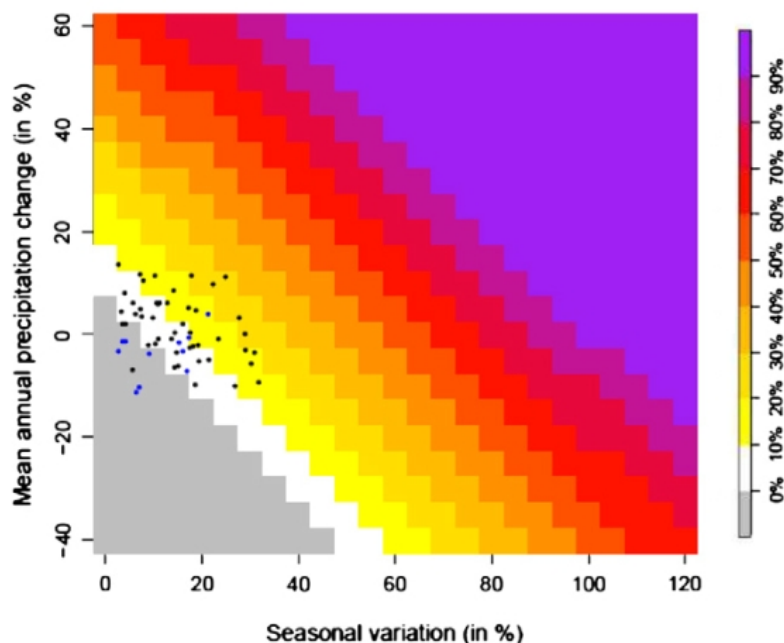


Abbildung 2.2: Beispiel einer Reaktionsfläche des Seasonal Scaling Ansatz im Verfahren nach PRUDHOMME et al. für ein Einzugsgebiet in Nordost-Schottland. Dargestellt ist die Änderung des HQ20 (farbig) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse für ein definiertes Temperatur-Szenario. Die Punkte kennzeichnen Änderungsgrößen aus einem Klimaensemble. [Grafik entnommen aus PRUDHOMME et al., 2010; Grafik verändert]

Ein geografisches Muster ist bei der Zuordnung nicht erkennbar. Weiterhin haben Temperatur- sowie Verdunstungsänderungen auf keines der Gebiete einen nennenswerten Einfluss, was die Autoren unter anderem auf den geringen Einfluss von Schneeschmelze auf das Hochwassergeschehen zurückführen. Letztendlich entwickelten die Autoren unter Zuhilfenahme eines Partitionierungsalgorithmus‘ einen Entscheidungsbaum, mit dem sie anhand von fünf Gebietscharakteristika die Gebiete fünf Sensitivitätsfamilien zuordnen. Die zuvor ermittelten neun Sensivitätstypen mussten für die Anwendung des Algorithmus‘ auf fünf Sensivitätsfamilien reduziert werden, u.a. da in einigen Gebietstypen zu geringe Stichproben vorlagen. Als Gebietscharakteristika werden der mittlere jährliche Niederschlag, die Gebietsgröße, die Nördlichkeit des Gebietsauslasses, der Anteil des Gesteins mit hoher Durchlässigkeit und die mittleren Wasserverluste im Gebiet verwendet. Mittels Entscheidungsbaum werden in 85 % der untersuchten Fälle die Gebiete ihren zuvor aufwändig ermittelten Sensivitätsfamilien zugeordnet. Die aufwändige Ermittlung der spezifischen Reaktionsfläche für jedes Gebiet soll durch Anwendung des Entscheidungsbaums und Nutzung der zugeordneten Reaktionsfläche der Sensivitätsfamilie entfallen.

Skalierung mittels Wettergenerator (WG-CV scaling)

Gegenüber dem Saisonal Scaling Ansatz sind in der Literatur auch eine Gruppe von Verfahren zu finden, die mit Zeitreihen arbeiten, die mittels Wettergeneratoren (WG) synthetisch erzeugt und perturbiert werden. STEINSCHNEIDER & BROWN (2013) entwickelten einen stochastischen Wettergenerator, den sie hinsichtlich Niederschlag für die Anwendung in Scenario-Free Analysen optimierten. Dieser bewahrt bei der Erzeugung synthetischer Reihen, die die Vergangenheit (Base-Line) repräsentieren, zahlreiche statistische Niederschlagsgrößen, wie beispielsweise die Anzahl an Nass- und Trockentage, und erhält die Kovarianz zwischen verschiedenen Klimavariablen. Mittels „quantile mapping“ (QM) können dabei untersuchte, langfristige Klimasignale in Form von mittleren Änderungen und Änderungen im Variationskoeffizient der Niederschläge (CV) in die Ausgabezeitreihen implementiert werden, ohne dabei andere statistische Klimavariablen zu stark zu verändern (daraus abgeleitet die Bezeichnung WG-CV scaling). Der Generator neigt jedoch in den synthetischen Reihen zur Unterschätzung von Niederschlagsextremen. Getestet wurde er auf Tageswertbasis für ein großes Einzugsgebiet in den USA. Ein Vergleich mit einem großen Klimaensemble zeigt, dass der Generator in der Lage ist, einen deutlich größeren Bereich von Klimaveränderungen abzubilden, als das untersuchte Klimaensemble repräsentiert.

KIM et al. (2018) verwenden den Wettergenerator nach STEINSCHNEIDER & BROWN für die Scenario-Free Analyse eines großen, mesoskaligen Einzugsgebiets in Südkorea. Untersucht werden die Änderungen der HQ-Werte des Gebiets als Folge von perturbierten Sommermonsunreihen. Mit dem Wettergenerator werden synthetische Niederschlags- und Temperaturreihen auf Tageswertbasis erzeugt, wobei jeweils Perturbationen des Niederschlagsmittels, des Variationskoeffizienten des Niederschlags und des Mittelwerts der Temperatur zugrunde gelegt werden. Der Untersuchungsrahmen der Perturbationsbereiche stammt aus einem GCM-Modellensemble von RCP8.5-Szenarien. Anschließend erfolgt für jede Reihe die Disaggregation der Tageswerte zu Stundenwerte unter Anwendung eines Multiplicative Random Cascade model (MRC) nach MÜLLER & HABERLANDT (2015). Zur Abflussbestimmung aus den Zeitreihen wird eine simple Speichergleichung verwendet, woraus letztlich die HQ(T)-Werte für Tages- und Stundenreihen bestimmt werden. Zwischen Monsunhochwasser und Temperatur ist kein signifikanter Zusammenhang feststellbar, sodass dieser Prädiktor nicht näher ausgewertet wird. Die Scenario-Free Reaktionsflächen zeigen die Gebietsreaktion in Form von HQ(T)-Änderungen als Folge von Änderungen im mittleren Niederschlag P_{avg} und vom Variationskoeffizienten P_{cv} des Niederschlags (vgl. Abbildung 2.3). Aufgrund des ausgeprägten linearen Zusammenhangs der Größen wurde eine lineare Regression durchgeführt und in die Darstellung integriert.

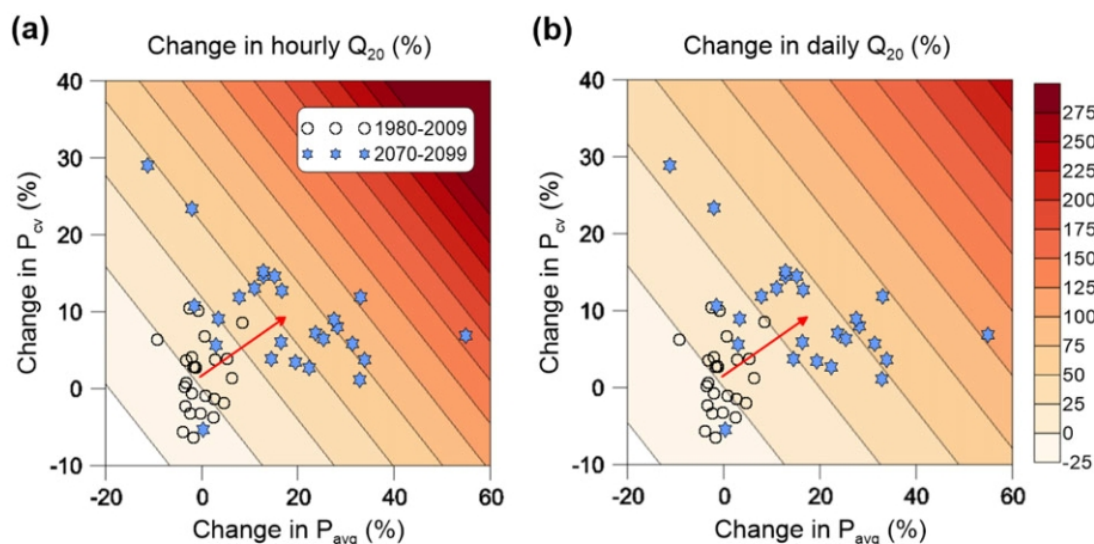


Abbildung 2.3: Beispiel von Reaktionsflächen im stündlichen (a) und täglichen (b) Verfahrens- ansatz für ein Einzugsgebiet in Südkorea. Dargestellt ist die Änderung des HQ20 (farbig) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse. Die Punkte kennzeichnen Änderungsgrößen aus einem Klimaensemble der Zeitabschnitte 1980-2009 und 2070-2099 gegenüber den Referenzwerten mit rotem Richtungspfeil der mittleren Änderungen. [Grafik entnommen aus KIM et al., 2018; Grafik angepasst/gekürzt]

Bei der Auswertung auf Stundenbasis zeigen sich größere HQ(T)-Änderungen als bei der Auswertung auf Tagesbasis. Die Autoren weisen auf zahlreiche Einschränkungen der Untersuchung hin. Hierbei wird beispielsweise die ermittelte untergeordnete Rolle des Temperaturprädiktors aufgrund fehlender Schneeschmelzprozesse sowie die konstante Annahme der multifraktalen Parameter der Disaggregation mittels MRC diskutiert. Gegenüber anderen Veröffentlichungen untersuchen die Autoren dieser Scenario-Free Studie das Gebietsverhalten in Abhängigkeit von der zeitlichen Auflösung, d.h. Tages- und Stundenwertbasis. Die Ergebnisse sind jedoch aufgrund der extremen Verhältnisse des Sommermonsuns und der überaus simplen Abflussbestimmung schwer auf andere Gebietsverhältnisse übertragbar. Die Studie zeigt zudem, dass lineare Zusammenhänge zwischen den untersuchten Prädiktoren und der HQ(T)-Änderung vorhanden sein können.

GUO et al. (2018) nutzen Wettergeneratoren, die um einen Optimierungsalgorithmus erweitert werden. Bei gleichmäßiger Variation der Parameter eines Wettergenerators, kommt es üblicherweise nicht zur gleichmäßigen Variation der Prädiktoren einer Scenario-Free Analyse (nachfolgend Zielpunkte genannt). Damit ist a priori nicht bekannt, welche Zielpunkte die Parametervariation des Wettergenerators zur Folge haben (von den Autoren als „Vorwärtsansatz“ bezeichnet). Sie sind zudem häufig ungleichmäßig verteilt, d.h. korreliert. Im Ansatz der Autoren, der von ihnen als „inverser Ansatz“ bezeichnet wird, werden die Zielpunkte a priori vorgegeben und mittels Optimierungsalgorithmus jeweils ein Parametersatz des Wettergenerators gefunden, der synthetische Zeitreihen entsprechend den vorgegebenen Zielpunkten erzeugt. Nur die durch Optimierung ermittelten Zeitreihen werden für die Scenario-Free Analyse weiterverwendet. Der Vorteil gleichmäßig verteilter, unabhängiger Zielpunkte hat einen entsprechend komplexeren Ansatz mit erhöhtem Rechenaufwand zur Folge. In der Studie wird die Funktionsfähigkeit des Optimierungsansatzes mit zwei Wettergeneratoren und vier Niederschlagsprädiktoren einer kurzen, täglichen Niederschlagsreihe einer Station im südlichen Australien untersucht. Als Prädiktoren werden der mittlere Niederschlag, die Anzahl feuchter Tage, die Anzahl fortfolgender Trockentage und das 99%-Perzentil des Niederschlags verwendet. Aufgrund der hohen Zahl notwendiger Wettergenerator-Parameter bei der Perturbation auf monatlicher Basis, werden diese von den Autoren durch Anwendung einer harmonischen Funktion auf weniger harmonische Parameter vereinfacht. Bei deutlich erhöhten Rechenzeiten können so gleichverteilte Zielpunkte erzeugt werden. In GUO et al. (2017) wird der inverse Ansatz zur Identifikation des Einflusses von sechs meteorologischen Größen auf fünf Abflussattribute für eine Scenario-Free Wirkstudie in einem mesoskaligen Einzugsgebiet

in Südaustralien untersucht. Hierbei werden diverse Kombinationen meteorologischer Prädiktoren (mittlerer täglicher Niederschlag für das Jahr und den Winter, 99%-Perzentil des Niederschlags, mittlere Temperatur, mittlere Luftfeuchte und mittlere Windgeschwindigkeit) in einem Latin Hypercube Sample (LHS) erzeugt und mit einem hydrologischen Modell zugehörige Abflusszeitreihen berechnet. Untersucht wird die Sensitivität der Zielgrößen mittlerer täglicher Abfluss für das Jahr, den Winter und das Frühjahr, sowie das 10%- und 99%-Perzentil des Abflusses, auf die Variation der meteorologischen Prädiktoren. Die Extrem- und Winterabflüsse werden hauptsächlich durch die Niederschlagsprädiktoren beeinflusst, wobei die Extremabflüsse sensibler auf den mittleren Winterniederschlag als auf das 99%-Perzentil reagieren. Der Niedrigwasserabfluss reagiert am sensibelsten auf den mittleren Niederschlag im Jahr. Ein Einfluss der Temperatur und der anderen Prädiktoren auf die Abflussattribute ist äußerst gering und hat nur auf die mittleren Abflüsse im Frühjahr Auswirkungen. Die Autoren merken an, dass die relevanten Prädiktoren stark von den Einzugsgebietseigenschaften abhängen. Ebenso hängt die Interpretation von den untersuchten Prädiktoren ab. So können die durchgeführten Perturbationen dazu führen, dass sich unbekannte Änderungen in nicht untersuchten Prädiktoren einstellen, die tatsächlich für ein Änderungsverhalten der Zielgröße ursächlich sind. Klimaprojektionen wurden in der Studie nicht berücksichtigt.

RCM Skalierung

VORMOOR et al. (2017) entwickelten eine Scenario-Free Methodik, die nicht ausschließlich auf einer perturbierten Beobachtungsreihe, sondern auf mehreren, als plausibel angenommenen, standardisierten Basisreihen basiert. Als Verfahrensprädiktoren werden die mittlere jährliche Temperatur T_m und der mittlere jährliche Niederschlag P_m verwendet. Alle anderen Ausprägungen von Temperatur und Niederschlag, wie beispielsweise die Abfolge von Nass- und Trockentagen oder Extremwerte, werden nicht im Detail betrachtet und in Summe als „zeitliche Struktur“ dieser Größen verstanden. Eine meteorologische Basisreihe stellt die Beobachtungsreihe von Temperatur und Niederschlag im Untersuchungsgebiet dar (hier 1961-1990), die eine definierte zeitliche Struktur (V) aufweist. Die anderen Basisreihen des Verfahrens stammen aus einem Ensemble von GCM-RCM-Ketten der fernen Zukunft (hier 2071-2099) für das entsprechende Gebiet, jeweils mit eigener zeitlicher Struktur. Da das Ensemble sich hinsichtlich der absoluten Werte der Verfahrensprädiktoren von der Beobachtungsreihe unterscheidet, werden die Ensemblemitglieder der RCM zuvor durch einfache lineare Methoden auf die mittleren Größen der Beobachtungsreihen skaliert, was von den Autoren als „Standardisierung“ bezeichnet wird. Danach erfolgt die Perturbation

aller Reihen mit anschließender Niederschlag-Abfluss-Simulation und Bestimmung der hydrologischen Zielgröße jeder Perturbationsreihe. So entstehen für jede Basisreihe standardisierte Abflussflächen (engl.: standardized runoff response surface, SRRS). Die SRRS unterscheiden sich entsprechend den Autoren immer dann, wenn Unterschiede in der zeitlichen Struktur V gegenüber den Verfahrensprädiktoren P_m und T_m relevanten Einfluss auf die Zielgröße haben. Die Untersuchung von VORMOOR et al. erfolgt für ein großes, mesoskaliges Einzugsgebiet im südöstlichen Norwegen unter Nutzung einer 30-jährigen, täglichen Beobachtungsreihe und 16 täglichen GCM-RCM-Ketten, die auf 5 GCM basieren. Als Zielgrößen werden neben der mittleren Größe des maximalen Jahreshochwassers (AMF), der mittlere tägliche Abfluss (MQ), der Hochwasser-Saisonalitätsindex (SD) und der 7-Tage-Niedrigwasserindex im Sommerhalbjahr (LF7) untersucht. Aus 17 SRRS berechnen die Autoren eine mittlere SRRS und eine SRRS des Variationskoeffizienten für jede untersuchte hydrologische Zielgröße, wobei die Ergebnisse für AMF in Abbildung 2.4 aufgeführt sind. Weiterhin untersuchen sie den anteiligen Einfluss von P_m , T_m und V auf die Änderungen in den Zielgrößen, wobei auf AMF der mittlere Niederschlag P_m den größten und die mittlere Temperatur T_m den geringsten Einfluss hat. Die zeitliche Struktur V hat insbesondere bei den Extremwerten Relevanz, während ihr Einfluss beim MQ vernachlässigbar ist. Die Autoren leiten daraus ab, dass die Vernachlässigung des Einflusses der zeitlichen Struktur meteorologischer Zeitreihen bei der Bestimmung von hydrologischen Extremwerten zu Fehlern in den Ergebnissen führen kann, für die Bestimmung mittlerer hydrologischer Größen jedoch geeignet scheint.

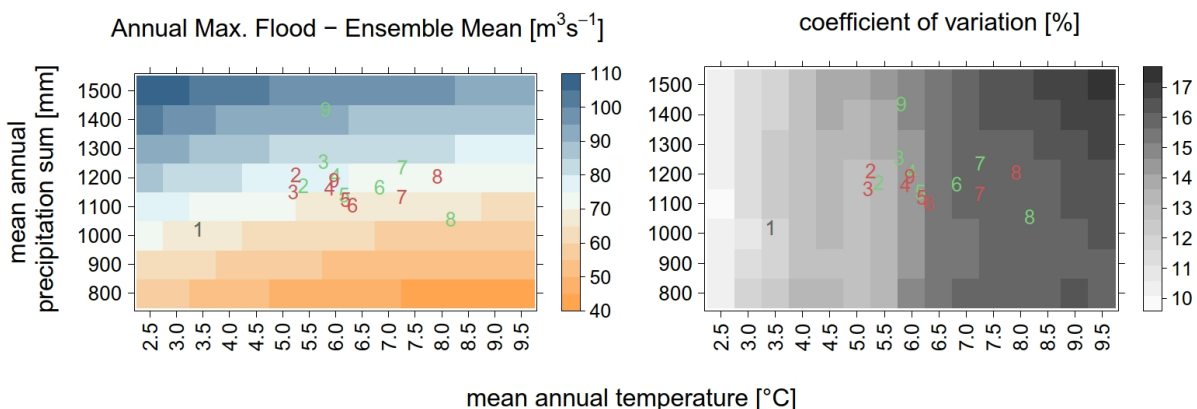


Abbildung 2.4: Beispiel standardisierter Reaktionsflächen (SRRS) im Verfahren nach VORMOOR et al. Dargestellt ist die mittlere Änderung des maximalen Jahreshochwassers (links, farbig) bzw. Variationskoeffizienten (rechts, Graustufen) in Abhängigkeit von den Prädiktoren auf der x- und y-Achse. Die enthaltenen Zahlen kennzeichnen verschiedene Klimaensemblemitglieder vor der Perturbation. [Grafik entnommen aus VORMOOR et al., 2017; Grafik angepasst/verändert]

KELLER et al. (2019) vergleichen die Scenario-Free Gruppen am Beispiel eines großen, mesoskaligen Einzugsgebiets und weisen darauf hin, dass jedes Verfahren Anwendungsvorteile aufweisen kann, aber auch Beschränkungen unterliegt. Die konkrete Gebietsreaktion im jeweiligen Verfahren ist u.a. von der Anfälligkeit des Einzugsgebiets auf die untersuchte Prädiktoren-perturbation und der untersuchten Hochwassergröße abhängig. Dabei stellen sie fest, dass sich in Abhängigkeit vom Verfahren unterschiedliche Änderungssignale der AMF einstellen, die sich teilweise auch im Vorzeichen von den direkten Simulationen der GCM-RCM-Ketten unterscheiden.

2.4 Forschungsfragen

Die bisherigen Scenario-Free Verfahren, die die Veränderung von Hochwasserscheitelwerten oder Extremhochwasser als Zielgröße haben, basieren maßgeblich auf täglichen oder gröber aufgelösten Zeitschritten und untersuchen je nach Verfahren die absoluten Werte oder relativen Veränderungen in unterschiedlich großen, mesoskaligen Einzugsgebieten. KIM et al. (2018) bilden mit einem stündlichen Zeitschritt die Ausnahme, beschränken sich jedoch auf die Betrachtung extremer Sommermonsune mit simplifizierter Abflussbestimmung. Eine Prüfung der Anwendbarkeit täglicher Modellierungspraxis in diesem Anwendungsfeld ist dringend erforderlich, um die hier übliche Verfahrensweise zu legitimieren. Obwohl viele Einzugsgebiete saisonal unterschiedliche Hochwasserbildungsprozesse aufweisen, wird häufig keine saisonale Differenzierung der Prädiktoren zwischen Sommer- und Winterhalbjahr vorgenommen. Das in der Praxis vergleichsweise einfach anzuwendende Verfahren nach PRUDHOMME et al. (2010), das auf Beobachtungsreihen basiert und ohne die Anwendung komplexer Wettergeneratoren die Saisonalität der meteorologischen Veränderungen einbezieht, weist hingegen keine Prädiktoren auf, mit denen Veränderungen in der Starkregenverteilung berücksichtigt werden können. Der Einfluss letzterer auf die Hochwasserscheitel kann jedoch in vielen Fällen nicht vernachlässigt werden, sodass Bedarf nach einem einfach anzuwendenden Scenario-Free Verfahren besteht, das Veränderungen in der häufig für Hochwasserbildungsprozesse relevanten Starkregenverteilung berücksichtigen kann und eine saisonale Differenzierung vornimmt. Zum Zwecke der Anschaulichkeit und zur Identifizierung von kritischen Schwellwerten, werden die Verfahrensergebnisse bisher fast ausschließlich grafisch dargestellt, was nur mit wenigen Prädiktoren effektiv möglich ist oder mit einer Vielzahl von Grafiken einhergeht. In einem neuen Scenario-Free Verfahren sollte daher die Anwendung eines rechnerischen Ansatzes zur Ergebnisdarstellung untersucht werden, durch den eine praktikable

Berücksichtigung von einer größeren Anzahl von Prädiktoren ermöglicht wird. Die meisten Scenario-Free Studien nutzen die GCM-RCM-Ketten des Scenario-Led Ansatzes, um den Untersuchungsrahmen zu plausibilisieren und Risikoabschätzungen durchzuführen, jedoch verwendet keine Studie die Ergebnisse dieses, als genauer einzuschätzenden, Ansatzes, um die eigene Methodik zu validieren und Verfahrensfehler zu quantifizieren. Hinzukommt der häufig fehlende Vergleich der eigenen Verfahrensvariabilität mit der Variabilität der Ensemble-Klimasignale aus dem Scenario-Led Ansatz. Es besteht deutlicher Forschungsbedarf um die Genauigkeit und Variabilität von Scenario-Free Verfahren besser quantifizieren und beurteilen zu können. Aus den genannten Punkten ergeben sich für diese Arbeit die nachfolgenden Forschungsfragen:

1. Wie kann die häufig für Hochwasserbildungsprozesse relevante Starkregenverteilung in einem Scenario-Free Verfahren berücksichtigt werden? Wie kann ein neues Scenario-Free Verfahren aussehen, das, in Anlehnung an den einfach umzusetzenden, wenig rechenintensiven Seasonal Scaling Ansatz, von Beobachtungsreihen ausgeht und neben saisonalen Änderungen auch Prädiktoren zur Anpassung der Starkregenverteilung berücksichtigt? Wie kann die Umsetzung des Starkregenprädiktors erfolgen? Ist die saisonale Unterscheidung vorteilhaft?
2. Welche Unterschiede können zwischen den HQ-Änderungssignalen von mesoskaligen Tagesmodellen (kalibriert auf die Ganglinie) und Stundenmodellen (kalibriert auf die Hochwasserscheitel) festgestellt werden? Sind Tagesmodelle unterschiedlicher Größe mit ausreichender Genauigkeit in der Lage HQ-Änderungen wiederzugeben, sodass sie in einem Scenario-Free Verfahren Anwendung finden können?
3. Kann im neuen Scenario-Free Verfahren die übliche zweidimensionale, grafische Reaktionsfläche durch ein einfaches, rechnerisches Ersatzmodell ersetzt werden, in das eine größere Zahl von Prädiktoren eingeht?
4. Inwiefern ist das neue Scenario-Free Verfahren im Vergleich zu einem etablierten Scenario-Free Verfahren in der Lage, die Genauigkeit des Scenario-Led Ansatzes abzubilden (Abschätzung und Vergleich von Verfahrensfehler)? Wie groß ist die Variabilität des neuen Verfahrens im Vergleich zur Ensemblevariabilität aus dem Scenario-Led Ansatz und wo liegen die maßgeblichen Ursachen für dessen Variabilität?

3 Untersuchungsgebiete und Datengrundlagen

3.1 Untersuchungsgebiete

Es werden sechs Einzugsgebiete in Mitteldeutschland (westliches Sachsen-Anhalt) untersucht, die geografisch dem Osthartz und dessen Vorland zuzuordnen sind. In Abbildung 3.1 sind die Lage und Höhenverhältnisse der Untersuchungsgebiete sowie die Hauptflussabschnitte der jeweiligen Gewässer ohne Zuflüsse dargestellt. Diese umfassen die Gewässer Rappbode oberhalb des Pegels Trautenstein, Holtemme oberhalb von Mahndorf, Großer Graben oberhalb von Oschersleben, sowie Selke in den Teileinzugsgebieten oberhalb der Pegel Hausneindorf, Meisdorf und Silberhütte. Alle Einzugsgebiete liegen im übergeordneten Bode-Einzugsgebiet, das über die Saale und Elbe in die Nordsee entwässert. Die Höhenverhältnisse in den Untersuchungsgebieten umfassen ein Spektrum von < 100 m (Tiefeland) bis > 800 m (Mittelgebirge). Die Gebiete waren bereits Grundlage mehrerer Studien (u.a. HABERLANDT & SESTER, 2010; HABERLANDT & RADTKE, 2014). Weiterhin dargestellt sind die in der Arbeit ausgewerteten stündlichen Niederschlagsstationen. Näheres zu den Niederschlagsstationen und der Niederschlagsauswertung ist dem Kapitel 3.2.2 zu entnehmen.

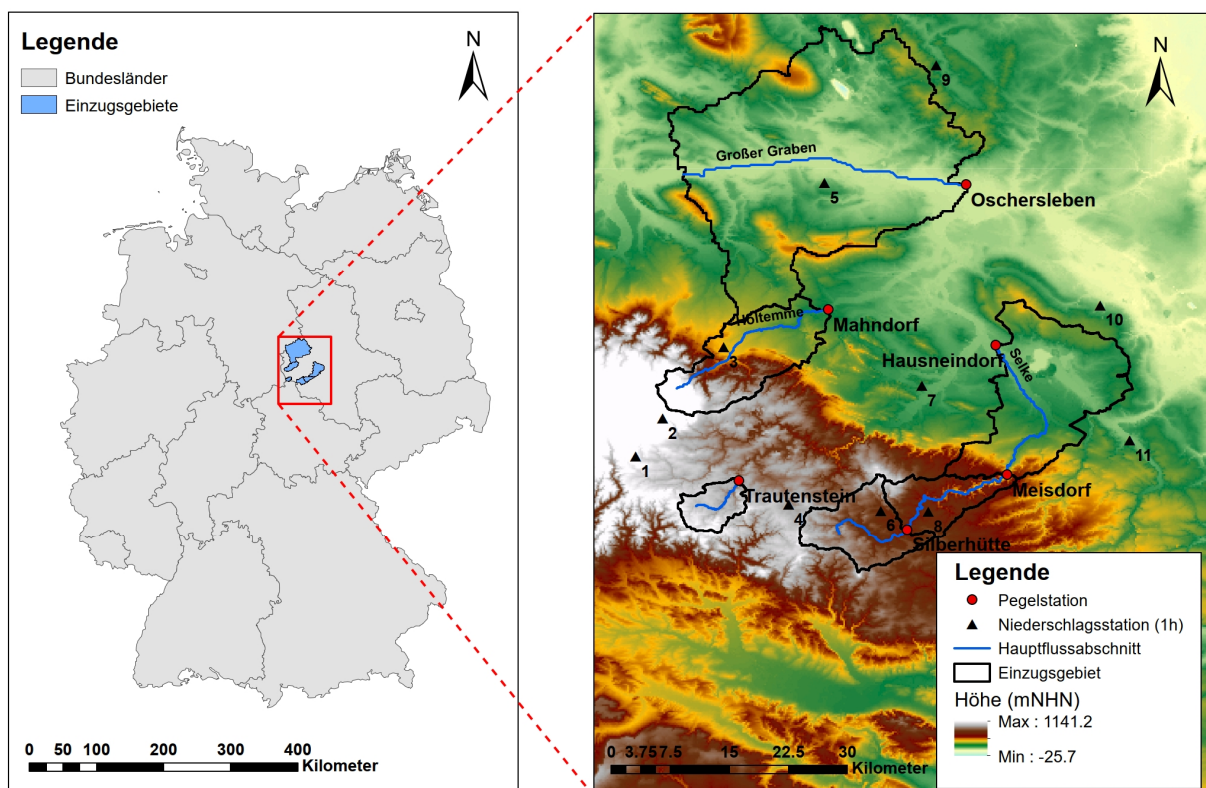


Abbildung 3.1: Lage und Höhenverhältnisse der untersuchten Einzugsgebiete, Pegel und Niederschlagsstationen © GeoBasis-DE / BKG 2015

3 Untersuchungsgebiete und Datengrundlagen

In Tabelle 3.1 sind verschiedene Charakteristiken der Untersuchungsgebiete dargestellt. Die Rappbode stellt am Pegel Trautenstein mit 39.1 km² das kleinste, der Große Graben am Pegel Oschersleben mit 823.5 km² das größte Einzugsgebiet dar. Während die Einzugsgebiete Rappbode-Trautenstein und Holtemme-Mahndorf vom Mittelgebirge mit vergleichsweise hohem Waldanteil geprägt sind, liegt das Untersuchungsgebiet Großer Graben-Oschersleben im landwirtschaftlich geprägten Flachland. Die Teileinzugsgebiete der Selkepegel werden in dieser Arbeit getrennt voneinander betrachtet, d. h. sie entsprechen den Bereichen bis zum jeweils oberhalb liegenden Pegel und schließen dessen Gebiet nicht ein. Im Oberlauf der Selke (Silberhütte bis Meisdorf) sind Mittelgebirge und Wald dominierend, während im Unterlauf landwirtschaftlich geprägtes Flachland vorherrscht (Hausneindorf). Details zu den Datenquellen sind dem Kapitel 3.2 zu entnehmen.

Tabelle 3.1: Ausgewählte Charakteristika der untersuchten Einzugsgebiete mit jährlichen meteorologischen Daten und Abflussdaten (30-Jahresmittel)

Einzugsgebiet (Gewässer-Pegel)	Größe (km ²)	Anteil Landnutzung		Temperatur, jährl. Mittel (°C)	Niederschlag ^b , jährl. Summe (mm)	Abfluss, jährl. Summe (mm)
		Wald	Grasland, Landwirtsch.			
Rappbode-Trautenstein	39.1	74.7 %	20.5 %	6.6	1024	658
Holtemme-Mahndorf	162.0	45.7 %	40.2 %	7.7	843	275
Großer Graben-Oschersleben	823.5	7.5 %	86.3 %	9.1	625	83
Selke-Silberhütte	102.3	58.3 %	35.7 %	6.8	789	364
Selke-Meisdorf ^a	77.8	85.7 %	9.8 %	7.3	660	117
Selke-Hausneindorf ^a	271.8	12.8 %	73.7 %	8.9	652	30

^a Werte für das Teileinzugsgebiet des jeweiligen Pegels

^b Korrigiert entsprechend HABERLANDT et al. (2015)

3.2 Datengrundlagen und Datenaufbereitung

Bei den in der Arbeit verwendeten Messdaten handelt es sich um langjährige Abflüsse von Gewässerpegeln, langjährige Rasterdaten meteorologischer Größen in täglicher Auflösung, die aus Klima- und Niederschlagsstationen interpoliert wurden, sowie kurzjährige Niederschlagsreihen in stündlicher Auflösung aus umliegenden Niederschlagsstationen. Zusätzlich werden Landnutzungsdaten zur Bestimmung der Landnutzungsparameter und ein Digitales Geländemodell zur Abgrenzung der Einzugsgebiete und Gewässerverläufe verwendet. Details sind den nachfolgenden Unterpunkten zu entnehmen.

3.2.1 Geländemodell und Morphologie

In der Arbeit wird ein digitales Geländemodell der Auflösung 5 x 5 m (DGM5, Stand: 2014) verwendet, zur Verfügung gestellt vom Landesamt für Vermessung und Geoinformation Sachsen-Anhalt (LVerGeo). Dieses bildet die Grundlage für die Ermittlung der

Einzugsgebiete und Gewässerverläufe, während Darstellungen und Lückenschließungen mit einem DGM200 erfolgen (BKG, 2015). In Tabelle 3.2 sind ausgewählte topographische und morphologische Merkmale der untersuchten Gebiete aufgeführt, die aus dem DGM5 abgeleitet wurden.

Tabelle 3.2: Topographische & morphologische Merkmale der untersuchten Einzugsgebiete

Einzugsgebiet (Gewässer-Pegel)	Größe (km ²)	Geländehöhen (mNHN)			MW Gelände- gefälle (%)	Gewässer- länge (km)	MW Gewässer- sohlgefälle (‰)
		MIN	MW	MAX			
Rappbode-Trautenstein	39.1	433	534	634	11.8	10.1	7.2
Holtemme-Mahndorf	162.0	122	345	935	14.1	27.1	17.8
GroßerGraben-Oschersleben	823.5	75	128	309	2.8	38.9	0.1
Selke-Silberhütte	102.3	321	449	596	11.4	14.4	6.9
Selke-Meisdorf	77.8	179	370	583	20.1	22.2	6.4
Selke-Hausneindorf	271.8	99	166	387	5.1	25.5	3.2

Hinweis: Aufgeführte Größen stammen aus vorliegenden Geländedaten und können von offiziellen Werten abweichen

Das Holtemme-Gebiet weist mit den größten Geländehöhen und Geländehöhendifferenzen auch das größte mittlere Gewässersohlgefälle (17.8 ‰) auf. In den ebenfalls durch den Harz geprägten Gebieten oberhalb von Trautenstein, Silberhütte und Meisdorf sind Sohlgefälle von ca. 7 ‰ vorzufinden. Die durch das flachere Harzvorland geprägten Flussabschnitte oberhalb von Hausneindorf und Oschersleben weisen mit 3.2 ‰ und 0.1 ‰ teilweise deutlich geringere Gefälleverhältnisse auf.

3.2.2 Meteorologische Daten

Für den Bereich der untersuchten Einzugsgebiete liegen langjährige Rasterdaten meteorologischer Größen in täglicher Auflösung vor. Diese wurden im Zuge der Projekte „KliBiW“ und „KLIFF“ aus Datenreihen von Klima- und Niederschlagsstationen des Deutschen Wetterdienstes (DWD) entnommen, hinsichtlich Messfehlern bzw. Messlücken aufbereitet und mittels verschiedener geostatistischer Verfahren auf ein 1 x 1 km Raster interpoliert. Das der Arbeit zugrundeliegende Datenraster schließt die Untersuchungsgebiete ein und umfasst einen Zeitraum von 1951 bis 2017. Details zur Erstellung des Datenrasters sind dem zugehörigen Bericht zu entnehmen (HABERLANDT et al., 2015).

Aus dem Datenraster wurden gebietsgemittelte Zeitreihen der Tagesminimum- (T_{\min} in °C), Tagesmittel- (T_m in °C), Tagesmaximum-Temperatur (T_{\max} in °C), der relativen Luftfeuchte (U in %), der Globalstrahlung (R_G in J/cm²) und der Windgeschwindigkeit in 2 m Höhe

3 Untersuchungsgebiete und Datengrundlagen

(v_2 in m/s) erzeugt. Aus diesen erfolgt gemäß dem Merkblatt ATV-DVWK-M 504 (2002) die Berechnung der Gras-Referenzverdunstung (ET_0):

$$ET_0 = \frac{s \cdot Rn^*}{s + \gamma^*} + \frac{90 \cdot \gamma}{s + \gamma^*} \cdot v_2 \cdot \frac{e_s(T_m)}{T + 273} \cdot \left(1 - \frac{U}{100}\right) \quad [\text{mm/d}] \quad (3.1)$$

s – Steigung der Sättigungsdampfdruckkurve (über Wasser/Eis) [hPa/K]

Rn^* – Verdunstungsäquivalent der Nettostrahlung [mm/d]

γ^* – Modifizierte Psychrometerkonstante [hPa/K]

γ – Psychrometerkonstante [hPa/K]

$e_s(T_m)$ – Sättigungsdampfdruck (über Wasser/Eis) [hPa]

Die Berechnung basiert auf dem physikalisch begründeten Verdunstungsansatz nach Penman-Monteith und entspricht dem internationalen FAO-Standard (ALLEN et al., 1998). Weiterhin wurden aus dem Datenraster gebietsgemittelte tägliche Zeitreihen des korrigierten Niederschlags (P_m in mm) erzeugt. Die beschriebenen langjährigen täglichen meteorologischen Zeitreihen bilden die Ausgangsreihen für die Niederschlag-Abfluss-Modellierung und Verfahren in der Arbeit. Um im Vorfeld nachzuweisen, dass für die untersuchten Verhältnisse mit einer täglichen Datenbasis gleichwertige Ergebnisse zu einer stündlichen Datenbasis erzielt werden können, werden aufgrund einer deutlich geringeren stündlichen Datenbasis mittels Disaggregation (u.a. OLSSON, 1998; MÜLLER & HABERLANDT, 2015) langjährige Stundendaten aus den in größerem Umfang vorliegenden Tagesdaten erzeugt. Dem Disaggregationsansatz wird aus Gründen der Genauigkeit und praktikableren Anwendbarkeit gegenüber Ansätzen Vorrang gegeben, die die Hochwasserscheitel aus mittleren und maximalen täglichen Abflusswerten schätzen (u.a. DING et al, 2015; DING et al, 2016; CHEN et al., 2017). Näheres zur Disaggregation wird im Kapitel 6.3, zur Anwendbarkeitsuntersuchung im Kapitel 7 erläutert.

Für eine Disaggregation der Niederschlagsdaten von Tages- zu Stundenwerten (nachfolgend P-Disaggregation) sind kurzjährige, stündliche Niederschlagszeitreihen ausreichend, die mittels Inverser Distanzgewichtung (IDW) aus entsprechenden Niederschlagsstationen des DWD auf die Einzugsgebiete interpoliert werden. Die verwendeten Stationen sind in Abbildung 3.1 aufgeführt und in Tabelle 3.3 näher beschrieben. In den stündlichen Niederschlagsdaten sind zahlreiche Messlücken vorhanden, sodass für bestimmte Jahre im aufgeführten Zeitraum wenig robuste Gebietsinterpolationen, teilweise mit Fehlwerten, entstehen. Dies ist weniger kritisch für die P-Disaggregation, worauf sich die aufgeführten

Zeiträume beziehen. Für die kontinuierliche N-A-Simulation auf Stundenbasis werden jedoch kürzere Zeiträume ohne Fehlwerte in Ansatz gebracht (Näheres siehe Kapitel 6.4.3).

Tabelle 3.3: Ausgewertete meteorologische Messstationen für die Gebietsinterpolation mit Zeiträumen der verwendeten stündlichen P- und T-Reihen

Nr. ^a	Stationsbezeichnung	Geogr. Länge (°)	Geogr. Breite (°)	Stationshöhe (mNHN)	Verwendete P-Reihen (1h) ^b	Verwendete T-Reihen (1h)
1	Braunlage	10.6021	51.7234	607	2005-2017	1997-2017
2	Wernigerode-Schierke	10.6533	51.7658	609	2005-2017	-
3	Wernigerode	10.7686	51.8454	233	2005-2017	-
4	Oberharz am Brocken-Stiege	10.8811	51.6646	504	2005-2017	2005-2017
5	Huy-Pabstorf	10.9626	52.0304	112	2005-2017	-
6	Schäfertal ^c	11.0496	51.6545	394	2005-2017	1997-2017
7	Quedlinburg	11.1320	51.7953	142	2007-2017	-
8	Harzgerode	11.1367	51.6520	404	2005-2017	1997-2017
9	Ummendorf	11.1759	52.1601	162	2005-2017	-
10	Hecklingen-Groß Börnecke	11.4650	51.8806	104	2007-2017	-
11	Aschersleben-Mehringen	11.5109	51.7259	107	2007-2017	-

^a Nummerierung entspricht Stationen in Abbildung 3.1

^b Entspricht Zeitraum in der P-Disaggregation

^c Keine DWD-Station; Station betrieben von der HS Magdeburg-Stendal

Für die Disaggregation der Temperatur und Gras-Referenzverdunstung sind Annahmen zu den Auftretenszeitpunkten der Max- und Min-Temperaturen notwendig, die exemplarisch an interpolierten stündlichen Temperaturdaten in den Gebieten Rappbode-Trautenstein und Selke-Hausneindorf plausibilisiert werden. Die interpolierten Stundendaten stammen aus Messreihen der Klimastationen entsprechend Tabelle 3.3. Näheres zur Disaggregation von Temperatur und Verdunstung ist dem Kapitel 6.3 zu entnehmen.

3.2.3 Landnutzung und Landnutzungsparameter

Grundlage für die Erfassung der Landnutzung in den Untersuchungsgebieten ist der Datensatz „CORINE Land Cover 10 ha, CLC10 (2012)“ des Bundesamts für Kartographie und Geodäsie (BKG, 2016). Dieser beschreibt die Landbedeckung gemäß der europäischen Nomenklatur „CORINE Land Cover (CLC)“ für die Vegetationsperiode des Referenzjahres 2012 und wird über den gesamten Untersuchungszeitraum der Arbeit als konstant angenommen.

Die CLC-Landnutzungsdaten werden gemäß den Landnutzungsklassen des Merkblatt ATV-DVWK-M 504 (2002) klassifiziert. Die Verteilung der Landnutzungsklassen in den untersuchten Einzugsgebieten ist Abbildung 3.2 zu entnehmen. Es zeigt sich der beschriebene hohe Waldanteil in denen vom Harz geprägten Einzugsgebieten oberhalb von Trautenstein, Silberhütte, Meisdorf und teilweise Mahndorf. Die Einzugsgebiete oberhalb von Oschersleben und Hausneindorf sind überwiegend landwirtschaftlich geprägt (vgl. auch Tabelle 3.1).

3 Untersuchungsgebiete und Datengrundlagen

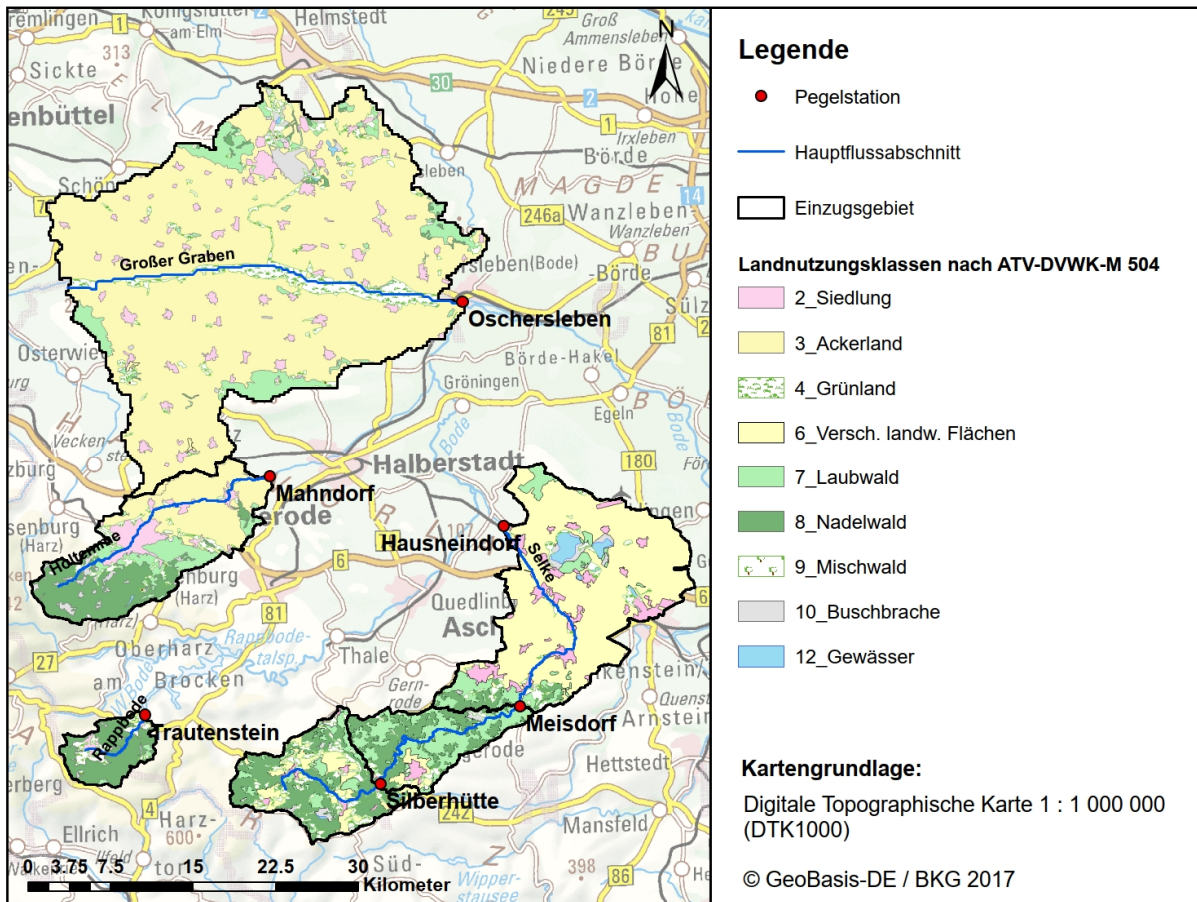


Abbildung 3.2: Landnutzungsverteilung in den untersuchten Einzugsgebieten

Entsprechend ATV-DVWK-M 504 (2002) wird jeder Landnutzungsclassen ein monatlicher Landnutzungsparameter zugeordnet, der über die Gebietsanteile jeder Klasse zu einem monatlichen gebietsgemittelten Landnutzungsparameter f_{LN} zusammengefasst wird. Die Landnutzungsparameter für „Schnee“ wurden vereinfachend nicht berücksichtigt, da diese nur zeitweise in den Wintermonaten gelten und die daraus resultierenden Unterschiede der Verdunstung auf die Abflussbildung als vernachlässigbar eingeschätzt werden. Tabelle 3.4 zeigt die berechneten, gebietsgemittelten Landnutzungsparameter der Untersuchungsgebiete, die in der Arbeit in Ansatz gebracht werden. Landnutzungsparameter und Gras-Referenzverdunstung sind Ausgangswerte der N-A-Modellierung zur Bestimmung der maximalen Evapotranspiration ET_x :

$$ET_x = f_{LN} \cdot ET_0 \quad [\text{mm/d}] \quad (3.2)$$

ET_0 – Gras-Referenz-Verdunstung (Gebietsmittel) [mm/d]

f_{LN} – Landnutzungsparameter (Gebietsmittel) [-]

Diese stellt die Obergrenze der tatsächlichen Verdunstung dar, die vom Modell in Abhängigkeit von der Wasserverfügbarkeit berechnet wird.

Tabelle 3.4: Landnutzungsparameter der untersuchten Einzugsgebiete

Einzugsgebiet (Gewässer-Pegel)	Landnutzungsparameter gemäß ATV-DVWK-M 504, gebietsgemittelt											
	Jan	Feb	Mär	Apr	Mai	Jun	Jul	Aug	Sep	Okt	Nov	Dez
Rappbode-Trautenstein	1.198	1.222	1.240	1.250	1.234	1.246	1.253	1.245	1.240	1.234	1.236	1.222
Holtemme-Mahndorf	0.995	0.999	1.022	1.104	1.174	1.191	1.198	1.185	1.120	1.062	1.027	0.999
GroßerGraben-Oschersleben	0.774	0.781	0.821	0.971	1.162	1.163	1.166	1.137	0.993	0.888	0.823	0.781
Selke-Silberhütte	1.067	1.087	1.115	1.169	1.195	1.215	1.221	1.209	1.172	1.134	1.116	1.087
Selke-Meisdorf	1.100	1.104	1.134	1.207	1.179	1.239	1.250	1.247	1.236	1.179	1.148	1.104
Selke-Hausneindorf	0.818	0.823	0.858	0.993	1.156	1.162	1.166	1.141	1.015	0.920	0.859	0.821

3.2.4 Abflüsse und Hochwasserkennwerte

An den Pegeln der untersuchten Einzugsgebiete liegen langjährige Tagesreihen, kurzjährige 15-Minutenreihen sowie monatliche Maximalwerte des Abflusses vor, die vom Landesbetrieb für Hochwasserschutz und Wasserwirtschaft Sachsen-Anhalt (LHW) für die Untersuchung zur Verfügung gestellt wurden. Diese wurden im Zuge der Arbeit aufbereitet, d.h. auf Fehlwerte und Ausreißer geprüft und ggf. Korrekturen/Interpolationen vorgenommen. Die 15-Minutenwerte wurden zusätzlich zu 1-Stundenwerten aggregiert. Für die Modellkalibrierung und -validierung werden die aufbereiteten langjährige Tagesreihen, kurzjährige Stundenreihen und monatliche Abflussscheitel verwendet, deren Hochwasserkennwerte für den in der Arbeit untersuchten Bezugszeitraum der Vergangenheit in Tabelle 3.5 aufgeführt sind. Die Berechnung der Hochwasserstatistik folgt entsprechend dem Merkblatt DWA-M 552 (2012) auf Basis von jährlichen Reihen durch Anpassung einer theoretischen Gumbelverteilung mittels Momentenmethode. Vorgehensweise und Diskussion der Berechnungsmethode sind dem Kapitel 6.2.1 zu entnehmen. Für das Selkegebiet wird das Abflussjahr 1994 aufgrund eines Extremhochwassers mit einem Wiederkehrintervall T von deutlich oberhalb von 100 Jahren zur Bestimmung robuster Verteilungsparameter aus der Betrachtung ausgeschlossen (Ausreißerjahr). Für das Ereignis wird keine Jährlichkeitskorrektur nach DWA durchgeführt, die zeitliche, kausale und räumliche Informationserweiterungen empfiehlt. Da in den untersuchten Verfahren wiederholt eine automatische Perturbation der zugehörigen meteorologischen Reihen vorgenommen wird, wurde vereinfachend auf eine wiederholt notwendige Überprüfung der vorgenommenen Jährlichkeitskorrektur durch Deklaration als Ausreißerjahr verzichtet.

Tabelle 3.5: Hochwasserkennwerte der untersuchten Einzugsgebiete, berechnet aus den Scheitelabflüssen der jährlichen Reihen im betrachteten Bezugszeitraum

Einzugsgebiet (Gewässer-Pegel)	Hochwasserkennwerte (m ³ /s)							Bezugszeitraum (30 Jahre)		
	HQ2	HQ5	HQ10	HQ20	HQ25	HQ50	HQ100	Hydrologische Jahre	Qmax (m ³ /s)	Datum Qmax (DD.MM.YYYY)
Rappbode-Trautenstein	10.2	13.8	16.2	18.5	19.2	21.5	23.7	1981 - 2010	19.1	27.01.2002
Holtemme-Mahndorf	14.8	25.4	32.5	39.2	41.4	48.0	54.5	1981 - 2010	56.0	18.07.2002
GroßerGraben-Oschersleben	8.8	13.2	16.1	18.9	19.8	22.5	25.2	1988 - 2017	24.0	08.01.2003
Selke-Silberhütte ^a	10.5	15.9	19.5	23.0	24.1	27.5	30.8	1981 - 2010	26.9	06.01.1982
Selke-Meisdorf ^a	12.9	19.7	24.1	28.4	29.8	33.9	38.1	1981 - 2010	35.2	29.09.2007
Selke-Hausneindorf ^a	13.2	21.1	26.3	31.3	32.9	37.7	42.6	1981 - 2010	38.0	30.09.2007

^a Hydrologisches Jahr 1994 auf Grund eines Extremhochwassers mit T >> 100 a von der Betrachtung ausgeschlossen

3.3 Klimamodellensemble

Im Verfahrensvergleich dieser Arbeit wird zur Abbildung projizierter Klimaveränderungen ein Multimodell-Ensemble aus 14 GCM-RCM-Klimamodellketten verwendet, die in Tabelle 3.6 näher beschrieben sind. Es handelt sich um dynamische Klimamodelle, die auf dem Konzept der „Representative Concentration Pathway“ (RCP) des 5. IPCC Berichts (AR5; IPCC, 2013) basieren. Sie repräsentieren die aktuellste Klimamodellgeneration, für die zum Zeitpunkt der Ausarbeitung in größerem Umfang GCM-RCM-Modellketten zur Verfügung stehen. Für die Arbeit wurden ausschließlich Modellketten des Szenario RCP8.5 untersucht, das als obere Grenze der „Basisszenarien“ betrachtet wird, in der von der Weltgemeinschaft keine zusätzlichen Bemühungen unternommen werden die globalen Treibhausgasemissionen zu reduzieren (IPCC, 2014). Näheres zum Konzept der Klimamodelle ist dem Kapitel 2.1 zu entnehmen. Das Modellkettenensemble liegt in Form von täglichen Zeitreihen mit einer räumlichen Auflösung von 10 x 10 km vor, die vom Niedersächsischen Landesbetrieb für Wasserwirtschaft, Küsten- und Naturschutz (NLWKN) zur Verfügung gestellt und im Zuge eines Klimaanpassungsprojekts aus einer Originalauflösung von 12.5 x 12.5 km erzeugt und aufbereitet wurden (NLWKN, 2017). Eine Aggregation der projizierten Zeitreihen für Temperatur, Niederschlag, relativer Luftfeuchte, Globalstrahlung und Windgeschwindigkeit erfolgt durch Interpolation auf die Einzugsgebiete mit dem IDW-Verfahren. Eine Aggregation der Zeitreihen aus verschiedenen Datenpunkten ist zweckmäßig, da die Auflösung der Prozesse in den regionalen Klimamodellen üblicherweise größer als die existierende Gitterweite der Zeitreihen ist (LINKE, 2017). In der Arbeit wurden die Zeitreihen für Temperatur und Niederschlag mittels „linear scaling“ Bias-adjustiert, was sich bereits in vorausgegangenen Studien bewährt hat (NLWKN, 2017), Näheres zur Adjustierung ist dem Kapitel 7.1 zu entnehmen. Bias-Adjustierungen werden teilweise kontrovers diskutiert, da sie

einerseits notwendig sind, um die in den Modellketten auftretenden Modell-Beobachtungsabweichungen zu reduzieren, jedoch auch die wechselseitige Konsistenz von Zeitreihen verändern können. In dieser Arbeit werden daher ausschließlich die für die Abflussprozesse vorrangig bedeutenden Größen Temperatur und Niederschlag Bias-adjustiert, eine Adjustierung der anderen Größen wird nicht durchgeführt. Für jede Klimamodellkette wurden die Zeiträume „Vergangenheit“, „Nahe Zukunft“ und „Ferne Zukunft“ entsprechend Tabelle 3.6 abgegrenzt, auf die sich nachfolgend in dieser Arbeit bezogen wird.

Tabelle 3.6: Verwendete Global-Regional-Klimamodellketten (RCP 8.5-Szenario)

Global-Modell (GCM)	Regional-Modell (RCM)	Abkürzung Modellkette	Klimareihenlänge (Jahre)	Untersuchte Zeiträume in der Arbeit (hydr. Jahre)		
				Vergangenheit	Nahe Zukunft	Ferne Zukunft
CNRM-CM5	CCLM-4-8-17	CNRM_CCLM	1970-2100			2071-2100
CNRM-CM5	RCA4	CNRM_RCA4	1970-2100			2071-2100
EC-EARTH	CCLM-4-8-17	ECE_CCLM	1970-2100			2071-2100
EC-EARTH	HIRHAM5	ECE_HIRHAM	1951-2100			2071-2100
EC-EARTH	RACMO22E	ECE_RACMO22E	1951-2100			2071-2100
EC-EARTH	RCA4	ECE_RCA4	1970-2100			2071-2100
HadGEM2-ES	RACMO22E	HadGEM2_RAMCO22E	1970-2099	1981-2010	2021-2050	2070-2099
HadGEM2-ES	RCA4	HadGEM2_RCA4	1970-2099			2070-2099
IPSL-CM5A-MR	RCA4	IPSL_RCA4	1970-2100			2071-2100
IPSL-CM5A-MR	WRF331F	IPSL_WRF331F	1971-2100			2071-2100
MPI-ESM-LR	CCLM-4-8-17	MPI_CCLM	1951-2100			2071-2100
MPI-ESM-LR	RCA4	MPI_RCA4	1970-2100			2071-2100
MPI-ESM-LR	REMO (1) ^a	MPI-ESM_R1_REMO	1951-2100			2071-2100
MPI-ESM-LR	REMO (2) ^a	MPI-ESM_R2_REMO	1951-2100			2071-2100

^a Verschiedene REMO-Läufe

Zeitlich höher aufgelöste Klimamodelldaten liegen für die Untersuchung nicht in ausreichendem Umfang vor, sodass diese durch Disaggregation generiert werden. Näheres ist dem Kapitel 6.3 zu entnehmen.

4 Methodik bestehender Scenario-Led und Scenario-Free Verfahren

4.1 Scenario-Led Ansatz – Klimaensemble-Simulation

Nachfolgend wird die Methodik des in der Arbeit angewendeten Szenario-Led Verfahrens beschrieben. Der Szenario-Led Ansatz unter Verwendung eines Klimamodellensembles stellt den am weitest verbreiteten, klassischen Verfahrensansatz in Klimawandelwirkstudien dar. Da er in der Lage ist, ohne größere Abstraktion viele Klimagrößen sowie komplexe Änderungen und letztlich die Wirkung dieser auf die untersuchten Zielgrößen abzubilden, ist bei ihm von den höchsten Genauigkeiten der Wirkungsmodellierung im Rahmen der untersuchten Klimamodellketten auszugehen. Da keine Messgrößen für die Wirkungen des zukünftigen Klimawandels vorliegen können, werden in dieser Arbeit ersatzweise die simulierten Wirkgrößen im Szenario-Led Ansatz als Referenzwerte zugrunde gelegt, anhand derer die Genauigkeit des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens beurteilt wird. Eine Einordnung des Ansatzes in den Stand der Wissenschaft ist im Kapitel 2.2 enthalten.

4.1.1 Angewendete Verfahrensschemata

Das angewendete Verfahrensschema zur Bestimmung eines klimawandelbedingten Änderungsfaktors für ein HQ(T)-Ereignis ($\Delta HQ(T)$) im Szenario-Led Ansatz bei täglicher Simulation ist in Abbildung 4.1 dargestellt. Die dafür notwendigen Zeitreihen werden in Kapitel 3, die enthaltenen Berechnungsmethodiken und verwendeten Modelle in Kapitel 6 beschrieben. Ausgangspunkt sind tägliche, meteorologische Zeitreihen der Vergangenheit und Zukunft einer Klimamodellkette (Niederschlag P , mittlere Temperatur T_m , Luftfeuchte U , Globalstrahlung R_G , Windgeschwindigkeit in 2 m Höhe v_2), meteorologische Messzeitreihen der Vergangenheit (P , T_m) und gebietspezifische, saisonale Landnutzungsparameter (f_{LN}). Unter Nutzung der Messzeitreihen für Niederschlag und Temperatur erfolgt eine Bias-Adjustierung der entsprechenden Zeitreihen der Klimamodellkette mittels Linear Scaling. Aus den Klimamodellreihen wird die Gras-Referenzverdunstung ET_0 für Vergangenheits- und Zukunftszeitreihen berechnet. Niederschlag, Temperatur, Verdunstung und die Landnutzungsparameter bilden die Eingangsdaten für die Simulation mit dem N-A-Modell HBV (vgl. Kapitel 6.4.1). Aus den täglichen Ergebniszeitreihen des Abflusses Q erfolgt die Bildung einer jährlichen Reihe zur Schätzung der Extremhochwasser HQ(T) mittels theoretischer Gumbel-Verteilung, aus denen die Zielgröße $\Delta HQ(T)$, die klimawandelbedingte relative Hochwasseränderung, bestimmt wird. Das Verfahrensschema wird für jede untersuchte

Klimamodellkette wiederholt, sodass sich aus dem vorhandenen Klimaensemble eine Bandbreite möglicher zukünftiger $\Delta HQ(T)$ ergibt.

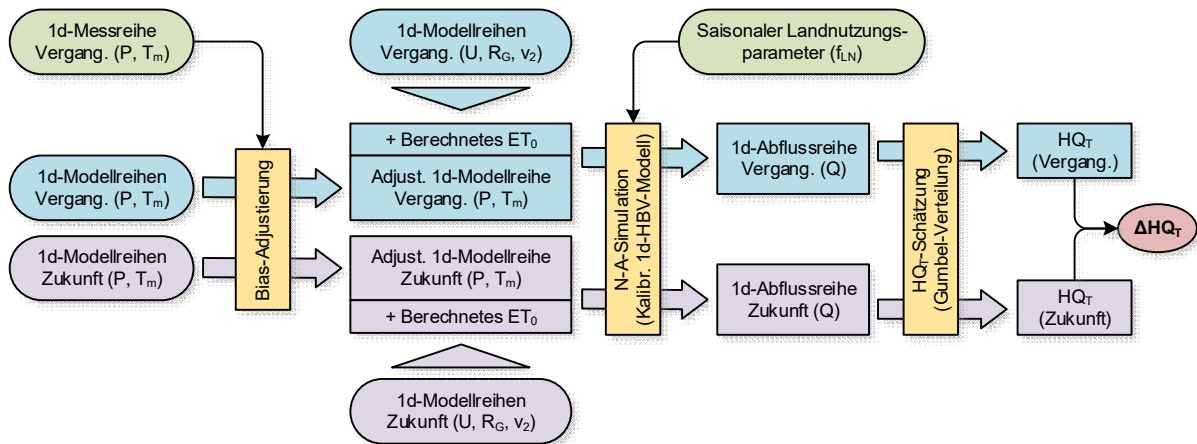


Abbildung 4.1: Angewandetes Verfahrensschema im Szenario-Led Ansatz zur Bestimmung der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ bei täglicher Simulation (1d)

Eine N-A-Simulation auf Stundenbasis ist nur durch ein modifiziertes Verfahrensschema realisierbar, da für die Untersuchung kein Klimamodellketten-Ensemble in stündlicher Auflösung zur Verfügung steht. Die Realisierung des stündlichen Schemas erfolgt unter Nutzung der gleichen täglichen Klimamodell- und Messzeitreihen, jedoch mit zwischengeschalteter Disaggregation der Niederschlags-, Temperatur-, und ET₀-Zeitreihen (vgl. Abbildung 4.2).

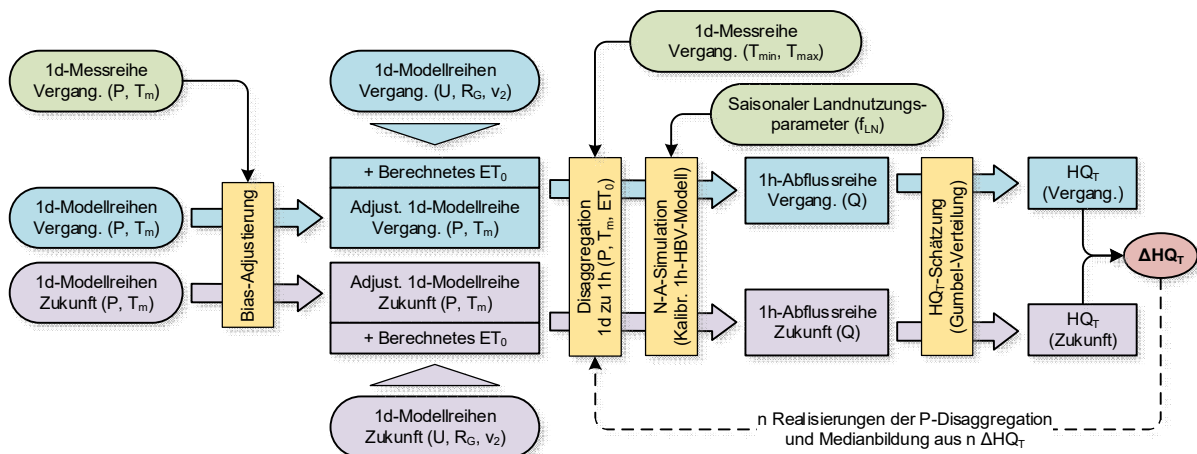


Abbildung 4.2: Angewandetes Verfahrensschema im Szenario-Led Ansatz zur Bestimmung der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ bei stündlicher Simulation (1h)

Die Disaggregation von Temperatur und ET_0 erfolgt durch Anpassung des Verfahrens nach FÖRSTER et al. (2016) unter Hinzuziehung täglicher Temperaturminima und -maxima (T_{\min} , T_{\max}). Die Disaggregation des Niederschlags erfolgt mittels Multiplicative Random Cascade model (MRC) nach MÜLLER & HABERLANDT (2015) unter Annahme konstanter fraktaler Parameter in der Zukunft. Beide Verfahren werden in Kapitel 6.3 beschrieben. Da es sich bei der Disaggregation mittels MRC um einen stochastischen Prozess handelt, dessen Ergebnisse streuen, werden n Realisierungen der P-Disaggregation durch Änderung des Startwerts („random seed“) mit nachfolgender N-A-Simulation und HQ-Auswertung berechnet. Für nachfolgende Untersuchungen wird nur der sich ergebende Median der Zielgröße $\Delta HQ(T)$ aus allen P-Realisierungen weiterverwendet. Nebenbetrachtungen in den untersuchten Einzugsgebieten haben gezeigt, dass zehn P-Realisierungen als Kompromiss aus notwendiger Rechenzeit und Abbildung eines annähernd konstanten Medians ausreichend sind. Zum gleichen Schluss kamen auch DING et al. (2016) in ihrer Untersuchung.

4.1.2 Anwendbarkeitsnachweis täglicher gegenüber stündlicher Simulation

In hydrologischen Untersuchungen kommen häufig Modelle mit täglicher oder stündlicher Auflösung zum Einsatz. Während stündlichen Modellen eine genauere Abbildung zeitlich höher aufgelöster Prozesse unterstellt werden kann, sind auch die Simulationszeiten und Anforderungen an die Eingangsdaten höher (FICCHÍ et al., 2016). Tägliche Modelle können die Ergebnisse zeitlich hochaufgelöster Prozesse häufig nur mit geringerer Genauigkeit abbilden, weisen jedoch deutlich geringere Simulationszeiten und Anforderungen an die Eingangsdaten auf. Zahlreiche Studien verdeutlichen die Bedeutung der zeitlichen Auflösung von Niederschlägen für die Simulation von Spitzenabflüssen und der allgemeinen Hochwasserganglinie in Abhängigkeit von verschiedenen Einzugsgebietseigenschaften (u.a. GABELLANI et al., 2007; VIGLIONE et al., 2010; PASCHALIS et al., 2014). In kleinen Einzugsgebieten kommen überwiegend Stundenzeitschritte zum Einsatz, da bei täglicher Modellauflösung der simulierte Absolutwert des Abflussscheitels üblicherweise signifikant den Absolutwert des gemessenen Abflussscheitels unterschätzt. In größeren Einzugsgebieten ist in den meisten Fällen keine derartige Abweichung festzustellen, sodass eine tägliche Modellauflösung für die meisten Fragestellungen übliche Praxis ist.

Während in vielen Scenario-Led Studien höher aufgelöste Zeitschritte Anwendung finden, werden in der überwiegenden Mehrheit der bisherigen Scenario-Free Studien tägliche Modellierungszeitschritte verwendet (vgl. Kapitel 2.3). Da in Scenario-Free Studien eine große Anzahl kombinierter Klimaänderungen simuliert wird, besteht ein berechtigtes

Interesse den Simulationsaufwand durch Nutzung des täglichen Zeitschritts gering zu halten und das Verfahren überhaupt zu ermöglichen. Dies ist ebenso für das in dieser Arbeit angewendete Verfahren der Fall. Die Anwendung des täglichen Zeitschritts erfolgte jedoch in bisherigen Studien ohne nachvollziehbare Prüfung, ob bei dessen Nutzung signifikante Abweichungen zu einer höheren zeitlichen Auflösung im Stundenzeitschritt auftreten (u.a. PRUDHOMME et al., 2010; STEINSCHNEIDER & BROWN, 2013; VORMOOR et al., 2017). In den Studien ist häufig nicht der Absolutwert des Abflussscheitels, sondern dessen relative Änderung zwischen Vergangenheit und Zukunft von Interesse, dem geringere Unterschiede zwischen Tages- und Stundenzeitschritt unterstellt werden. In dieser Arbeit wird anhand der vorliegenden Einzugsgebiete geprüft, ob signifikante Unterschiede zwischen täglichen und stündlichen Modellierungszeitschritten auftreten, wenn Absolutwerte und relative Änderungen der Scheitelabflüsse betrachtet werden. Hierbei erfolgt ein Anwendbarkeitsnachweis der täglichen gegenüber der stündlichen Modellierung bei Betrachtung von relativen Änderungen der Scheitelabflüsse, der nachfolgend erläutert wird.

Der Nachweis wird im häufiger angewendeten Scenario-Led Ansatz geführt. Hierfür wird ein HBV-Modell-Satz der untersuchten Einzugsgebiete bei täglicher Modellauflösung entsprechend Kapitel 6.4.2 auf den täglichen Hydrographen kalibriert (Modellsatz D). Der Modellsatz ist in der Lage das allgemeine Verhalten des täglichen Hydrographen zu reproduzieren. Ein zweiter HBV-Modellsatz der untersuchten Einzugsgebiete bei stündlicher Modellauflösung wird entsprechend Kapitel 6.4.3 auf die Scheitelabflüsse kalibriert (Modellsatz H). Um den zeitlichen Zusammenhang zwischen simulierten und gemessenen Abflüssen zu bewahren, wird jedoch auch der Hydrograph in der Kalibrierungsfunktion von Modellsatz H berücksichtigt. Aufgrund der stärkeren Fokussierung auf Scheitelabflüsse und der höheren zeitlichen Auflösung ist davon auszugehen, dass der Modellsatz H in der Lage ist, die Absolutwerte von Hochwasserscheiteln genauer abzubilden als Modellsatz D.

Das Modellkettenensemble wird sowohl entsprechend dem Schema in Abbildung 4.1 mit dem kalibrierten Modellsatz D (1d, täglich), als auch entsprechend dem Schema in Abbildung 4.2 mit dem kalibrierten Modellsatz H (1h, stündlich) simuliert. Für die Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft entsprechend Kapitel 3.3 werden die Absolutwerte der Hochwasserkennwerte $HQ(T)$ berechnet und miteinander verglichen. Weiterhin erfolgt eine Berechnung der relativen Hochwasseränderungen $\Delta HQ(T)$ von Vergangenheit zu Nahe Zukunft und Vergangenheit zu Ferne Zukunft mit anschließendem Vergleich zwischen den Modellsätzen. Der Vergleich erfolgt für die Absolutwerte und relativen Hochwasser-

änderungen sowohl optisch über Boxplots als auch mittels Zweistichproben t-Test der Ensemble-Mittelwerte. Die Nullhypothese H_0 der t-Tests geht davon aus, dass die Ensemble-Mittelwerte zwischen Modellsatz D und Modellsatz H gleich sind (Nullhypothese $H_0: \mu_D = \mu_H$, Alternativhypothese $H_1: \mu_D \neq \mu_H$). Überschreiten die p-Werte die Signifikanzschwelle von $\alpha = 0.01$, wird H_0 angenommen. Folglich sind Unterschiede in den Mittelwerten nicht signifikant. In diesem Fall ist von vergleichbaren Ergebnissen bei Verwendung von Modellsatz D und Modellsatz H auszugehen. Unterschreiten die p-Werte die Signifikanzschwelle von $\alpha = 0.01$, wird die Alternativhypothese H_1 angenommen, d.h. die Unterschiede der Mittelwerte sind signifikant und Modellsatz D und Modellsatz H liefern signifikant unterschiedliche Ergebnisse. Die Auswertung erfolgt für alle untersuchten Einzugsgebiete und separat für Jahres-, Winter- und Sommerhochwasser. Die Ergebnisse sind in Kapitel 7 beschrieben, ein Auszug wurde bereits in BEYLICH et al. (2021) veröffentlicht.

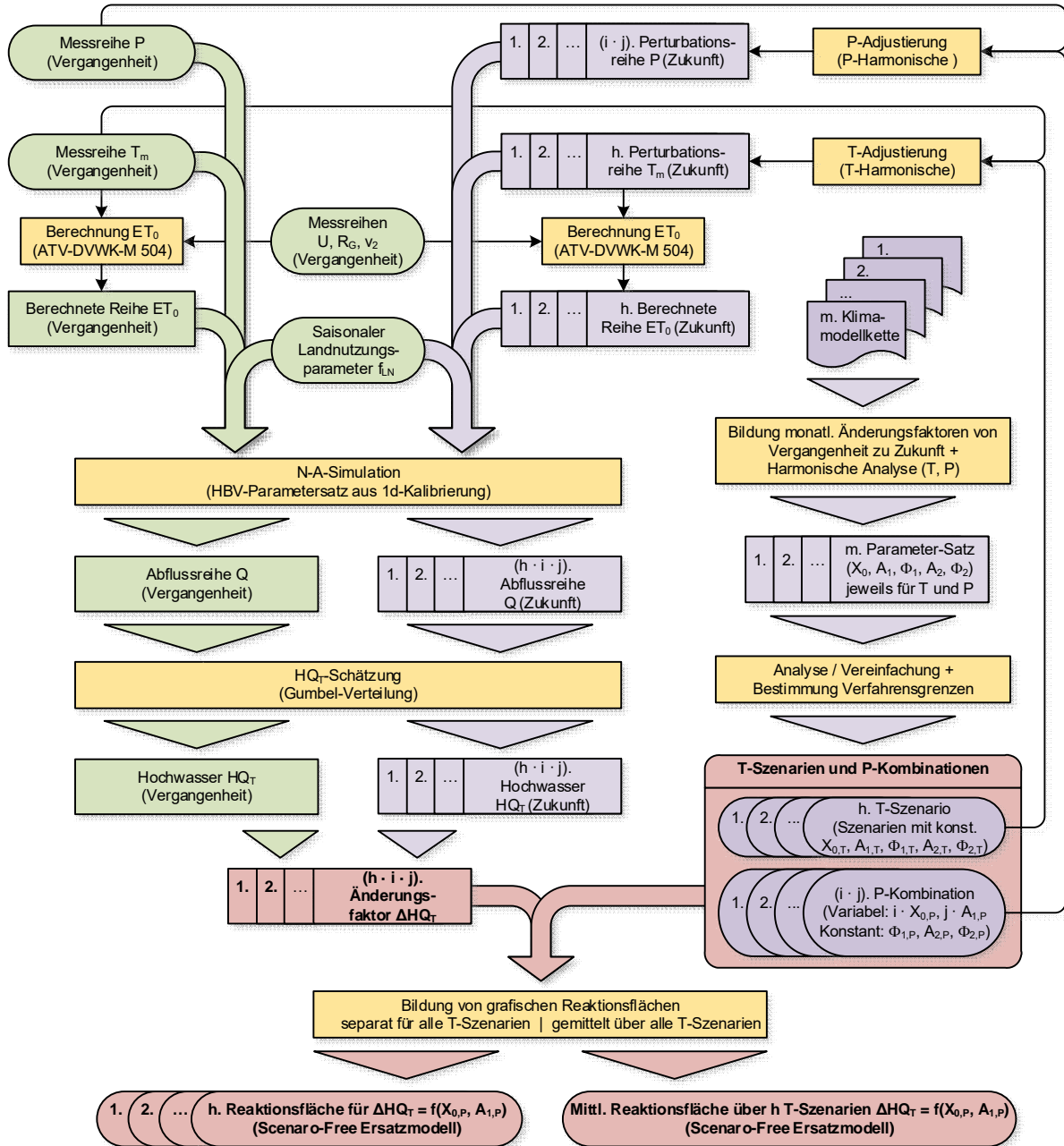
4.2 Scenario-Free Ansatz – Seasonal Scaling des Prudhomme-Verfahrens

Eines der ersten Scenario-Free Verfahren zur Abbildung von Hochwasseränderungen als Folge des Klimawandels wurde von PRUDHOMME et al. (2010) entwickelt, das häufig als Referenz für weitere Verfahren zitiert wird. Das Verfahren berücksichtigt Temperatur- und Niederschlagsänderungen zur Abbildung klimawandelbedingter Hochwasseränderungen. Es basiert auf der vereinfachenden Annahme, dass die klimawandelbedingten Veränderungen von Hochwasserscheiteln durch saisonale Variationen von Niederschlag und Temperatur beschrieben werden können. Hierbei werden tägliche Messzeitreihen zugrunde gelegt, die entsprechend einer saisonalen Schwingungsfunktion adjustiert werden, nachfolgend als „Seasonal Scaling“ bezeichnet.

In dieser Arbeit werden die Möglichkeiten des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens und des Prudhomme-Verfahrens verglichen, HQ-Änderungen des als genauer anzunehmenden Scenario-Led Ansatz abzubilden. Nachfolgend wird dazu das angewendete Verfahrensschema des Seasonal-Scaling Ansatzes in der von PRUDHOMME verwendeten Form (Prudhomme-Verfahren) erläutert (vgl. Kapitel 4.2.1). Da dieses in seiner ursprünglichen Form für die gegebenen Klimaprojektionen des AR4 (IPCC, 2007) und die örtlichen Verhältnisse in Großbritannien entwickelt wurde, werden kleinere Adaptionen für die in dieser Arbeit untersuchten Klimaprojektionen des AR5 (IPCC, 2013) und die Verhältnisse in Deutschland vorgenommen, die im Nachgang diskutiert werden.

4.2.1 Angewandetes Verfahrensschema

Das angewendete Verfahrensschema im adaptierten Prudhomme-Verfahren (Seasonal Scaling Ansatz) ist in Abbildung 4.3 dargestellt.



- m... Anzahl Klimamodellketten (hier: 14)
- h... Anzahl harmonischer T-Szenarien (hier: 6)
- i... Anzahl untersuchter mittlerer Niederschlagsänderungen $X_{0,P}$ (hier: 15)
- j... Anzahl untersuchter jährlicher Niederschlag-Änderungsamplituden erster Ordnung $A_{1,P}$ (hier: 25)

Abbildung 4.3: Angewandetes Verfahrensschema im adaptierten Prudhomme-Verfahren (Seasonal Scaling Ansatz) zur Bestimmung von Reaktionsflächen der Hochwasser-Änderungssignale $\Delta HQ(T)$ auf Basis täglicher Zeitreihen

4 Methodik bestehender Scenario-Led und Scenario-Free Verfahren

Ausgangspunkt sind tägliche Messreihen des Referenzzeitraumes eines Einzugsgebiets und Parameterkombinationen für Temperatur und Niederschlag um die Messreihen der Vergangenheit zu synthetischen Zukunftsreihen zu perturbieren. Die Parameter im Prudhomme-Verfahren stammen aus dem Ansatz der „Harmonischen Analyse“ von Zeitreihen (vgl. WILKS, 2006). Der Ansatz geht davon aus, dass sich die saisonalen Änderungsmuster von Temperatur und Niederschlag von der Vergangenheit zur Zukunft durch monatliche Änderungssummanden (Temperatur) bzw. monatliche Änderungsfaktoren (Niederschlag) hinreichend genau beschreiben lassen. Es werden gleitende 20-Jahresmittel für Vergangenheit und Zukunft und daraus kombinierte Änderungsgrößen gebildet, von denen nur die Mediane weiter betrachtet werden. Um die Zahl der Größen zur Beschreibung der Jahresschwingung zu reduzieren und die Änderungen über das Jahr zu glätten, wird eine Schwingungsfunktion zweiter Ordnung (nachfolgend „Harmonische“) an die monatlichen Änderungssummanden bzw. -faktoren angepasst:

$$X_t = X_0 + A_1 \cdot \cos\left[\frac{2\pi}{P} \cdot (t - \varphi_1)\right] + A_2 \cdot \cos\left[\frac{2\pi}{P} \cdot (t - \varphi_2)\right] \quad (4.1)$$

X_t – Änderungssummand (Temperatur [K]) bzw. -faktor (Niederschlag [-]) zum Zeitpunkt t

X_0 – Arithm. Mittel der Temperaturänderung [K] bzw. Niederschlagsänderung [-]

P – Beobachtungsperiode, hier 12 (Monate) [-]

t – Zeitpunkt als Anteil von P [-]

A_1, A_2 – Amplitude der Schwingung 1./2. Ordnung der saisonalen Temperaturänderung [K] bzw. Niederschlagsänderung [-]

φ_1, φ_2 – Phase der Schwingung 1./2. Ordnung der saisonalen Temperaturänderung bzw. Niederschlagsänderung als Anteil an P [-]

Die Anzahl an variablen Verfahrensparametern reduziert sich so auf X_0, A_1, φ_1 (einphasige Harmonische) bzw. $X_0, A_1, \varphi_1, A_2, \varphi_2$ (zweiphasige Harmonische), jeweils für die Temperatur- und Niederschlagszeitreihen. PRUDHOMME et al. (2010) stellten fest, dass die Mehrheit der lokalen Klimamodellketten mit wenigen festen Temperatur-Parameterkombinationen beschrieben werden konnten, die als T-Szenarien bezeichnet wurden. Die Niederschlagsänderungen konnten in Näherung vereinfachend durch eine einphasige Harmonische mit konstanter Phase φ_1 beschrieben werden, sodass sich die variablen Niederschlagsparameter auf $X_{0,P}$ und $A_{1,P}$ reduzierten. Durch Vorgabe von mehreren Parameterkombinationen kann ein größeres Spektrum zukünftiger Niederschlagsänderungen analysiert werden. Werden die entsprechenden Parameter aus Klimamodell-

ketten bestimmt, kann der durch Klimaveränderungen zu erwartende Wertebereich abgeschätzt und ggf. erweitert werden (Festlegung der Verfahrensgrenzen).

Die Verfahrensparameter können wie beschrieben für vorgegebene Klimamodellketten bestimmt oder zur Erstellung einer Scenario-Free Reaktionsfläche vorgegeben und untersucht werden. Zur Erstellung der Reaktionsfläche werden zunächst die Temperatur- und Niederschlagsmessreihen mittels der Harmonischen in Gleichung (4.1) zu Zukunftsreihen perturbiert. Gemäß Abbildung 4.3 ergeben sich h Temperaturreihen, sowie $i \cdot j$ Niederschlagsreihen. Mit den Messreihen für Luftfeuchte (U), Globalstrahlung (R_G) und Windgeschwindigkeit (v_2) der Vergangenheit werden h Reihen der Gras-Referenzverdunstung ET_0 nach ATV-DVWK-M 504 berechnet (vgl. Kapitel 3.2.2). Dies geschieht mit hinreichender Genauigkeit analog zum neu entwickelten Scenario-Free Verfahren (näheres vgl. Kapitel 5.3). Niederschlag P , mittlere Temperatur T_m , ET_0 und Landnutzungsparameter f_{LN} der Vergangenheit bilden die Ausgangsreihen der N-A-Simulation für den Referenzzeitraum. Die N-A-Simulation der Zukunftsreihen erfolgt mit den kombinierten P- und T-Reihen der Perturbationen. Es ergeben sich eine Abflussreihe der Vergangenheit und $h \cdot i \cdot j$ Abflussreihen der Zukunft. Nach Bildung jährlicher Serien und der jeweiligen Berechnung einer theoretischen Gumbel-Verteilung (vgl. Kapitel 6.2.1), werden für jede Reihe beliebige Hochwasserkennwerte geschätzt. Für die Untersuchung wurden die Werte HQ2, HQ5, HQ10, HQ20, HQ25, HQ50 und HQ100 berechnet, nachfolgend mit dem Wiederkehrintervall T in Jahren als HQ(T) zusammengefasst. Die Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ werden analog zum neu entwickelten Verfahren in Kapitel 5.3 bestimmt.

Aus den $h \cdot i \cdot j$ Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ und den ursprünglichen variablen Prädiktoren $X_{0,p}$ und $A_{1,p}$ wird je Temperaturszenario h und Wiederkehrintervall T eine grafische Scenario-Free Reaktionsfläche für $\Delta HQ(T)$ erstellt. Die Darstellung einer Fläche je Temperaturszenario und $\Delta HQ(T)$ wird erst durch die Reduktion auf zwei variable Verfahrensparameter des Niederschlags möglich. Alternativ, jedoch mit Genauigkeitsverlusten, ist auch die Erstellung einer über die T-Szenarien gemittelten Reaktionsfläche möglich. Die Reaktionsfläche bildet ein Diagramm, in dem grafisch das HQ-Änderungsverhalten des Gebiets bei saisonaler Niederschlagsänderung als Folge möglicher klimatischer Veränderungen dargestellt wird. Beispiele für Reaktionsflächen im Seasonal-Scaling-Ansatz sind in den Kapiteln 2.3 und 8.2.2 enthalten. In diesen Diagrammen erscheinen die HQ-Änderungen aus den Klimamodellketten als Punkte und bilden den durch Klimamodelle projizierten Bereich. Ein Vergleich der

Genauigkeit zwischen diesem und dem neuen Scenario-Free Verfahren mit dem bewährten Scenario-Led Ansatz wird in Kapitel 8.3.4 durchgeführt.

4.2.2 Adaption des Original-Verfahrens

Die Entwicklung des Seasonal-Scaling-Verfahrens von PRUDHOMME et al. (2010, 2013a, 2013b) erfolgte auf Basis der zu dem Zeitpunkt aktuellen Globalmodelle (GCM) verschiedener AR4-Szenarien für mehrere Gebiete in Großbritannien. Global-Regional-Modellketten waren noch nicht in ausreichender Auflösung und Anzahl verfügbar, sodass diese zum damaligen Zeitpunkt nicht untersucht werden konnten. Die für das Verfahren wichtigen Voraussetzungen, dass der projizierte Klimawandel hinsichtlich Temperaturveränderungen durch Szenarien und hinsichtlich Niederschlagsveränderungen durch eine einphasige Harmonische mit konstanter Phase beschrieben werden kann, bleiben jedoch mit fortschreitender Kenntnis zu Klimaveränderungen nicht zwangsläufig bestehen. Zudem können eine unterschiedliche räumliche Auflösung der Klimadaten oder ein abweichendes Klimaänderungsverhalten in anderen Regionen der Welt dazu führen, dass die vorgenommenen Vereinfachungen den Gegebenheiten lokaler Klimaprojektionen widersprechen. Für das Untersuchungsgebiet des Ostharzes unter Verwendung von GCM-RCM-Modellketten des AR5 kann die Zulässigkeit dieser Vereinfachung nur in grober Näherung festgestellt werden. Eine Anpassung von einphasiger und zweiphasiger Harmonischer an die Änderungsfaktoren des projizierten Niederschlags der Modellketten zeigt bei einigen Modellketten teils deutliche Unterschiede (vgl. Kapitel 8.2.1). Dies gilt in ähnlicher Weise für die Annahme eines konstanten Wertes für die Phase des Maximums. Um jedoch einen Vergleich mit dem neu entwickelten Scenario-Free Verfahren zu ermöglichen, werden in dieser Arbeit für alle Untersuchungsgebiete einheitliche T-Szenarien und P-Harmonische 1. Ordnung mit einheitlicher, konstanter Phase angenommen. Die T-Szenarien und konkrete Ausprägungen der variablen Parameter der P-Harmonischen entsprechen nicht den Beobachtungen aus der Original-Prudhomme-Untersuchung, sondern bilden die Eigenschaften des vorliegenden GCM-RCM-Modellkettenensembles ab (Näheres siehe Kapitel 8.2.1). Weiterhin werden aus Gründen der Vergleichbarkeit in dieser Arbeit für den Seasonal-Scaling Ansatz die gleichen Methoden und Modelle zur Bestimmung von ET_0 , zur N-A-Simulation und zur HQ(T)-Schätzung verwendet, wie im neu entwickelten Verfahren (Kapitel 5.3) und der Scenario-Led Methodik (Kapitel 4.1). Der untersuchte Seasonal-Scaling Ansatz stellt aufgrund der vorgenommenen Anpassungen lediglich eine Adaption des Original-Verfahrens dar, um die Anwendbarkeit und Vergleichbarkeit des Verfahrens zu ermöglichen.

5 Methodik des neuen Scenario-Free Verfahrens

In diesem Kapitel wird die Methodik des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens erläutert. Dies umfasst die verwendeten Prädiktoren, den Verfahrensablauf zur Bestimmung von Klimaänderungssignalen und die Aufstellung eines rechnerischen Ersatzmodells. Dabei wird ein neues Adjustierungsverfahren zur Implementierung eines neuen Prädiktors zur Änderung der Starkregenverteilung (genannt Starkregenfaktor) vorgestellt und erläutert. Das Scenario-Free Verfahren existiert in einer jährlichen und einer saisonalen Variante, auf die beide eingegangen wird. Abschließend wird die verwendete Methodik zur Abschätzung des Verfahrensfehlers und der Verfahrensvariabilität erläutert. Die zugehörigen Ergebnisse werden in Kapitel 8 gezeigt und diskutiert.

5.1 Prädiktoren des Verfahrens

Die Anzahl der Prädiktoren in Scenario-Free Verfahren ist aufgrund der Problematik der Ergebnisdarstellung bei vielen Prädiktoren und des mit dem Ansatz einhergehenden hohen Rechenaufwands auf für die Zielgröße wesentliche Prädiktoren zu begrenzen. Bisherige Scenario-Free Studien zeigen für die Bestimmung von Hochwasseränderungen einen wesentlichen Einfluss der meteorologischen Größen Temperatur und Niederschlag, wobei dem Niederschlag in den meisten Fällen die größte Bedeutung zukommt (u.a. PRUDHOMME et al., 2010; GUO et al., 2017; VORMOOR et al., 2017; KIM et al., 2018). Weitere meteorologische Größen gehen im verwendeten N-A-Modell nur über die Gras-Referenzverdunstung ET_0 ein und spielen zur Bestimmung von Hochwasseränderungen nur eine untergeordnete Rolle (vgl. Nebenbetrachtungen zur ET_0 im Anhang A). Der Einfluss nicht-meteorologischer Größen ist häufig auf topografische Gegebenheiten oder anthropogenes Nutzungsverhalten im Einzugsgebiet zurückzuführen und wird für diese klimawandelbasierte Untersuchung nicht betrachtet. Für die meteorologischen Größen Temperatur und Niederschlag ist eine Vielzahl verwendbarer Prädiktoren zur Abschätzung klimawandelbedingter Hochwasseränderungen denkbar, wobei bisherige Studien neben dem Einfluss von mittleren Änderungen beider Größen auch den deutlichen Einfluss von Änderungen in den Extremwerten des Niederschlags zeigen (u.a. GUO et al., 2017). Das neu entwickelte Verfahren soll auf vorhandenen Messreihen des Klimas basieren, um eine erhöhte Anwenderfreundlichkeit zu erreichen.

Im neu entwickelten Scenario-Free Verfahren werden zur Bestimmung der klimawandelbedingten Änderungen der Extremhochwässer unter Berücksichtigung der zuvor erwähnten Überlegungen insgesamt drei jährliche Prädiktoren zur Quantifizierung der

5 Methodik des neuen Scenario-Free Verfahrens

klimawandelbedingten, mittleren Änderung der Temperatur, mittleren Änderung des Niederschlags und Änderung der Starkregenverteilung verwendet. Durch die Nutzung von Prädiktoren für Änderungen der mittleren Temperatur und des mittleren Niederschlags werden generelle Änderungen im Wasserhaushalt abgebildet. Über den mittleren Niederschlag wird die im Wasserhaushalt vorhandene Wassermenge beeinflusst, während die mittlere Temperatur neben der Verdunstung insbesondere Einfluss auf die Akkumulations- und Schmelzprozesse des Schneespeichers im Winterhalbjahr nimmt. Beide Größen sind einfach bestimmbar, robust und können einen erheblichen Einfluss auf die Abflüsse und Hochwasserabflüsse haben. Durch den neu implementierten Faktor zur Änderung der Starkregenverteilung werden die zeitlich begrenzten und deutlich höher dynamischen Starkniederschlagsereignisse in ihrer Höhe beeinflusst. Dies zielt nicht auf eine generelle Änderung des Wasserhaushalts ab, sondern beeinflusst mit dem Änderungsverhalten der Starkniederschläge eine häufige und direkte Ursache für die Bildung von Hochwasser- und Extremhochwasserereignissen. Da das Verfahren in einer jährlichen und saisonalen Variante untersucht wird, wird nachfolgend zwischen drei jährlichen und sechs saisonalen Prädiktoren unterschieden (vgl. Tabelle 5.1).

Tabelle 5.1: Kürzel und Bezeichnung der im neuen Scenario-Free Verfahren verwendeten Prädiktoren in Abhängigkeit von der Variante und zugehörigen Änderungsgröße

Variante	Mittlere Temperatur	Mittlerer Niederschlag	Starkregenverteilung
Jahr	ΔT_{MW}	ΔP_{MW}	P_{Stark}
Saison (Winter)	$\Delta T_{MW,Wi}$	$\Delta P_{MW,Wi}$	$P_{Stark, Wi}$
Saison (Sommer)	$\Delta T_{MW,So}$	$\Delta P_{MW,So}$	$P_{Stark, So}$
Bezeichnung	Mittl. Änderungssummand Temperatur	Mittl. Änderungsfaktor Niederschlag	Starkregenfaktor

Bei den Temperaturprädiktoren handelt es sich um Änderungssummanden, ihr Äquivalent beim Niederschlag sind Änderungsfaktoren. Die Prädiktoren werden entweder vorgegeben, um eine gegebene Temperatur- oder Niederschlagsreihe zu adjustieren oder aus Klimamodellreihen berechnet. Die Berechnung der mittleren Änderungsgrößen erfolgt entsprechend den Formeln (5.1) und (5.2). Für die Berechnung werden hydrologische Jahre verwendet. Als Wintersaison gelten die Monate November bis April, als Sommersaison die Monate Mai bis Oktober. In dieser Untersuchung wurden die Zeiträume für Vergangenheit und Zukunft entsprechend Tabelle 3.6 angesetzt.

$$\Delta T_{MW,S} = \bar{T}_{Zuk,S} - \bar{T}_{Verg,S} \quad (5.1)$$

$$\Delta P_{MW,S} = \bar{P}_{Zuk,S} / \bar{P}_{Verg,S} \quad (5.2)$$

S – Untersuchte Saison (Jahr: S entfällt in der Formel; Winter: Wi; Sommer: So) [-]
 $\Delta T_{MW,S}$, $\Delta P_{MW,S}$ – Prädiktoren für mittl. Temperatur- [K] bzw. Niederschlagsänderung [-]
 $\bar{T}_{Zuk,S}$, $\bar{T}_{Verg,S}$ – Langjähr. Mittel der Temperatur in Saison S (Zukunft/Vergangenheit) [°C]
 $\bar{P}_{Zuk,S}$, $\bar{P}_{Verg,S}$ – Langjähr. Mittel der Niederschlagssumme in Saison S
 (Zukunft/Vergangenheit) [mm]

Die Adjustierung vorliegender Reihen durch die Änderungsgrößen erfolgt durch Addition (Temperatur) oder Multiplikation (Niederschlag) auf die Zeitreihe in der entsprechenden Saison. Die Bestimmung des und Adjustierung durch den Starkregenfaktor wird im Kapitel 5.2 beschrieben.

5.2 Verfahren zur Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor

Die Ausgangssituation zur Berücksichtigung eines Prädiktors für Starkregen besteht darin, das Klimasignal der Starkregen zwischen zwei Niederschlagsreihen mit einer einzelnen Größe, dem Starkregenfaktor, zu quantifizieren bzw. eine Niederschlagsreihe durch Anwendung des Starkregenfaktors mit einem entsprechenden Klimasignal zu versehen. Hierbei sind Ähnlichkeiten mit der Anwendung einer linearen Bias-Korrektur von Klimareihen festzustellen (u. a. MUDELSEE et al., 2010), jedoch wird nicht zur Fehlerreduktion die Niederschlagsverteilung korrigiert, sondern zur Implementierung eines Klimasignals die Starkregenverteilung adjustiert, sodass nachfolgend von Starkregenadjustierung die Rede ist. Die Adjustierung der Starkregenverteilung geschieht über die Elemente der Starkregenserie, die mit dem Klimasignal beaufschlagt werden. Andere Elemente der Niederschlagsreihe werden auch adjustiert, jedoch entsprechend gegensätzlich, um innerhalb der Reihe den Massenerhalt sicherzustellen, mit möglichst geringen Veränderungen an den restlichen Charakteristika der Reihe. Die vorliegende Methodik orientiert sich in ihren Grundzügen an der Vorgehensweise von MÜLLER et al. (2019) zur Bias-Korrektur einer partiellen Starkregenserie, weicht jedoch teils erheblich im Anpassungsalgorithmus ab und findet nur für tägliche Niederschlagsreihen Anwendung. Die Bestimmung des Starkregenfaktors aus vorliegenden Niederschlagsreihen und die Starkregenadjustierung mit einem vorhandenen Starkregenfaktor werden nachfolgend erläutert.

5.2.1 Berechnung des Prädiktors Starkregenfaktor

Der Starkregenfaktor wird als Perturbationsgröße im Scenario-Free Verfahren vorgegeben, kann jedoch auch aus den Starkregenverteilungen von Klimamodellreihen berechnet werden. Letzteres ist regelmäßig der Fall, wenn für dessen Wertebereich eine plausible Bandbreite im Scenario-Free Verfahren abgeschätzt werden soll. Für seine Berechnung müssen zunächst die Starkregenverteilungen der Modellreihen aufgestellt werden. Dies geschieht jeweils durch Bildung einer partiellen Serie und Bestimmung der Exponentialverteilung entsprechend der Vorgehensweise in DWA-A 531 (2012). Näheres zur Bestimmung der Starkregenverteilungen ist in Kapitel 6.2.2 erläutert. Die Bestimmung der partiellen Serien und Verteilungen erfolgt je nach zu berechnendem Starkregenfaktor für alle Niederschlagstagesummen (Dauer = 1d) des hydrologischen Jahres (Jahresansatz) oder für das Winter- bzw. Sommerhalbjahr (Saisonansatz).

Entsprechend MÜLLER et al. (2019) werden mit der jeweils ermittelten Exponentialverteilung die Niederschlagshöhen h_T für die Wiederkehrintervalle $T = \{1 \text{ a}, 5 \text{ a}, 10 \text{ a}, 20 \text{ a}\}$ berechnet und aus dem Vergleich der Niederschlagshöhen für Vergangenheit und Zukunft ein Änderungsfaktor F_T bestimmt:

$$F_T = h_{T,Zuk} / h_{T,Verg} \quad [-] \quad (5.3)$$

T – Wiederkehrintervall (1 a, 5 a, 10 a oder 20 a) [-]

$h_{T,Zuk}$ – Niederschlagshöhe des Wiederkehrintervalls T (Zukunft) [mm]

$h_{T,Verg}$ – Niederschlagshöhe des Wiederkehrintervalls T (Vergangenheit) [mm]

Der Starkregenfaktor P_{Stark} ergibt sich als Mittelwert aller ermittelten Änderungsfaktoren F_T :

$$P_{Stark} = (F_1 + F_5 + F_{10} + F_{20}) / 4 \quad [-] \quad (5.4)$$

Je nach Verwendung der Exponentialverteilungen für den Jahresansatz oder für den Saisonansatz, wird zwischen den Starkregenfaktoren P_{Stark} , $P_{Stark,Wi}$ oder $P_{Stark,So}$ unterschieden. An dieser Stelle wird darauf hingewiesen, dass die Verwendung eines einzelnen, mittleren Faktors zur Quantifizierung der Unterschiede zweier zweiparametrischer Verteilungen gewissen Beschränkungen unterworfen ist. Liegen zwischen zwei Verteilungen große Unterschiede der Absolutwerte bei vergleichsweise kleinen Unterschieden der Anstiege oder umgekehrt vor, kann dies ggf. nicht mehr im Detail durch einen einzelnen Faktor beschrieben werden. Gleiches gilt analog für die Adjustierung einer zweiparametrischen Verteilung. Trotz dieser Erkenntnis wird der mittlere Unterschied zwischen beiden Verteilungen durch einen einzelnen Faktor abgebildet. Der beschriebene Fall wurde im Zuge der Arbeit zudem

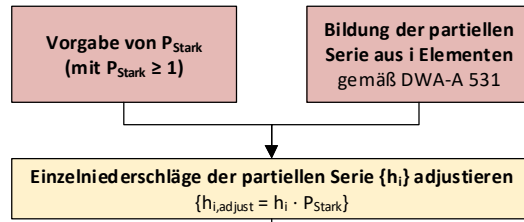
nur für eine Minderheit der untersuchten Verteilungen festgestellt (vgl. Kapitel 8.1). Zur Beschränkung der Prädiktorenanzahl ist die Verwendung eines einzelnen Faktors je Jahr bzw. Saison zweckmäßig und wird im neuen Verfahren verfolgt.

5.2.2 Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich

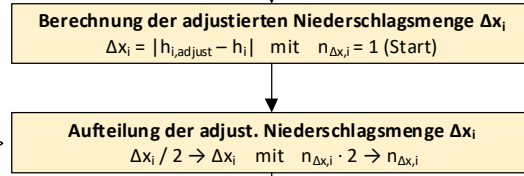
Das Verfahren zur Starkregenerhöhung ($P_{\text{Stark}} \geq 1$) mit zugehörigem Massenbilanzausgleich ist in Abbildung 5.1 dargestellt. Analog dazu ist in Abbildung 5.2 das Verfahren zur Starkregenreduktion ($P_{\text{Stark}} < 1$) aufgeführt. Grundsätzlich ist zwischen zwei Formen der Adjustierung zu unterscheiden. Eine Adjustierung betrifft ausschließlich die Starkregenserie, der im Regelfall ein Klimasignal hinzugefügt wird. Die zweite Form der Adjustierung betrifft die restliche Niederschlagszeitreihe, in der die durch Hinzufügen des Klimasignals geänderte Massenbilanz wieder ausgeglichen wird. Die in den Abbildungen aufgeführten Prozeduren werden nachfolgend erläutert.

Ausgangspunkt ist ein vorgegebener Starkregenfaktor P_{Stark} (jährlich oder saisonal) und eine langjährige, tägliche Niederschlagsreihe, aus der eine partielle Serie von Einzelniederschlägen mit i Elementen entsprechend der Vorgehensweise in DWA-A 531 gebildet wird. Die Serie kann hierbei aus dem gesamten hydrologischen Jahr, aber auch aus saisonalen Abschnitten (Winter, Sommer) stammen. Bei einem Starkregenfaktor von $P_{\text{Stark}} > 1$ handelt es sich bei der Starkregenadjustierung um eine Erhöhung, bei $P_{\text{Stark}} < 1$ um eine Reduktion. Der Fall $P_{\text{Stark}} = 1$ wird der Prozedur der Starkregenerhöhung zugeordnet, hat jedoch keine tatsächlichen Veränderungen der Starkregenserie bzw. Verteilung zur Folge. Mittels Starkregenfaktor erfolgt zunächst eine Adjustierung aller Elemente der Starkregenserie durch Multiplikation. Dies hat zur Folge, dass sich die gesamte Starkregenverteilung um den entsprechenden Faktor verändert. Entspricht der Starkregenfaktor einem Klimaänderungssignal und wird auf diese Weise auf eine vorhandene Starkregenserie der Vergangenheit angewendet, wird sie um das Änderungssignal zu einer synthetischen Zukunftsreihe adjustiert. Hierdurch ändert sich zunächst auch die Wassermenge innerhalb der Zeitreihe. Wünschenswert ist jedoch, dass durch die Adjustierung keine entsprechende Änderung der Bilanz eintritt, was durch einen Massenbilanzausgleich innerhalb der Zeitreihe sichergestellt wird. Im Verfahren wird jede Adjustierung eines Elements i der Starkregenserie $\{h_i\}$ im entsprechenden hydrologischen Jahr bzw. in der entsprechenden Saison elementweise durch Adjustierung von Niederschlägen außerhalb der Starkregenserie ausgeglichen. Zunächst erfolgt hierfür die Berechnung der zu adjustierenden Niederschlagsmenge Δx_i als Betrag aus der Niederschlagshöhe vor und nach der Starkregenadjustierung.

Starkregenadjustierung
 von i Elementen der
 partiellen Serie



Massenbilanzausgleich
 Adjustierung für jedes Element i
 und jeweils nur innerhalb des
 jeweiligen Jahres / Saison



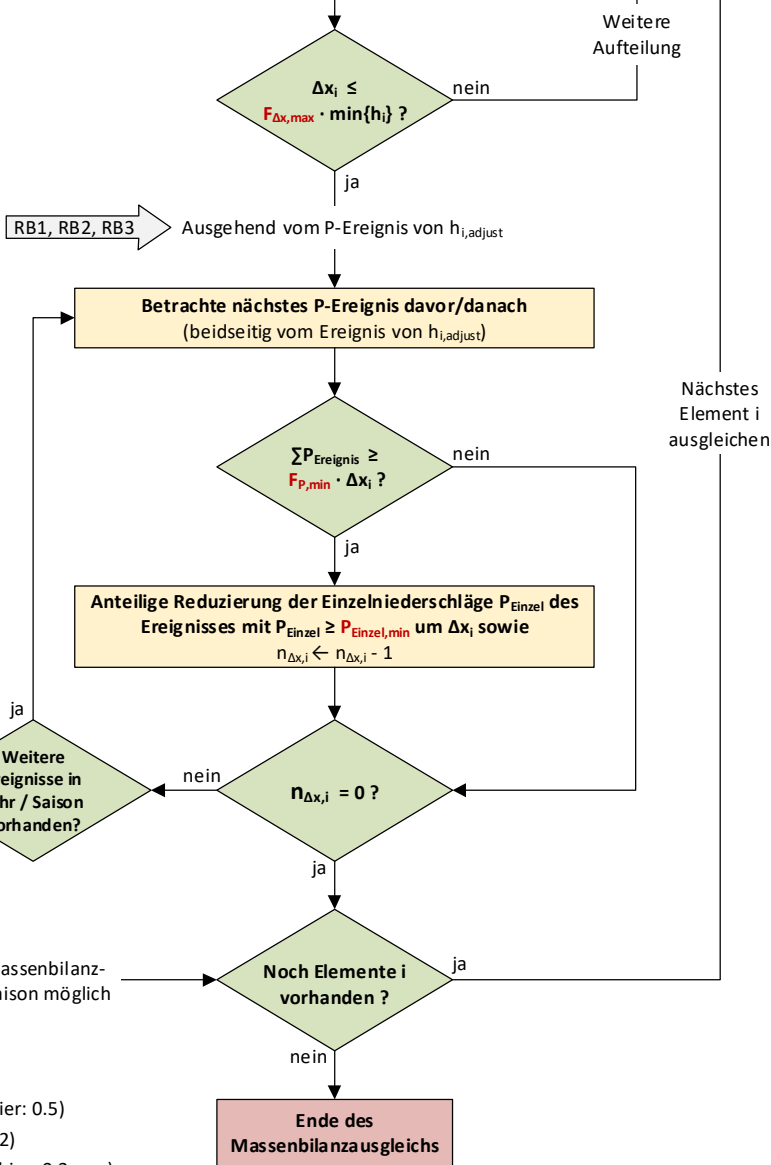
Randbedingung der Ereignisadjustierung
 Nur Ereignisse, die die gerade aktive
 Randbedingung (RB) erfüllen, werden im
 Massenbilanzausgleich adjustiert.
 (Rücksetzung auf Randbedingung 1 bei jedem
 neuen Element i)

Randbedingung 1 (RB1):
 - keine Adjust. von Δx_i im
 Einzelniederschlag $h_{i,adjust}$
 - keine Adjust. von Δx_i im Ereignis von $h_{i,adjust}$
 - keine Adjust. von Δx_i in bereits
 adjustierten Ereignissen

Randbedingung 2 (RB2):
 - keine Adjust. von Δx_i im
 Einzelniederschlag $h_{i,adjust}$
 - keine Adjust. von Δx_i im Ereignis von $h_{i,adjust}$

Randbedingung 3 (RB3):
 - keine Adjust. von Δx_i im
 Einzelniederschlag $h_{i,adjust}$

Randbedingung 4 (RB4):
 - wie RB 3, jedoch Δx_i erneut aufteilen



Verfahrensparameter:
 $F_{\Delta x, max}$... Faktor für max. Adjustiermenge (hier: 0.5)
 $F_{P, min}$... Faktor für min. Ereignisgröße (hier: 2)
 $P_{Einzel, min}$... Min. Größe Einzelniederschlag (hier: 0.2 mm)

Abbildung 5.1: Angewendetes Verfahrensschema zur Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich im Falle der Starkregenerhöhung ($P_{Stark} \geq 1$)

5.2 Verfahren zur Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor

Starkregenadjustierung
von i Elementen der
partiellen Serie

Massenbilanzausgleich
Adjustierung für jedes Element i
und jeweils nur innerhalb des
jeweiligen Jahres / Saison

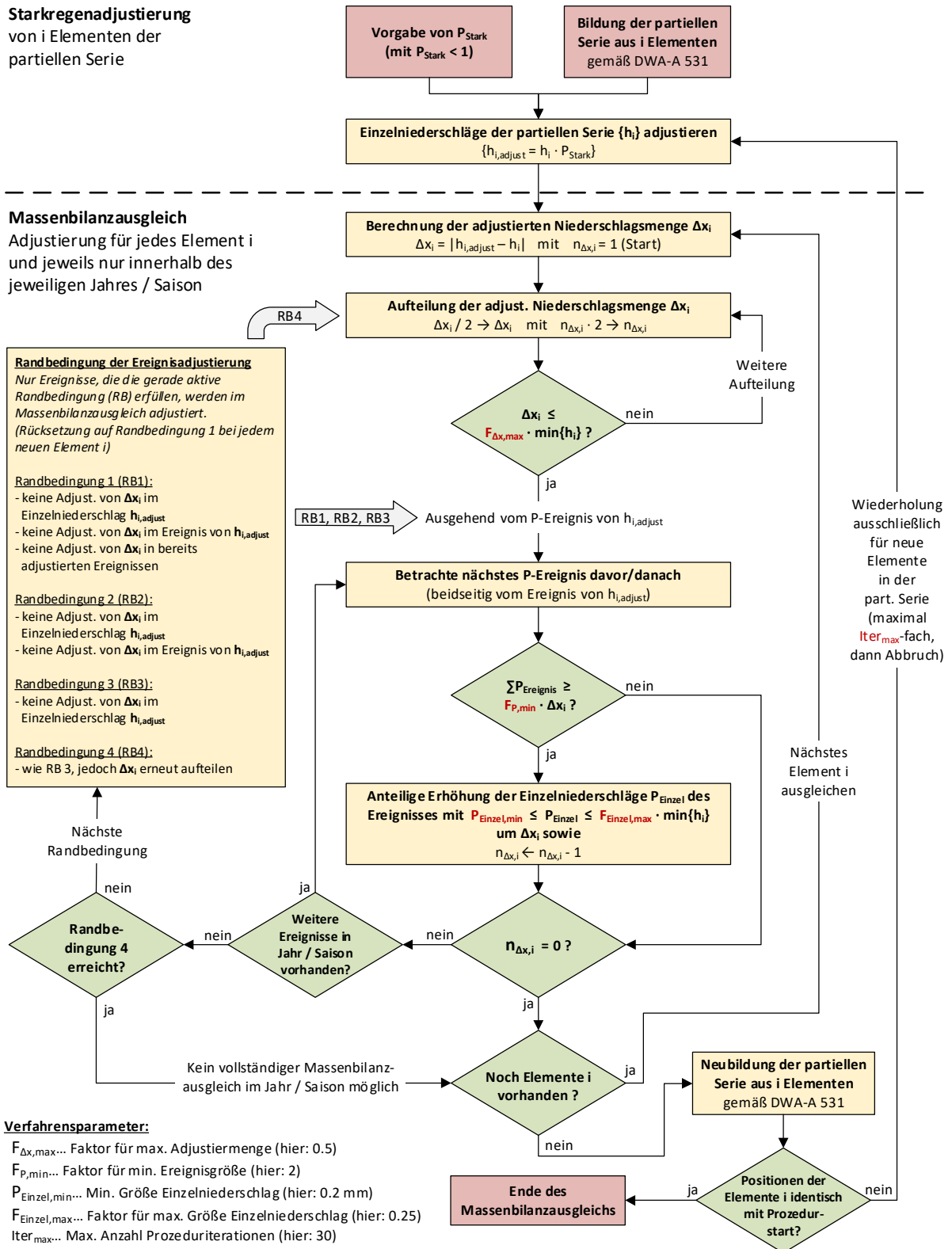


Abbildung 5.2: Angewendetes Verfahrensschema zur Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich im Falle der Starkregenreduktion ($P_{Stark} < 1$)

Die Anzahl auszugleichender „Niederschlagsportionen“ $n_{\Delta x_i}$ (nachfolgend: Anzahl Ausgleiche) wird auf 1 gesetzt (Startwert). Anschließend wird die Menge Δx_i durch Halbierung verkleinert, die notwendige Anzahl Ausgleiche $n_{\Delta x_i}$ verdoppelt sich. Hierdurch wird ein angestrebter gleichmäßiger Ausgleich vor und nach dem adjustierten Starkregenereignis vorbereitet. Um die Auswirkungen auf einzelne Ereignisse möglichst gering zu halten, soll die zu adjustierende Menge Δx_i mindestens um einen definierten Anteil $F_{\Delta x_i, \max}$ geringer sein als das kleinste Element der Starkregenserie. Ist dies nicht der Fall wird iterativ eine erneute Halbierung vorgenommen, was mehr notwendige Ausgleiche zur Folge hat. Erfüllt Δx_i die Größenbedingung, schließt sich der Ausgleichsprozess an. Ein Ausgleich wird nur in nassen Intervallen vorgenommen, damit die Anzahl an Trocken- bzw. Nasstagen konstant bleibt. Hierbei werden mit zunehmender Entfernung die Ereignisse vor und hinter dem Ereignis des adjustierten Starkniederschlags $h_{i, \text{adjust}}$ betrachtet.

Das Ereignis, in dem ein Ausgleich erfolgt, sollte eine Mindest-Niederschlagssumme $\Sigma P_{\text{Ereignis}}$ aufweisen, sodass der Einfluss des Ausgleichs auf das Ereignis beschränkt bleibt. Dieser Mindestwert muss in der Prozedur um einen Faktor $F_{P, \min}$ über der auszugleichenden Menge Δx_i liegen. Erfüllt das Ereignis die Bedingung, erfolgt darin ein Ausgleich, andernfalls wird das nächste Ereignis betrachtet. Auf diese Weise wird die Adjustierung sehr kleiner Ereignisse unterbunden. Im Verfahren wird zunächst eine gleichmäßige Aufteilung vor und nach dem Ereignis des adjustierten Starkniederschlags priorisiert, solange entsprechende Ereignisse vorhanden sind. Der Ausgleich von Δx_i innerhalb eines passenden Ereignisses erfolgt für alle Einzelniederschläge P_{Einzel} anteilig ihrer Größe, insofern sie ein Größenkriterium erfüllen. Bei Reduzierung der Einzelniederschläge müssen diese eine Mindestgröße $P_{\text{Einzel, min}}$ aufweisen. Auf diese Weise wird die Adjustierung zu kleiner Einzelniederschläge unterbunden, die im Bereich der in der Untersuchung vorgegebenen Trocken-Nass-Grenze von 0.1 mm liegen. Dieses Kriterium wird auch bei Erhöhung der Einzelniederschläge berücksichtigt, wobei diese dann zusätzlich eine obere Grenze nicht überschreiten. Als Grenze wird ein Anteil $F_{\text{Einzel, max}}$ des kleinsten Elements der Starkregenserie angesetzt, um durch die Adjustierung die Entstehung zu großer, neuer Einzelniederschläge, die ggf. in die Starkregenserie aufrücken, zu vermeiden. Nach jedem Ausgleichsprozess wird die Anzahl verbliebender Ausgleiche $n_{\Delta x_i}$ um 1 reduziert. Eine alternative Prozedur, in der der Ausgleich nicht anteilig über Ereignisse vorgenommen wird, sondern ausgewählte Einzelniederschläge direkt mit Δx_i adjustiert werden, wurde getestet und stellt dazu eine Alternative dar, wird jedoch in dieser

Untersuchung nicht vorgenommen. Durch die anteilige Reduktion soll der Einfluss des Massenbilanzausgleichs für Einzelniederschläge möglichst geringgehalten werden.

Solange Ausgleichsprozesse durchzuführen sind, werden auf die oben beschriebene Weise innerhalb des hydrologischen Jahres bzw. der Saison Ereignisse gesucht und adjustiert. Der Massenbilanzausgleich erfolgt dabei, neben der Einhaltung der zuvor aufgeführten numerischen Kriterien, nur unter definierten Randbedingungen. Zu Beginn gilt Randbedingung 1 (RB1), durch die Ereignisadjustierungen wie folgt eingeschränkt werden:

1. keine Adjustierung von Δx_i im Einzelniederschlag $h_{i,adjust}$ (die Elemente der Starkregenserie werden im Massenbilanzausgleich nicht adjustiert)
2. keine Adjustierung von Δx_i im Ereignis von $h_{i,adjust}$ (die Ereignisse, die Elemente der Starkregenserie enthalten, werden im Massenbilanzausgleich nicht adjustiert)
3. keine Adjustierung von Δx_i in bereits adjustierten Ereignissen (keine Mehrfachadjustierung im selben Ereignis)

Diese Randbedingungen erfüllen den Zweck durch den Massenbilanzausgleich:

- die Starkregenserie nicht zu verändern,
- die Ereignisse, in der die Elemente der Starkregenserie liegen, möglichst wenig zu beeinflussen und
- den Massenbilanzausgleich auf mehrere Ereignisse zu verteilen.

Kann kein vollständiger Massenbilanzausgleich unter Ansatz von RB1 durchgeführt werden, so werden die Einschränkungen gelockert. Wird RB2 aktiv, entfällt Einschränkung 3, wird RB3 aktiv, entfällt zusätzlich Einschränkung 2. Ist auch kein Ausgleich unter RB3 möglich, wird RB4 aktiv, die identisch zu RB3 ist, jedoch eine erneute Niederschlagsaufteilung auslöst. Ist auch dadurch kein vollständiger Massenbilanzausgleich möglich, so wird darauf verzichtet und die Prozedur fährt, wie bei einem erfolgreichen Massenbilanzausgleich, mit dem nächsten Element der Starkregenserie fort. In diesem Fall bleibt eine Abweichung in der Massenbilanz bestehen.

Sind alle Elemente der Starkregenserie ausgeglichen oder nicht mehr ausgleichbar, so hat dies im Falle von $P_{Stark} \geq 1$ das Ende der Prozedur zur Folge. Im Falle von $P_{Stark} < 1$ kann es durch die Adjustierung der Starkregenserie vorkommen, dass einige der adjustierten Elemente nicht mehr in einer neugebildeten partiellen Serie vertreten sind, diese also mit anderen Elementen als ursprünglich gebildet wird. Die neue Starkregenverteilung entspricht

5 Methodik des neuen Scenario-Free Verfahrens

dann nicht der durch Adjustierung mit P_{Stark} zu erwartenden Verteilung. Daher werden die neuen Elemente der Starkregenserie erneut adjustiert und ausgeglichen bis die neue partielle Serie aus den adjustierten Elementen der ursprünglichen Serie gebildet wird oder der Vorgang Iter_{max} -fach wiederholt wurde (Abbruchkriterium).

Das beschriebene Verfahren zur Adjustierung von Starkregenverteilungen mittels Starkregenfaktor auf Tageswertbasis kann unabhängig vom Scenario-Free Verfahren dieser Arbeit verwendet werden und wurde durch den Massenbilanzausgleich so konzipiert, dass es für abweichende Fragestellungen Verwendung finden kann. In Tabelle 5.2 sind die Parameter zur Anpassung des Verfahrens zusammengefasst. Die aufgeführten Werte wurden als praktikabel ermittelt und werden in dieser Untersuchung verwendet.

Tabelle 5.2: Verfahrensparameter für die Starkregenadjustierung mit Massenbilanzausgleich und zugehörigen Werten, die in dieser Untersuchung verwendet werden

Parameter	Wert	Einheit	Beschreibung
$F_{\Delta x, \text{max}}$	0.5	-	Faktor zur Begrenzung der adjustierten Niederschlagsmenge Δx_i . Entspricht Anteil am kleinsten Element der Starkregenserie $\min\{h_i\}$.
$F_{P, \text{min}}$	2.0	-	Faktor zur Vorgabe minimal adjustierbarer Ereignissummen. Entspricht einem Vielfachen von Δx_i .
$P_{\text{Einzel, min}}$	0.2	mm	Minimalgröße für Einzelniederschläge, die im Massenausgleich adjustiert werden. Direkte Vorgabe einer Niederschlagshöhe.
$F_{\text{Einzel, max}}$	0.25	-	Faktor zur Begrenzung von Einzelniederschlägen, die im Massenausgleich adjustiert werden. Entspricht einem Anteil an $\min\{h_i\}$.
Iter_{Max}	30	-	Maximale Anzahl an Prozeduriterationen (Abbruchkriterium).

5.2.3 Funktionsnachweis der Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor

Der Funktionsnachweis des Verfahrens zur Starkregenadjustierung mittels Starkregenfaktor wird über die 14 Klimamodellketten dieser Untersuchung erbracht. Hierfür werden die Niederschlagszeitreihen des Zeitraums der „Vergangenheit“ und der „Fernen Zukunft“ entsprechend Tabelle 3.6 betrachtet. Für beide Zeiträume wird entsprechend DWA-A 531 die partielle Niederschlagsserie gebildet und die jeweilige Starkregenverteilung bestimmt. Dies erfolgt sowohl für das hydrologische Jahr (jährliches Verfahren) als auch für das Sommer- und Winterhalbjahr (saisonales Verfahren). Zwischen beiden Zeiträumen ist üblicherweise ein Unterschied in den Niederschlagsverteilungen festzustellen, der grafisch aufgezeigt und durch Gütemaße quantifiziert wird. Anschließend wird zwischen beiden Zeiträumen der

Starkregenfaktor nach Gleichung (5.3) berechnet und die Niederschlagsreihe der Vergangenheit entsprechend den Verfahren in Abbildung 5.1 bzw. Abbildung 5.2 adjustiert (adjustierte Vergangenheit). Aus den adjustierten Reihen werden analog die Niederschlagsverteilungen und Gütemaße berechnet und mit denen der nicht-adjustierten Reihen der Vergangenheit verglichen. Die Gütebestimmung des Massenbilanzausgleichs erfolgt durch Vergleich der Niederschlagssummen der hydrologischen Jahre bzw. der Saisons vor und nach der Adjustierung der entsprechenden Zeitreihen der Vergangenheit. Das Ergebnis des Ausgleichsprozesses wird stichprobenhaft an einzelnen Jahren bzw. Saisons grafisch aufgezeigt. Die entsprechenden Ergebnisse werden in Kapitel 8.1 erläutert.

5.3 Verfahrensablauf des neuen Scenario-Free Verfahrens

Die Ziele, die mit dem neu entwickelten Scenario-Free Verfahren verfolgt werden, sind:

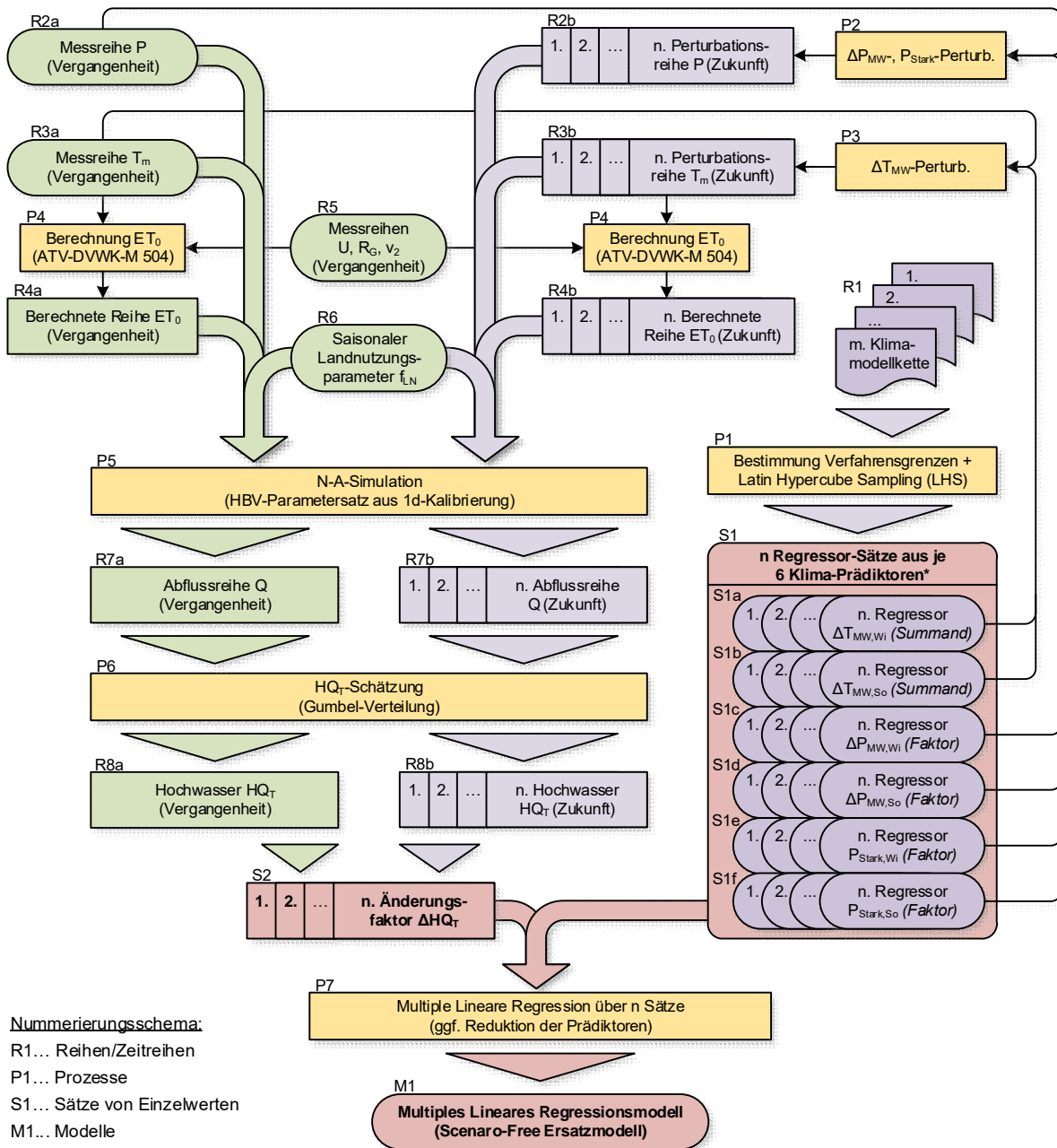
- Eine möglichst gute Annäherung an die ermittelten Hochwasseränderungen im Scenario-Led Ansatz
- Nutzung möglichst weniger, robuster und einfacher Prädiktoren, anzuwenden auf eine vorliegende Messzeitreihe
- Verwendung eines einfach anzuwendenden, rechnerischen Ersatzmodells

Da es das Wesen des Scenario-Free Ansatzes ist, starke Vereinfachungen und Abstraktionen zu treffen, werden in diesem Verfahren alle anderen Eigenschaften den aufgeführten Zielen untergeordnet. Dies gilt u.a. für die Konsistenz innerhalb der Zeitreihen, zwischen den Zeitreihen, den Prädiktoren sowie im Vergleich der angepassten Messzeitreihen mit den entsprechenden Klimamodellreihen, wenn mit den in den Zielen aufgeführten Mitteln und der Methodik eine möglichst gute Annäherung an die Hochwasseränderungen des Scenario-Led Ansatzes bewirkt werden kann. Hierbei ist es möglich, dass, gegenüber den komplexen Klimaänderungen im Scenario-Led Ansatz, verfahrensbedingte Über- oder Unterschätzungen in den Änderungen bestimmter hochwasserbildender Prozesse die Unter- oder Überschätzung anderer hochwasserbildender Prozesse kompensieren, solange generell eine Annäherung an die im Scenario-Led Ansatz berechneten Hochwasseränderungen erfolgt. Das Verfahren ist damit grundsätzlich empirischer Natur.

Das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren basiert auf den täglichen Messreihen des Referenzzeitraumes eines Einzugsgebiets (vgl. Kapitel 3.2) und nutzt die in Kapitel 5.1 und 5.2 beschriebenen Verfahrensprädiktoren, um die Messreihen der Vergangenheit zu synthetischen Zukunftsreihen zu perturbieren und ein Ersatzmodell für die HQ-

5 Methodik des neuen Scenario-Free Verfahrens

Änderungssignale aufzubauen. Das Verfahrensschema gilt für ein Einzugsgebiet und ist für die Anwendung saisonal-differenzierter Prädiktoren in Abbildung 5.3 dargestellt.



* *Saisonvariante:* 6-Klima-Prädiktoren ΔT_{MW} , ΔP_{MW} , ΔP_{Stark} jeweils für die hydrol. Halbjahre Winter und Sommer (bevorzugt)
Jahresvariante: 3-Klima-Prädiktoren ΔT_{MW} , ΔP_{MW} , ΔP_{Stark} für das gesamte hydrol. Jahr (alternativ)

m... Anzahl Klimamodellketten (hier: 14)
 n... Anzahl Perturbationen / Regressorsätze (hier: 1000)

Abbildung 5.3: Verfahrensschema des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens zur Bestimmung eines Ersatzmodells für Hochwasser-Änderungssignale ΔHQ_T auf Basis täglicher Messreihen und Klimamodellketten (Saisonvariante)

Für das Verfahren sind folgende Datenreihen erforderlich:

- Tägliche Messzeitreihen im Referenzzeitraum für Niederschlag P und mittlere Temperatur T_m

In Abhängigkeit des gewählten N-A-Modells sind weiterhin erforderlich:

- Potenzielle Verdunstung ETP, hier berechnet als Gras-Referenzverdunstung ET_0 , unter Hinzuziehung täglicher Messzeitreihen von Luftfeuchte U , Globalstrahlung R_G und Windgeschwindigkeit in 2 m Höhe v_2
- Saisonaler Landnutzungsparameter f_{LN}

Optional, aber empfohlen, sind folgende Datenreihen:

- Ensemble täglicher Klimamodellkettenreihen der Vergangenheit und Zukunft für Niederschlag P und mittlere Temperatur T_m

Weiterhin ist ein funktionsfähiges Niederschlag-Abfluss-Modell (N-A-Modell) oder Wasserhaushaltsmodell, welches auf das zu untersuchende Einzugsgebiet kalibriert ist, erforderlich. Für die Untersuchung wurde das N-A-Modell HBV verwendet (vgl. Kapitel 6.4.1). Die vorliegenden Zeitreihen, sowohl im Messzeitraum als auch im Zukunftszeitraum, müssen ausreichend lang sein, um repräsentativ für die untersuchten Hochwasserwiederkehrintervalle zu sein. Üblicherweise wird bei Wiederkehrintervallen bis zum HQ100 eine Zeitreihenlänge von 30 Jahren als ausreichend erachtet. Da hierbei noch hohe Unsicherheiten hinsichtlich der HQ-Schätzung vorliegen können, stellt dies für Messreihen einen Kompromiss an die Datenverfügbarkeit dar. Längere Datenreihen sind zu bevorzugen. In der vorliegenden Untersuchung wurden ausschließlich Zeitreihen von 30 Jahren Länge verwendet.

Mit den Messreihen der Vergangenheit wird die Gras-Referenzverdunstung ET_0 nach ATV-DVWK-M 504 berechnet (vgl. Kapitel 3.2.2). Niederschlag P , mittlere Temperatur T_m , ET_0 und Landnutzungsparameter f_{LN} der Vergangenheit bilden die Ausgangsreihen der N-A-Simulation für den Referenzzeitraum.

Die Regressor-Sätze der Verfahrensprädiktoren werden gemäß der Szenario-Free Vorgehensweise des Verfahrens frei gewählt. Es wird aber empfohlen, sich zur Bestimmung der Verfahrensgrenzen, und damit der Spannbreite der untersuchten Regressorsätze, an einem Klimamodellkettenensemble zu orientieren und die Grenzen ggf. darüber hinaus zu

erweitern. In diesem Schritt wird der Gültigkeitsbereich des Scenario-Free Ersatzmodells festgelegt. Für das Sampling dieses Bereichs, ist ein möglichst geringer, gleichmäßiger Abstand der Regressoren zueinander bei möglichst wenig Sample-Punkten zweckmäßig. Dies wird im vorliegenden Verfahren durch Anordnung der Regressoren in einem Latin Hypercube Sample (LHS) erreicht (vgl. Kapitel 6.6). Im abgebildeten Verfahren, werden sechs saisonalen Prädiktoren verwendet, die Änderungen der mittleren Temperatur, des mittleren Niederschlags und des Starkregens jeweils für das Winter- und Sommerhalbjahr darstellen (Saisonvariante). Alternativ können die beschriebenen Prädiktoren auch ausschließlich für das Gesamtjahr verwendet werden (Jahresvariante). Die komplexere und als genauer anzunehmende Saisonvariante dient als Grundlage für die nachfolgenden Ausführungen (zu Unterschieden in den Ergebnissen vgl. Kapitel 8). Das Verfahren wurde unter Anwendung der Prädiktoren auf die nachfolgend beschriebene Weise entwickelt und untersucht. Die Regressoren der Temperatur werden genutzt um die Messreihe der mittleren Temperatur T_m zu perturbieren. Dies erfolgt durch einfache Addition der Regressoren $\Delta T_{MW,Wi}$ und $\Delta T_{MW,So}$ auf jeden Wert der Temperaturreihe im entsprechenden hydrologischen Halbjahr. Dies verändert die Temperaturen generell um einen definierten Betrag, ohne deren zeitliche Dynamik zu beeinflussen. Die Regressoren $\Delta P_{MW,Wi}$ und $\Delta P_{MW,So}$ perturbieren in einem ersten Schritt die Niederschlagsreihe durch einfache Multiplikation auf die Niederschlagswerte im entsprechenden hydrologischen Halbjahr. Hierdurch ändert sich generell die verfügbare Wassermenge, es findet jedoch keine Änderung an der Anzahl an Trocken- oder Nasstagen statt. In einem zweiten Schritt perturbieren die Regressoren $P_{Stark,Wi}$ und $P_{Stark,So}$ die Niederschlagsreihen unter Anwendung der Vorgehensweise im Kapitel 5.2. Aus n Regressorsätzen entstehen letztendlich jeweils n perturbierte Niederschlags- und Temperaturreihen, die synthetische Zukunftsreihen darstellen.

Mit den Perturbationsreihen für T_m der Zukunft und den Messreihen für U , R_G und v_2 wird die Gras-Referenzverdunstung ET_0 der Zukunft nach ATV-DVWK-M 504 berechnet. Für die berechnete ET_0 -Reihe wird zur Vereinfachung nur das Klimasignal der Temperatur über die perturbierten Temperaturreihen berücksichtigt, da diese als dominierende Größe mit deutlichem Klimaänderungssignal zur Bestimmung von ET_0 betrachtet wird. Dadurch wird die Zahl der Regressorvariablen im Verfahren geringgehalten. Nebenbetrachtungen haben gezeigt, dass mäßige Variationen von ET_0 keine, bis nur geringfügige Auswirkungen auf die untersuchten Hochwasserscheitel haben (vgl. ANHANG A). Weitere mögliche Klima-Prädiktoren, die ausschließlich Einfluss auf ET_0 nehmen, werden daher als nicht signifikant für Hochwasseränderungen eingeschätzt und nicht untersucht. Perturbierte Reihen für den

Niederschlag P , die mittlere Temperatur T_m und die Gras-Referenzverdunstung ET_0 der Zukunft sowie die unveränderten Landnutzungsparameter f_{LN} bilden die Ausgangsreihen der N-A-Simulation für den Zukunftszeitraum. Die Landnutzungsparameter wurden unverändert, d.h. entsprechend den Werten der Vergangenheit, angesetzt, da das Verfahren in der vorhandenen Ausprägung ausschließlich klimabedingte Änderungen beschreibt, Landnutzungsparameter jedoch die Gebietseigenschaft der Landnutzung charakterisieren.

Nach der N-A-Simulation ergeben sich eine Abflussreihe der Vergangenheit und n Abflussreihen der Zukunft. Nach Bildung jährlicher Serien und der jeweiligen Berechnung einer theoretischen Gumbel-Verteilung (vgl. Kapitel 6.2.1), werden für jede Reihe die Hochwasserkennwerte geschätzt. Für die Untersuchung wurden die Größen HQ10, HQ20, HQ25, HQ50 und HQ100 berechnet, nachfolgend als HQ(T) zusammengefasst. Kapitel 7.4 zeigt, dass die Ergebnisse der täglichen Betrachtung erst ab ca. HQ10 nicht mehr signifikant von denen der stündlichen Betrachtung abweichen. Die Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ für n Perturbationen ergeben sich aus:

$$\Delta HQ(T)_n = \frac{HQ(T)_{Zuk,n} - HQ(T)_{Verg}}{HQ(T)_{Verg}} \quad [-] \quad (5.5)$$

$\Delta HQ(T)_n$ – Änderungsfaktor für ein Hochwasser mit Wiederkehrintervall T der Perturbation n [–]
 $HQ(T)_{Zuk,n}$ – Hochwasser des Wiederkehrintervalls T (Zukunftsreihe) der Perturbation n [m^3/s]
 $HQ(T)_{Verg}$ – Hochwasser des Wiederkehrintervalls T (Vergangenheitsreihe) [m^3/s]

Die n Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)_n$ der Hochwasser bilden die Regressanden und die n Sätze der sechs saisonalen Klima-Prädiktoren die Regressoren einer Multiplen Linearen Regression (MLR). Für jedes Wiederkehrintervall T wird ein separates MLR-Modell aufgestellt, diese Modelle bilden in Summe die Scenario-Free Ersatzmodelle des Verfahrens. Durch Vorgabe klimatischer Änderungssignale entsprechend den sechs Prädiktorvariablen kann über das jeweilige MLR-Modell direkt die verfahrensbedingte Hochwasseränderung $\Delta HQ(T)$ bestimmt werden, ohne eine N-A-Simulation durchführen zu müssen. Durch Nutzung des Ersatzmodells können aktuelle Projektionsreihen von Klimamodellketten effektiv hinsichtlich der zu erwartenden Hochwasseränderung ausgewertet werden. Die Aufstellung und Prüfung des Ersatzmodells ist in Kapitel 5.4 erläutert, die Anwendung und Funktionsfähigkeit wird am Beispiel von Untersuchungsgebieten in Kapitel 8.3.2 erläutert.

5.4 Ersatzmodell für die Scenario-Free Reaktionsfläche

Bisherige Scenario-Free Verfahren nutzen hauptsächlich grafische Reaktionsflächen, um den ermittelten Zusammenhang zwischen Verfahrensprädictoren und der untersuchten Zielgröße darzustellen (u.a. PRUDHOMME et al., 2010; VORMOOR et al., 2017). Die Reaktionsfläche hat die Funktion eines grafischen Ersatzmodells, das den Anwender auf die Scenario-Free Ergebnisse Zugriff gibt und ohne erneute Simulationskampagne die Zielgrößen aufgrund vorhandener Verfahrensprädictoren abbildet. Werden mehrere Zielgrößen untersucht, so müssen mehrere Reaktionsflächen erstellt werden. Die Nutzung eines grafischen Ersatzmodells hat Vorteile in der Kennzeichnung von Unstetigkeiten und der praktischen Anwendbarkeit des Verfahrens. Hierdurch bleibt jedoch die Anzahl von Verfahrensprädictoren aus Gründen der Visualisierung und Übersichtlichkeit auf eine geringe Zahl beschränkt.

Gegenüber bisherigen Verfahren nutzt das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren drei Prädictoren (Jahresvariante) bzw. sechs Prädictoren (Saisonvariante) und verwendet ein statistisches Ersatzmodell. Die nachfolgenden Erläuterungen werden auf Basis der Saisonvariante durchgeführt, die mehr Prädictoren umfasst. Der Zusammenhang zwischen Verfahrensprädictoren und Zielgröße wird mit einer Multiplen Linearen Regression (MLR) hergestellt. Die MLR hat den Vorteil, dass die Zielgröße über einen funktionellen Zusammenhang mittels einer einfach anzuwendenden, linearen Gleichung aus den Regressorgrößen berechnet werden kann. Hierfür kann eine Transformation der Prädictoren notwendig werden, die je nach Untersuchungsgebiet variieren kann. Ebenso ist es möglich, dass in Abhängigkeit vom Untersuchungsgebiet einzelne Prädictoren keinen signifikanten Einfluss auf die Zielgröße haben und daher ausgeschlossen werden sollten. Es werden verschiedene Ansätze der MLR entsprechend der nachfolgenden Modellformel ohne Aufführung der Residuen untersucht:

$$\Delta HQ_T = \beta_{0,T} + \beta_{1,T} \cdot \Delta T_{MW,Wi}^{E1} + \beta_{2,T} \cdot \Delta P_{MW,Wi}^{E2} + \beta_{3,T} \cdot P_{Stark,Wi}^{E3} + \beta_{4,T} \cdot \Delta T_{MW,So}^{E4} + \beta_{5,T} \cdot \Delta P_{MW,So}^{E5} + \beta_{6,T} \cdot P_{Stark,So}^{E6} \quad (5.6)$$

ΔHQ_T – Änderungsfaktor für ein Hochwasser mit dem Wiederkehrintervall T [–]

$\beta_{0,T} \dots \beta_{6,T}$ – Regressionsparameter für ein Hochwasser mit dem Wiederkehrintervall T [–]

$\Delta T_{MW,Wi}, \Delta T_{MW,So}$ – Mittlere, jährliche Temperaturänderung im Winter-/Sommerhalbjahr [K]

$\Delta P_{MW,Wi}, \Delta P_{MW,So}$ – Mittlere, jährliche Niederschlagänderung im Winter-/Sommerhalbjahr [–]

$P_{Stark,Wi}, P_{Stark,So}$ – Starkregenfaktor im Winter-/Sommerhalbjahr [–]

$E1 \dots E6$ – Exponenten der Regressorentransformation [–]

Daneben wurden auch logarithmische Transformationen und eine Transformation der Zielgröße untersucht, diese zeigten jedoch in keinem Fall ausreichende Korrelationen. Die robust wirkenden Prädiktoren und deren Transformation können in Abhängigkeit vom Untersuchungsgebiet variieren und müssen folglich vom Anwender des Verfahrens zunächst ermittelt werden. Für die Anwendung einer MLR ist ein annähernd linearer Zusammenhang zwischen den (transformierten) Regressorvariablen und der Zielgröße Voraussetzung. Dafür werden verschiedene MLR durchgeführt und im Anschluss eine Prüfung auf Unabhängigkeit der Residuen mit konstanter Varianz und annähernder Normalverteilung durchgeführt. Um robuste Modelle zu erhalten, dürfen die Regressoren im Modell untereinander nicht hoch korreliert sein, was durch Testung auf Multikollinearität ausgeschlossen wird. Im Detail wird entsprechend der nachfolgenden Schritte vorgegangen:

- 1) Vorauswahl der (transformierten) Regressorvariablen (iterativ)
- 2) Aufstellen von Scatterplots und der Korrelationsmatrix
- 3) Berechnung der partiellen Korrelationskoeffizienten
- 4) Schrittweise Regression mit Bestimmung der finalen Regression
- 5) Testung auf Multikollinearität, Unabhängigkeit / Normalverteilung der Residuen

Die Prozedur erfolgt in dieser Untersuchung für jedes Einzugsgebiet aus Kapitel 3.1 separat. Es werden zudem für jede Zielgröße $\Delta HQ(T)$ gesonderte MLR-Modelle aufgestellt, denen jedoch innerhalb des gleichen Untersuchungsgebiets dieselben Annahmen für (transformierte) Prädiktorvariablen zugrunde liegen. Für jedes Einzugsgebiet ergibt sich je Wiederkehrintervall T am Ende der Prozedur eine eigene Bestimmungsgleichung als Scenario-Free Ersatzmodell. Dieser Ansatz wird in den nachfolgenden Ausführungen mit „Scenario-Free Saison MLR-Einzel“ bezeichnet. Zur Bestimmung von Hochwasseränderungen zwischen den durch die Gleichungen beschriebenen Wiederkehrintervallen kann eine Interpolation der Berechnungsergebnisse erfolgen.

Die Regressionsparameter gleicher Regressoren sowie die Regressionskonstante von unterschiedlichen Zielgrößen $\Delta HQ(T)$ desselben Untersuchungsgebiets zeigen in den Berechnungsergebnissen einen stark ausgeprägten funktionellen Zusammenhang. Dieser kann in allen untersuchten Fällen durch eine einfache, logarithmische Regressionsfunktion approximiert werden. Es ergibt sich ohne Aufführung der Residuen die nachfolgende Modellformel:

$$\beta_{i,T} = \gamma_{i,0} + \gamma_{i,1} \cdot \ln T \quad (5.7)$$

$\beta_{i,T}$ – Regressionsparameter i für ein Hochwasser mit dem Wiederkehrintervall T [–]

$\gamma_{i,0}, \gamma_{i,1}$ – Parameter zur Schätzung des Regressionsparameters $\beta_{i,T}$ [–]

T – Wiederkehrintervall [a]

Durch Einsetzen der auf diese Weise ermittelten Regressionsparameter der Gleichung (5.7) in Gleichung (5.6) entsteht eine einzelne Bestimmungsgleichung zur Berechnung von $\Delta HQ(T)$ in Abhängigkeit vom Wiederkehrintervall T . Auf diese Weise können ohne Interpolation der Ergebnisse der Einzelgleichungen direkt Hochwasseränderungen für nicht durch eine Einzelgleichung beschriebene Wiederkehrintervalle abgeleitet werden. Dieser Ansatz wird in den nachfolgenden Ausführungen mit „Scenario-Free Saison MLR-Gesamt“ bezeichnet. Die Ergebnisse der Ersatzmodell-Bestimmung werden in Kapitel 8.3.3 erläutert.

5.5 Abschätzung von Fehler und Variabilität des Verfahrens

In dieser Arbeit wird, entsprechend der nachfolgenden Ausführungen, zwischen Fehler und Variabilität des Verfahrens unterschieden. Als Verfahrensfehler wird die Abweichung der durch das Verfahren erzeugten Zielgrößen von den als „wahr“ anzunehmenden Ausprägungen derselben (Referenzwerte) bezeichnet. Die positive Entsprechung des Verfahrensfehlers ist die Verfahrensgenauigkeit (WILLEMS & MIN, 2019). Als Variabilität oder auch Unsicherheit des Verfahrens wird die Bandbreite möglicher Ausprägungen der Zielgrößen als Folge einer Vielzahl möglicher Ausprägungen von Ausgangsgrößen, Parameter und Verfahrensstrukturen verstanden. Sie wird damit als Folge der Unsicherheit der Ausgangsreihen und des Systems selbst aufgefasst, was einer häufigen Vorgehensweise entspricht (u.a. MONTANARI, 2007). In der Literatur wird alternativ zur Variabilität oder Unsicherheit auch der Begriff der Präzision des Verfahrens verwendet (WILLEMS & MIN, 2019). Im Allgemeinen wird zwischen natürlicher und epistemischer Unsicherheit unterschieden, wonach sich die natürliche Unsicherheit aus der Variabilität zugrundeliegender stochastischer Prozesse und die epistemische Unsicherheit aus einem Mangel an Wissen über das untersuchte System bzw. die zugehörigen Prozesse ergibt (MERZ et al., 2005). Die epistemische Unsicherheit ist in der Regel reduzierbar, die natürliche Unsicherheit nicht. In der vorliegenden Arbeit steht die Untersuchung der epistemischen Unsicherheit im Vordergrund, um die Ergebnisbandbreite des Verfahrens unter den zugrundeliegenden Annahmen und Verfahrensstrukturen abzuschätzen.

5.5.1 Fehlerabschätzung im Verfahrensvergleich

Da das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren durch Nutzung einer begrenzten Zahl von Prädiktoren nur eine Vereinfachung der zukünftigen klimatischen Entwicklung darstellt, ist von vorhandenen Verfahrensfehlern auszugehen. Die tatsächlichen Klimaverhältnisse der Zukunft können zum jetzigen Zeitpunkt nur durch Projektionen beschrieben werden, was häufig über eine Ensemble-Simulation im Scenario-Led Ansatz realisiert wird (vgl. Kapitel 2.1 und 2.2). Bei dieser Verfahrensweise werden die projizierten klimatischen Verhältnisse in ihrer gesamten Komplexität berücksichtigt, wodurch dieser Ansatz als beste Näherung an den tatsächlichen Klimawandel eingeschätzt werden kann. Die Ergebnisse der Hochwasseränderungen $\Delta HQ(T)$ des Scenario-Led Ansatzes werden in dieser Arbeit als Referenz für die Fehlerabschätzung bzw. Genauigkeit der $\Delta HQ(T)$ des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens herangezogen. Zur Beurteilung der Genauigkeit erfolgt ein Vergleich des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens mit verschiedenen Modifikationen desselben sowie mit verschiedenen Modifikationen des Seasonal Scaling nach PRUDHOMME et al. (2010). In allen Fällen werden die für das jeweilige Verfahren benötigten Prädiktoren aus dem Klimaensemble des Kapitel 3.3 für die „Ferne Zukunft“ ermittelt und angewendet, um für den Vergleich ein Ensemble von Hochwasseränderungen $\Delta HQ(T)$ zu berechnen. Die verglichenen Verfahren sind in Tabelle 5.3 beschrieben.

Verfahren 1 stellt ein Basis-Verfahren dar, in dem ausschließlich die mittlere, jährliche Temperaturänderung und die mittlere, jährliche Niederschlagsänderung als Prädiktoren zur Bestimmung der $HQ(T)$ -Änderungen genutzt werden. Die Verfahren 2 und 3 entsprechen der größtmöglichen Anpassungsgenauigkeit des Seasonal Scaling Ansatzes in 1-phasiger bzw. 2-phasiger Form an ein vorhandenes Klimaensemble, wenn keine vereinfachenden Annahmen, Pauschalwerte oder Mittelungen vorgenommen werden und kein Ersatzmodell (Reaktionsfläche) genutzt wird. Verfahren 4 entspricht in den getroffenen, vereinfachenden Annahmen, Pauschalwerten und Mittelungen der Ausprägung des Seasonal Scaling Ansatzes, die in der Originalveröffentlichung PRUDHOMME et al. (2010) und aufbauenden Veröffentlichungen genutzt wurde, jedoch ohne Verwendung einer Reaktionsfläche als Ersatzmodell. Verfahren 5 berücksichtigt zudem die Darstellungs- und Ablesegenauigkeit durch eine Reaktionsfläche als Ersatzmodell. Die Verfahren 6 und 7 entsprechen den Verhältnissen des neuen Scenario-Free Verfahrens (Jahresvariante bzw. Saisonvariante), ohne etwaige Vereinfachungen durch ein Ersatzmodell (MLR). Diese entsprechen somit analog zu den Verfahren 2 und 3 der größtmöglichen Anpassungsgenauigkeit des neuen Scenario-Free

5 Methodik des neuen Scenario-Free Verfahrens

Verfahrens. Die Verfahren 8 und 9 entsprechen dem neu entwickelten Scenario-Free Verfahren unter Verwendung einer MLR als Ersatzmodell für die praktische Anwendbarkeit. Ansatz 10 stellt den Scenario-Led Ansatz als Referenz für den Verfahrensfehler bzw. die Verfahrensgenauigkeit dar. Die Darstellung der Abweichung zur Referenz erfolgt qualitativ über Box-Plots und wird quantitativ anhand von Gütemaßen beschrieben. Die Ergebnisse werden im Kapitel 8.3.4 aufgeführt und diskutiert.

Tabelle 5.3: Vergleichene Verfahren zur Abschätzung der Verfahrensfehler

Nr.	Bezeichnung	Abkürzung	Anzahl var. Prädiktoren	Beschreibung
1	Scaling: Mittelwert T & P	Scal. MW T & P	2	Ausschließliche Verwendung von mittlerer Temperaturänderung ΔT_{MW} und mittlerer Niederschlagsänderung ΔP_{MW} als Prädiktoren.
2	Seasonal Scaling: 1-phasige Harmonische	Seas. Scal. 1-phas.	6	Seasonal Scaling mit einphasiger Harmonischer (X_0, A_1, φ_1) entspr. Gl. 4.1, jeweils für Temperatur- und Niederschlagsänderung.
3	Seasonal Scaling: 2-phasige Harmonische	Seas. Scal. 2-phas.	10	Seasonal Scaling mit zweiphasiger Harmonischer ($X_0, A_1, \varphi_1, A_2, \varphi_2$) entspr. Gl. 4.1, jeweils für Temperatur- und Niederschlagsänderung. Höchste Genauigkeit im Seasonal Scaling Ansatz.
4	Seasonal Scaling: Vereinfacht	Seas. Scal. Einfach	2	Seasonal Scaling mit einphasiger Harmonischer für Temperatur- und Niederschlagsänderung entspr. Gl. 4.1. Für Niederschlag sind nur X_0 und A_1 variabel bei fester Phase φ_1 . Bildung von 6 Temperatur-Szenarien aus konstanten Prädiktorkombinationen mit Ergebnismittelung.
5	Seasonal Scaling: Reaktionsfläche	Seas. Scal. R-Fläche	2	Wie Nr. 4, jedoch mit grafischer Reaktionsfläche als Scenario-Free Ersatzmodell. Ein Ersatzmodell je ΔHQ_T . Ansatz entspricht Vereinfachungen aus Prudhomme et al. (2010).
6	Scenario-Free: Jahr (Direkt)	Scen.-Free Jahr	3	Neuer Berechnungsansatz entsprechend Kapitel 5.3 unter Verwendung von jährlichen Prädiktoren ($\Delta T_{MW}, \Delta P_{MW}, P_{stark}$ für das hydrologische Jahr)
7	Scenario-Free: Saison (Direkt)	Scen.-Free Saison	6	Neuer Berechnungsansatz entsprechend Kapitel 5.3 unter Verwendung von saisonalen Prädiktoren ($\Delta T_{MW}, \Delta P_{MW}, P_{stark}$, jeweils für das hydrologische Winter- und Sommerhalbjahr)
8	Scenario-Free: Saison (MLR-Einzel)	Scen.-Free MLR-Einzel	6	Wie Nr. 7, jedoch mit nachgeschalteter Multipler Linearer Regression (MLR) als Ersatzmodell. Ein Ersatzmodell je ΔHQ_T .
9	Scenario-Free: Saison (MLR-Kombiniert)	Scen.-Free MLR-Komb	6	Wie Nr. 8, jedoch Verwendung eines kombinierten Ersatzmodells für alle ΔHQ_T . Die MLR-Parameter stammen aus der Interpolation der Parameter der einzelnen MLR-Modelle aus Verfahren Nr. 8.
10	Scenario-Led (Referenz)	Scenario-Led	-	Direkte Ensemble-Simulation der Klimamodellzeitreihen als Referenz-Simulation.

5.5.2 Ermittlung der Ergebnisvariabilität

Zusätzlich zum Verfahrensfehler ist von einer Unsicherheit der Ergebnisse, im Folgenden Ergebnisvariabilität genannt, auszugehen. Nachfolgend werden zunächst Formen der Ergebnisvariabilität identifiziert und beschrieben. Anschließend wird erläutert, auf welche Weise daraus die Ergebnisvariabilität des Verfahrens bestimmt wird.

Modell-Variabilität (i)

Das in dieser Arbeit verwendete N-A-Modell wird mit einem in der Kalibrierung bestimmten optimalen Parametersatz betrieben (vgl. Kapitel 6.4). Die vergangenen Jahrzehnte hydrologischer Forschung haben gezeigt, dass die Existenz und Findung eines einzelnen und in allen Belangen optimalen Parametersatzes aus praktischer Sicht zwar wünschenswert ist, jedoch aufgrund zahlreicher Unsicherheitsquellen in den Eingangsdaten und Modellprozessen der Wirklichkeit widerspricht. Die Erkenntnis, dass mehrere, akzeptable Parametersätze existieren, wird unter dem Begriff der Parameter-Äquifinalität zusammengefasst (u.a. BEVEN & BINLEY, 1992; BEVEN & BINLEY, 2014; BEVEN, 2021). Diese Erkenntnis ermöglicht es im besten Fall die Anzahl plausibler Modelllösungen zu beschränken und aus diesen ein Unsicherheitsmaß zu bestimmen. Die viel zitierte Methodik GLUE (BEVEN & BINLEY, 1992), trennt dabei plausible („behavioural“) von unplausiblen („non-behavioural“) Parametersätzen und ordnet den plausiblen Sätzen ein entsprechendes Wahrscheinlichkeitsmaß („likelihood“) zu, womit letztlich eine quantitative Unsicherheitsbestimmung möglich wird. Da dieses Verfahren äußerst zeit- und rechenintensiv ist, wird für diese Untersuchung eine deutlich einfachere Vorgehensweise verwendet, die jedoch zumindest eine Vorauswahl plausibler Parametersätze beinhaltet. Die Auswahl plausibler Sätze erfolgt aus allen in der Kalibrierungsprozedur simulierten Parametersätzen. In der Kalibrierung entsprechend Kapitel 6.4.2 werden in allen Gebieten die Gütekriterien NSE, NSEcorr und KGE (vgl. Kapitel 6.1) zwischen simulierten und beobachteten Hydrographen bestimmt. Als plausibel werden die Sätze angenommen, in der jedes Gütekriterium größer ist als sein jeweiliges 25%-Perzentil, was in den untersuchten Gebieten insgesamt ca. der Hälfte aller simulierten Sätze entspricht. Aus den plausiblen Sätzen wird zufällig eine Stichprobe von $i = 200$ Sätzen entnommen (Modellvariabilität i). Nebenbetrachtungen haben gezeigt, dass ≥ 200 Sätze ausreichend sind, damit die Ergebnis-Variabilität annähernd konstant bleibt.

HQ-Variabilität (j)

Im vorliegenden Verfahren werden im N-A-Modell Abflusszeitreihen in einem Zeitraum von ca. 30 Jahren simuliert und extremwertstatistisch ausgewertet (vgl. Kapitel 6.2.1). Da aufgrund der begrenzten Zeitreihenlänge nur eine vergleichsweise kurze Stichprobe zur Bestimmung der Hochwasserverteilung vorliegt, ist von einer entsprechenden Variabilität in der HQ-Schätzung und folglich der Verfahrensergebnisse auszugehen. Um die Variabilität der HQ-Schätzung zu beurteilen, wird ein parametrischer Bootstrap der Hochwasserverteilung mit $j = 1000$ Wiederholungen vorgenommen (HQ-Variabilität j), der in der Literatur für Extremwertuntersuchungen empfohlen wird (u.a. KYSELÝ, 2008).

Nebenbetrachtungen haben gezeigt, dass ein Bootstrap mit ≥ 1000 Wiederholungen zu einer annähernd konstanten Variabilität der Ergebnisse führt.

MLR-Variabilität (k)

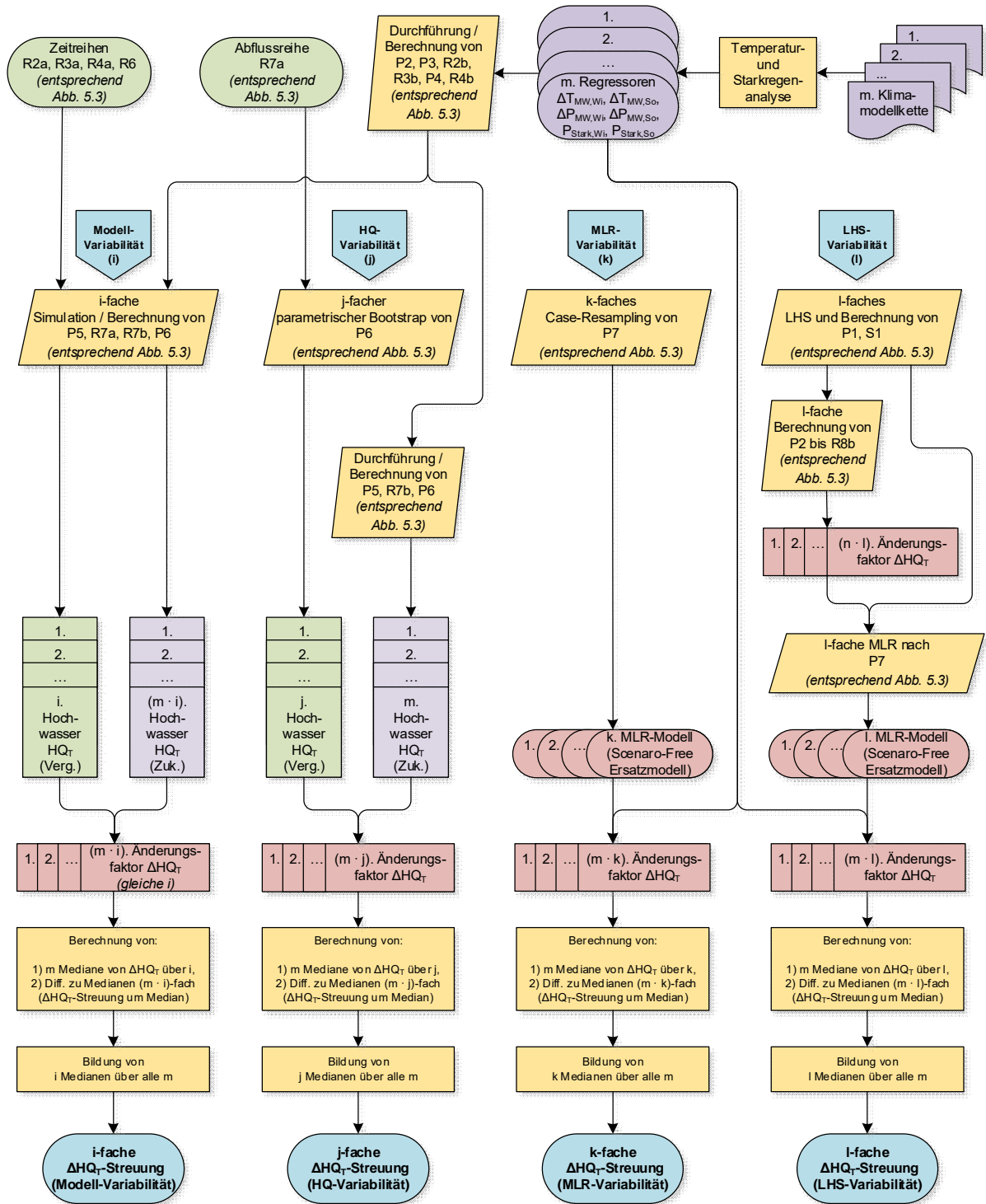
Für die Untersuchung wird das MLR-Ersatzmodell entsprechend Abbildung 5.3 aus $n = 1000$ Regressorkombinationen mit zugehörigen, simulierten Regressanden bestimmt (nachfolgend Beobachtungswerte genannt). Diese stellen lediglich eine Stichprobe dar, über die die Regression durchgeführt wird. Eine abweichende Stichprobe kann zu einer anderen Ausprägung der Regressionsgleichung führen. Zur Bestimmung der entsprechenden Variabilität wird ein Case-Resampling der Regression mittels k -fachen Bootstrap der Beobachtungswerte und anschließender MLR durchgeführt (MLR-Variabilität k). Die Variabilität wird aufgrund der bereits im Verfahren verwendeten großen Anzahl an Beobachtungswerten als gering eingeschätzt. Im Case-Resampling werden $k = 1000$ Wiederholungen untersucht.

LHS-Variabilität (l)

Die untersuchten $n = 1000$ Regressorkombinationen werden mittels Latin Hypercube Sampling (LHS) möglichst gleichmäßig innerhalb der Verfahrensgrenzen bestimmt. Ein geringer Umfang kann dazu führen, dass für die MLR relevante Bereiche nicht erfasst werden und Wiederholungen mit abweichenden Sample-Stellen eine entsprechende Ergebnisvariabilität zur Folge haben. Aufgrund des damit verbundenen, hohen Rechenaufwands werden zur Bestimmung der LHS-Variabilität l zunächst $l = 20$ verschiedene LHS-Samples untersucht.

Die erläuterten Formen der Ergebnisvariabilität werden entsprechend dem Schema in Abbildung 5.4 in Ansatz gebracht, um ihre jeweilige Einzelwirkung abzuschätzen. Bei der Modell-Variabilität werden die Messreihen und m synthetische Zukunftsreihen i -fach simuliert, entsprechende Hochwasserverteilungen angepasst und für gleiche i anschließend $m \cdot i$ Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ bestimmt. Bei der HQ-Variabilität wird die aus den Messdaten bestimmte Abflussreihe einem j -fachen parametrischen Bootstrap unterzogen. Kombiniert mit den m synthetischen Zukunftsreihen werden $m \cdot j$ Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ bestimmt. Bei der MLR-Variabilität werden k Regressionsmodelle bestimmt und jeweils m Regressorsätze der Klimamodellreihen zur Berechnung von $m \cdot k$ Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ verwendet. Für die LHS-Variabilität werden aus l Latin Hypercube Samples zunächst $n \cdot l$ Regressor-Sätze aus je 6 Klima-Prädiktoren (Saisonvariante) bestimmt.

5.5 Abschätzung von Fehler und Variabilität des Verfahrens



i... Anzahl Modell-Parametersätze in HBV (hier: 200)
 k... Anzahl MLR-Resamplings (hier: 1000)
 m... Anzahl Klimamodellketten (hier: 14)

j... Anzahl HQ-Bootstraps (hier: 1000)
 l... Anzahl LHS-Samples (hier: 20)
 n... Anzahl Perturbationen / Regressorsätze (hier: 1000)

Abbildung 5.4: Schema zur Bestimmung von Einzelvariabilität der Ergebnisse als Folge von Modellvariabilität (i), HQ-Variabilität (j), MLR-Variabilität (k) und LHS-Variabilität (l) des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens

Diese dienen als Regressoren für die MLR sowie als Ausgangsdaten zur Berechnung von $n \cdot l$ Regressanden. Beides wird zur Bestimmung von l MLR-Modellen verwendet, aus denen kombiniert mit den m synthetischen Zukunftsreihen $m \cdot l$ Änderungsfaktoren $\Delta\text{HQ}(T)$ bestimmt werden. Für jede Einzelvariante liegt nun ein Satz von Änderungsfaktoren $\Delta\text{HQ}(T)$ vor. Zur Berechnung der entsprechenden Streuung wird zunächst der Median von $\Delta\text{HQ}(T)$ innerhalb der Werte jeder Modellkette m berechnet und die Differenz jedes $\Delta\text{HQ}(T)$ zum Median gebildet. Daraus ergibt sich die Streuung von $\Delta\text{HQ}(T)$ für alle Klimamodellketten, von der jedoch anzunehmen ist, dass sie sich unabhängig von der Art der Variabilität zwischen den Klimamodellketten nur unwesentlich unterscheidet. Anstatt eine einzelne, ggf. ungünstige, Klimamodellkette zu wählen, wird daher eine erneute Medianbildung zwischen den m Klimamodellketten vorgenommen. Es ergeben sich folglich Ergebnisstreuungen von $\Delta\text{HQ}(T)$ für jede untersuchte Form von Variabilität.

Zur Bestimmung der Gesamt-Variabilität werden die zuvor beschriebenen Formen der Ergebnisvariabilität kombiniert berücksichtigt. Die Ergebnisse der Einzel-Variabilitätsbetrachtung zeigen, dass die MLR- und LHS-Variabilität vernachlässigbar gering sind (vgl. Kapitel 8.3.5). Daher werden zur Bestimmung der Gesamt-Variabilität ausschließlich die Modell- und HQ-Variabilität entsprechend dem Schema in Abbildung 5.5 berücksichtigt. Die Messzeitreihen und m Zukunftsreihen des Klimamodellensembles werden i -fach im N-A-Modell simuliert (Modellvariabilität) und jeweils eine Hochwasserstatistik gebildet. Die Ergebnisse der Messreihen werden anschließend einem j -fachen, parametrischen Bootstrap unterzogen (HQ-Variabilität). Es entstehen $i \cdot j$ Hochwasser $\text{HQ}(T)$ der Vergangenheit und $m \cdot i$ Hochwasser $\text{HQ}(T)$ der Zukunft. Bei gleichen i werden anschließend $m \cdot i \cdot j$ Änderungsfaktoren $\Delta\text{HQ}(T)$ berechnet. Da die MLR- und LHS-Variabilität vernachlässigt werden, wird keine MLR vorgenommen, sondern die Gesamt-Variabilität direkt bestimmt. Analog zur Vorgehensweise der Einzelvariabilität wird für jede Modellkette m die Streuung um den Median bestimmt, bevor eine Medianbildung über alle Modellketten erfolgt. Am Ende des Prozesses ergibt sich eine Streuung von $\Delta\text{HQ}(T)$, die die Gesamt-Variabilität als Folge von Modell- und HQ-Variabilität vereint.

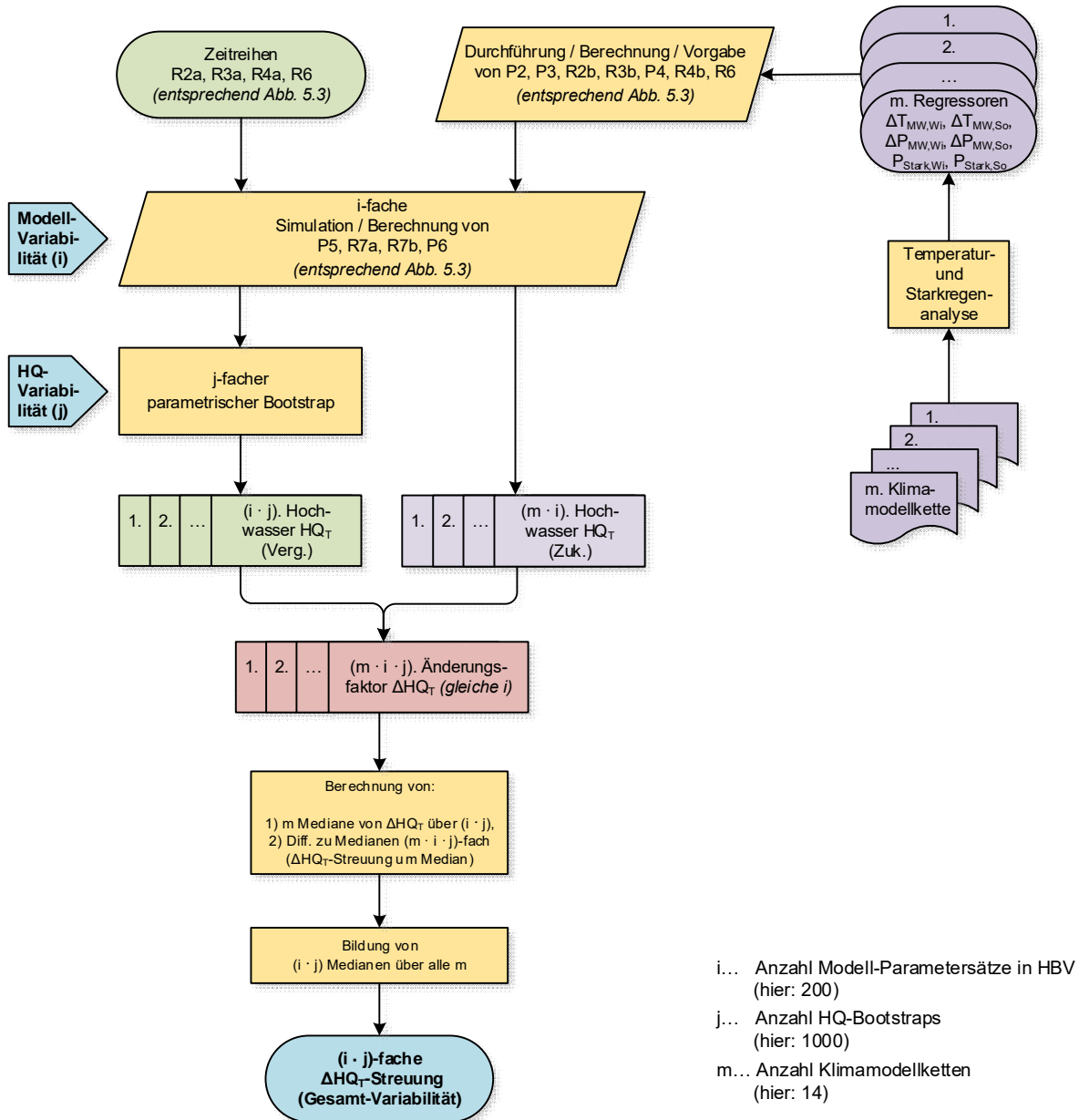


Abbildung 5.5: Schema zur Bestimmung der Gesamt-Variabilität der Ergebnisse als Folge von Modellvariabilität (i) und HQ-Variabilität (j) im neu entwickelten Szenario-Free Verfahren

6 Modellerstellung und sonstige Methodik

In diesem Kapitel wird die verwendete Methodik erläutert, die nicht unmittelbar dem Scenario-Led oder Scenario-Free Ansatz zuzuordnen ist. Auf durchgeführte, jedoch allgemein bekannte Vorgehensweisen, wie die Plausibilisierung und Aufbereitung von Rohdaten oder Verfahren zur Interpolation und Regionalisierung, wird nicht näher eingegangen. Dieses Kapitel erläutert, neben diversen hydrologischen und statistischen Methoden, die Vorgehensweise und Ergebnisse bei der Aufstellung, Kalibrierung und Validierung des verwendeten Niederschlag-Abfluss-Modells.

6.1 Verwendete Gütekriterien

Für verschiedene Fragestellungen dieser Arbeit werden unterschiedliche Gütekriterien in Ansatz gebracht, die nachfolgend definiert werden. Die Gütekriterien sind dimensionslos oder nehmen die Einheit der untersuchten Größen an. Die simulierten, modellierten bzw. vorhergesagten Werte werden nachfolgend vereinfachend mit *sim* (Simulationswerte) und die gemessenen, beobachteten bzw. Referenzwerte mit *obs* (Beobachtungswerte) bezeichnet. Der Laufindex über die Werte wird mit *i* und der Umfang der Werte mit *n* gekennzeichnet.

Der BIAS bezeichnet die mittlere Abweichung zwischen Simulation und Beobachtung. Sein Wertebereich erstreckt sich von $-\infty$ bis $+\infty$ (Optimum 0):

$$\text{BIAS} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (\text{sim}_i - \text{obs}_i) \quad (6.1)$$

Alternativ kann der Mean Square Error *MSE* mit einem Wertebereich von 0 bis $+\infty$ (Optimum 0) verwendet werden. In diesen gehen die Abweichungsquadrate ein, sodass gegenüber dem BIAS höhere Abweichungen einen größeren Einfluss haben:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (\text{sim}_i - \text{obs}_i)^2 \quad (6.2)$$

Durch Bildung der Quadratwurzel über die mittleren Abweichungsquadrate (MSE), ergibt sich der Root Mean Square Error $RMSE$ mit einem Wertebereich von 0 bis $+\infty$ (Optimum 0):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (\text{sim}_i - \text{obs}_i)^2} = \sqrt{MSE} \quad (6.3)$$

Bezieht man die Abweichung auf den jeweiligen Referenzwert, ergibt sich der Relative Root Mean Square Error $RRMSE$ mit gleichem Wertebereich von 0 bis $+\infty$ (Optimum 0):

$$RRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left(\frac{\text{sim}_i - \text{obs}_i}{\text{obs}_i} \right)^2} \quad (6.4)$$

Um die Streuungen von Simulation und Beobachtung zu vergleichen, können die Abweichungen vom jeweiligen Mittelwert verwendet werden. Es ergibt sich der Centred Root Mean Square Error $CRMSE$ mit gleichem Wertebereich von 0 bis $+\infty$ (Optimum 0):

$$CRMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left((\text{sim}_i - \overline{\text{sim}}) - (\text{obs}_i - \overline{\text{obs}}) \right)^2} \quad (6.5)$$

Sollen die Abweichungen verschiedener Merkmale gewichtet werden, so kann die Weighted Sum of Squared Errors (WSSE) mit den Gewichten w_i verwendet werden:

$$WSSE = \sum_{i=1}^n w_i \cdot (\text{sim}_i - \text{obs}_i)^2 \quad (6.6)$$

Der Korrelationskoeffizient nach Pearson R_P ist ein Maß für den linearen Zusammenhang zwischen Simulation und Beobachtung. Sein Wertebereich erstreckt sich von -1 bis +1, wobei ein vollständig negativer (-1) bzw. vollständig positiver (+1) Zusammenhang besteht. Bei einem Wert von 0 besteht kein linearer Zusammenhang zwischen beiden Größen:

$$R_P = \frac{\sum_{i=1}^n \left((\text{sim}_i - \overline{\text{sim}}) \cdot (\text{obs}_i - \overline{\text{obs}}) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\text{sim}_i - \overline{\text{sim}})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\text{obs}_i - \overline{\text{obs}})^2}} \quad (6.7)$$

Der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman R_S nutzt gegenüber R_P statt den absoluten Werten von sim und obs deren Ränge $R(sim)$ und $R(obs)$, bei sonst gleichem Wertebereich. Er ist robuster und wird weniger von Ausreißern beeinflusst:

$$R_S = \frac{\sum_{i=1}^n \left((R(sim_i) - \overline{R(sim)}) \cdot (R(obs_i) - \overline{R(obs)}) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (R(sim_i) - \overline{R(sim)})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (R(obs_i) - \overline{R(obs)})^2}} \quad (6.8)$$

Nachfolgend werden als Hilfsgrößen α (Variabilitätsfehler), β (Mittelwertfehler) und β_N (Normalisierter BIAS) eingeführt, wobei $s(sim)$ und $s(obs)$ die Standardabweichungen (STABW) von sim und obs bezeichnen. Sie werden entsprechend GUPTA et al. (2009) zur Berechnung von NSE, NSEcorr und KGE verwendet:

$$\alpha = \frac{s(sim)}{s(obs)} \quad (6.9)$$

$$\beta = \frac{\overline{sim}}{\overline{obs}} \quad (6.10)$$

$$\beta_N = \frac{BIAS}{s(obs)} \quad (6.11)$$

Der Nash Sutcliffe Model Efficiency Coefficient NSE ist eine häufig verwendete Größe, mit der die Übereinstimmung zwischen Simulations- und Beobachtungswerten, oft Zeitreihen, quantifiziert wird. Sein Wertebereich erstreckt sich von $-\infty$ bis 1 (Optimum 1). Ein NSE von 0 bedeutet, dass die Simulation gerade so gut ist wie der Mittelwert der Beobachtung. Negative NSE deuten auf eine Simulation hin, die schlechter ist als das Beobachtungsmittel.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (sim_i - obs_i)^2}{\sum_{i=1}^n (obs_i - \overline{obs})^2} = 2 \cdot \alpha \cdot R_P - \alpha^2 - \beta_n^2 \quad (6.12)$$

Da durch Optimierung von α nicht zwingend auch der NSE optimiert wird, kann ein korrigierter Koeffizient NSE_{cor} verwendet werden. Dieser enthält den Korrekturfaktor c , der mit $c = 1/R_P$ angesetzt wird:

$$NSE_{cor} = \frac{1}{c} \cdot 2 \cdot \alpha \cdot R_P - \frac{1}{c^2} \cdot \alpha^2 - \frac{1}{c^2} \cdot \beta_n^2 \quad (6.13)$$

Die Kling-Gupta Efficiency KGE ist ein alternatives Maß zur Quantifizierung der Übereinstimmung zwischen Simulations- und Beobachtungswerten. Ihr Wertebereich erstreckt sich von $-\infty$ bis 1 (Optimum 1):

$$KGE = 1 - \sqrt{(R_P - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (6.14)$$

6.2 Extremwertstatistik

6.2.1 Abfluss

Die Ermittlung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten erfolgt entsprechend dem Merkblatt DWA-M 552 (2012). Die Größe des Stichprobenumfangs ist für eine robuste Schätzung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten essentiell, jedoch durch die zur Verfügung stehenden Zeitreihen begrenzt. Üblicherweise werden Zeitreihen mit einer Länge von $n = 30$ a als ausreichend angesehen, um die Hochwasserwahrscheinlichkeiten bis zum HQ100 zu schätzen (Wiederkehrintervall $T = 100$ a). Wo möglich, werden in dieser Arbeit Zeitreihen mit einer Länge von $n = 30$ a zur HQ-Schätzung verwendet, um eine Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Die Berechnung basiert auf Scheitelwerten oder den Werten mit der jeweils höchsten zur Verfügung stehenden zeitlichen Auflösung. Das Merkblatt empfiehlt die Nutzung von jährlichen Reihen, da bei Wiederkehrintervallen oberhalb von $T = 5$ a durch partielle Reihen kein zusätzlicher Informationsgehalt zu erwarten ist. Der Empfehlung wird in dieser Untersuchung gefolgt. Da für die Untersuchung mehr als eine Million automatisierte HQ-Schätzungen vollzogen werden, mindert sich gegenüber partiellen Reihen zusätzlich der Berechnungsaufwand. Hierbei ist zu beachten, dass bei Nutzung von jährlichen Reihen keine Prüfung der Hochwasser(scheitel) auf Unabhängigkeit notwendig ist. Sind Sommer- oder Winterhochwasser von Interesse, so werden die jährlichen Reihen nur aus Hochwasserscheiteln der entsprechenden Saison gebildet. Es ist zu beachten, dass außergewöhnlich große Hochwasser in der untersuchten Reihe ohne weitergehende Korrektur die anzupassende theoretische Hochwasserverteilung stark verzerren können. Die in diesem Fall gemäß Merkblatt empfohlene zeitliche, kausale oder räumliche Informationserweiterung ist jedoch im Zuge automatisierter HQ-Schätzungen in dieser Untersuchung nicht praktikabel umsetzbar. Zudem sind für die meisten Aussagen innerhalb dieser Arbeit weniger genau ermittelte, absolute HQ-Werte, sondern deren Änderungen von Interesse (vgl. Kapitel 7), sodass auf eine Korrektur von außergewöhnlichen großen Hochwasserereignissen verzichtet wird. Stattdessen werden Jahre, in denen ein entsprechendes Ereignis auftritt, als Ausreißer interpretiert und aus jeglicher HQ-Auswertung ausgeschlossen.

Das Merkblatt empfiehlt bei Vorhandensein von kurzen Zeitreihen bis ca. $n = 30$ a die Nutzung von zweiparametrischen Verteilungen, da sie in diesem Fall gegenüber dreiparametrischen Verteilungen robustere Ergebnisse liefern und weniger von nicht erkannten Ausreißern beeinflusst werden. Die Extremwertverteilung Typ 1 (Gumbel-Verteilung) hat sich als geeignet erwiesen und wird für alle HQ-Schätzungen der Untersuchung in Ansatz gebracht:

$$P_u(HQ(T)) = 1 - \frac{1}{T} = e^{-e^{-\frac{HQ(T)-c}{d}}} \quad (6.15)$$

Hierbei bezeichnet $P_u(HQ(T))$ die Unterschreitungswahrscheinlichkeit für ein HQ-Ereignis mit einem Wiederkehrintervall von T Jahren. Die Schätzung der Gumbel-Parameter c und d erfolgt mittels Momentenmethode, da sie Vorteile hinsichtlich der Implementierung und des Berechnungsaufwands aufweist. Die Parameter c und d werden entsprechend dem Merkblatt für jede untersuchte Reihe wie folgt geschätzt:

$$c = m_1 - 0.5772 \cdot d \quad (6.16) \qquad d = \frac{\sqrt{6}}{\pi} \cdot \sqrt{m_{z,2}} \quad (6.17)$$

Dabei stellt m_1 das 1. Ursprungsmoment (arithmetischer Mittelwert der Stichprobe) und $m_{z,2}$ das 2. Zentralmoment (Varianz der Stichprobe) dar. Die Berechnung der HQ-Werte in Abhängigkeit vom Wiederkehrintervall T kann über die Umkehrfunktion der Gumbel-Verteilung erfolgen:

$$HQ_T = c - d \cdot \ln\left(-\ln\left(1 - \frac{1}{T}\right)\right) \quad (6.18)$$

6.2.2 Niederschlag

Die Ermittlung der Starkregenstatistik erfolgt entsprechend dem Arbeitsblatt DWA-A 531 (2012). Partielle Niederschlagsserien sind den jährlichen Serien Vorrang zu geben, da Letztere häufig eine Unterschätzung der Wiederkehrintervalle zur Folge haben. Es wird nur die Dauerstufe $D = 1$ d betrachtet. Mehrere aufeinanderfolgende Tage mit Niederschlag bilden ein Regenereignis, wobei zwei Niederschlagsereignisse als unabhängig voneinander angesehen werden, wenn zwischen ihnen mindestens ein Tag mit einer Niederschlagshöhe ≤ 0.1 mm liegt. Da für die Belange der Untersuchung nicht die absoluten Größen, sondern die Änderungen der Starkregenverteilungen von Bedeutung sind, wird keine Korrektur der Niederschlagshöhen aufgrund der zur Niederschlagsbestimmung verwendeten Anzahl von Niederschlagsintervallen durchgeführt. Hierdurch bleibt auch der Massenerhalt innerhalb der Niederschlagszeitreihe gewährleistet (vgl. Kapitel 5.2). Der Schwellenwert der partiellen Serie wird gemäß DWA-A 531 ca. mit dem e-fachen (Eulersche Zahl) der Länge der zugrundeliegenden Zeitreihe festgelegt, sodass bei einer 30-jährigen Zeitreihe ($M = 30$) eine Stichprobe aus 81 Niederschlagshöhen ($L = 81$) gebildet wird. Um bei

der im Zuge der Arbeit notwendigen, teilweise automatisierten Bestimmung von Starkregenverteilungen den Einfluss einzelner Ausreißerwerte zu reduzieren, werden nur Werte mit einem empirischen Wiederkehrintervall von $T \leq 10$ Jahren zur Anpassung der Starkregenverteilung verwendet. Die Bestimmung der partiellen Serien kann für alle Werte des hydrologischen Jahres oder für das Winter- bzw. Sommerhalbjahr erfolgen.

Entsprechend den Empfehlungen des Arbeitsblattes wird die Exponentialverteilung als Verteilungsfunktion für partielle Serien verwendet. Zunächst wird das Wiederkehrintervall T für jedes Element der Stichprobe über folgende Plotting-Formel bestimmt:

$$T_k = \frac{L + 0.2}{k - 0.4} \cdot \frac{M}{L} \quad (6.19)$$

Hierbei stellt L den Stichprobenumfang, M die Länge der Messreihe in Jahren und k den Laufindex der Stichprobe dar, wobei $k = 1$ den größten und $k = L$ den kleinsten Wert indexiert. Die Starkregenhöhe h_N jedes Wiederkehrintervalls T kann durch die Exponentialverteilung in folgender Form berechnet werden:

$$h_N(T) = u_p + w_p \cdot \ln T \quad (6.20)$$

Jedem Element der Starkregenserie wird über die Plotting-Formel ein Wiederkehrintervall zugeordnet und die Verteilungsparameter u_p und w_p durch folgende Formeln ermittelt:

$$w_p = \frac{\sum_{k=1}^L (h_{N,k} \cdot \ln T_k) - L \cdot \overline{h_N} \cdot \overline{\ln T}}{\sum_{k=1}^L (\ln T_k)^2 - L \cdot \overline{\ln T}^2} \quad (6.21) \quad u_p = \overline{h_N} - w_p \cdot \overline{\ln T} \quad (6.22)$$

Da nur eine Dauerstufe untersucht wird, ist kein Ausgleich zwischen Dauerstufen erforderlich.

6.3 Disaggregation täglicher Zeitreihen

Für die Teiluntersuchung zum Anwendbarkeitsnachweis täglicher gegenüber stündlicher Modellierung (vgl. Kapitel 7) sind langjährige Zeitreihen und Klimamodellreihen in stündlicher Auflösung erforderlich. Da diese jedoch nicht im erforderlichen Umfang vorliegen, werden stattdessen vorliegende, tägliche Zeitreihen mittels vorhandener Verfahren zu Stundenreihen disaggregiert und für den Anwendbarkeitsnachweis verwendet.

6.3.1 Niederschlag

Die Disaggregation von Niederschlägen auf Tageswertbasis zu Stundenwerten wird mit dem Multiplicative Random Cascade model (MRC) nach MÜLLER & HABERLANDT (2015) durchgeführt. Das Prinzip des MRC basiert auf einer schrittweisen Erhöhung der zeitlichen Auflösung, wobei der Niederschlag des Intervalls einer Disaggregationsstufe auf mehrere Intervalle der nächsten Stufe aufgeteilt wird. Ein entsprechendes Schema ist in Abbildung 6.1 dargestellt.

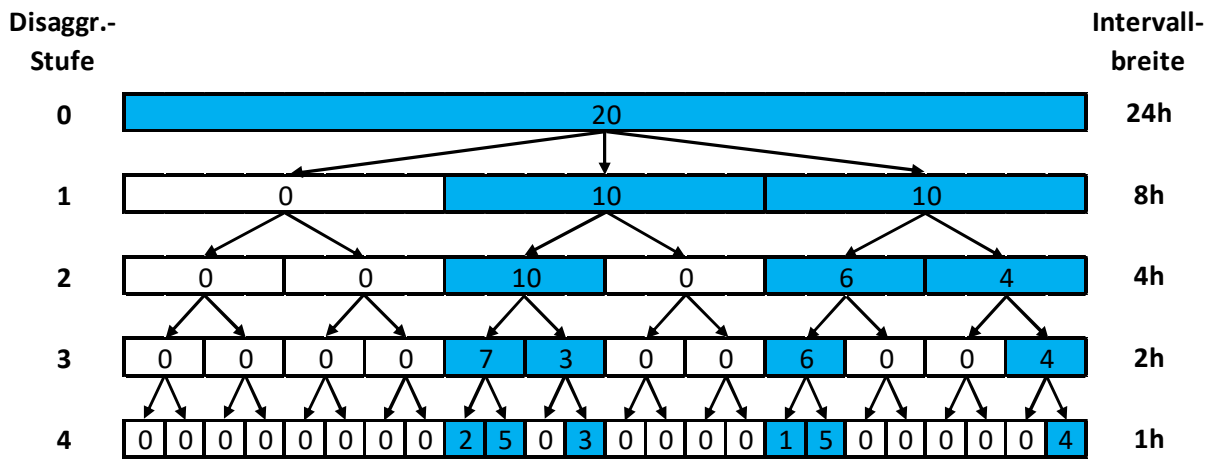


Abbildung 6.1: Schema des Kaskadenmodells (MRC) für die Niederschlagsdisaggregation (nach KIM et al., 2018; geändert)

Der Disaggregationsvorgang wird unter Wahrung des Massenerhalts und diverser Niederschlagsstatistiken durchgeführt. Hierbei gelten in jeder Disaggregationsstufe unterschiedliche Statistiken, die von der Niederschlagsmenge und der Position umgebender trockener und nasser Intervalle abhängen. Eine Ausnahme bildet die erste Aufteilung in drei Intervalle, bei der je eine Statistik für Werte oberhalb und unterhalb des 0.998-Quantils zur Anwendung kommt, umgebende trockene oder nasse Intervalle jedoch keine Berücksichtigung finden. Die erforderlichen Parameter der Disaggregationsstatistiken (multifraktale Parameter), werden zuvor durch schrittweise Aggregation beobachteter stündlicher Reihen zu täglichen Reihen berechnet.

In dieser Arbeit werden die Zeitreihen jedes Einzugsgebiets mittels Inverser Distanzgewichtung (IDW) aus umliegenden, langjährigen täglichen und kurzfristigen stündlichen Niederschlagsmessstationen interpoliert, bevor die täglichen Reihen disaggregiert werden. Die Modellparameter der Disaggregation werden ebenfalls aus interpolierten stündlichen Zeitreihen berechnet. Dieser einfache Ansatz ohne Berücksichtigung einer räumlichen Konsistenz der Disaggregationsergebnisse vor der Interpolation, hat sich für einfache,

konzeptionelle N-A-Modelle als ausreichend gut herausgestellt (vgl. MÜLLER-THOMY et al., 2018). Die beschriebene Methodik wird ebenso zur Disaggregation von Niederschlagsreihen der Klimamodellketten angewendet, wobei angenommen wird, dass die multifraktalen Parameter des Niederschlags für die Zukunft stationär sind. Aufgrund des stochastischen Charakters des MRC werden mehrere Disaggregationsläufe durchgeführt, die gleichwertige stündliche Zeitreihen erzeugen. Die darauf aufbauenden Untersuchungen werden mit allen disaggregierten Zeitreihen durchgeführt und nur der Median der Ergebnisse aus allen Reihen für die anschließende Bewertung bzw. Auswertung verwendet. Dabei wird sichergestellt, dass durch die gewählte Anzahl an Läufen die Ergebnisse annähernd konstant bleiben.

6.3.2 Temperatur und Verdunstung

Für die Disaggregation der Temperatur auf Tageswertbasis zu Stundenwerten wird ein einfacher harmonischer Ansatz nach FÖRSTER et al. (2016) verwendet:

$$T_{i,j} = T_{m,i} + \frac{T_{\max,i} - T_{\min,i}}{2} \cdot \cos\left(\frac{\pi \cdot (t_j - a)}{12}\right) \quad (6.23)$$

Dabei wird die Temperatur $T_{i,j}$ für jeden Tag i und jede Stunde j berechnet. $T_{m,i}$, $T_{\max,i}$ und $T_{\min,i}$ stehen für die mittlere, maximale und minimale Temperatur jedes Tages i und basieren auf Messwerten. Die Variable t_j bezeichnet die Zeit der aktuellen Stunde j des Tages. Unter der Annahme, dass jeder Tag mit $t_j = 0$ beginnt, steht der Verschiebungsparameter a für die Stunde des Tages, in der die Maximaltemperatur $T_{\max,i}$ auftritt. Der Ansatz impliziert ein Auftreten der Minimaltemperatur $T_{\min,i}$ bei einer entsprechenden Verschiebung um 12 h in die Nacht. Auswertungen gemessener Stundenwerte in den Untersuchungsgebieten zeigen über das Jahr Unterschiede in den Zeiten des Auftretens von Maximal- und Minimaltemperatur sowie der jeweiligen Verschiebungszeit. In dieser Arbeit wird aus Gründen der Vereinfachung ein fester Parameter $a = 14$ verwendet, der eine gute Übereinstimmung mit dem mittleren Auftreten der Maximaltemperatur aufweist. Es wird davon ausgegangen, dass der Zeitpunkt des Auftretens der Maximaltemperatur für Schmelz- und Hochwasserprozesse entscheidender ist als der Zeitpunkt der Minimaltemperatur.

Die Gras-Referenzverdunstung ET_0 wird zunächst nach ATV-DVWK-M 504 (2002) aus den beobachteten, täglichen, meteorologischen Zeitreihen berechnet (vgl. Kapitel 3.2.2). Anschließend werden die Tagesreihen analog zur Temperatur unter Anwendung von Gleichung (6.23) mit dem gleichen Parameter a zu Stundenreihen disaggregiert. Da keine Maximal- und Minimalwerte für ET_0 vorliegen, werden vereinfachend die Tagesminima in

der Nacht auf null und die Tagesmaxima am Tag auf das doppelte des Mittelwerts gesetzt. Als stündlicher Mittelwert wird der gleichmäßig auf alle Stunden des Tages verteilte Tageswert von ET_0 verwendet. Es wird davon ausgegangen, dass durch die Anwendung des harmonischen Ansatzes für die Stunden des Tages realistischere ET_0 erzeugt werden als durch Nutzung eines gleichmäßigen Stundenmittelwerts. Vergleichsrechnungen zeigen jedoch, dass beide Ansätze nur sehr geringe Unterschiede in den berechneten Jahreshochwassern von weniger als 1 % zur Folge haben (vgl. Anhang A). Dies verdeutlicht einen vergleichsweise geringen Einfluss des ET_0 -Tageszyklus auf die Hochwasserscheitel.

6.4 Niederschlag-Abfluss-Modellierung und Modellgüte

Zur Bestimmung von Abflüssen der Vergangenheit und Zukunft aus entsprechenden meteorologischen Beobachtungs- und Klimamodellzeitreihen, wird für jedes Untersuchungsgebiet ein Niederschlag-Abfluss-Modell (N-A-Modell) auf Tages- und Stundenwertbasis aufgestellt. Nachfolgend werden das verwendete N-A-Modell beschrieben, sowie die Kalibrierungs- bzw. Validierungsstrategien und -ergebnisse erläutert.

6.4.1 Verwendetes N-A-Modell

Für die Niederschlag-Abfluss-Modellierung (N-A-Modellierung) wird eine Version des häufig verwendeten, hydrologischen Modells Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning (HBV) genutzt. Es wurde ursprünglich am Schwedischen Meteorologischen und Hydrologischen Institut entwickelt und von WALLNER et al. (2013) am Institut für Hydrologie und Wasserwirtschaft in Hannover modifiziert (HBV-IWW). Die Struktur des verwendeten N-A-Modells ist in Abbildung 6.2 enthalten.

Das HBV-IWW ist ein konzeptionelles Modell (WHEATER et al., 1993; PECHLIVANIDIS et al., 2011) mit verschiedenen Modulen zur Berechnung der für den Abfluss notwendigen hydrologischen Prozesse. Die Simulation kann räumlich nicht differenziert (lumped) oder teildifferenziert (semi-distributed) und zeitlich kontinuierlich im Stunden- oder Tageszeitschritt erfolgen (BEVEN, 2001; PECHLIVANIDIS et al., 2011). Als Eingangsdaten werden Zeitreihen des Niederschlags P , der Temperatur T , der Grasreferenzverdunstung ET_0 und der Landnutzungsfaktoren f_{LN} benötigt. Es existiert ein Schneemodul, in dem die Schneeschmelze auf Basis der Temperatur-Index-Methode bestimmt wird, während die Abflusskomponenten mittels Einzellinearspeicher berechnet werden. Die Abflusskonzentration wird mit dem Einheitsganglinienverfahren, der Wellenablauf (Routing) mit dem Muskingum-Verfahren ermittelt. Es existieren zwölf allgemeine Modell-Parameter, die im Schema der Abbildung 6.2

hervorgehoben sind, sowie mehrere Muskingum-Parameter, je nach Anzahl der modellierten Teileinzugsgebiete. In dieser Arbeit werden die Modellparameter entsprechend den Ausführungen der nachfolgenden Kapitel optimiert, sodass für jedes untersuchte Einzugsgebiet ein kalibriertes Tages- und Stundenmodell zur Verfügung steht.

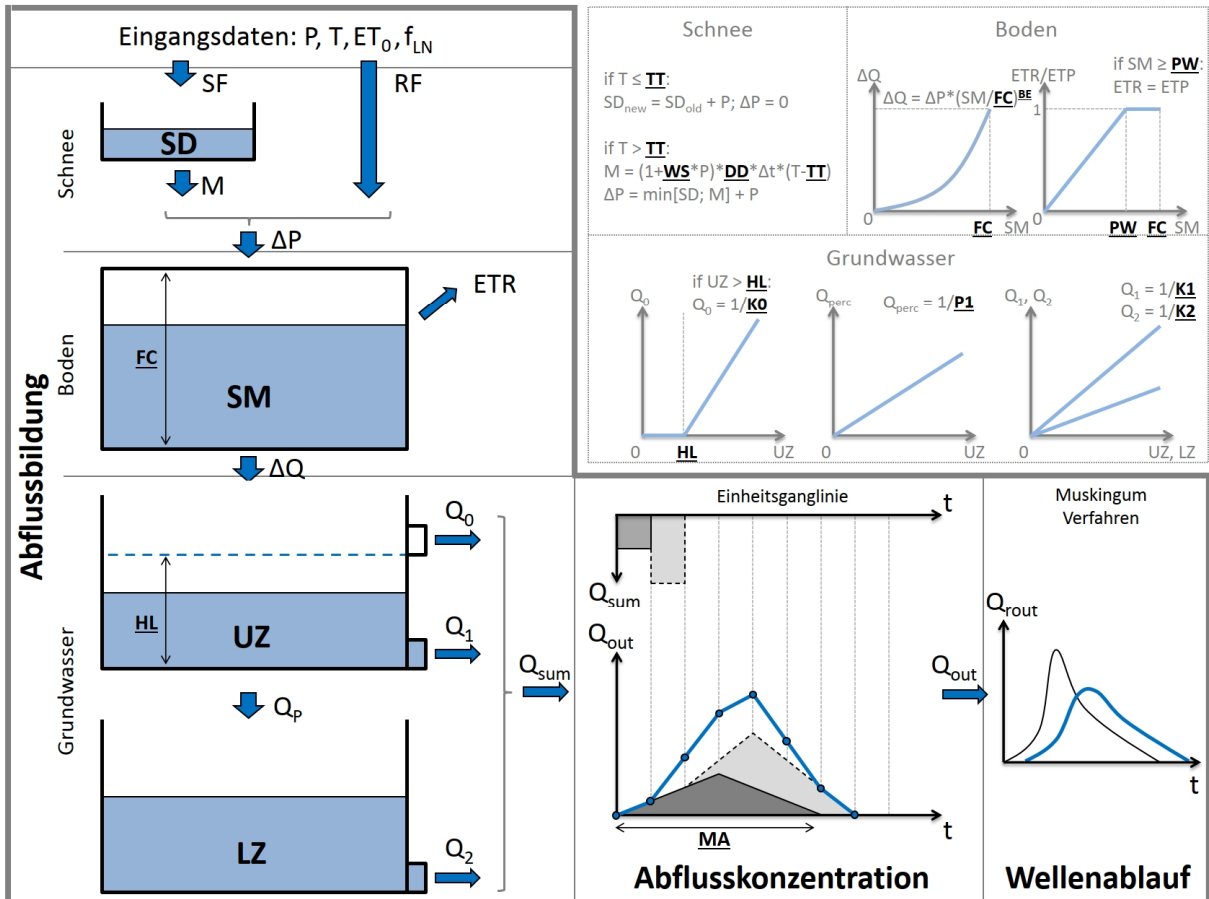


Abbildung 6.2: Struktur des HBV-IWW-Modells (nach WALLNER et al. (2013); geändert)

6.4.2 Tagesmodellierung

Da für das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren und die entsprechenden Variabilitätsuntersuchungen in dieser Arbeit bei begrenzter Rechenkapazität eine große Anzahl langjähriger N-A-Simulationen durchgeführt werden und die Mehrheit der zur Verfügung stehenden, langjährigen Beobachtungs- und Klimamodellreihen ausschließlich auf Tageswertbasis vorliegen, werden Tagesmodelle für die Berechnungen verwendet. Dort können direkt tägliche, meteorologische Daten als Input verwendet und tägliche Abflussreihen als Output generiert werden. Häufig werden hydrologische N-A-Modelle auf Tageswertbasis auf den langjährig gemessenen Hydrographen kalibriert, um das allgemeine Abflussverhalten des untersuchten Einzugsgebiets wiederzugeben. Der Vorgehensweise wird

6 Modellerstellung und sonstige Methodik

in dieser Arbeit gefolgt und die Anwendbarkeit gegenüber auf Scheitelwerte kalibrierte Stundenmodelle nachgewiesen (vgl. Kapitel 7).

Zur Kalibrierung/Validierung der Modelle wird die am Pegel jedes Untersuchungsgebiets vorliegende, langjährige Abflussreihe in einen Kalibrierungs- und Validierungszeitraum unterteilt („split sampling“) und die Anwendbarkeit der im Kalibrierungszeitraum optimierten Modellparameter im Validierungszeitraum nachgewiesen. Beide Zeiträume sind für jedes Untersuchungsgebiet in Tabelle 6.1 enthalten.

Tabelle 6.1: Kalibrierungszeiträume und –strategien der Tages- und Stundenmodelle

Einzugsgebiet (Gewässer-Pegel)	Räumliche Differenzierung	Tagesmodelle (1d)		Stundenmodelle (1h)	
		Kalibrierungs- zeitraum*	Validierungs- zeitraum*	Kalibrierungs- & Valid.-Zeitraum*	Zusätzlicher Valid.-Zeitraum*
Rappbode-Trautenstein	Lumped	1981-1995	1996-2010	1981-2010	2008-2011
Holtemme-Mahndorf	Lumped	1981-1995	1996-2010	1981-2010	2010-2013
Gr.Graben-Oschersleben	Lumped	1987-1998	1999-2010	1988-2017	2008-2011
Selke-Silberhütte	Semi-distributed	1981-1995	1996-2010	1981-2010	2010-2013
Selke-Meisdorf	Semi-distributed	1981-1995	1996-2010	1981-2010	2010-2013
Selke-Hausneindorf	Semi-distributed	1981-1995	1996-2010	1981-2010	2010-2013
Kalibrierungs- und Validierungsziel (Gütekriterien)		Hydrograph (NSE, NSEcor, KGE)		Hochwasserkennwerte, Hydrograph (QRP _{Win} , QRP _{Som} , NSEcor)	

* Jahresangaben entsprechen hydrologischen Jahren

Zusätzlich wird eine Einschwingphase der Modelle von 2 Jahren berücksichtigt und auf die Kalibrierung von Anfangswerten verzichtet. Die Kalibrierung der Tagesmodelle erfolgt mit dem multikriteriellen Optimierungsalgorithmus AMALGAM (VRUGT, 2016) zur Findung einer Menge von Pareto-optimalen Lösungen (YAPO et al., 1998; BOYLE et al., 2001; EFSTRATIADIS & KOUTSOYIANNIS, 2010). Dafür werden die drei nachfolgenden Zielfunktionen (ZF) zur Optimierung der Gütekriterien NSE, NSEcor und KGE (vgl. Kapitel 6.1) minimiert:

$$ZF_1 = 1 - NSE \quad (6.24)$$

$$ZF_2 = 1 - NSEcor \quad (6.25)$$

$$ZF_3 = 1 - KGE \quad (6.26)$$

Für jedes Untersuchungsgebiet wird ein Parametersatz mit gleicher Gewichtung aller drei Zielfunktionen aus der jeweiligen Pareto-Front gewählt und für die weitere Untersuchung verwendet. Die Validierung erfolgt unter Berücksichtigung der gleichen Gütekriterien mit

einer Zeitreihe gleicher Länge, jedoch für einen anderen Zeitraum. Die Ergebnisse der Kalibrierung und Validierung sind mit dem Ausschnitt eines Hydrographen in Abbildung 6.3 aufgeführt. Die Hydrographen aller simulierten Gebiete sind in Anhang B enthalten.

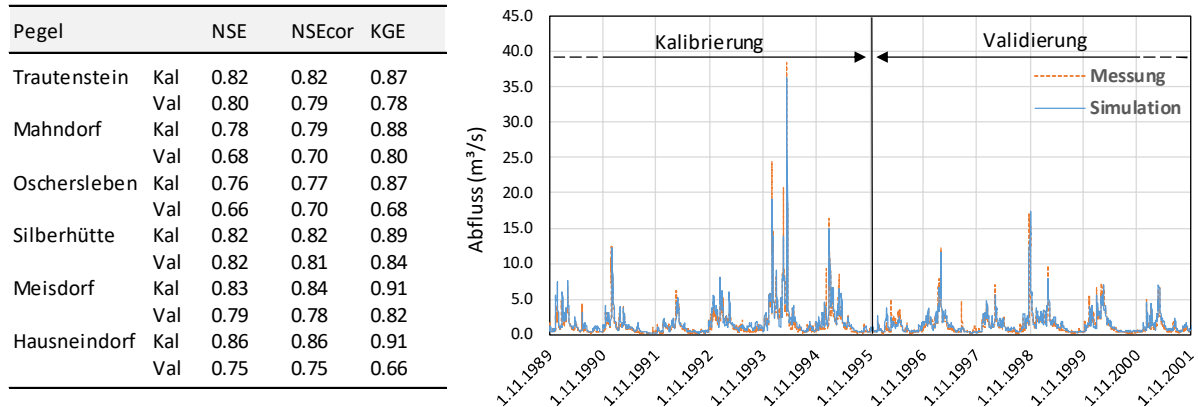


Abbildung 6.3: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Tagesmodells mit Ausschnitt des gemessenen und simulierten Hydrographen am Pegel Meisdorf

Die Ergebnisse der Tagesmodelle zeigen eine gute Übereinstimmung der simulierten Abflüsse mit NSE-Werten zwischen 0.76 und 0.86 im Kalibrierungszeitraum sowie 0.66 und 0.82 im Validierungszeitraum. Die anderen Kriterien weisen auf eine ähnliche Modellgüte hin. Die Ergebnisse am Pegel Oschersleben zeigen die geringsten Übereinstimmungen, was möglicherweise auf die landwirtschaftliche Prägung mit entsprechender Bewässerung, zahlreichen Be- und Entwässerungsgräben und den anthropogenen Einfluss auf das dortige Gewässer Großer Graben zurückzuführen ist. Die meisten Hydrographen implizieren eine geringere Modellgüte in der Simulation der Hochwasserspitzen bei gleichzeitig guter Übereinstimmung des allgemeinen Hydrographen. Die Güte der Tagesmodelle wird als ausreichend eingeschätzt, um den Anwendbarkeitsnachweis und die entsprechenden N-A-Simulationen für die Szenario-Led und Szenario Free Verfahren durchzuführen.

6.4.3 Stundenmodellierung

Für die Arbeit werden neben den Tagesmodellen N-A-Modelle auf Stundenbasis erstellt, die auf ausgewählte Hochwasserkennwerte kalibriert sind. Sie finden in einer vergleichenden Untersuchung zur Erbringung des Anwendbarkeitsnachweises der auf den Hydrographen kalibrierten Tagesmodelle für die untersuchten Fragestellungen Anwendung (vgl. Kapitel 7). Da die Stundenmodelle meteorologische Messzeitreihen auf Stundenbasis als Input benötigen, diese jedoch nur für einen begrenzten Zeitraum vorliegen, werden aus meteorologischen Tagesdaten disaggregierte Stundenreihen im Kalibrierungs- und Validierungsprozess genutzt (vgl. Kapitel 6.3).

Die Modellkalibrierung erfolgt auf extremwertstatistische Hochwasserkennwerte (HQ-Werte), die aus simulierten, stündlichen Werten und langjährig gemessenen Scheitelwerten berechnet werden. Zusätzlich wird auf den täglichen Hydrographen kalibriert, um einen zeitlichen Zusammenhang zwischen Simulation und Beobachtung sicherzustellen. Es wird davon ausgegangen, dass die Stundenmodelle aufgrund der höheren zeitlichen Auflösung und der Berücksichtigung von Hochwasserkennwerten im Kalibrierungsprozess genauer die Hochwasserscheitelwerte abbilden können als die Tagesmodelle. Ebenso wie die Tagesmodelle wird bei jedem Simulationslauf der Stundenmodelle eine Einschwingphase von 2 Jahren berücksichtigt, sodass auf die Kalibrierung von Anfangswerten verzichtet werden kann. Die Kalibrierungs- bzw. Validierungszeiträume und -strategien der Stundenmodelle sind in Tabelle 6.1 aufgeführt. Die Kalibrierung erfolgt mit dem multikriteriellen Optimierungsalgorithmus PA-DDS (ASADZADEH & TOLSON, 2013) der Software OSTRICH (MATOTT, 2017) zur Findung einer Menge von Pareto-optimalen Lösungen. Dieser bietet Vorteile in der Implementierung für den Kalibrierungsprozess der Stundenmodelle. Dafür werden die drei nachfolgenden Zielfunktionen (ZF) zur Optimierung der Gütekriterien WSSE und NSEcor minimiert:

$$ZF_1 = \sum_{i=1}^6 T_i \cdot (HQ(T)_{i,Win,Sim} - HQ(T)_{i,Win,Obs})^2 \quad (6.27)$$

$$ZF_2 = \sum_{i=1}^6 T_i \cdot (HQ(T)_{i,Som,Sim} - HQ(T)_{i,Som,Obs})^2 \quad (6.28)$$

$$ZF_3 = 1 - NSEcor \quad (6.29)$$

Hierbei werden die Hochwasserkennwerte für den Winter ($HQ(T)_{i,win}$) und den Sommer ($HQ(T)_{i,som}$) bei sechs verschiedenen Wiederkehrintervallen T ($T_1 = 2$, $T_2 = 5$, $T_3 = 10$, $T_4 = 20$, $T_5 = 25$, $T_6 = 50$) in der Kalibrierung berücksichtigt. Durch Gewichtung mit ihrem Wiederkehrintervall werden seltenere Hochwasser stärker berücksichtigt. Zur Begrenzung dieses Effekts erfolgt jedoch keine Kalibrierung auf das HQ100. Durch die Kalibrierung auf Winter- und Sommerhochwasser werden die Hochwasserkennwerte sowohl in der jeweiligen Saison als auch im Gesamtjahr berücksichtigt. Aufgrund der stochastischen Natur des MRC (vgl. Kapitel 6.3.1) werden zehn Niederschlag-Disaggregationen mit nachgeschalteter N-A-Simulation pro Optimierungsschritt durchgeführt und zur Berechnung der Zielfunktionen

ausschließlich die aus den zehn Realisierungen gebildeten Mediane für $HQ(T)_{i,Win}$, $HQ(T)_{i,Som}$ und $NSEcor$ verwendet. $NSEcor$ wird in der Kalibrierung aus dem Vergleich zwischen dem gemessenen Tageshydrographen und den aus stündlichen Simulationswerten zu Tageswerten aggregierten Hydrographen berechnet. Für jedes Untersuchungsgebiet wird ein Parametersatz mit gleicher Gewichtung aller drei Zielfunktionen aus der jeweiligen Pareto-Front gewählt und für die weitere Untersuchung verwendet. Kalibrierung und Validierung auf Basis der HQ-Werte angepasster Gumbelverteilungen erfolgen im gleichen Zeitraum, jedoch für jeweils zehn verschiedene Realisierungen der Niederschlagsdisaggregation. In einer zusätzlichen Validierung wird über das Gütekriterium $NSEcor$ geprüft, inwiefern die Stundenmodelle den gemessenen, stündlichen Abflusshydrographen einer kürzeren Zeitreihe abbilden können. Die Ergebnisse der Kalibrierung und Validierung aller Untersuchungsgebiete sind in Tabelle 6.2 zusammengefasst. In Abbildung 6.4 werden die simulierten und beobachteten $HQ(T)$ am Beispiel des Einzugsgebiets Rappbode-Trautenstein verglichen. Ein grafischer Vergleich der übrigen Einzugsgebiete ist in Anhang C enthalten.

Tabelle 6.2: Übereinstimmung der jährlichen HQ5-, HQ20, und HQ50-Werte zwischen Beobachtung (Obs) und den Medianwerten der Kalibrierung (Kal) / Validierung (Val) der Stundenmodelle. Gütewerte ($NSEcor$) der Hydrographen.

Pegel	HQ5 (jährlich) [m³/s]			HQ20 (jährlich) [m³/s]			HQ50 (jährlich) [m³/s]			$NSEcor$ (1d, Aggr.) 30 Jahre	$NSEcor$ (1h, Val) 4 Jahre			
	Obs	Kal	Val	Obs	Kal	Val	Obs	Obs	Kal			Val	Obs	
	(s)		(d)	(s)		(d)	(s)					(d)	(d)	
Trautenstein	13.8	14.4	14.8	10.3	18.5	18.7	19.4	13.5	21.5	21.4	22.3	15.6	0.75	0.75
Mahndorf	25.4	25.6	25.3	15.8	39.2	39.9	39.2	23.2	48.0	49.0	48.0	27.8	0.65	0.70
Oschersleben	13.2	12.2	12.3	12.7	18.9	19.2	19.5	18.4	22.5	23.7	24.1	22.0	0.80	0.56
Silberhütte	15.9	15.6	15.6	13.0	23.0	23.4	23.6	18.3	27.5	28.4	28.6	21.6	0.80	0.62
Meisdorf	19.7	19.5	19.4	16.4	28.4	27.1	26.5	23.2	33.9	31.9	31.1	27.5	0.75	0.63
Hausneindorf	21.1	21.6	21.4	18.8	31.3	30.1	29.3	27.5	37.7	35.5	34.3	33.1	0.75	0.69

Obs (s) ... HQ berechnet aus beobachteten Scheitelwerten

Obs (d) ... HQ berechnet aus beobachteten Tageswerten

$NSEcor$ (1d, Aggr.) ... berechnet aus täglichen Hydrograph (Mess.) und zu Tageswerten aggregierten stündl. Hydrograph (Sim.)

$NSEcor$ (1d, Val) ... berechnet aus stündlichen Hydrograph der Messung und der Simulation, zusätzliche Validierung

Tabelle und Abbildung zeigen eine gute Übereinstimmung zwischen kalibrierten/validierten HQ-Werten auf Stundenbasis und der an die gemessenen Scheitelwerte angepassten Hochwasserverteilung. Das Unsicherheitsband aus Abbildung 6.4, das aus den 10 Rechenläufen der Validierung gebildet wird, ist relativ schmal, was auf geringe Unsicherheiten hinsichtlich der Niederschlagsdisaggregation hindeutet. Die Übereinstimmung mit der Beobachtung ist besser bei größeren Wiederkehrintervallen, was vermutlich auf die höhere Gewichtung seltenerer Ereignisse im Kalibrierungsprozess zurückzuführen ist. Ähnliche Ergebnisse sind bei allen untersuchten Einzugsgebieten festzustellen. Die vergleichsweise

großen Unterschiede zwischen der Hochwasserverteilung auf Basis von Tageswerten und auf Basis von Scheitelwerten verdeutlicht die Unterschätzung der Scheitelwerte durch Tagesdaten am Pegel Trautenstein. Dies gilt auch für die Mehrheit der anderen Einzugsgebiete.

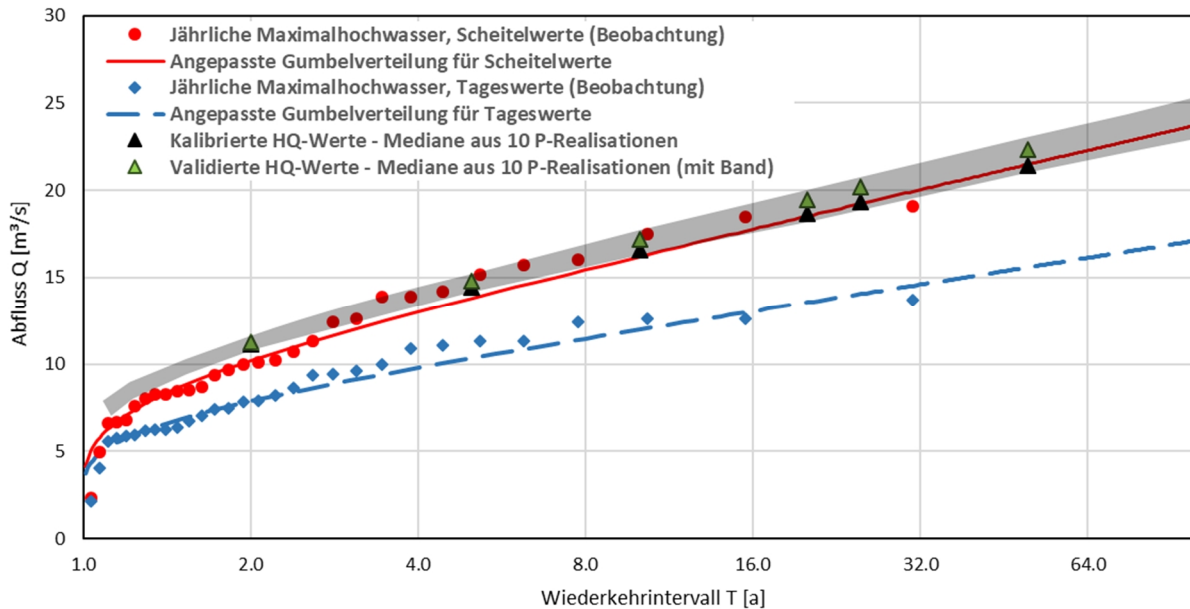


Abbildung 6.4: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Trautenstein (Rappbode)

Geringere Unterschiede sind an den Pegeln Oschersleben und Hausneindorf festzustellen, die zum großen Teil vom Flachland geprägt sind und die größten Einzugsgebietsflächen aufweisen. Tabelle 6.2 zeigt zudem mit NSEcor Werten bis ca. 0.8 eine gute Übereinstimmung aus den aggregierten Hydrographen der Simulation und den gemessenen Tageshydrographen. Obwohl kein gemessener Stundenhydrograph im Kalibrierungsprozess berücksichtigt wurde, zeigen NSEcor-Werte oberhalb von 0.6 eine gute Übereinstimmung auf Stundenbasis für die meisten Untersuchungsgebiete. Nur das Einzugsgebiet des Pegels Oschersleben weist geringere Übereinstimmungen auf, was möglicherweise auch auf den lokal starken anthropogenen Einfluss zurückzuführen ist. Die Güte der Stundenmodelle zeigt, dass diese in der Lage sind die Hochwasserwerte mit hinreichender Genauigkeit abzubilden, sodass diese für den Anwendbarkeitsnachweis genutzt werden können.

6.5 Bias-Adjustierung

Üblicherweise sind systematische Abweichungen (engl. bias) zwischen klimatischen Beobachtungsreihen und simulierten C20-Reihen von Klimamodellen des gleichen Zeitraums festzustellen, die auf eine unzureichende Abbildung klimatischer Verhältnisse durch aktuelle Klimamodelle zurückzuführen sind und mittels Bias-Adjustierung ausgeglichen werden

können (vgl. Kapitel 2.2). Um die dort beschriebenen Nachteile von Bias-Adjustierungen gering zu halten, erfolgt die in dieser Arbeit durchgeführte Adjustierung mit einem einfachen, linearen Skalierungsansatz für die in der N-A-Simulation als am bedeutsamsten eingeschätzten Zeitreihen von Temperatur und Niederschlag (vgl. NLWKN, 2017):

$$P_{sim}^*(d) = P_{sim}(d) \cdot \left(\frac{\bar{P}_{obs,ref}(m)}{\bar{P}_{sim,ref}(m)} \right) \quad (6.30)$$

$$T_{sim}^*(d) = T_{sim}(d) + \left(\bar{T}_{obs,ref}(m) - \bar{T}_{sim,ref}(m) \right) \quad (6.31)$$

mit:

$P_{sim}^*(d)$, $T_{sim}^*(d)$ – Simulierte, tägliche Niederschlagssumme [mm] & Temperaturmittel [°C], Bias-adjustiert

$P_{sim}(d)$, $T_{sim}(d)$ – Simulierte, tägliche Niederschlagssumme [mm] & Temperaturmittel [°C], nicht adjustiert

$\bar{P}_{obs,ref}(m)$, $\bar{T}_{obs,ref}(m)$ – Monatsmittel der Beobachtung von Niederschlag [mm] & Temperatur [°C]

$\bar{P}_{sim,ref}(m)$, $\bar{T}_{sim,ref}(m)$ – Monatsmittel der Simulation von Niederschlag [mm] & Temperatur [°C]

Auf diese Weise werden die jeweiligen Werte entsprechend den Unterschieden der monatlichen Mittelwerte aus Simulation und Beobachtung skaliert. So bleiben beim Niederschlag die Häufigkeit und die Länge von Trocken- und Nasstagen unverändert, jedoch entsprechen die Mittel von Temperatur und Niederschlag der Klimamodellreihen der Vergangenheit den beobachteten Werten, ohne dass Veränderung des mittleren Klimasignals der Zukunft auftreten. Die Bias-Adjustierung des Klimamodellensembles wird in dieser Untersuchung ausschließlich für die Anwendung des Szenario-Led Verfahrens durchgeführt (vgl. Kapitel 4.1 und Kapitel 7.1).

6.6 Latin Hypercube Sampling

Das Latin Hypercube Sampling (LHS) ist ein statistisches Verfahren zur Ziehung einer annähernd zufällig verteilten Stichprobe (sample) einer beliebigen Anzahl von Parametern. Das Verfahren geht auf MCKAY et al. (1979) zurück und wurde seitdem mehrfach weiterentwickelt, wobei diverse Programmcodes, quelloffen für die Durchführung von Computereperimenten zur Verfügung stehen. In dieser Arbeit wird zur Durchführung des LHS das Paket „lhs“, Version 1.1.1 der Software und Programmiersprache „R“ verwendet (CARNELL, 2020). Ein quadratisches Raster, das durch die Realisierungen zweier Parameter z_1

und z_2 aufgespannt wird, ist dann ein Latin Square, wenn in jeder Zeile und Spalte genau eine Stichprobe beider Parameter enthalten ist (vgl. Abbildung 6.5).

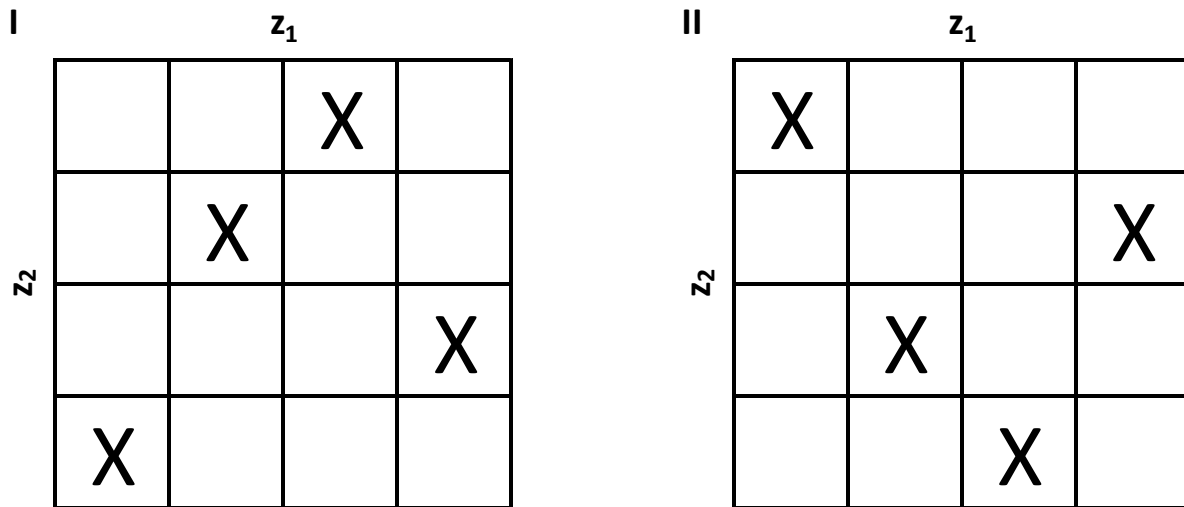


Abbildung 6.5: Beispiele für ein Latin Square mit jeweils 4 Stichproben

Ein Latin Hypercube ist die Verallgemeinerung des Latin Square auf beliebig viele Parameter. Für das Latin Hypercube Sampling muss feststehen:

- wie viele Parameter betrachtet werden (N) und
- wie viele Stichproben gezogen werden sollen (M).

In der verwendeten Form des LHS wird der untersuchte Bereich aller Parameter N in jeweils M gleich große Intervalle geteilt. Dann werden M Stichproben gezogen, sodass die Voraussetzungen des LHS erfüllt werden. Die Ziehung der Stichproben unter Berücksichtigung der Voraussetzungen des LHS kann komplett zufällig oder unter Beachtung weiterer Kriterien und Optimierungsprozesse erfolgen. In dieser Arbeit wird beim Sampling das „maxmin“-Kriterium berücksichtigt, d.h. dass zur Optimierung der Anordnung die minimale Distanz zwischen den Stichproben maximiert wird. Im LHS ist die Anzahl der Stichproben M unabhängig von der Anzahl der Parameter N, sodass M entsprechend den Randbedingungen der Untersuchung gewählt werden kann. Gegenüber einer einfachen Monte-Carlo-Simulation bildet das LHS bei gleicher Stichprobengröße die Variabilität der Parameter besser ab, was bei vergleichbarer Stichprobenqualität, aber verringerter Stichprobengröße eine geringere Berechnungszeit von Computerexperimenten zur Folge hat.

7 Anwendbarkeit täglicher gegenüber stündlicher Modellierung

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse zur Anwendbarkeitsprüfung der täglichen gegenüber der stündlichen Modellierung erläutert. Die Untersuchung erfolgt auf Basis der täglichen Datenreihen des Klimamodellensembles aus Kapitel 3.3. Die Vorgehensweise ist im Kapitel 4.1 beschrieben. Die im Tagesmodell berechneten Ensemble-Reihen werden nachfolgend als Modellsatz *D*, die im Stundenmodell berechneten Ensemble-Reihen als Modellsatz *H* bezeichnet. Ein Auszug der Ergebnisse dieser Untersuchung sind auch in BEYLICH et al. (2021) veröffentlicht.

7.1 Bias-Adjustierung des Klimamodellensembles

Die Bias-Adjustierung des Klimamodellensembles erfolgt im Linear Scaling-Ansatz mit monatlichen Faktoren für den Niederschlag und monatlichen Summanden für die Temperatur entsprechend Kapitel 6.5. Ein Vergleich der Abweichungen zwischen den langjährigen Mittelwerten von Klimamodellen und Beobachtung ohne und mit Bias-Adjustierung ist in Abbildung 7.1 (Niederschlagssumme) und Abbildung 7.2 (Temperaturmittel) aufgeführt.

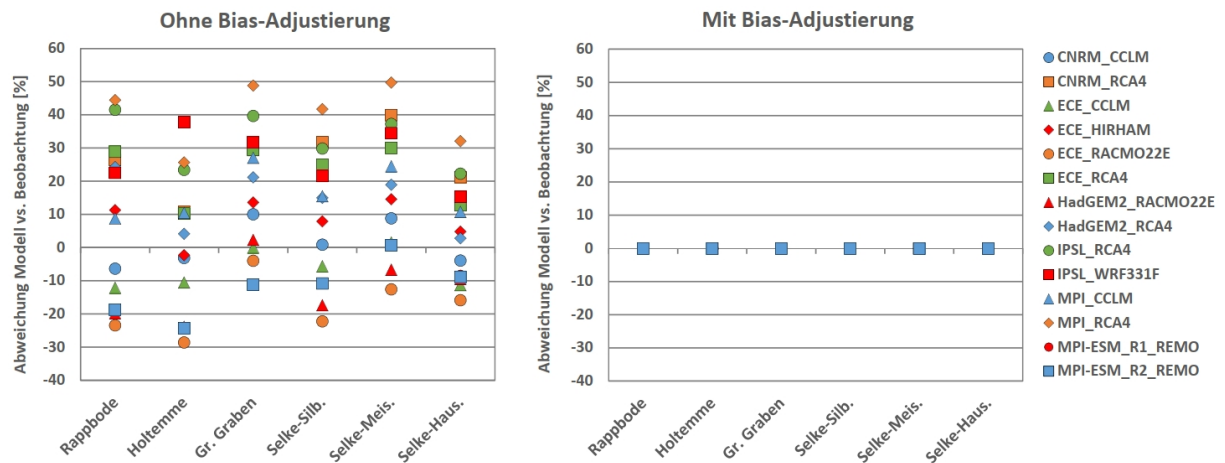


Abbildung 7.1: Abweichung der langjährigen, mittleren Jahresniederschlagssumme (1971-2000) zwischen Klimamodellreihen und Beobachtungsreihen ohne (links) und mit Bias-Adjustierung (rechts)

Ohne Bias-Adjustierung der Niederschlagsreihen sind durch die Klimamodellreihen deutliche Überschätzungen bis ca. +50 % festzustellen, Unterschätzungen treten bis ca. -30 % auf. Hierbei ergeben sich in den verschiedenen Gebieten für gleiche Klimamodelle teilweise Unterschiede in den Abweichungen, was vermutlich auf die orografischen Eigenschaften in

7 Anwendbarkeit täglicher gegenüber stündlicher Modellierung

den Gebieten zurückzuführen ist. Nach Adjustierung sind keine Abweichungen mehr vorhanden.

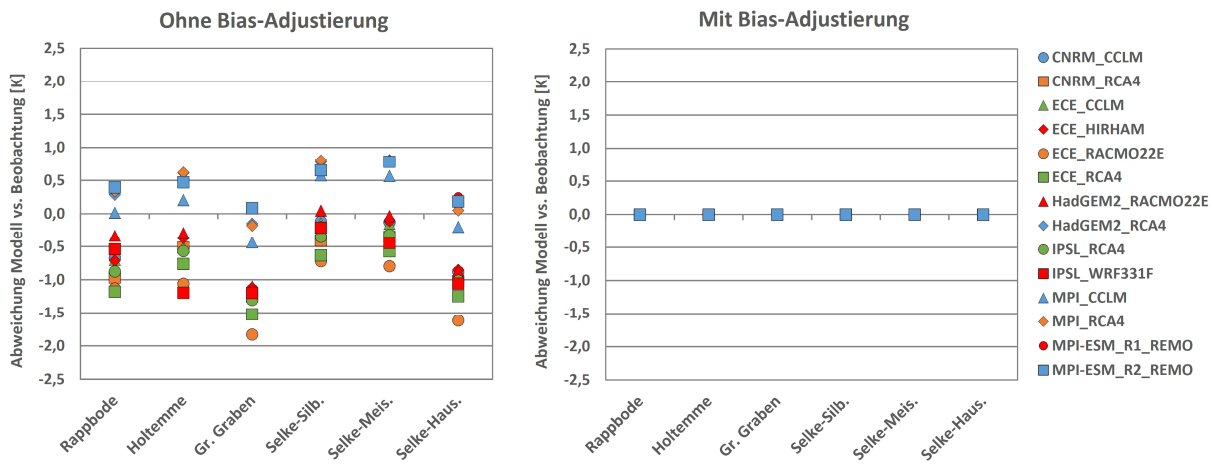


Abbildung 7.2: Abweichung der langjährigen, mittleren Jahrestemperatur (1971-2000) zwischen Klimamodellreihen und Beobachtungsreihen ohne (links) und mit Bias-Adjustierung (rechts)

Ohne Bias-Adjustierung der Temperaturreihen sind Überschätzungen durch die Klimamodellreihen bis ca. +0,8 K festzustellen, Unterschätzungen treten bis ca. -1,8 K auf. Insgesamt sind die Streuungen zwischen den Klimamodellen geringer als beim Niederschlag. Die ermittelten Größenordnungen des AR5-BIAS entsprechen denen anderer Untersuchungen (vgl. NLWKN, 2017). Darin sind insbesondere im Harz vergleichsweise hohe BIAS festgestellt worden. Nach BIAS-Adjustierung sind keine Abweichungen mehr vorhanden.

7.2 Absolutwerte von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison

Die Tages- und Stundensimulation erfolgt mit den in Kapitel 6.4 beschriebenen, kalibrierten Modellen. Die absoluten Werte der extremwertstatistischen Hochwasser je Einzugsgebiet und Saison werden entsprechend Kapitel 6.2.1 berechnet. Zunächst werden die extremwertstatistischen Hochwasser der Referenz- bzw. Messreihe in der Tages- und Stundensimulation verglichen. Anschließend werden die Ergebnisse der durch das Modellensemble projizierten Hochwasser erläutert.

7.2.1 Vergleich der Referenzhochwasser in der Tages- und Stundensimulation

Die extremwertstatistischen Hochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 Jahren (HQ2 bis HQ100) der Referenzreihe, berechnet auf Basis von Abflussreihen der Tages- und Stundenmodelle, sind in Tabelle 7.1 bis Tabelle 7.3 aufgeführt.

7.2 Absolutwerte von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison

Tabelle 7.1: Extremwertstatistische Jahreshochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre)

Einzugsgebiet (Pegel)	HQ2-Jahr		HQ5-Jahr		HQ10-Jahr		HQ20-Jahr		HQ25-Jahr		HQ50-Jahr		HQ100-Jahr	
	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)
Trautenstein	7.0	11.1	9.2	14.4	10.6	16.6	12.0	18.7	12.5	19.4	13.8	21.4	15.1	23.4
Mahndorf	8.2	14.5	12.8	25.6	15.8	32.9	18.7	39.9	19.7	42.1	22.5	49.0	25.3	55.8
Oschersleben	8.3	6.8	15.0	12.2	19.4	15.8	23.6	19.2	24.9	20.3	29.1	23.7	33.2	27.0
Silberhütte	10.2	9.6	14.9	15.6	18.1	19.6	21.1	23.4	22.1	24.7	25.0	28.4	28.0	32.1
Meisdorf	11.1	13.9	16.8	19.5	20.5	23.4	24.0	27.1	25.2	28.3	28.6	31.9	32.1	35.4
Hausneindorf	11.5	15.3	17.3	21.6	21.1	26.0	24.7	30.1	25.9	31.4	29.5	35.5	33.0	39.5

Sim (d) ... HQ-Wert [m^3/s], berechnet aus den Jahresmaxima der täglichen Simulation

Sim (h) ... Median-HQ-Wert [m^3/s] aus 10 Disaggregationsläufen, berechnet aus den Jahresmaxima der stündlichen Simulation

Tabelle 7.2: Extremwertstatistische Winterhochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre)

Einzugsgebiet (Pegel)	HQ2-Wi		HQ5-Wi		HQ10-Wi		HQ20-Wi		HQ25-Wi		HQ50-Wi		HQ100-Wi	
	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)
Trautenstein	6.9	10.8	9.1	14.1	10.5	16.2	11.9	18.2	12.3	18.9	13.6	20.9	15.0	22.9
Mahndorf	8.0	12.7	12.6	22.2	15.7	28.6	18.6	34.8	19.5	36.8	22.4	42.9	25.3	48.9
Oschersleben	8.0	6.4	14.7	11.8	19.1	15.4	23.3	18.8	24.6	19.9	28.7	23.3	32.8	26.7
Silberhütte	9.8	8.9	14.4	14.5	17.5	18.2	20.5	21.8	21.5	22.9	24.4	26.3	27.2	29.8
Meisdorf	10.7	12.9	16.2	18.0	19.9	21.4	23.5	24.8	24.6	25.8	28.1	29.1	31.5	32.3
Hausneindorf	11.0	14.2	16.8	20.0	20.6	23.8	24.3	27.6	25.5	28.8	29.1	32.4	32.6	36.1

Sim (d) ... HQ-Wert [m^3/s], berechnet aus den Wintermaxima der täglichen Simulation

Sim (h) ... Median-HQ-Wert [m^3/s] aus 10 Disaggregationsläufen, berechnet aus den Wintermaxima der stündlichen Simulation

Tabelle 7.3: Extremwertstatistische Sommerhochwasser mit einem Wiederkehrintervall von 2 bis 100 a (HQ2-HQ100) der Tages- und Stundenmodellierung (hydrol. Jahre)

Einzugsgebiet (Pegel)	HQ2-So		HQ5-So		HQ10-So		HQ20-So		HQ25-So		HQ50-So		HQ100-So	
	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)	Sim (d)	Sim (h)
Trautenstein	2.4	3.3	4.1	7.3	5.3	9.9	6.4	12.5	6.7	13.3	7.8	15.8	8.8	18.2
Mahndorf	3.0	7.5	5.3	16.6	6.9	22.6	8.4	28.4	8.9	30.2	10.3	35.8	11.8	41.4
Oschersleben	3.9	3.7	6.5	6.2	8.2	7.8	9.8	9.3	10.4	9.8	12.0	11.3	13.5	12.8
Silberhütte	2.1	2.6	5.1	7.0	7.0	9.9	8.8	12.6	9.4	13.5	11.2	16.2	13.0	18.9
Meisdorf	2.6	4.5	5.6	10.5	7.7	14.5	9.6	18.3	10.2	19.5	12.1	23.2	14.0	26.9
Hausneindorf	3.2	5.7	6.1	11.9	8.0	16.0	9.8	20.0	10.4	21.2	12.2	25.1	14.0	28.9

Sim (d) ... HQ-Wert [m^3/s], berechnet aus den Sommermaxima der täglichen Simulation

Sim (h) ... Median-HQ-Wert [m^3/s] aus 10 Disaggregationsläufen, berechnet aus den Sommermaxima der stündlichen Simulation

In den meisten Einzugsgebieten liegen die berechneten HQ-Werte der Stundensimulation deutlich über denen der Tagessimulation. Der Wert für das gebirgige, vergleichsweise steile Holtemme-Gebiet am Pegel Mahndorf ist im Stundenmodell häufig mehr als doppelt so hoch wie im Tagesmodell. Unterschiede zwischen Tages- und Stundensimulation können sowohl

auf die Kalibrierstrategie (Ganglinie beim Tagesmodell, Abflussscheitel beim Stundenmodell), als auch die jeweiligen Gebietseigenschaften zurückgeführt werden. Die niedrigen HQ-Werte der Stundensimulation im Einzugsgebiet des Großen Grabens (Oschersleben) deuten darauf hin, dass in diesem großen, flachen Gebiet die Modellparametrisierung mehr Einfluss hat als die zeitliche Auflösung. In allen Einzugsgebieten liegen die Werte der Winterhochwasser näher an denen der Jahreshochwasser als die Sommerhochwasser, was auf eine Dominanz der Winterhochwasser in den untersuchten Gebieten hindeutet.

7.2.2 Ensemble-Hochwasserentwicklung für Tages- und Stundensimulation

In Abbildung 7.3 bis Abbildung 7.5 sind die simulierten Ensemble-Ergebnisse der absoluten HQ20-Werte für die Modellsätze D und H der Jahres-, Sommer- und Winterhochwasser dargestellt. Für einen erweiterten Vergleich sind die Ergebnisse der HQ5- und HQ50-Werte im Anhang D enthalten.

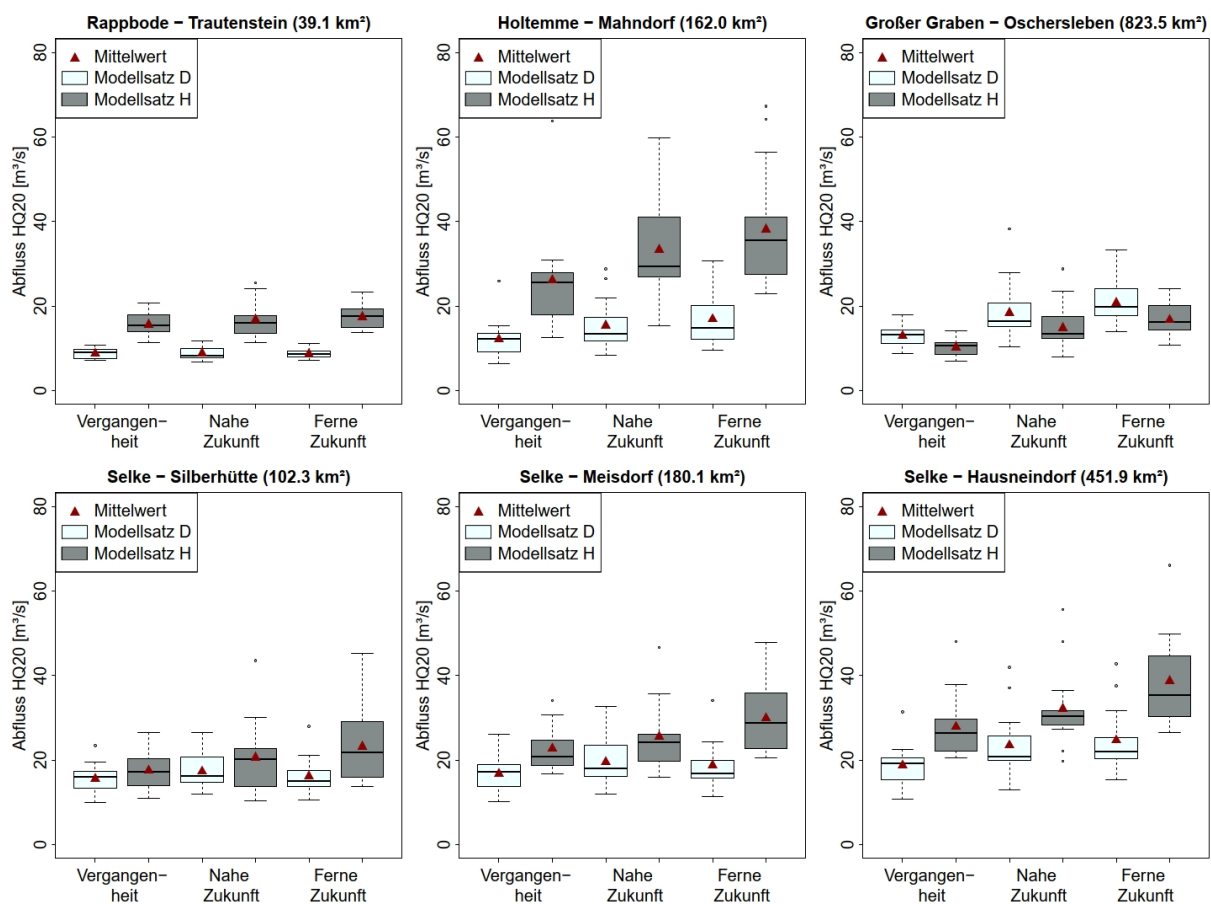


Abbildung 7.3: Simulierte, absolute HQ20-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

7.2 Absolutwerte von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison

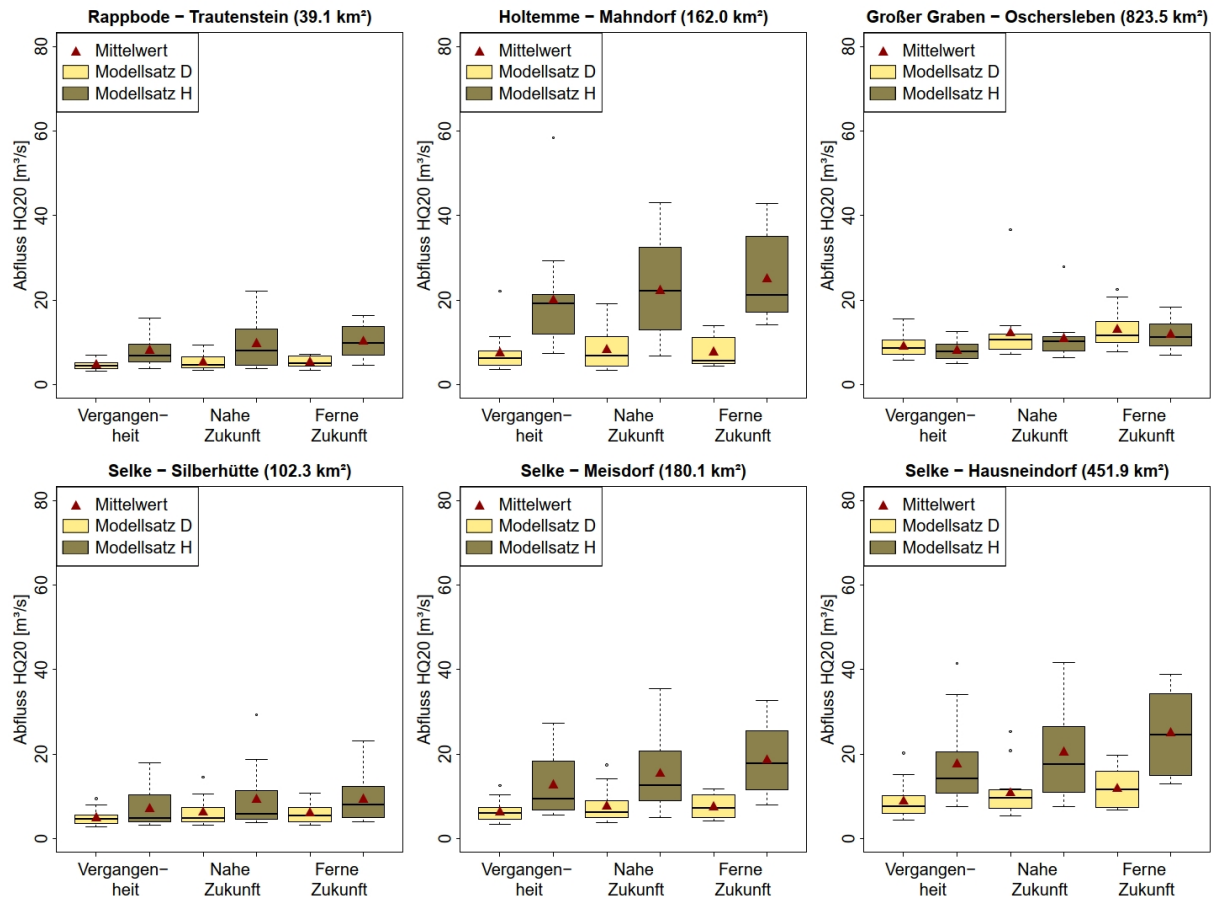


Abbildung 7.4: Simulierte, absolute HQ20-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

Im Allgemeinen wird eine Zunahme der extremwertstatistischen Hochwasser von „Vergangenheit“ zu „Ferner Zukunft“ simuliert. Zudem zeigen die meisten Einzugsgebiete, unabhängig von der Saison, deutliche Unterschiede zwischen den Modellsätzen *D* und *H*. Beispielsweise liegt das jährliche HQ20-Hochwasser im vergleichsweise steilen, gebirgigen Gebiet Holtemme - Mahndorf des Modellsatzes *H* ca. doppelt so hoch wie im Modellsatz *D*. Im Gegensatz dazu sind für das große Flachlandgebiet Großer Graben – Oschersleben, nur geringe Unterschiede feststellbar. Weiterhin zeigt der Modellsatz *H*, insbesondere bei größeren HQ-Werten, eine größere Streuung der Ensemble-Ergebnisse, wobei die größten Streuungen bei den Sommerhochwassern simuliert wurden. Ein ähnliches Verhalten, jedoch mit einer anderen Höhe der Absolutwerte, ist für alle HQ-Werte erkennbar. Die Unterschiede der absoluten HQ zwischen Modellsatz *D* und *H* werden im Kapitel 7.4 näher untersucht.

7 Anwendbarkeit täglicher gegenüber stündlicher Modellierung

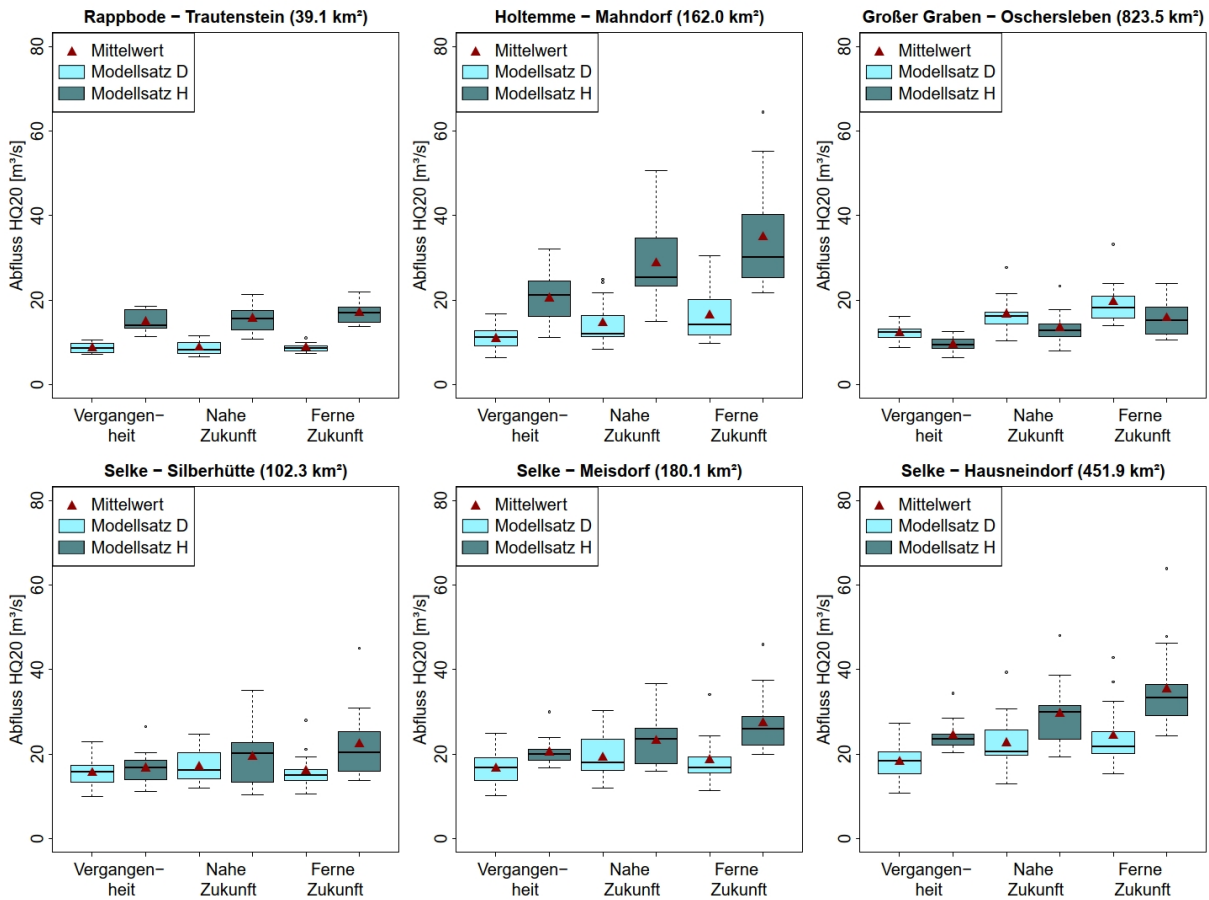


Abbildung 7.5: Simulierte, absolute HQ20-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

7.3 Relative Änderung von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison

In Abbildung 7.6 bis Abbildung 7.8 sind die simulierten Ensemble-Ergebnisse der relativen Änderungen der HQ20-Werte für die Modellsätze *D* und *H* der Jahres-, Sommer- und Winterhochwasser dargestellt. Für einen erweiterten Vergleich sind die Ergebnisse der HQ5- und HQ50-Werte im Anhang E enthalten.

Die relativen Änderungen zwischen den HQ-Werten der Vergangenheit und den beiden Zukunftszeiträumen werden als Änderungssignal der HQ-Werte in Folge der projizierten Klimaänderungen interpretiert. Sie zeigen für alle Einzugsgebiete deutlich geringere Unterschiede zwischen Modellsatz *D* und Modellsatz *H*. Ebenfalls ist eine ähnliche Streuung innerhalb des Modellensembles zwischen beiden Modellsätzen erkennbar.

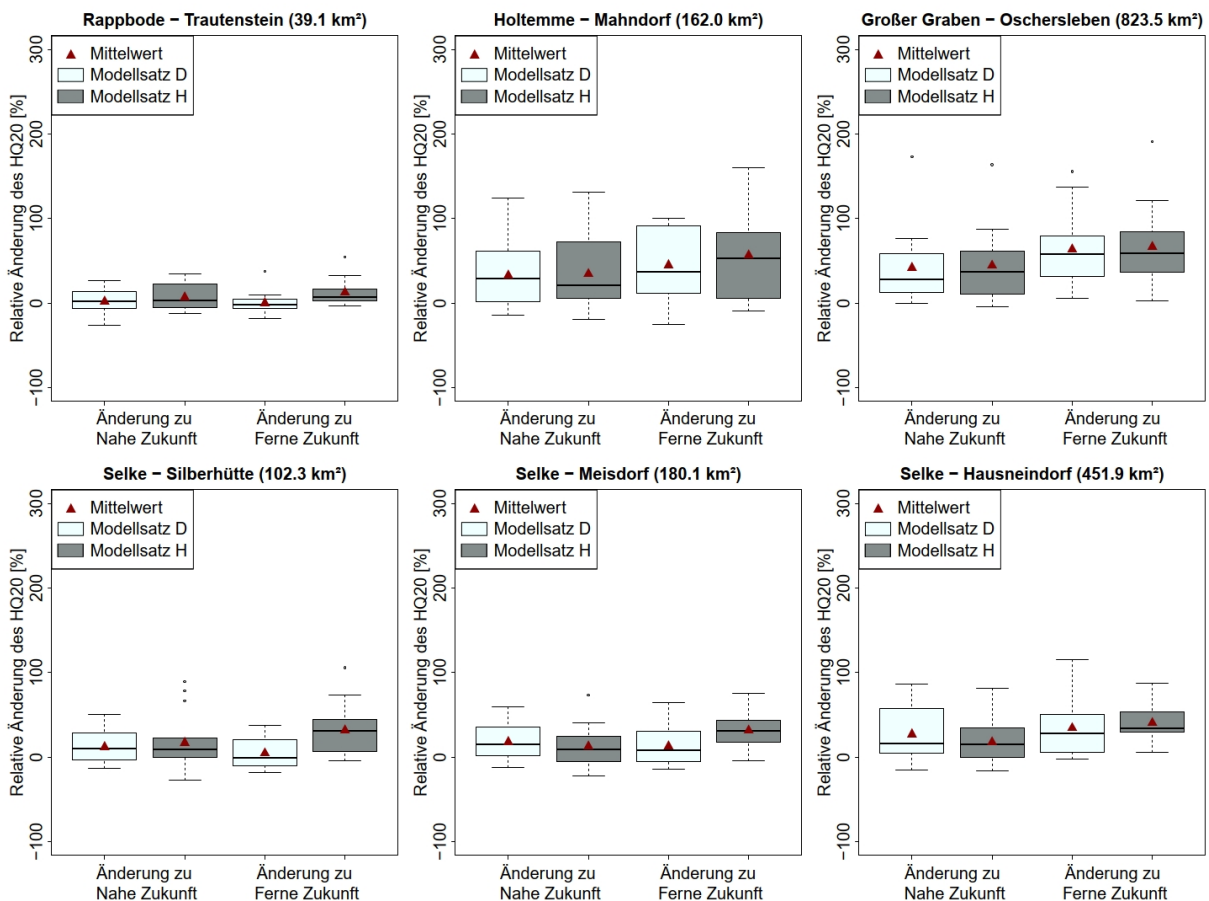


Abbildung 7.6: Simulierte, relative Änderung der HQ20-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze *D* und *H*. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

7 Anwendbarkeit täglicher gegenüber stündlicher Modellierung

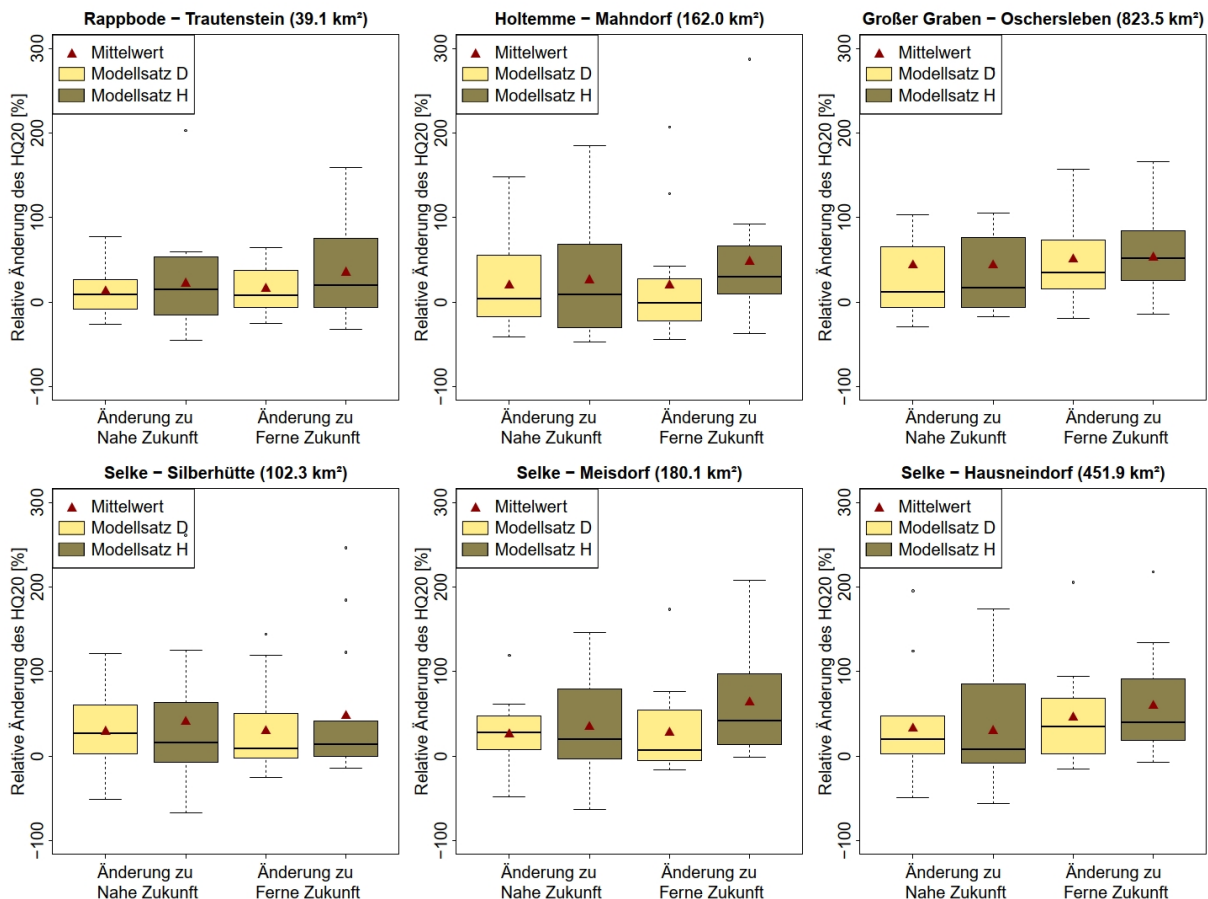


Abbildung 7.7: Simulierte, relative Änderung der HQ20-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

Dies trifft insbesondere für die „Nahe Zukunft“ zu, während in einigen Gebieten hingegen geringe Unterschiede in der „Fernen Zukunft“ erkennbar sind, z. B. für das Einzugsgebiet Selke – Silberhütte. Die Unterschiede sind in der Sommersaison größer als in der Wintersaison. Dieses Verhalten ist auch beim Großteil der HQ-Werte erkennbar. Während bei den Extremhochwassern mit geringem Wiederkehrintervall teils jedoch noch deutliche Unterschiede zwischen den berechneten Änderungssignalen der Sätze *D* und *H* vorhanden sind, nähern sich die Ergebnisse mit steigendem Wiederkehrintervall einander an, bis nur noch geringe bis keine Abweichungen mehr festzustellen sind. Die Unterschiede der relativen HQ-Änderungen zwischen Modellsatz *D* und Modellsatz *H* werden im Kapitel 7.4 näher untersucht und mit den Unterschieden in den absoluten HQ-Werten verglichen.

7.3 Relative Änderung von Hochwasser unterschiedlicher Jährlichkeit und Saison

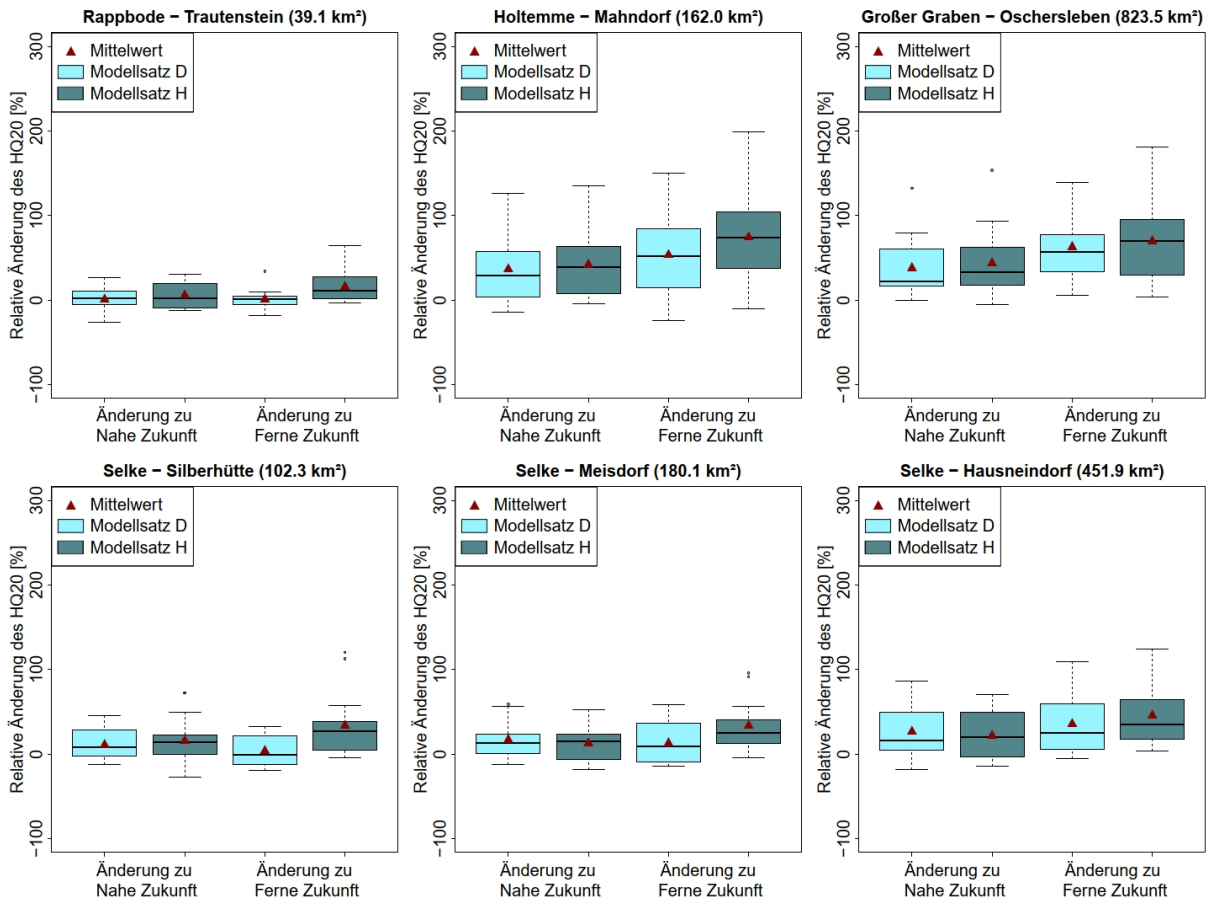


Abbildung 7.8: Simulierte, relative Änderung der HQ20-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft für die Modellsätze D und H. Dargestellt sind die Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot) für alle untersuchten Einzugsgebiete.

7.4 Signifikanz von HQ-Unterschieden

Zur Quantifizierung der Unterschiede der absoluten HQ-Werte und relativen HQ-Änderungen zur „Vergangenheit“ zwischen den Modellsätzen *D* und *H*, wird jeweils der *p*-Wert in einem *t*-Test zwischen den Ensemble-Mittelwerten beider Sätze berechnet. Größere *p*-Werte deuten dabei auf eine zunehmende Ähnlichkeit zwischen beiden Sätzen hin. Als Signifikanzniveau wird $p = 0.01$ festgelegt, $p = 0.05$ ist für Vergleichszwecke ebenso angegeben. Näheres zur Methodik ist in Kapitel 4.1.2 beschrieben. Die Ergebnisse für alle Einzugsgebiete und untersuchten jährlichen HQ-Werte sind für die „Nahe Zukunft“ in Abbildung 7.9 und für die „Ferne Zukunft“ in Abbildung 7.10 dargestellt. Im Anhang F sind die Ergebnisse für die Sommer-HQ und Winter-HQ enthalten.

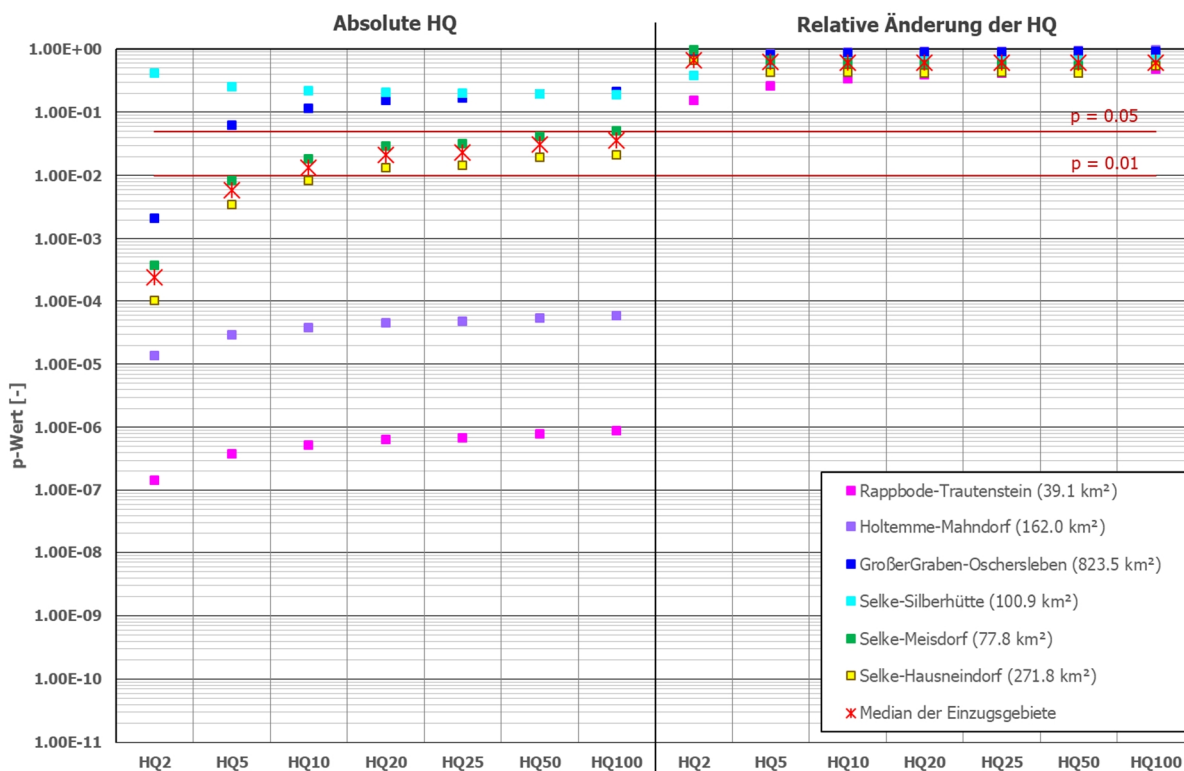


Abbildung 7.9: Nahe Zukunft – *p*-Werte jährlicher HQ-Werte eines *t*-Test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten, simuliert mit Modellsatz *D* und Modellsatz *H*. Dargestellt sind die *p*-Werte für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) und relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts) aller Einzugsgebiete und Wiederkehrintervalle.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse größere *p*-Werte, d.h. größere Ähnlichkeiten zwischen Modellsatz *D* und *H*, für die relativen HQ-Änderungen als für die absoluten HQ-Werte. Dies gilt insbesondere für die „Nahe Zukunft“, in der alle HQ-Änderungen das Signifikanzniveau

von $p = 0.01$ überschreiten, d.h. keine signifikanten Unterschiede zwischen den Modellsätzen festzustellen sind. Die Signifikanz der absoluten HQ-Werte ist insbesondere vom Einzugsgebiet abhängig. Die Gebiete Rappbode-Trautenstein und Holtemme-Mahndorf zeigen signifikante Unterschiede zwischen den Modellsätzen D und H . Als Ursache für den großen Einfluss der zeitlichen Auflösung können u.a. vergleichsweise kleine Gebietsgrößen und steile Gefälleverhältnisse vermutet werden. Die Unterschiede in den relativen Änderungen sind in beiden Gebieten hingegen nicht signifikant.

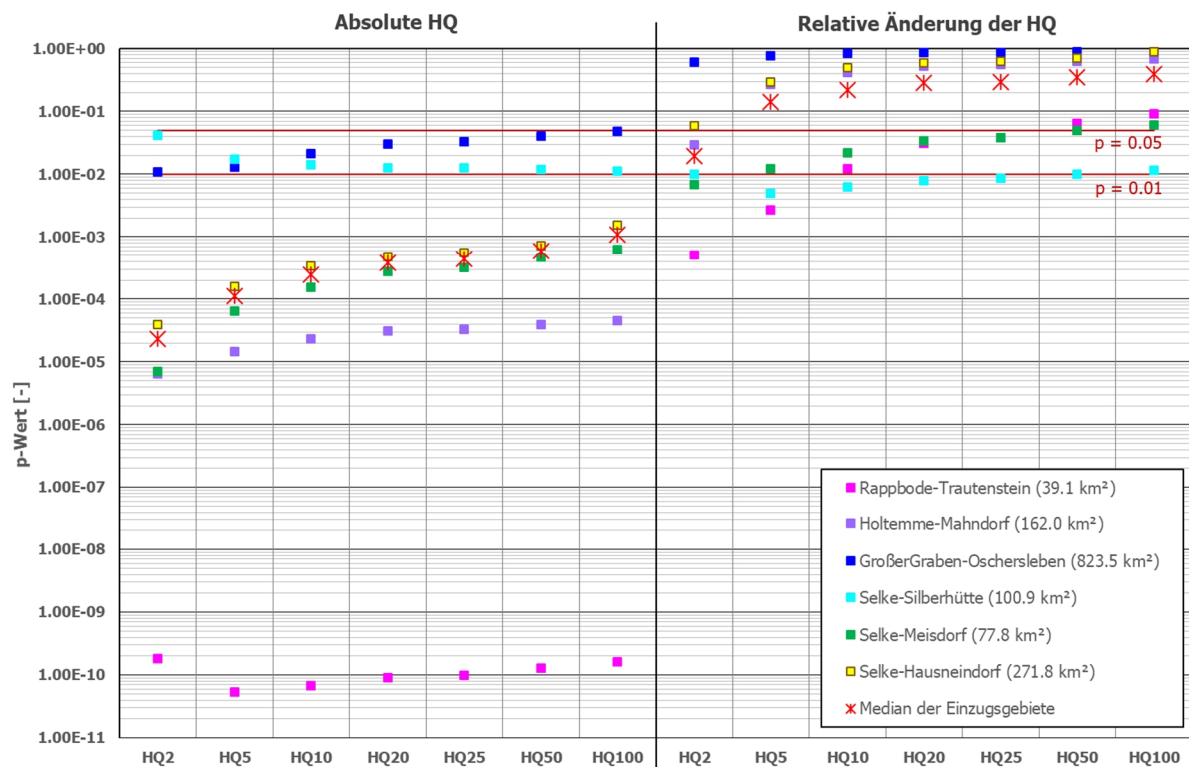


Abbildung 7.10: Ferne Zukunft – p-Werte jährlicher HQ-Werte eines t-test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten, simuliert mit Modellsatz D und Modellsatz H . Dargestellt sind die p-Werte für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) und relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts) aller Einzugsgebiete und Wiederkehrintervalle.

Die Ergebnisse der „Fernen Zukunft“ zeigen insgesamt kleinere p -Werte, was darauf hindeutet, dass die Ähnlichkeit zwischen den Modellsätzen mit größeren Änderungen und allgemein höher werdenden HQ-Werten bis zum Ende des Jahrhunderts abnimmt. Hier zeigen beim Vergleich der absoluten HQ-Werte die meisten Einzugsgebiete signifikante Unterschiede. Bei den relativen HQ-Änderungen sind in den meisten Gebieten jedoch keine signifikanten Unterschiede zwischen den Modellsätzen festzustellen. Die Ähnlichkeit steigt

allgemein mit größerem Wiederkehrintervall. Ab ca. HQ20 sind in keinem Gebiet mehr signifikante Unterschiede der relativen HQ-Änderungen zwischen den Modellsätzen feststellbar, während das HQ10 als Grenzfall betrachtet werden kann.

Grundsätzlich können für die Sommer- und Winter-HQ ähnliche Aussagen getroffen werden. Auch hier sind in den meisten Fällen keine signifikanten Unterschiede in den relativen HQ-Änderungen festzustellen, während es vermehrt signifikante Unterschiede bei den absoluten HQ-Werten gibt. Da die Winterhochwasser die meisten Gebiete dominieren, sind die Ähnlichkeiten zu den Jahreshochwassern am größten. Die Sommerhochwasser zeigen insbesondere bei den relativen HQ-Änderungen die größten p -Werte, die in jedem Gebiet und bei jedem Wiederkehrintervall deutlich über dem Signifikanzniveau von $p = 0.01$ liegen.

7.5 Zusammenfassung und Schlussfolgerungen

In diesem Kapitel sollte festgestellt werden, ob und unter welchen Bedingungen eine Modellierung auf weniger rechenintensiver Tageswertbasis angewendet werden kann, um die zukünftige Änderung von Extremhochwasser mit hinreichender Genauigkeit abzubilden. Hierfür wurden die Simulationsreihen der Modellsätze D und H ausgewertet und verglichen. Es ergeben sich nachfolgende Erkenntnisse:

- 1) Im Beobachtungszeitraum sind überwiegend große Unterschiede zwischen den absoluten HQ-Werten der kalibrierten Tagesmodelle und Stundenmodelle festzustellen. Hierbei liegen die HQ-Werte der Stundenmodelle in den meisten Gebieten über den Werten der Tagesmodelle.
- 2) Ein Vergleich der Ensemble-Mittel der absoluten HQ-Werte beider Modellsätze zeigt in allen untersuchten Zeiträumen ebenfalls signifikante HQ-Unterschiede in den meisten Einzugsgebieten und Wiederkehrintervallen. Die Unterschiede nehmen zum Ende des Jahrhunderts zu. Der Tagesmodellsatz unterschätzt in den meisten Fällen die absoluten HQ-Werte des Stundenmodellsatzes.
- 3) Ein Vergleich der Ensemble-Mittel der relativen HQ-Änderungen vom Zeitraum der „Vergangenheit“ zu beiden Zukunftszeiträumen zeigt in den meisten Einzugsgebieten und Wiederkehrintervallen keine signifikanten Unterschiede zwischen beiden Modellsätzen. Mit zunehmendem Wiederkehrintervall steigt dabei die Ähnlichkeit. Die HQ-Änderung zur „Nahen Zukunft“ zeigt in keinem Einzugsgebiet und Wiederkehrintervall signifikante

Unterschiede. Die HQ-Änderung zur „Fernen Zukunft“ zeigt nur in einzelnen Gebieten für Wiederkehrintervalle < 20 Jahre signifikante Unterschiede.

4) Die getroffenen Aussagen gelten im Allgemeinen für Jahres-, Sommer- und Winter-Hochwasser. Da die Gebiete durch Winterhochwasser dominiert werden, ist eine hohe Ähnlichkeit zwischen Jahres- und Winterergebnissen festzustellen. Die Sommerhochwasser weisen die größte Ähnlichkeit zwischen beiden Modellsätzen auf.

Die Ergebnisse von Modellsatz *D* (tägliches Zeitschritt) können im Vergleich zum Modellsatz *H* (stündlicher Zeitschritt) für alle untersuchten Einzugsgebiete und Saisons als hinreichend genau angesehen werden, insofern relative HQ-Änderungen (d.h. Änderungssignale) und Wiederkehrintervalle ≥ 10 Jahre untersucht werden.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

In diesem Kapitel wird das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren in verschiedenen Harz-Einzugsgebieten angewendet. Die Berechnungsergebnisse werden mit bestehenden Verfahren verglichen und eine Abschätzung der Verfahrensgüte vorgenommen. Zunächst wird die Eignung des neu entwickelten Prädiktors Starkregenfaktor zur Adjustierung von Starkregenverteilungen überprüft. Anschließend werden die Ergebnisse und die Anwendbarkeit des Seasonal Scaling Ansatzes aufgezeigt, der als Vergleich für das neue Scenario-Free Verfahren dient. Danach werden die Aufstellung des Ersatzmodells und die Ergebnisse des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens erläutert. Es schließen sich ein Verfahrensvergleich zur Abschätzung der Verfahrensfehler sowie die Ergebnisse der Variabilitätsbetrachtung an.

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

Der Starkregenfaktor ist ein neu entwickelter Prädiktor, der als Maß für die Änderung von Starkregenverteilungen zusammen mit weiteren, bewährten Prädiktoren im neuen Scenario-Free Verfahren Anwendung findet. Näheres zu seiner Bestimmung und Anwendung wird im Kapitel 5.2 erläutert. Seine Funktionsfähigkeit wird unter Nutzung des vorliegenden Klimamodellensembles (vgl. Kapitel 3.3) überprüft. Zunächst wird für jede Klimamodellkette der Starkregenfaktor zwischen Vergangenheits- und Zukunftszeitreihe berechnet. Anschließend wird die Vergangenheitsreihe mit dem Starkregenfaktor adjustiert und ein Massenbilanzausgleich vorgenommen. Die Erfolgsprüfung der Adjustierung erfolgt als Vergleich der adjustierten Starkniederschlagsverteilungen mit den Zukunftsreihen des Ensembles, sowohl grafisch als auch durch Berechnung von Gütekriterien. Der Nachweis der Funktionsfähigkeit des Massenbilanzausgleichs erfolgt sowohl durch Vergleich der Jahres- bzw. Saisonsumme der Niederschläge als auch grafisch am Beispiel ausgewählter Niederschlagszeitreihen.

8.1.1 Starkregenfaktoren und Güte adjustierter Starkregenverteilungen

Die Starkregenfaktoren zwischen Vergangenheit und ferner Zukunft des untersuchten Klimamodellensembles sind in Abbildung 8.1 dargestellt.

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

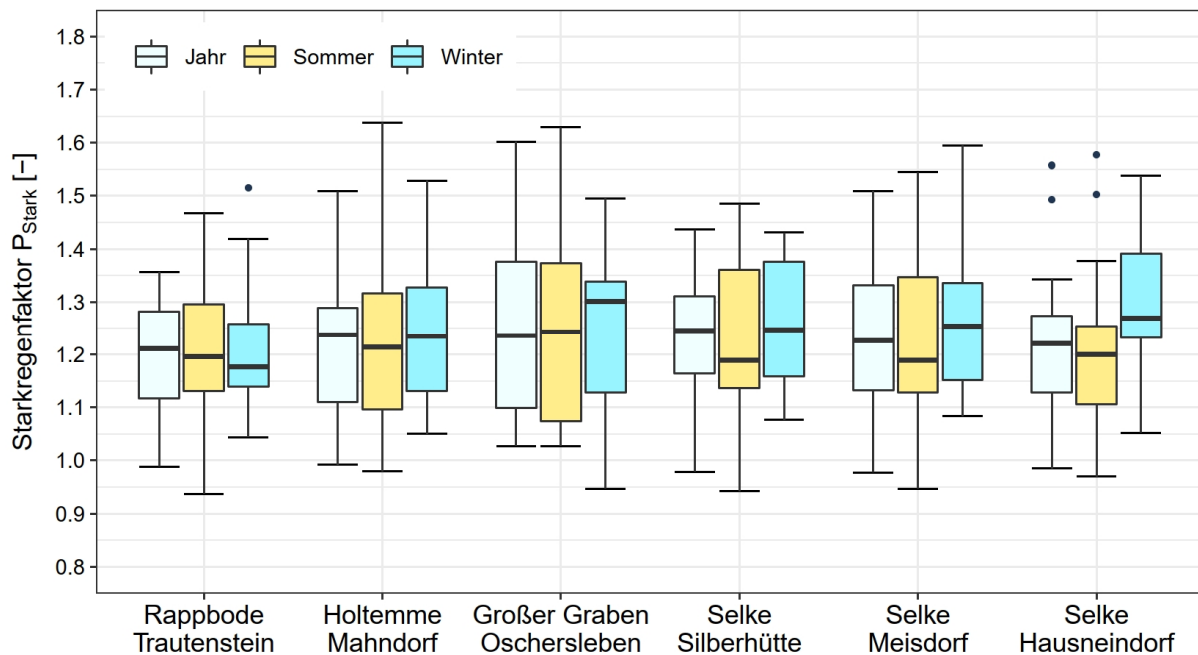


Abbildung 8.1: Starkregenfaktoren des Klimamodellensembles der untersuchten Einzugsgebiete von Vergangenheit zu Ferne Zukunft. Dargestellt sind Boxplots für das hydrologische Jahr, Sommerhalbjahr und Winterhalbjahr.

Die Mediane der Plots zeigen Starkregenfaktoren, die überwiegend zwischen 1.2 und 1.3 liegen, was einer mittleren Erhöhung der Starkregenverteilung um ca. 20-30 % entspricht. Hierbei gibt es nur kleinere räumliche Unterschiede. Zwischen Sommer- und Winterhalbjahr sind teilweise größere Differenzen festzustellen, wobei die Werte im Winterhalbjahr leicht unter denen des Sommerhalbjahres (vgl. Rappbode-Trautenstein) bis deutlich darüber liegen können (vgl. Selke-Hausneindorf). Insgesamt weisen nur wenige Ensemblemitglieder auf eine Reduktion der Starkniederschläge hin ($P_{\text{Stark}} < 1$). In der überwiegenden Mehrzahl der Fälle steigen die Starkniederschläge mit einem Maximum von $P_{\text{Stark}} = 1.64$ (vgl. Holtemme-Mahndorf, Sommerhalbjahr). Im Allgemeinen steigen die Starkregen im Winterhalbjahr mehr als im Sommerhalbjahr. Die Boxplots des hydrologischen Jahres weisen eine größere Ähnlichkeit zu denen des Sommerhalbjahres auf, was darauf hindeutet, dass die jährlichen Starkregenverteilungen überwiegend durch die Sommerniederschläge geprägt werden. Die Streuung im Klimamodellensemble ist vergleichsweise hoch und kann zwischen größtem und kleinstem Ensemble-Mitglied einen Bereich von > 65 % umspannen (vgl. Holtemme-Mahndorf, Sommerhalbjahr).

Die aufgeführten Starkniederschläge werden zur Adjustierung der Niederschlagszeitreihe der Vergangenheit des Klimamodellensembles verwendet. Durch die Adjustierung verändert

sich die Starkregenverteilung der Vergangenheit im Mittel um den jeweiligen Starkregenfaktor P_{Stark} und kann mit der Starkregenverteilung der Zukunft verglichen werden, die mittels P_{Stark} berechnet wurde. Stimmen beide Verteilungen annähernd überein, ist von einer erfolgreichen Adjustierung um den jeweiligen Faktor P_{Stark} auszugehen. Ein Vergleich ist für die Niederschläge im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein in Abbildung 8.2 bis Abbildung 8.4 dargestellt.

Die Starkregenverteilungen sind für ein Wiederkehrintervall zwischen $T = 0.2$ a und $T = 50$ a dargestellt und extrapolieren damit über das maximal angesetzte, empirische Wiederkehrintervall zur Bestimmung der Verteilungen von $T = 10$ a. Je nach Klimamodellkette und Saison unterscheiden sich die Exponentialverteilungen des Starkniederschlags zwischen Vergangenheits- und Zukunftszeitraum unterschiedlich stark. Beispielsweise weist im Rappbode-Gebiet die Modellkette ECE_RCA4 nur geringe, die Modellkette IPSL_WRF331F sehr große Unterschiede in den Verteilungen auf (hydrologisches Jahr), was sich auch in Unterschieden in den zugehörigen Starkregenfaktoren von 1.06 und 1.36 zeigt. Auch hier sind überwiegend Erhöhungen der Starkregenverteilungen von Vergangenheit zu Ferne Zukunft festzustellen. Beim Saisonvergleich weisen die Verteilungen des hydrologischen Jahrs und des Sommerhalbjahrs die größten Ähnlichkeiten zueinander auf. Die mittels Starkregenfaktor adjustierten Zeitreihen der Vergangenheit zeigen für die meisten Klimamodellketten Starkregenverteilungen, die eine hohe Übereinstimmung mit den Verteilungen der Fernen Zukunft aufweisen. Letztere können als Vergleichsgröße für die erfolgreiche Adjustierung der Vergangenheitsreihen mittels Starkregenfaktor interpretiert werden, da dieser aus den Unterschieden zur Fernen Zukunft bestimmt wurde. Die Übereinstimmung wird sowohl für eine projizierte Zunahme (bspw. IPSL_WRF331F, Jahr) als auch Abnahme der Starkniederschläge (bspw. MPI_RCA4, Sommer) deutlich und wird in Tabelle 8.1 durch Gütemaße quantifiziert. Vergleichend sind die Gütemaße NSE und RRMSE zwischen den Verteilungsfunktionen der Zeitreihen der Fernen Zukunft und der Vergangenheit bzw. adjustierten Vergangenheit dargestellt. Für das hydrologische Jahr steigt durch die Zeitreihen-Adjustierung der NSE der Verteilungsfunktionen von im Mittel 0.51 auf 0.99, während der RRMSE von 16.2 % auf 3.11 % sinkt. Die hohe Übereinstimmung deutet im Mittel auf eine effektive Wirkung der Adjustierung mittels Starkregenfaktor hin. Klimamodellketten, in denen auch nach der Adjustierung noch deutliche Abweichungen zwischen den Starkregenverteilungen festzustellen sind, sind auf Kombinationen aus Absolutwert- und Anstiegsunterschieden zurückzuführen, die nur schwer durch einen einzelnen Faktor beschrieben werden können (z.B. CNRM_CCLM, Winter; HADGEM2_RCA4, Sommer).

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

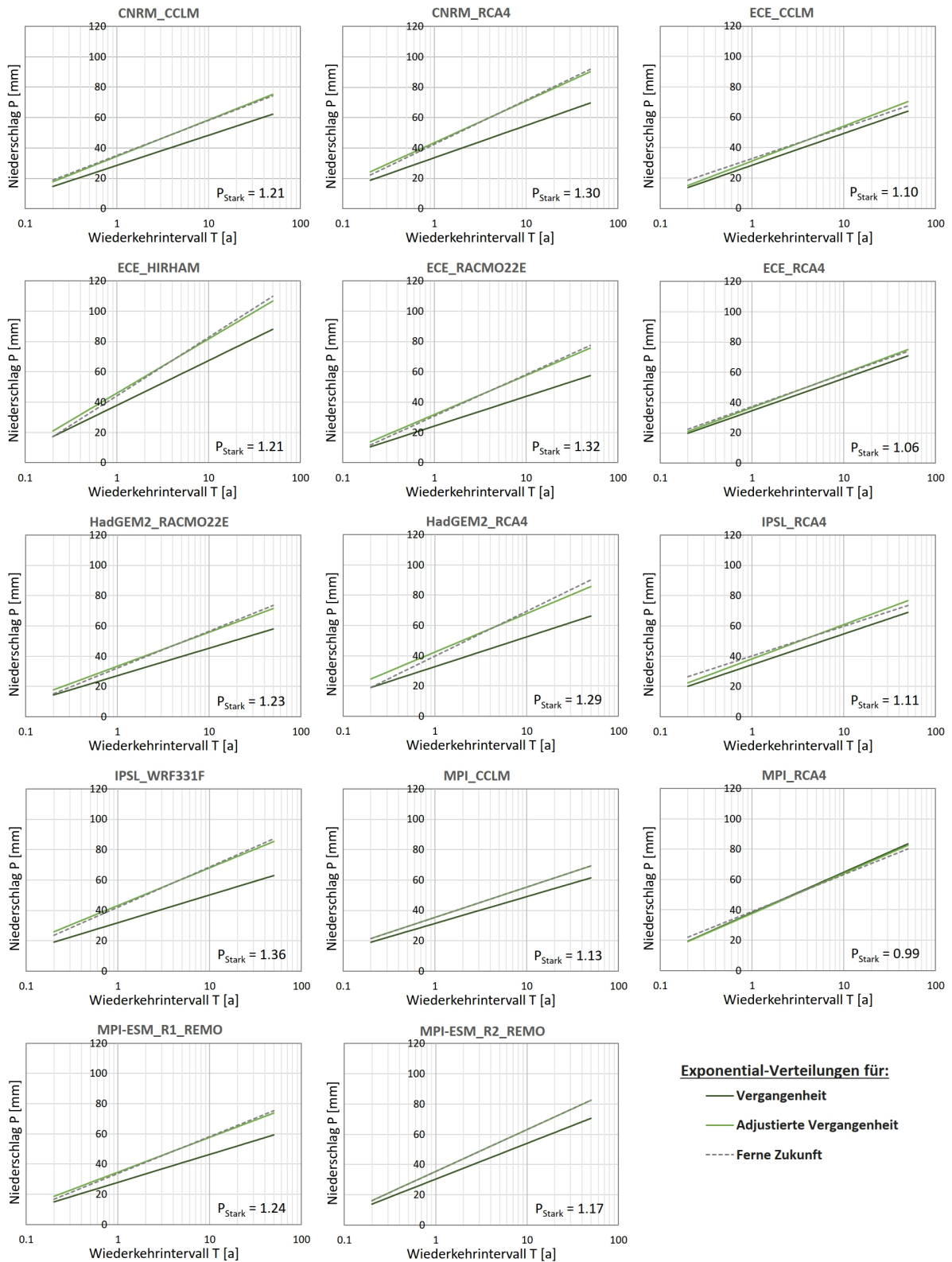


Abbildung 8.2: Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Jahr)

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Szenario-Free Verfahrens

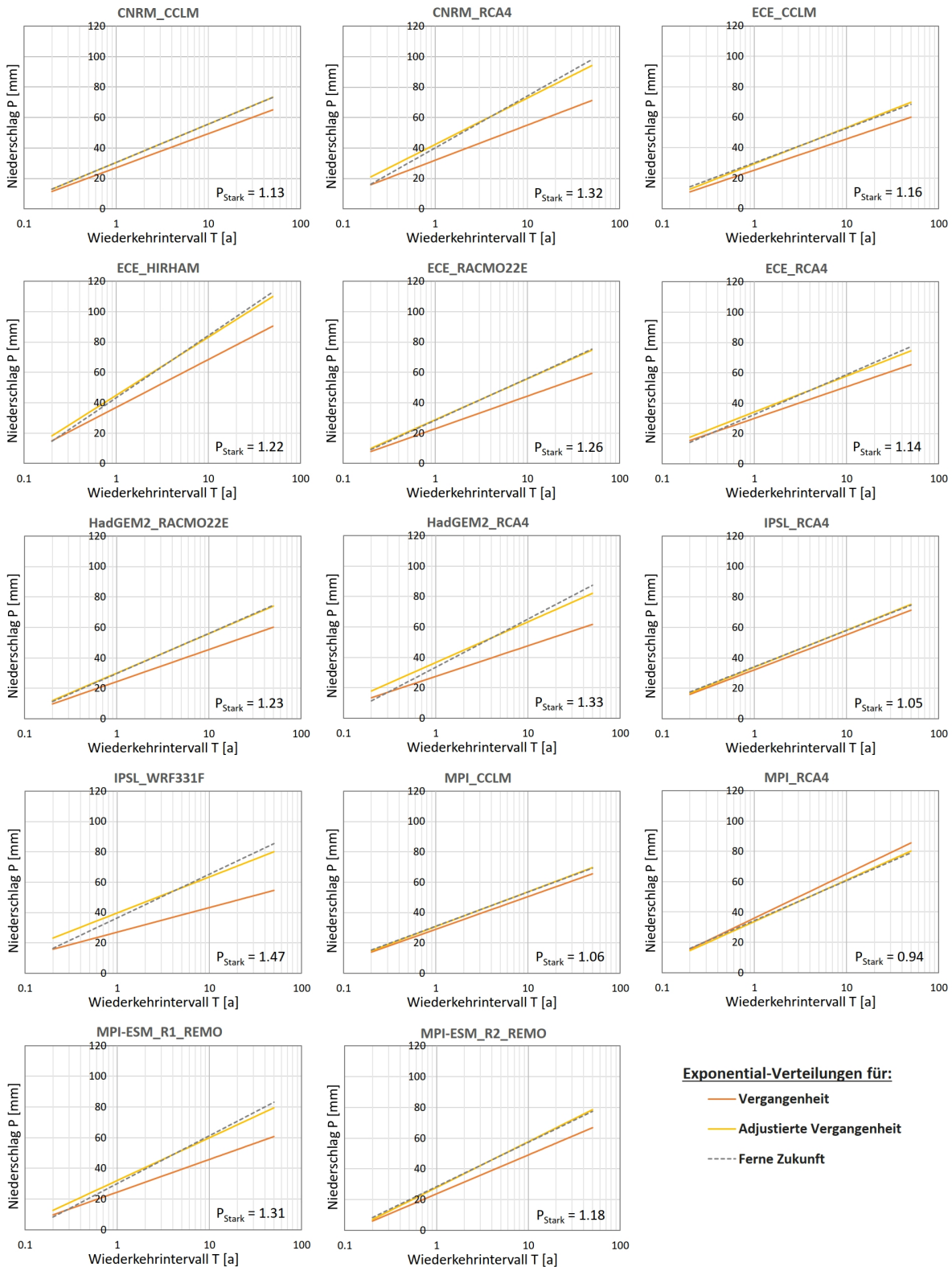


Abbildung 8.3: Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Sommerhalbjahr)

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

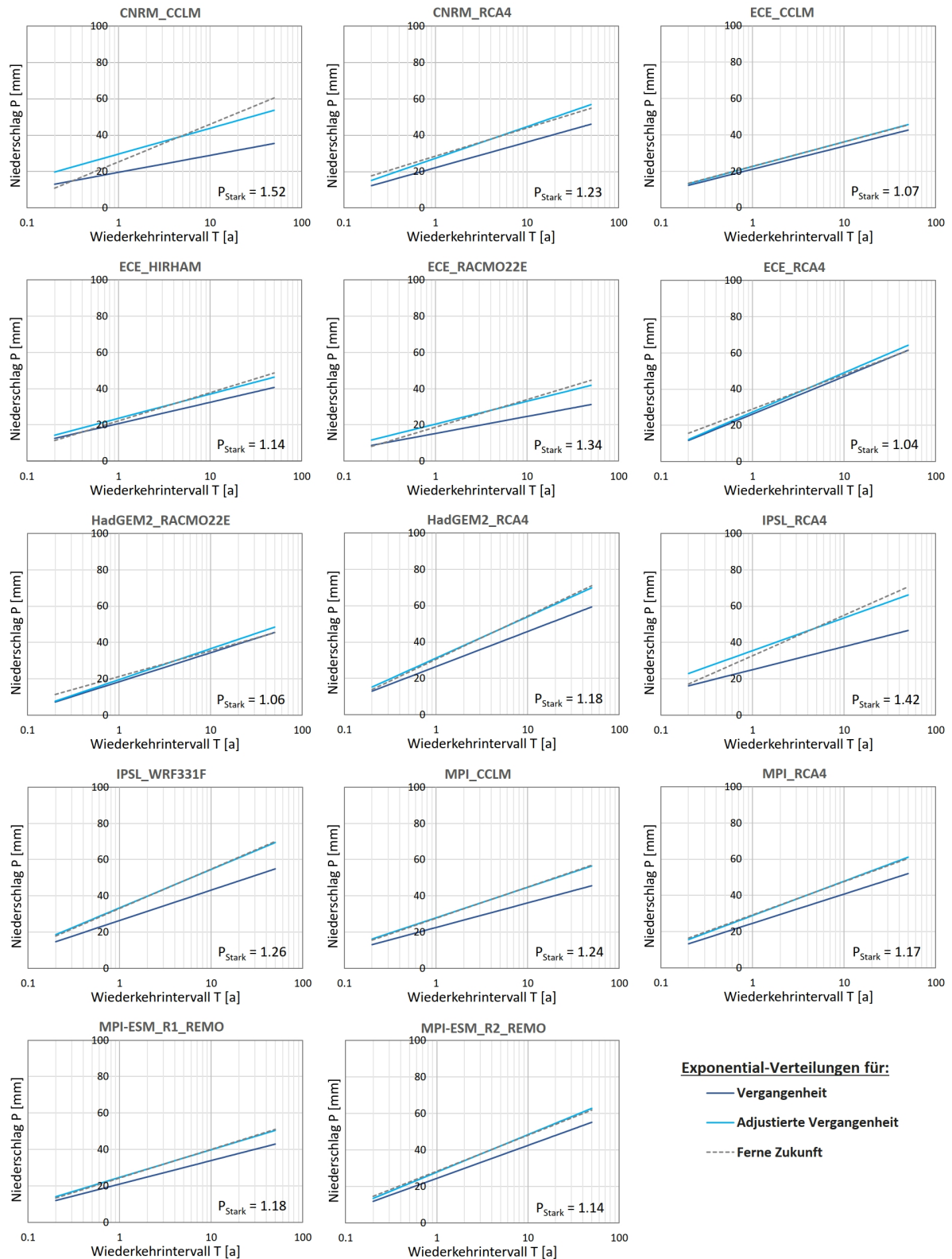


Abbildung 8.4: Starkregenverteilungen des untersuchten Klimamodellensembles im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein (hydrol. Winterhalbjahr)

Tabelle 8.1: Gütemaße zwischen den Starkregenverteilungen von Ferne Zukunft und Vergangenheit / adjustierten Vergangenheit der untersuchten Klimamodellketten im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Abgebildet sind die Gütemaße NSE und RRMSE für das hydrologische Jahr sowie Sommer- und Winterhalbjahr.

Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.55	17.2	0.84	11.3	-1.02	36.6	1.00	1.58	1.00	0.21	0.86	17.7
CNRM_RCA4	0.11	23.1	0.11	25.2	0.40	18.5	1.00	2.32	0.98	6.28	0.98	4.11
ECE_CCLM	0.92	9.16	0.76	13.9	0.92	6.56	0.98	4.99	1.00	2.60	1.00	0.56
ECE_HIRHAM	0.55	18.2	0.57	18.3	0.64	14.1	0.99	4.58	0.99	4.73	0.97	6.30
ECE_RACMO22E	0.23	24.4	0.51	20.6	-0.09	26.8	0.99	3.74	1.00	1.61	0.96	9.50
ECE_RCA4	0.96	5.52	0.72	13.5	0.99	6.25	1.00	1.84	0.99	5.31	0.97	5.73
HadGEM2_RACMO22E	0.41	19.5	0.56	18.8	0.97	8.88	0.99	3.97	1.00	1.23	0.94	8.32
HadGEM2_RCA4	0.07	23.9	0.09	26.4	0.65	15.4	0.97	6.85	0.96	11.0	1.00	2.29
IPSL_RCA4	0.85	9.90	0.97	5.07	-0.68	30.9	0.97	4.67	1.00	0.95	0.95	8.36
IPSL_WRF331F	-0.29	26.7	-0.65	33.0	0.25	21.1	0.99	2.54	0.96	9.35	1.00	1.06
MPI_CCLM	0.75	11.3	0.95	5.88	0.32	19.4	1.00	0.10	1.00	0.80	1.00	0.99
MPI_RCA4	0.98	3.90	0.91	7.31	0.65	14.7	0.99	3.45	1.00	2.07	1.00	1.35
MPI-ESM_R1_REMO	0.36	20.0	0.28	24.6	0.59	15.2	1.00	2.71	0.98	9.37	1.00	1.39
MPI-ESM_R2_REMO	0.71	14.5	0.79	15.1	0.80	12.1	1.00	0.15	1.00	2.76	1.00	1.94
Mittelwert	0.51	16.2	0.53	17.1	0.39	17.6	0.99	3.11	0.99	4.16	0.97	4.97

Ungünstige Kombinationen aus Absolutwert- und Anstiegsunterschieden der Starkregenverteilungen können aufgrund der vorhandenen Berechnungsprozedur (vgl. Kapitel 5.2.1) durch den Starkregenfaktor nicht genau abgebildet werden. Derartige Fälle bilden jedoch, bei vergleichsweise geringen verbleibenden Unterschieden, die Minderheit in allen untersuchten Klimamodellketten. Es liegen gute Übereinstimmungen in allen Gebieten vor (vgl. ANHANG G). Die Starkregenadjustierung ist als funktionsfähig einzuschätzen.

8.1.2 Ergebnisse und Güte des Massenbilanzausgleichs

Die Vorgehensweise der Starkregenadjustierung mit anschließendem Massenbilanzausgleich ist in Kapitel 5.2 erläutert. Der Algorithmus unterscheidet zwischen Starkregenerhöhung ($P_{\text{stark}} \geq 1.0$) und Starkregenreduktion ($P_{\text{stark}} < 1.0$), wobei die Niederschlagsmenge bei Starkregenerhöhung von umliegenden Niederschlägen abgezogen und bei Starkregenreduktion umliegenden Niederschlägen hinzugefügt wird. Der Ausgleich kann innerhalb eines hydrologischen Jahres (Jahresvariante) oder innerhalb einer Saison (Saisonvariante) erfolgen, wobei in der Saisonvariante separate Starkregenfaktoren für Sommer und Winter in Ansatz gebracht werden. Die Wirkungen von Starkregenerhöhung und Starkregenreduktion auf eine Zeitreihe sind in Abbildung 8.5 bzw. Abbildung 8.6 beispielhaft für die Messzeitreihe des Jahres 1981 im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein dargestellt.

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

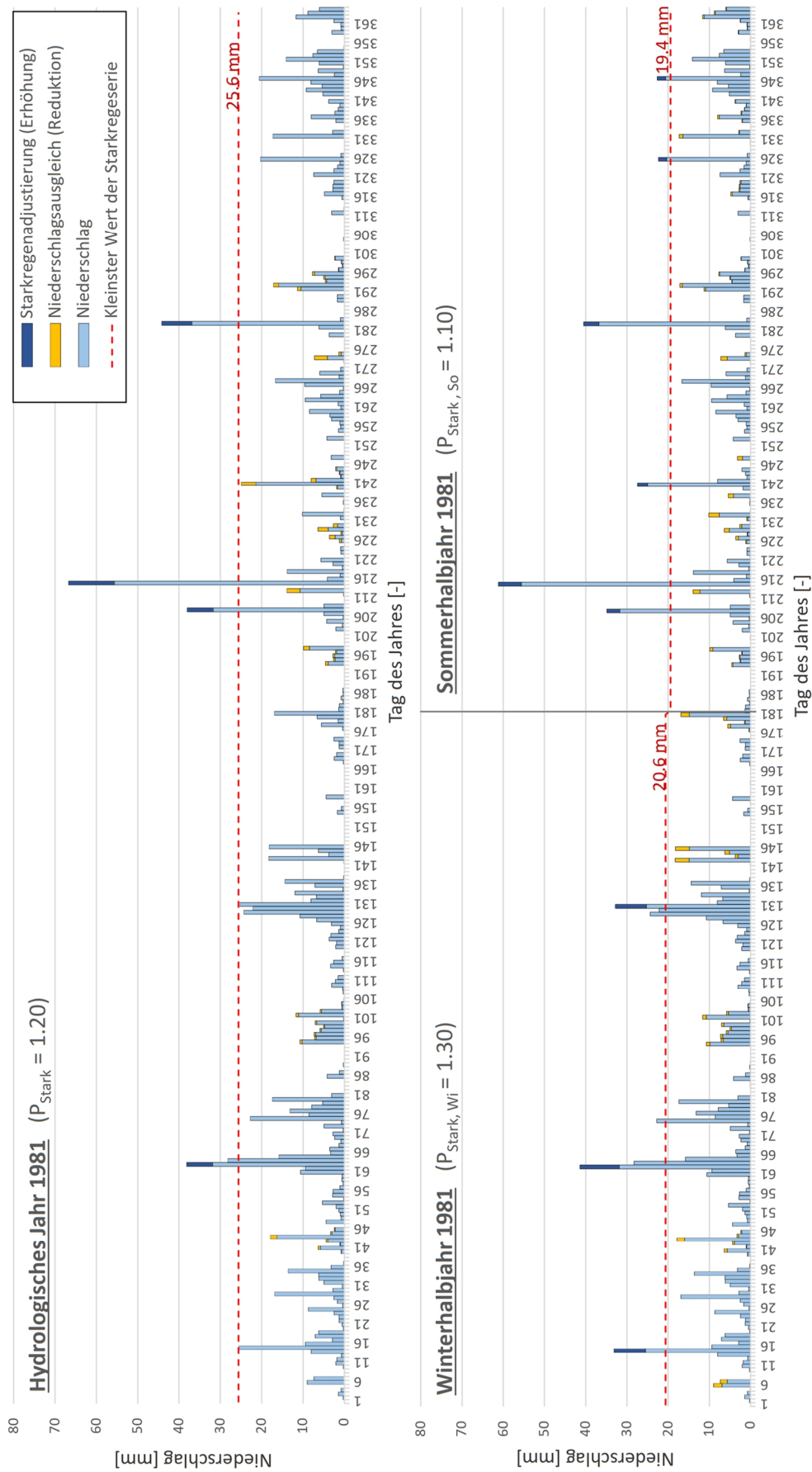


Abbildung 8.5: Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich bei Starkregenerhöhung. Dargestellt sind die Adjustierungen an der täglichen Messzeitreihe des Gebiets Rappbode-Trautenstein für das hydrologische Jahr 1981. Oben: Adjustierung in der Jahresvariante bei $P_{\text{Stark}} = 1.20$. Unten: Adjustierung in der Saisonvariante bei $P_{\text{Stark, Wi}} = 1.30$ und $P_{\text{Stark, So}} = 1.10$.

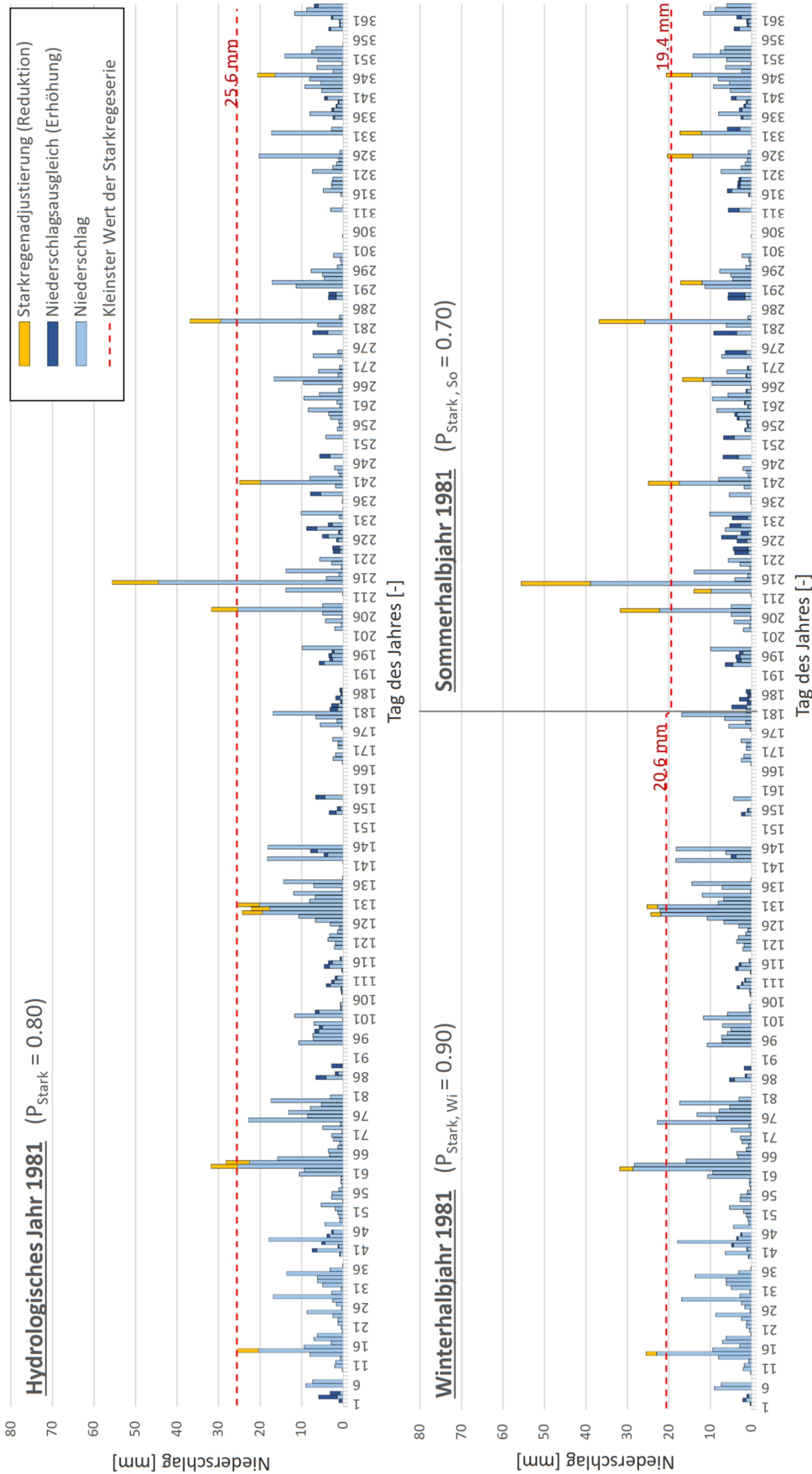


Abbildung 8.6: Starkregenadjustierung und Massenbilanzausgleich bei Starkregenreduktion. Dargestellt sind die Adjustierungen an der täglichen Messzeitreihe des Gebiets Rappbode-Trautenstein für das hydrologische Jahr 1981. Oben: Adjustierung in der Jahresvariante bei $P_{\text{Stark}} = 0.80$. Unten: Adjustierung in der Saisonvariante bei $P_{\text{Stark, Wi}} = 0.90$ und $P_{\text{Stark, So}} = 0.70$.

8.1 Eignung des Starkregenfaktors zur Adjustierung von Starkregenverteilungen

Die in den Abbildungen untersuchten Starkregenfaktoren sind fiktiv und wurden gewählt um verschiedene Adjustierungssituationen zu demonstrieren. In den Fällen der Starkregenerhöhung wird deutlich, dass nur tägliche Niederschlagswerte erhöht werden, die der Starkregenserie angehören, d.h. Niederschlagswerte aufweisen, die größer sind als der kleinste Wert der jeweiligen Starkregenserie. Die Starkregenserie unterscheidet sich je nach Betrachtung hydrologischer Jahre (Jahresvariante) oder Winter- und Sommerhalbjahre (Saisonvariante). Die für den Massenbilanzausgleich notwendige Niederschlagsreduktion wird überwiegend für größere Niederschläge mit zeitlicher Nähe zum Starkregenereignis durchgeführt, wobei eine Aufteilung der Mengen auf ein zusammenhängendes Ereignis stattfindet. Bei der Starkregenreduktion werden auch Niederschläge reduziert, die nicht zur Starkregenserie gehören. Dies geschieht für Niederschläge, die nach Adjustierung der Starkregenereignisse in die neu zu bildende Starkregenserie aufrücken würden, sodass die Serie letztlich wieder aus den ursprünglichen Niederschlägen in adjustierter Form gebildet wird. Der Massenbilanzausgleich erfolgt insbesondere für kleinere Niederschläge mit zeitlicher Nähe zum adjustierten Ereignis. Hierdurch wird der Problematik entgegengewirkt, dass neue Niederschläge in die Starkregenserie aufrücken. Insgesamt erfolgt durch den Prozess der Starkregenreduktion eine zunehmende Vergleichmäßigung der Niederschlagszeitreihe. Die Starkregenreduktion ist daher nur für einen gewissen Wertebereich des Starkregenfaktors sinnvoll anwendbar, der von der konkreten Zeitreihe abhängt. Die Abbildungen zeigen, dass sich durch Nutzung der Jahres- oder Saisonvariante unterschiedliche Wirkungen auf die Zeitreihe ergeben. Zunächst sind jeweils andere Starkregenserien maßgebend, was sich sowohl auf die adjustierten Starkniederschläge als auch auf die für den Ausgleich verwendeten Ereignisse auswirkt. Bei der Nutzung der Saisonvariante ist es zudem gezielter möglich, die saisonal-klimatischen Auswirkungen auf die Starkregenereignisse zu berücksichtigen, da separate Starkregenfaktoren für das Winter- und Sommerhalbjahr in Ansatz gebracht werden können.

Durch den Massenbilanzausgleich innerhalb des zugehörigen hydrologischen (Halb-)Jahres folgt, dass für jedes Jahr bzw. Halbjahr bei erfolgreichem Massenbilanzausgleich die Summe positiver Niederschlagsadjustierungen der Summe negativer Niederschlagsadjustierungen entsprechen muss, sodass die Summe der Niederschlagsänderungen gleich Null ist. In Tabelle 8.2 sind die Summen positiver und negativer Niederschlagsadjustierungen für verschiedene Varianten, Starkregenfaktoren und Jahre im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein dargestellt.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

Tabelle 8.2: Vergleich der Summen positiver und negativer Niederschlagsadjustierungen für Starkregenerhöhungen und Starkregenreduktionen im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Ergebnisse für verschiedene Saisons und Starkregenfaktoren.

Hydrol. Jahr	Starkregenerhöhung						Starkregenreduktion					
	Jahresvariante		Saisonvariante				Jahresvariante		Saisonvariante			
	Jahr		Winter		Sommer		Jahr		Winter		Sommer	
	$(P_{\text{Stark}} = 1.2)$		$(P_{\text{Stark, Wi}} = 1.3)$		$(P_{\text{Stark, So}} = 1.1)$		$(P_{\text{Stark}} = 0.8)$		$(P_{\text{Stark, Wi}} = 0.9)$		$(P_{\text{Stark, So}} = 0.7)$	
P-Erh.	P-Red.	P-Erh.	P-Red.	P-Erh.	P-Red.	P-Red.	P-Erh.	P-Red.	P-Erh.	P-Red.	P-Erh.	
[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	
1981	31.2	-31.2	24.8	-24.8	19.0	-19.0	-65.4	65.4	-10.7	10.7	-76.5	76.5
1982	5.6	-5.6	15.8	-15.8	0.0	0.0	-14.6	14.6	-9.2	9.2	-14.2	14.2
1983	15.4	-15.4	23.1	-23.1	2.5	-2.5	-24.4	24.4	-11.7	11.7	-21.5	21.5
1984	36.4	-36.4	36.1	-36.1	13.1	-13.1	-54.7	54.7	-12.0	12.0	-56.3	56.3
1985	16.8	-16.8	13.9	-13.9	8.6	-8.6	-26.6	26.6	-4.6	4.6	-40.4	40.4
1986	30.9	-30.9	22.6	-22.6	16.9	-16.9	-65.9	65.9	-7.5	7.5	-73.3	73.3
1987	6.5	-6.5	15.9	-15.9	8.5	-8.5	-31.4	31.4	-8.5	8.5	-34.6	34.6
1988	5.3	-5.3	12.5	-12.5	2.7	-2.7	-13.7	13.7	-8.2	8.2	-17.4	17.4
1989	19.6	-19.6	33.3	-33.3	5.2	-5.2	-38.3	38.3	-13.3	13.3	-20.6	20.6
1990	14.9	-14.9	22.6	-22.6	11.5	-11.5	-42.9	42.9	-7.5	7.5	-45.0	45.0
1991	13.9	-13.9	27.0	-27.0	1.9	-1.9	-18.0	18.0	-11.0	11.0	-26.7	26.7
1992	20.2	-20.2	37.7	-37.7	6.5	-6.5	-46.6	46.6	-16.0	16.0	-43.1	43.1
1993	23.1	-23.1	35.6	-35.6	8.7	-8.7	-37.1	37.1	-11.9	11.9	-69.0	69.0
1994	36.7	-36.7	61.8	-61.8	6.8	-6.8	-54.7	54.7	-22.5	22.5	-46.5	46.5
1995	23.0	-23.0	26.6	-26.6	5.0	-5.0	-27.8	27.8	-18.6	18.6	-35.3	35.3
1996	5.2	-5.2	6.3	-6.3	4.9	-4.9	-14.1	14.1	-2.1	2.1	-36.9	36.9
1997	10.6	-10.6	14.0	-14.0	7.0	-7.0	-23.4	23.4	-6.7	6.7	-31.8	31.8
1998	13.9	-13.9	7.1	-7.1	9.4	-9.4	-39.3	39.3	-4.3	4.3	-83.4	83.4
1999	0.0	0.0	0.0	0.0	7.0	-7.0	-14.0	14.0	-3.9	3.9	-30.0	30.0
2000	19.0	-19.0	28.4	-28.4	2.1	-2.1	-23.2	23.2	-11.4	11.4	-30.0	30.0
2001	7.8	-7.8	11.7	-11.7	6.9	-6.9	-21.6	21.6	-7.7	7.7	-31.3	31.3
2002	50.7	-50.7	39.2	-39.2	16.7	-16.7	-60.9	60.9	-13.1	13.1	-66.6	66.6
2003	26.5	-26.5	35.1	-35.1	3.6	-3.6	-30.7	30.7	-15.6	15.6	-24.6	24.6
2004	13.4	-13.4	27.4	-27.4	0.0	0.0	-22.4	22.4	-11.1	11.1	-23.8	23.8
2005	11.7	-11.7	38.8	-38.8	4.0	-4.0	-30.0	30.0	-12.9	12.9	-36.0	36.0
2006	5.2	-5.2	7.8	-7.8	2.0	-2.0	-5.2	5.2	-2.6	2.6	-32.3	32.3
2007	49.8	-49.8	30.7	-30.7	23.8	-23.8	-72.3	72.3	-10.2	10.2	-109.0	109.0
2008	26.4	-26.4	36.3	-36.3	9.8	-9.8	-47.2	47.2	-14.7	14.7	-44.0	44.0
2009	5.6	-5.6	8.4	-8.4	2.3	-2.3	-10.2	10.2	-6.8	6.8	-15.4	15.4
2010	18.3	-18.3	23.7	-23.7	6.0	-6.0	-27.9	27.9	-7.9	7.9	-43.4	43.4
Summe	563.4	-563.4	724.2	-724.2	222.5	-222.5	-1004.3	1004.3	-304.3	304.3	-1258.7	1258.7

P-Erh. / P-Red. = Adjustierung in Form von Erhöhung / Reduktion der Niederschläge

Die Ergebnistabelle zeigt, dass jede untersuchte Starkregenadjustierung im Massenbilanzausgleich ausgeglichen wird. Abweichungen sind bei einer Nachkommastelle Genauigkeit in keinem untersuchten Jahr festzustellen. Ähnliche Ergebnisse sind auch für die anderen Untersuchungsgebiete festzustellen (nicht gezeigt). Der Algorithmus der Starkregenadjustierung mit nachgeschalteten Massenbilanzausgleich ist als funktionsfähig einzuschätzen.

8.2 Seasonal Scaling Verfahren

Das Seasonal Scaling beruht auf der saisonalen Variation von Klimagrößen und stellt im Verfahren nach PRUDHOMME et al. (2010) einen praktizierten Scenario-Free-Ansatz dar. Er basiert auf Temperatur- und Niederschlagsmessreihen die mittels einer harmonischen Funktion (nachfolgend Harmonische) einer innerjährlichen, saisonalen Skalierung bzw. Adjustierung durch Klimaänderungssignale unterzogen werden. Dafür müssen mehrere Annahmen getroffen werden (Näheres zur Vorgehensweise vgl. Kapitel 4.2). Nachfolgend wird die Anwendbarkeit des Verfahrens für die lokal vorhandenen Bedingungen des zur Verfügung stehenden Klimamodellensembles überprüft. Im Anschluss werden die Scenario-Free-Reaktionsflächen des adaptierten Verfahrens aufgestellt, die eine Grundlage für den Vergleich mit dem neu entwickelten Scenario-Free Verfahren darstellen.

8.2.1 Anwendbarkeit des adaptierten Verfahrens

In Abbildung 8.7 und Abbildung 8.8 sind die monatlichen Änderungssummanden (Temperatur) und Änderungsfaktoren (Niederschlag) am Beispiel des Rappbode-Gebiets von den Zeiträumen Vergangenheit zu Ferne Zukunft für das untersuchte Klimamodellensemble dargestellt. Hierbei wurde entsprechend der in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Vorgehensweise nach PRUDHOMME et al. (2010) ein gleitendes 20-Jähriges Mittel zur Bildung von Boxplots berechnet und auf den entstehenden monatlichen Medianen jeweils eine einphasige und zweiphasige Harmonische gefittet.

Abbildung 8.7 zeigt, dass in allen untersuchten Klimamodellketten ein hinreichend guter Fit der zweiphasigen Temperatur-Harmonischen auf die Mediane der monatlichen Änderungsfaktoren möglich ist. Hier bilden lediglich vereinzelte Monate einiger Modellketten eine Ausnahme (z.B. IPSL_WRF331F: Februar; MPI-ESM_R2_REMO: Januar-März). Ursächlich dafür ist häufig das Ausreißen einzelner Monate aus dem generellen Verhalten, sodass eine Glättung des Verlaufs durch die Harmonische eintritt. Der Fit durch eine einphasige Harmonische ist bei den meisten Klimamodellketten weniger genau, sodass gegenüber der zweiphasigen Harmonischen teilweise eine weniger ausgeprägte Saisonalität des Änderungsverhaltens über das Jahr eintritt. Deutliche Abweichungen sind bspw. in den Klimamodellketten ECE_RCA4 und IPSL_RCA4 festzustellen, in denen der deutliche, saisonale Charakter der Änderungsfaktoren durch die einphasige Harmonische stark geglättet wird. Der Genauigkeitsverlust für das Ensemble wird jedoch als tolerabel eingeschätzt, sodass das saisonale Änderungsverhalten der Temperatur durch den Ansatz einer einphasigen Harmonischen abgebildet werden kann.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Szenario-Free Verfahrens

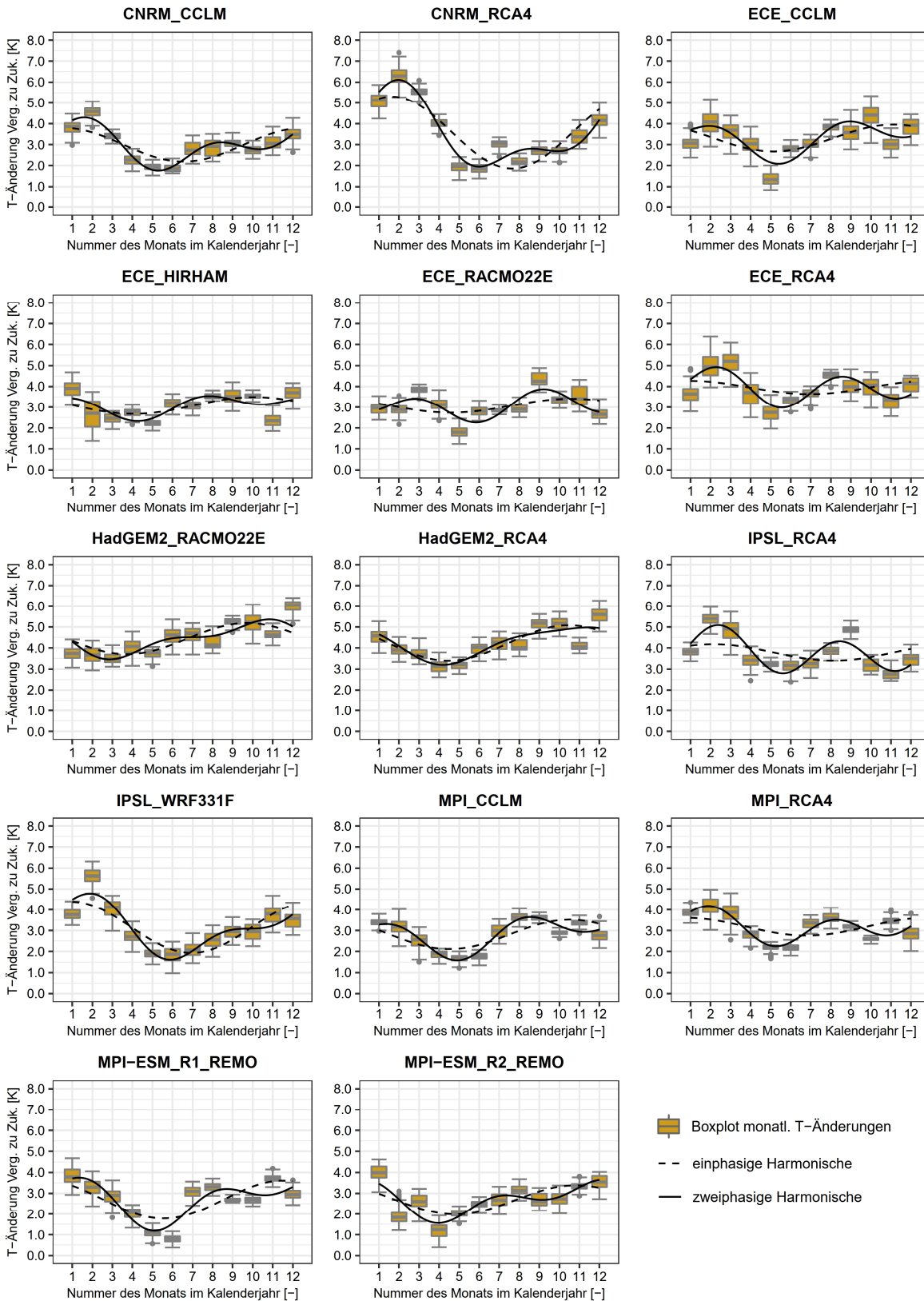


Abbildung 8.7: Temperatur-Änderungen des Klimamodellensembles von Vergangenheit zu Ferne Zukunft im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt: Boxplot 20-jähriger, gleitender Mittelwerte sowie auf Medianwerte gefittete einphasige / zweiphasige Harmonische.

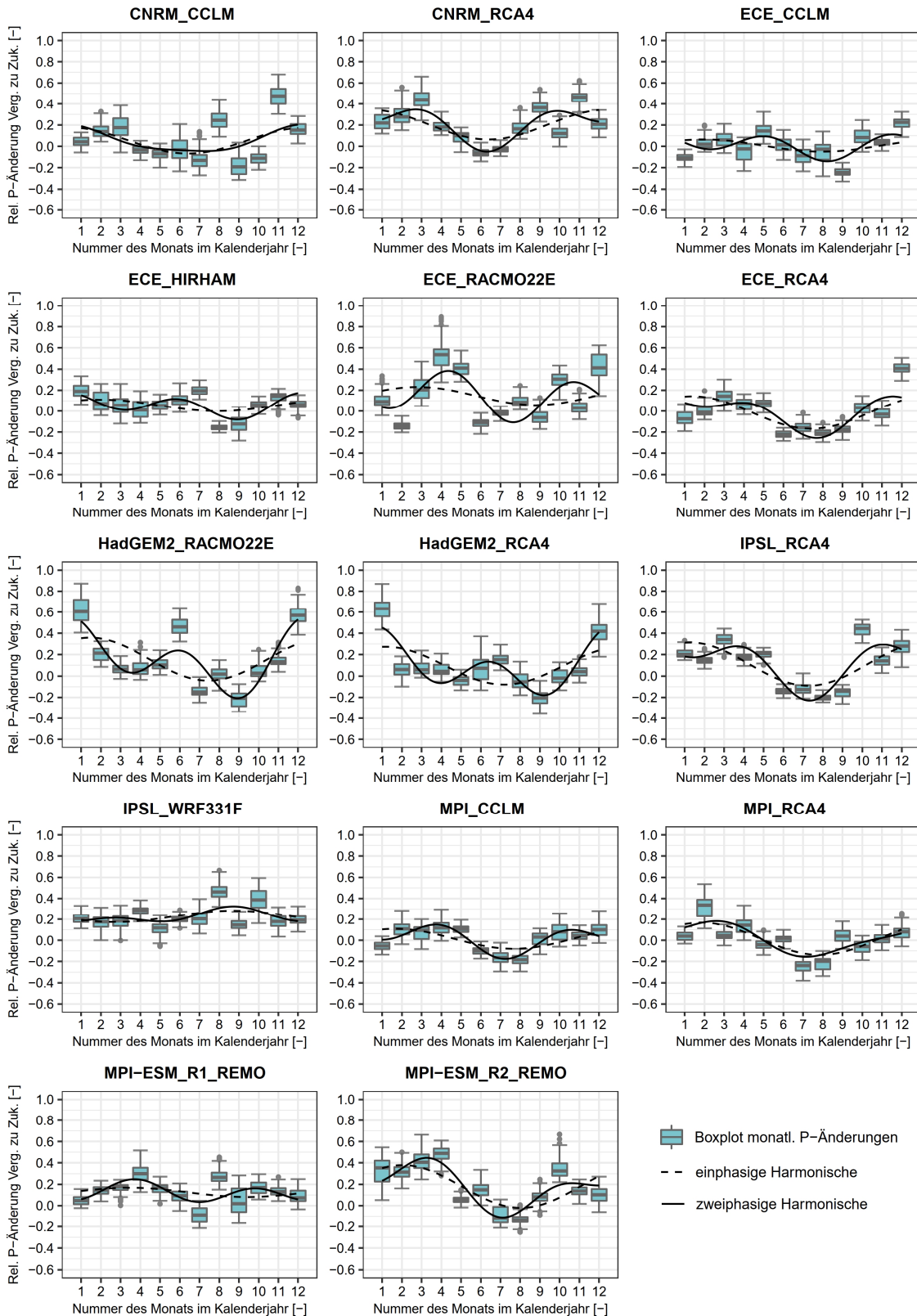


Abbildung 8.8: Niederschlag-Änderungen des Klimamodellensembles von Vergangenheit zu Ferne Zukunft im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt: Boxplot 20-jähriger, gleitender Mittelwerte sowie auf Medianwerte gefittete einphasige / zweiphasige Harmonische.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

Abbildung 8.8 zeigt, dass in allen untersuchten Klimamodellketten ein hinreichend guter Fit der zweiphasigen Niederschlag-Harmonischen auf die Mediane der monatlichen Änderungsfaktoren möglich ist. Abweichungen vereinzelter Monate einiger Modellketten treten öfter als bei der Temperatur-Harmonischen auf (z.B. CNRM_CCLL: August, November; ECE_RCA4: Dezember), stellen jedoch weiterhin die Ausnahme dar. Durch die Harmonische tritt jedoch ebenfalls eine Glättung der Änderungsfaktoren ein. Der Fit durch eine einphasige Harmonische ist auch bei den meisten Klimamodellketten weniger genau, was wiederum eine weniger ausgeprägte Saisonalität des Änderungsverhaltens über das Jahr zur Folge hat. Deutliche Abweichungen und Glättungen der Saisonalität sind etwas häufiger zu finden, z.B. in den Klimamodellketten ECE_RACMO22E, HadGEM2_RACMO22E und HadGEM2_RCA4. Der Genauigkeitsverlust für das Ensemble wird jedoch auch für die einphasige Niederschlag-Harmonische als tolerabel eingeschätzt. Tabelle 8.3 zeigt die Parameter der gefitteten einphasigen und zweiphasigen Harmonischen:

Tabelle 8.3: Parameter der Harmonischen erster / zweiter Ordnung für das Gebiet Rappbode-Trautenstein. Der Fit erfolgt auf die Mediane der monatlichen Änderungsfaktoren zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft des Klimamodellensembles.

Klimamodellkette	Temperatur-Harmonische						Niederschlag-Harmonische				
	1. Ordnung			2. Ordnung		Zuordnung Temp.- Szenario	1. Ordnung			2. Ordnung	
	X ₀ [K]	A ₁ [K]	φ ₁ [-]	A ₂ [K]	φ ₂ [-]		X ₀ [%]	A ₁ [%]	φ ₁ [-]	A ₂ [%]	φ ₂ [-]
CNRM_CCLM	3.00	0.80	0.55	0.65	1.91	A	5.47	12.2	0.41	2.96	0.15
CNRM_RCA4	3.58	1.72	1.65	0.84	2.13	A	20.4	14.0	0.39	11.4	3.29
ECE_CCLM	3.32	0.64	11.1	0.60	2.47	B	0.77	5.69	1.96	9.12	11.3
ECE_HIRHAM	3.08	0.41	10.1	0.35	1.31	B	5.50	5.55	1.94	8.82	0.06
ECE_RACMO	3.07	0.34	10.6	0.55	3.02	B	14.4	8.56	2.79	18.2	10.5
ECE_RCA4	3.95	0.32	0.95	0.74	2.41	C	-1.26	15.5	1.40	9.09	10.8
HadGEM2_RACMO22E	4.45	0.74	9.73	0.36	11.4	D	15.8	20.1	1.45	23.3	0.22
HadGEM2_RCA4	4.24	0.85	10.5	0.21	0.91	E	9.65	17.7	1.19	20.2	0.55
IPSL_RCA4	3.79	0.39	2.13	0.92	2.40	C	11.1	20.2	1.27	13.9	4.35
IPSL_WRF331F	3.16	1.23	0.95	0.61	2.34	A	22.8	5.52	8.71	4.07	2.73
MPI_CCLM	2.82	0.70	10.5	0.56	2.01	B	1.46	9.43	1.66	9.86	4.14
MPI_RCA4	3.18	0.42	0.80	0.65	2.05	A	1.49	15.3	1.85	3.97	3.40
MPI-ESM_R1_REMO	2.70	0.91	11.5	0.63	1.94	F	12.5	4.35	3.43	8.01	3.75
MPI-ESM_R2_REMO	2.69	0.70	10.8	0.52	0.67	F	17.9	20.0	2.04	12.3	3.75

Die Tabelle zeigt sowohl für die Temperatur- als auch die Niederschlag-Harmonische eine große Bandbreite von Parametern über das Modellensemble, mit größeren Streuungen bei den Niederschlagsparametern. Die gefitteten Parameter jeder Klimamodellkette haben eine ähnliche Größenordnung in allen untersuchten Teileinzugsgebieten (nicht gezeigt). Die

mittleren Temperaturänderungen im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein reichen von $X_0 = 2.69$ K bis 4.45 K. Für den Niederschlag sind im Mittel relative Änderungen von $X_0 = -1.26$ % bis 22.85 % berechnet worden. Entsprechend dem Seasonal Scaling Ansatz nach PRUDHOMME et al. (2010) werden aus der Bandbreite der einphasigen Temperatur-Harmonischen für jedes Einzugsgebiet die Temperatur-Szenarien mit definierten Parametersätzen gebildet. Diese entsprechen nicht dem Original-Verfahren und wurden an die lokalen Verhältnisse adaptiert. Die ermittelten Temperatur-Szenarien sind in Tabelle 8.4 aufgeführt und die entsprechende Zuordnung der Szenarien zu den Klimamodellen des Gebiets Rappbode-Trautenstein ist in der Spalte „Zuordnung Temp.-Szenario“ der Tabelle 8.3 enthalten. Die Parameter X_0 und A_1 der einphasigen Niederschlag-Harmonischen werden im Seasonal Scaling Ansatz aufgrund höherer Genauigkeitsanforderungen und der größeren Variabilität gegenüber den Temperatur-Parametern perturbiert, während der Parameter φ_1 als konstant angesetzt wird. Die untersuchten Perturbationen sind in Tabelle 8.4 aufgeführt.

Tabelle 8.4: Im Gebiet Rappbode-Trautenstein in Ansatz gebrachte Temperatur-Szenarien und Niederschlagsperturbationen (links) sowie die Häufigkeitsverteilung des Parameters φ_1 über alle Klimamodelle und Untersuchungsgebiete (rechts).

Temperatur-Szenario	X_0 [K]	A_1 [K]	φ_1 [-]
A	3.00	1.00	1.00
B	2.50	0.80	10.5
C	3.00	0.50	10.5
D	4.00	0.80	10.5
E	4.50	0.70	10.5
F	4.00	0.40	1.00

Niederschlag-Perturbation	X_0 [%]	A_1 [%]	φ_1 [-]
Minimum	-20	-20	1.5
Inkrement	5.0	5.0	0.0
Maximum	50	100	1.5

Parameter φ_1	Häufigkeit (%)
12 bis 1'	12
1 bis 2'	45
2 bis 3'	12
3 bis 4'	3
4 bis 5'	0
5 bis 6'	0
6 bis 7'	0
7 bis 8'	3
8 bis 9'	4
9 bis 10'	3
10 bis 11'	8
11 bis 12'	7

Der Perturbationsbereich wurde entsprechend der Parameterbandbreite aller untersuchten Einzugsgebiete aufgestellt und darüber hinaus erweitert. Die aufgeführte Häufigkeitsverteilung des Parameters φ_1 zeigt über alle Klimamodelle und Untersuchungsgebiete ein Maximum zwischen $\varphi_1 = 1$ und 2, wobei $\varphi_1 = 1.5$ als Adaption an die lokalen Verhältnisse in Ansatz gebracht wird (Anfang Februar). Dies entspricht 45 % aller untersuchten Fälle und liegt im ungefähren Bereich von ca. 70 % aller Fälle (drei umliegende Monate). Es wird eingeschätzt, dass dies ausreichend ist, um das Verfahren generell anzuwenden.

8.2.2 Reaktionsflächen des adaptierten Verfahrens

Unter Anwendung des in Abbildung 4.3 dargestellten Verfahrensschemas werden die Reaktionsflächen des adaptierten Verfahrens bestimmt. Hierfür erfolgt in jedem Einzugsgebiet eine saisonale Skalierung der gemessenen Niederschlagsreihe der Vergangenheit zur synthetischen Zukunftsreihe auf Basis der Perturbationsparameter des Niederschlags aus Tabelle 8.4. Die Berechnung und Bestimmung der Reaktionsflächen erfolgt jeweils für die Parameter eines Temperatur-Szenarios, mit denen die Temperaturzeitreihen saisonal skaliert werden (vgl. Tabelle 8.4 für Temperaturszenarien des Rappbode-Gebiets).

Es ergeben sich je Gebiet und Temperaturszenario eine Scenario-Free Reaktionsfläche im Seasonal Scaling Ansatz, die am Beispiel der HQ20-Änderungen im Rappbodegebiet im Anhang H dargestellt sind. Die Abbildungen verdeutlichen, dass die Unterschiede zwischen den verschiedenen Temperaturszenarien vergleichsweise gering sind. Dem ursprünglichen Seasonal Scaling Ansatz nach PRUDHOMME et al. (2010) folgend, wird daher für jedes untersuchte Einzugsgebiet eine über alle Temperaturszenarien gemittelte Scenario-Free Reaktionsfläche gebildet. Hierfür wird das arithmetische Mittel über die HQ-Änderungen aller Temperaturszenarien für jede Niederschlagsperturbation gebildet. Die entstehenden gemittelten Scenario-Free Reaktionsflächen sind am Beispiel der HQ20-Änderungen in Abbildung 8.9 aufgeführt. Der Anhang I zeigt für einen erweiterten Vergleich die gemittelten Reaktionsflächen für die HQ10- und HQ100-Änderungen.

Nachfolgend werden ausschließlich die mittleren Reaktionsflächen verwendet. Diese zeigen, dass geringfügige Unterschiede zwischen den HQ-Änderungen eines Untersuchungsgebiets und große Unterschiede zwischen den verschiedenen Untersuchungsgebieten vorhanden sind. Während beispielsweise eine mittlere (X0) und saisonale (A1) Niederschlagsvariation von jeweils 20 % im Rappbode-Gebiet eine Erhöhung des HQ20 um ca. 4 % bewirken, ist beim HQ100 eine Erhöhung von ca. 1 % festzustellen. Bei gleichen Variationen zeigt das Untersuchungsgebiet am Großen Graben hingegen eine Zunahme von ca. 74 % (HQ20) bzw. 71 % (HQ100). Da die Scenario-Free Reaktionsfläche klimamodellunabhängig ist, ist dies auf das unterschiedliche Gebietsverhalten und ggf. auf unterschiedliche Wirkungen des Verfahrens auf die Ausgangszeitreihen zurückzuführen. Die in den Abbildungen dargestellten Dreieck-Symbole kennzeichnen die Lage des Klimamodellensembles auf der jeweiligen Reaktionsfläche, wodurch direkt die HQ-Änderung abgelesen werden kann. Diese ist aufgrund der grafischen Form Ableseungenauigkeiten unterworfen. Die Genauigkeit des Seasonal Scalings wird in Kapitel 8.3.4 bestimmt und mit dem neu entwickelten Verfahren verglichen.

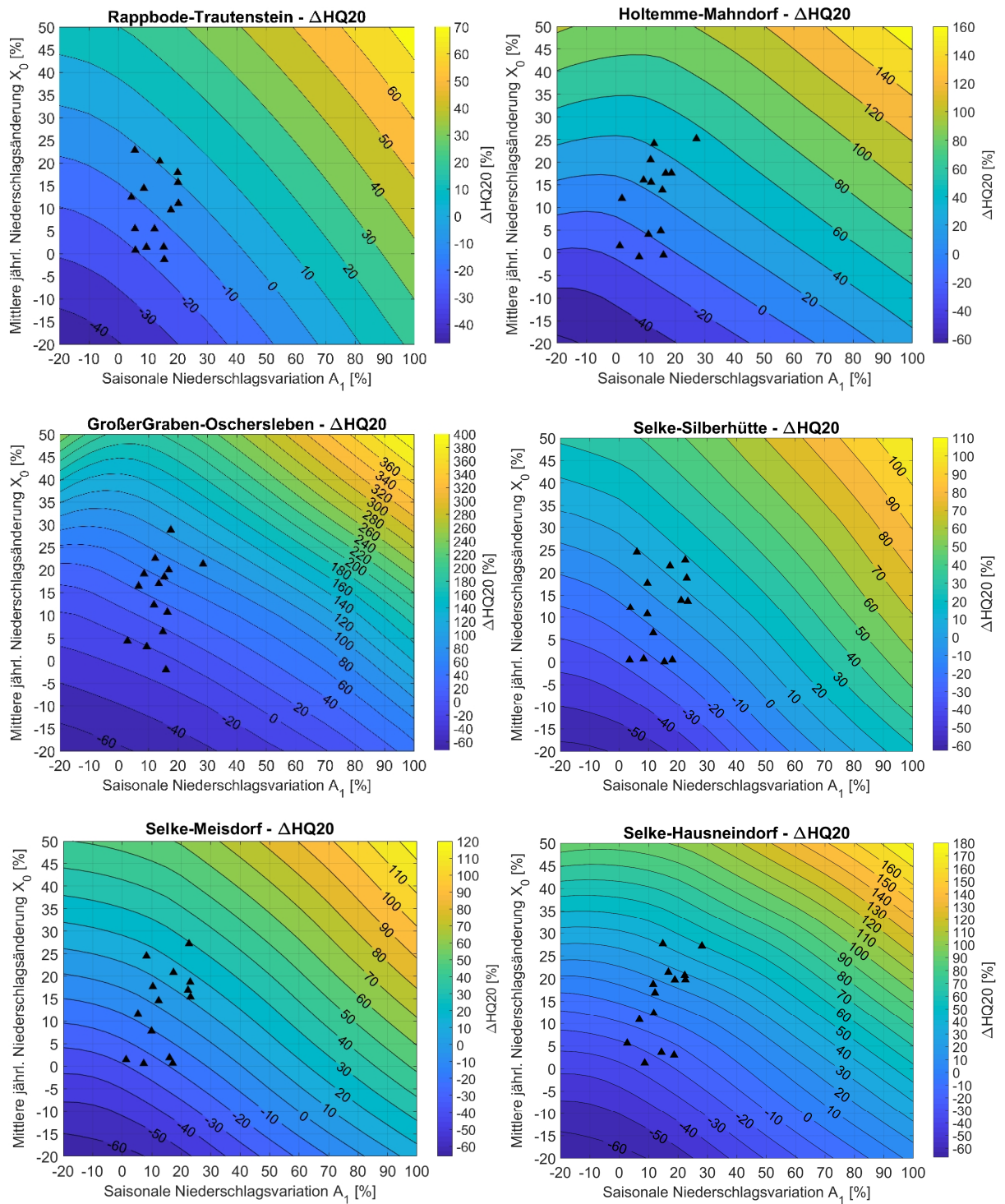


Abbildung 8.9: Szenario-Free Reaktionsflächen der untersuchten Einzugsgebiete im adaptierten Verfahren nach PRUDHOMME. Dargestellt sind die Änderungen des HQ20 ($\Delta HQ20$) zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft in Abhängigkeit von der mittleren jährlichen Niederschlagsänderung X_0 und der saisonalen Niederschlagsvariation A_1 . Die Dreieck-Symbole markieren die Änderungen des untersuchten Klimamodellensembles.

8.3 Neu entwickeltes Scenario-Free Verfahren

Das neu entwickelte Scenario-Free Verfahren beruht auf der Messzeitreihenperturbation mit Klimaprädiktoren zur Änderung der mittleren Temperatur, des mittleren Niederschlags und zur Starkregenadjustierung. Es existiert in jährlicher und saisonaler Variante und liefert Bestimmungsgleichungen (Regressionsgleichungen) zur Berechnung von HQ-Änderungen. Näheres zum Verfahrensablauf ist in Kapitel 5.3 erläutert. Nachfolgend werden nur die Ergebnisse der saisonalen Verfahrensvariante auf die Untersuchungsgebiete erläutert, da sich diese als die Variante mit der größten Genauigkeit herausgestellt hat (Vorzugsvariante). Zudem werden nur jährliche HQ-Änderungen ausgewertet. Nach Erläuterung der Prädiktorenperturbation, erfolgt die Anwendbarkeitsprüfung der Multiplen Linearen Regression (MLR) als Scenario-Free Ersatzmodell und die Aufführung der ermittelten Bestimmungsgleichungen als Verfahrensresultat. Anschließend wird die Genauigkeit des Verfahrens mit verschiedenen Verfahren und Verfahrensvarianten verglichen. Abschließend erfolgt die Abschätzung der Variabilität des Verfahrens (Unsicherheitsabschätzung).

8.3.1 Durchgeführte Prädiktorenperturbation

Für die klimatischen Änderungen zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft jeder untersuchten Klimamodellkette erfolgt zunächst die Berechnung der konkreten Ausprägungen der sechs saisonalen Verfahrensprädiktoren. Daraus wird der Perturbationsbereich bestimmt, der mindestens den Bereich der Klimamodellketten umfasst und ggf. darüber hinausgeht. Für alle untersuchten Einzugsgebiete wird ein einheitlicher Bereich gewählt, der in Tabelle 8.5 aufgeführt ist und die Verfahrensgrenzen des saisonalen Scenario-Free Verfahrens darstellt.

Tabelle 8.5: Prädiktoren des Klimamodellensembles und abgeleiteter Perturbationsbereich des saisonalen Scenario-Free Verfahrens für alle untersuchten Einzugsgebiete.

Prädiktor	$\Delta T_{MW, Wi}$ [K]	$\Delta P_{MW, Wi}$ [-]	$P_{Stark, Wi}$ [-]	$\Delta T_{MW, So}$ [K]	$\Delta P_{MW, So}$ [-]	$P_{Stark, So}$ [-]
Klimamodellensemble - Min	2.58	1.03	0.95	2.08	0.89	0.94
Klimamodellensemble - 10%-Quantil	2.75	1.09	1.07	2.30	0.95	1.03
Klimamodellensemble - MW	3.41	1.20	1.25	3.04	1.05	1.22
Klimamodellensemble - 90%-Quantil	4.19	1.32	1.43	4.18	1.16	1.45
Klimamodellensemble - Max	4.79	1.46	1.60	4.58	1.25	1.64
Perturbation (LHS) - Untere Grenze	2.00	0.80	0.80	2.00	0.80	0.80
Perturbation (LHS) - Obere Grenze	8.00	1.50	2.00	8.00	1.50	2.00

Hierbei schließen die Perturbationsgrenzen alle Werte des untersuchten Klimamodellensembles ein. Eine Erweiterung des vom Ensemble abgedeckten Bereiches findet hauptsächlich in Richtung größerer Werte statt. Dieser wurde hinreichend begrenzt (vgl. Tabelle 8.5, unten), da ein zu großer Bereich zunehmend die Aufstellung eines einzelnen Ersatzmodells mit konstanten Parametern erschwert. Im so bestimmten Untersuchungsbereich werden mittels Latin Hypercube Sampling (LHS) $n = 1000$ annähernd gleichförmig verteilte Sätze von Klima-Prädiktoren erzeugt und entsprechend der Vorgehensweise in Kapitel 5.3 zugehörige Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ bestimmt. 1000 Sätze haben sich als ausreichend herausgestellt, um die Variabilität des Untersuchungsbereichs abzubilden, was die entsprechenden Ergebnisse der Variabilitätsuntersuchung belegen (vgl. Kapitel 8.3.5).

8.3.2 Anwendbarkeit der Multiplen Linearen Regression zur Aufstellung des Ersatzmodells

Von den in Kapitel 8.3.1 bestimmten Änderungsfaktoren $\Delta HQ(T)$ werden entsprechend den Erkenntnissen aus Kapitel 7 nur HQ-Änderungen ab ΔHQ_{10} untersucht, da sie sich für die Modellanwendung auf Tagesbasis als geeignet erwiesen haben. Zur Aufstellung eines Scenario-Free-Ersatzmodells wird eine Multiple Lineare Regression (MLR) zwischen den $n = 1000$ saisonalen Prädiktoren und den $\Delta HQ(T)$ durchgeführt, deren Anwendbarkeit nachfolgend nachgewiesen wird. Hierbei wird die Vorgehensweise am Beispiel des ΔHQ_{20} für das Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein ausführlich erläutert und für alle anderen Einzugsgebiete in verkürzter Form zusammengestellt. Der Wertebereich der untersuchten Prädiktoren, und damit der Anwendungsbereich der Regressionen, gilt entsprechend den Ausführungen im Kapitel 8.3.1.

Im Zuge der MLR wurden iterativ verschiedene Prädiktor-Transformationen bei der Aufstellung des Modells untersucht, wovon nachfolgend nur der Transformationsatz verwendet wird, der sich als am Geeignetesten herausgestellt hat. Auf das Aufzeigen des iterativen Findungsprozesses wird verzichtet. Die verwendeten Transformationen und in die MLR einbezogenen Prädiktoren sind innerhalb eines Untersuchungsgebiets identisch für alle $\Delta HQ(T)$, unterscheiden sich jedoch teilweise zwischen den Untersuchungsgebieten. Abbildung 8.10 zeigt den kombinierten Scatter- und Korrelationsplot für das ΔHQ_{20} des Untersuchungsgebiets Rappbode-Trautenstein. Als Regressorvariablen werden die saisonalen Prädiktoren entsprechend Kapitel 5.1 verwendet, wobei die mittleren Niederschlagsänderungen in der dritten Potenz eingehen (Transformation).

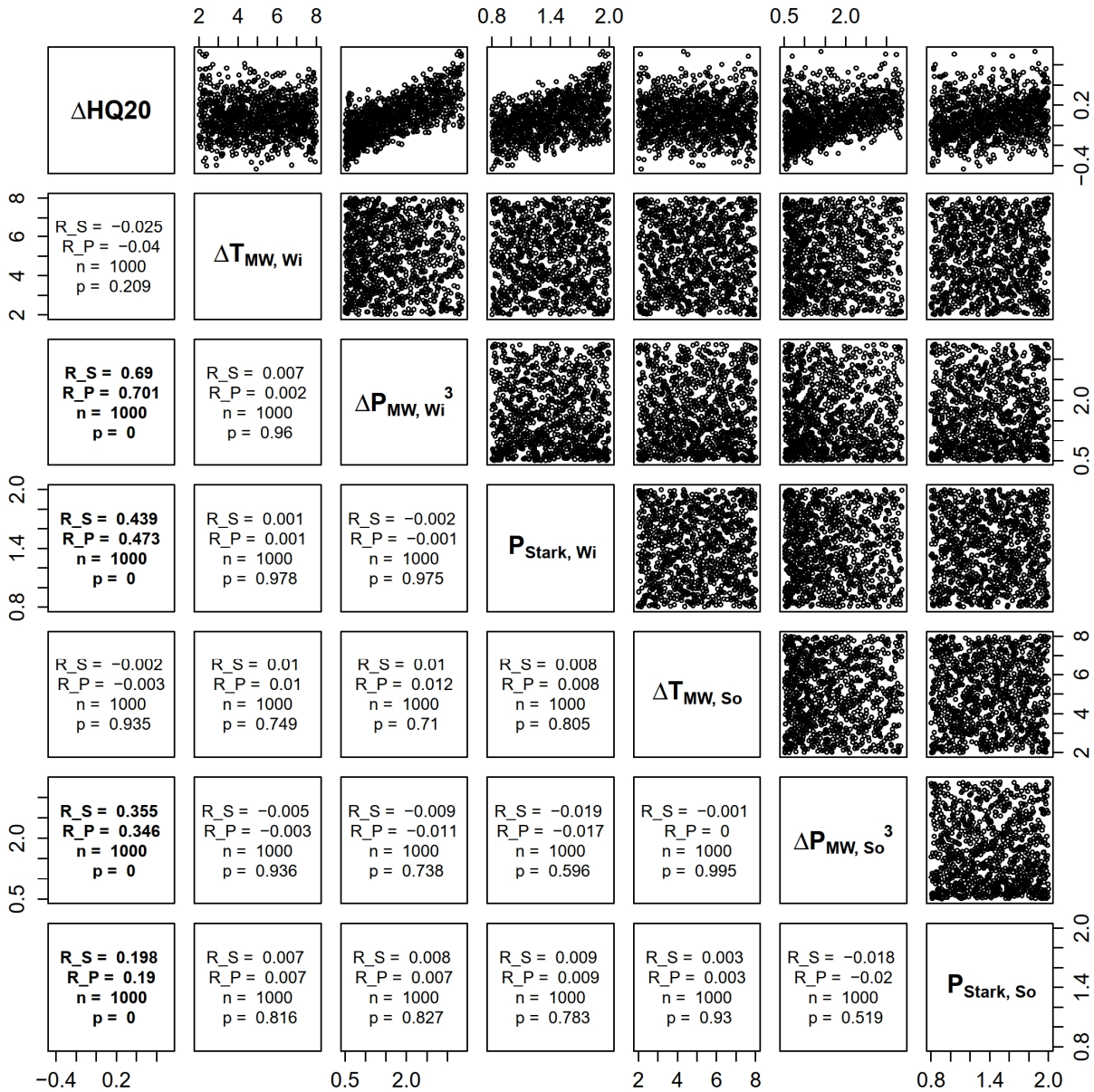


Abbildung 8.10: Kombiniertes Scatter- und Korrelationsplot für das Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Verhältnisse für einen Satz aus $n = 1000$ simulierten $\Delta HQ20$ [-] und jeweils 6 saisonalen Prädiktoren (Temperaturänderungen in K, übrige Prädiktoren dimensionslos), teilweise in transformierter Form (Potenz 3). R_S und R_P entsprechen den Korrelationskoeffizienten nach Spearman und Pearson. p entspricht dem p-Wert für die Nullhypothese H_0 , dass keine Korrelation vorliegt, wobei ein Fettdruck die Ablehnung von H_0 bei $\alpha = 0.05$ anzeigt.

Der Scatterplot (oberes Panel) zeigt nur zwischen $\Delta HQ20$ und einigen Prädiktorvariablen Korrelationen, zwischen den Prädiktorvariablen selbst ist keine Korrelation erkennbar. Dies wird auch durch die Korrelationskoeffizienten nach Spearman (R_S) und Pearson (R_P)

deutlich (unteres Panel), die in Bezug auf das $\Delta HQ20$ nennenswerte Größenordnungen annehmen und einen positiven Zusammenhang aufzeigen. Der aufgeführte p-Wert (p) entspricht der Nullhypothese, dass keine Korrelation vorhanden ist. Liegt der p-Wert unter einer zu wählenden Irrtumswahrscheinlichkeit α , so wird die Nullhypothese verworfen, eine Korrelation ist anzunehmen. Hierbei zeigen nur die fett gedruckten Zellen Kombinationen, die die Nullhypothese unter Annahme einer üblichen Irrtumswahrscheinlichkeit von $\alpha = 0.05$ verwerfen. Dies trifft für alle Prädiktoren, mit Ausnahme der Temperaturprädiktoren, zu. Es wurden zwar alle Prädiktoren für die Perturbation der Messzeitreihe verwendet, der Einfluss letzterer auf die HQ-Änderungen ist jedoch im vorhandenen Untersuchungsgebiet äußerst gering. Die Prädiktoren weisen untereinander keine nennenswerten Korrelationen auf, da es sich aufgrund des vorgenommenen Latin Hypercube Samplings um unabhängig voneinander erzeugte Prädiktorensätze handelt, wobei jeder Prädiktor verfahrensbedingt einen eigenen Teil der Varianz von $\Delta HQ20$ erklärt. Um Multikollinearität jedoch nachweislich auszuschließen, wird für jeden Prädiktor der Varianzinflationsfaktor VIF bzw. die Toleranz TOL berechnet (vgl. Tabelle 8.6).

Tabelle 8.6: Varianzinflationsfaktoren und Toleranzen für die Prädiktoren des $\Delta HQ20$ im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein

Prädiktor	$\Delta T_{MW, w_i}$	$\Delta P_{MW, w_i}^3$	P_{Stark, w_i}	$\Delta T_{MW, s_o}$	$\Delta P_{MW, s_o}^3$	P_{Stark, s_o}
Variationsinflationsfaktor VIF [-]	1.0002	1.0003	1.0004	1.0003	1.0008	1.0006
Toleranz TOL [-]	0.9998	0.9997	0.9996	0.9997	0.9992	0.9994

Bei Werten von $VIF \geq 10$ bzw. $TOL \leq 0.2$ besteht im Allgemeinen eine hohe Gefahr von Multikollinearität. Bei VIF-Werten deutlich darunter (bzw. TOL-Werten deutlich darüber), ist die Gefahr als sehr gering einzuschätzen (u.a. WOOLDRIDGE, 2009). Entsprechend den aufgeführten Werten des Untersuchungsgebiets ist nicht von Multikollinearität auszugehen. Um die maßgebenden Prädiktoren für die Ermittlung einer robusten MLR zu identifizieren, wird eine schrittweise Regression durchgeführt und für jede untersuchte Prädiktor-kombination von mindestens vier Prädiktoren die Gütekriterien MSE („Mean Squared Error“, Restvarianz), R^2 (Bestimmtheitsmaß, nicht-adjustiert und adjustiert) und C_p (Mallows'- C_p -Statistik) bestimmt. Die Ergebnisse sind in Tabelle 8.7 aufgeführt.

Tabelle 8.7: Güteergebnis der schrittweisen Regression des $\Delta HQ20$ [-] im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein für Kombinationen aus 4 bis 6 Prädiktorvariablen

Berücks. Variablen	Anzahl Prädiktoren	MSE [-]	R^2 [-]	Adj. R^2 [-]	C_p [-]	Variablenzuordnung:
ABCD	4	0.011	71.77	71.65	1422	A = $\Delta T_{MW, Wi}$ [K]
ABCE	4	0.006	84.81	84.74	308	
ABCF	4	0.010	75.03	74.92	1144	B = $\Delta P_{MW, Wi}^3$ [-]
ABDE	4	0.015	61.78	61.63	2275	
ABDF	4	0.018	52.72	52.53	3049	C = $P_{Stark, Wi}$ [-]
ABEF	4	0.013	65.47	65.33	1960	
ACDE	4	0.025	35.08	34.82	4556	D = $\Delta T_{MW, So}$ [K]
ACDF	4	0.029	26.02	25.72	5331	
ACEF	4	0.024	38.81	38.57	4238	E = $\Delta P_{MW, So}^3$ [-]
ADEF	4	0.032	16.01	15.67	6186	
BCDE	4	0.006	84.66	84.60	320	F = $P_{Stark, So}$ [-]
BCDF	4	0.010	74.87	74.77	1157	
BCEF	4	0.005	88.18	88.13	19.7	
BDEF	4	0.013	65.31	65.17	1974	
CDEF	4	0.024	38.65	38.40	4252	
ABCDE	5	0.006	84.83	84.75	308	
ABCDF	5	0.010	75.05	74.92	1144	
ABCEF	5	0.004	88.36	88.30	6.8	
ABDEF	5	0.013	65.48	65.31	1961	
ACDEF	5	0.024	38.82	38.51	4239	
BCDEF	5	0.005	88.20	88.14	19.8	
ABCDEF	6	0.004	88.38	88.31	7.0	

Die Tabelle ist entsprechend der Anzahl der für die Regression verwendeten Prädiktoren unterteilt und hebt die jeweils anhand der Gütekriterien als am besten bestimmte Kombination aus Prädiktoren hervor. Insgesamt zeigen die Kriterien bei Verwendung der vier Prädiktoren $\Delta P_{MW, Wi}^3$, $P_{Stark, Wi}$, $\Delta P_{MW, So}^3$ und $P_{Stark, So}$ bereits eine hohe Güte, die sich bei Verwendung weiterer Prädiktoren nur geringfügig erhöht. Um durch Verwendung einer möglichst geringen Anzahl an Prädiktorvariablen ein robustes Modell aufzustellen, werden die genannten vier Prädiktoren für die Modellbildung verwendet. Es ergeben sich nach Aufstellung des MLR-Modells die Ergebnisse in Abbildung 8.11. Jeder geschätzte Koeffizient ist hoch signifikant und das hohe Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 88.18\%$ (A) sowie der Vergleichsplot (B) deuten auf eine gute Übereinstimmung zwischen beobachteten und durch das MLR-Modell vorhergesagten $\Delta HQ20$ hin. Die standardisierten Koeffizienten zeigen, dass die einbezogenen Winterprädiktoren den größten Einfluss auf die Regression haben.

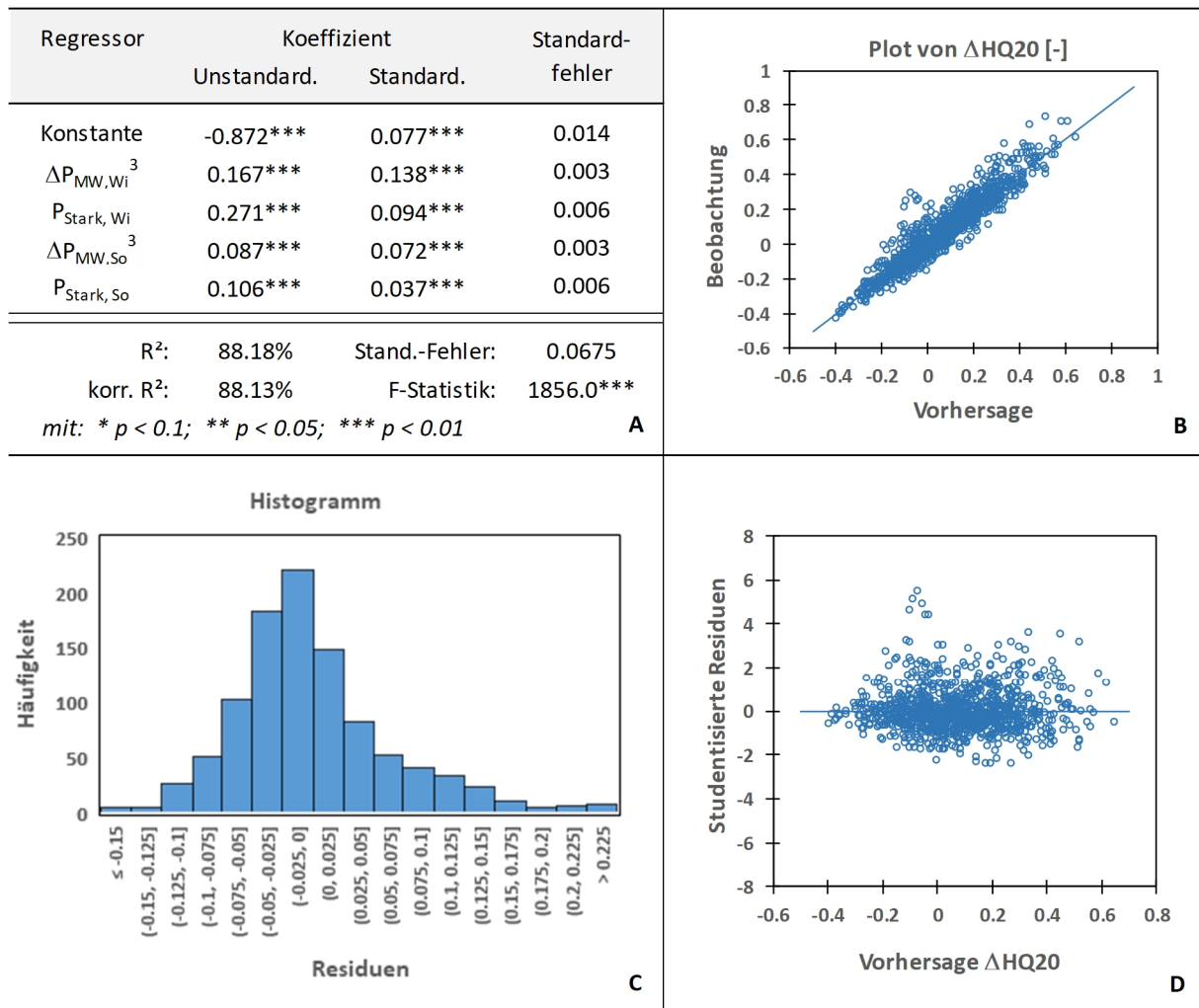


Abbildung 8.11: Regressionsergebnisse für das $\Delta HQ20$ [-] im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Parameterschätzung mit Regressionsgüte (A), der Plot von Beobachtung und Vorhersage der Regressanden (B), das Histogramm der Residuen (C) und die studentisierten Residuen in Abhängigkeit vom vorhergesagten $\Delta HQ20$ [-] (D).

Zur Prüfung der Voraussetzungen der MLR, werden die Residuen grafisch auf Unabhängigkeit, konstante Varianz und Normalverteilung untersucht (vgl. ebenfalls Abbildung 8.11). Das Histogramm der Residuen (C) bildet annähernd eine Normalverteilung. Die Auswertung der studentisierten, d.h. auf ihre Standardabweichungen bezogenen, Residuen (D), zeigt für verschiedene Vorhersagewerte eine in grober Näherung über alle Vorhersagewerte gleichförmige Varianz. Die Residuen streuen annähernd gleichmäßig um 0. Es können wenige Ausreißerwerte im Bereich von - 0.1 und leicht abweichende Streuungen an den Vorhersagegrenzen festgestellt werden. Da die Grafik jedoch insgesamt auf annähernd unabhängig verteilte Residuen mit konstanter Varianz hindeutet, werden die Voraussetzungen der MLR als erfüllt angesehen.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Szenario-Free Verfahrens

Tabelle 8.8 fasst die Ergebnisse der MLR des ΔHQ20 für alle Untersuchungsgebiete zusammen. Die Ergebnisse der anderen untersuchten HQ-Änderungen sind im Anhang J aufgeführt.

Tabelle 8.8: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des ΔHQ20 für alle untersuchten Einzugsgebiete

Regressand: ΔHQ20		Korrelation				Regression					
EZG	Prädiktor	R (Spear.)	R (Pear.)	p-Wert (Korrel)	VIF	Koeff.	Stand. Koeff.	Stand.- Fehler (Präd.)	p-Wert (Präd.)	R ²	Stand.- Fehler (Regr.)
Rappbode- Trautenstein	Konstante	-	-	-	-	-0.872	0.077	0.014	p < 0.01	88.18%	0.0675
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.690	0.701	p < 0.01	1.0003	0.167	0.138	0.003	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.439	0.473	p < 0.01	1.0004	0.271	0.094	0.006	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.355	0.346	p < 0.01	1.0008	0.087	0.072	0.003	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,So}}$	0.198	0.190	p < 0.01	1.0006	0.106	0.037	0.006	p < 0.01		
Holtemme- Mahndorf	Konstante	-	-	-	-	-1.496	0.505	0.036	p < 0.01	89.71%	0.1509
	$\Delta T_{\text{MW,Wi}}$	-0.04	-0.05	p < 0.10	1.0002	-0.014	-0.025	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.697	0.701	p < 0.01	1.0003	0.401	0.331	0.006	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.341	0.362	p < 0.01	1.0004	0.501	0.174	0.014	p < 0.01		
	$\Delta T_{\text{MW,So}}$	-0.06	-0.07	p < 0.05	1.0003	-0.021	-0.036	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.448	0.467	p < 0.01	1.0008	0.275	0.227	0.006	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,So}}$	0.180	0.184	p < 0.01	1.0006	0.252	0.087	0.014	p < 0.01		
Gr. Graben - Oschersleben	Konstante	-	-	-	-	-1.811	0.420	0.031	p < 0.01	94.78%	0.1598
	$\Delta T_{\text{MW,Wi}}$	-0.092	-0.106	p < 0.01	1.0002	-0.043	-0.075	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.934	0.905	p < 0.01	1.0003	0.766	0.633	0.006	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.220	0.275	p < 0.01	1.0004	0.562	0.195	0.015	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.183	0.189	p < 0.01	1.0008	0.341	0.142	0.012	p < 0.01		
Selke - Silberhütte	Konstante	-	-	-	-	-1.381	0.198	0.021	p < 0.01	90.46%	0.1033
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.703	0.705	p < 0.01	1.0003	0.286	0.236	0.004	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.497	0.525	p < 0.01	1.0004	0.511	0.177	0.009	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.336	0.326	p < 0.01	1.0008	0.139	0.115	0.004	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,So}}$	0.126	0.119	p < 0.01	1.0006	0.112	0.039	0.009	p < 0.01		
Selke - Meisdorf	Konstante	-	-	-	-	-1.290	0.190	0.020	p < 0.01	92.96%	0.0906
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.709	0.713	p < 0.01	1.0003	0.296	0.245	0.003	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.402	0.426	p < 0.01	1.0004	0.427	0.148	0.008	p < 0.01		
	$\Delta T_{\text{MW,So}}$	-0.049	-0.053	p < 0.10	1.0003	-0.013	-0.022	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.456	0.461	p < 0.01	1.0008	0.197	0.163	0.003	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,So}}$	0.090	0.091	p < 0.01	1.0006	0.091	0.031	0.008	p < 0.01		
Selke - Hausneindorf	Konstante	-	-	-	-	-1.556	0.291	0.023	p < 0.01	94.89%	0.1019
	$\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$	0.713	0.718	p < 0.01	1.0003	0.394	0.326	0.004	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,Wi}}$	0.365	0.394	p < 0.01	1.0004	0.524	0.182	0.009	p < 0.01		
	$\Delta T_{\text{MW,So}}$	-0.083	-0.087	p < 0.01	1.0003	-0.026	-0.045	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{\text{MW,So}}^3$	0.496	0.499	p < 0.01	1.0008	0.280	0.231	0.004	p < 0.01		
	$P_{\text{Stark,So}}$	0.063	0.065	p < 0.05	1.0006	0.087	0.030	0.009	p < 0.01		

In allen untersuchten Einzugsgebieten werden 4 bis 6 Prädiktoren zur Aufstellung robuster Regressionsmodelle verwendet. Die aufgeführten VIF deuten auf die Abwesenheit von Multikollinearität hin. Die transformierten Größen $\Delta P_{\text{MW,Wi}}^3$ und $\Delta P_{\text{MW,So}}^3$ leisten einen hohen

Erklärungsbeitrag und sind Teil jedes aufgestellten Regressionsmodells. Die Einbeziehung von Temperaturprädiktoren ist in den Gebieten Rappbode-Trautenstein und Selke-Silberhütte nicht notwendig, um robuste MLR-Modelle aufzustellen. Allgemein zeigen die standardisierten Koeffizienten, dass der Einfluss der Temperaturprädiktoren auf die HQ-Änderungen deutlich geringer ist als der Einfluss der Niederschlagsprädiktoren. Dies betrifft den mittleren Einfluss der Temperaturänderungen auf die Hochwasserstatistik. Sie können jedoch unabhängig davon einen signifikanten Einfluss auf den Verlauf von Einzelereignissen haben, die z.B. durch Schneeschmelze verursacht werden. Sowohl für die Winter- als auch die Sommersaison ist die Einbeziehung der Starkregenprädiktoren erforderlich, mit Ausnahme des Untersuchungsgebiets Großer Graben-Oschersleben. Im Allgemeinen zeigen die standardisierten Koeffizienten, dass der Einfluss der Starkregenänderungen im Sommer geringer ist als im Winter. Dies ist vermutlich auf die generelle Dominanz der Winterhochwasser in den untersuchten Einzugsgebieten zurückzuführen. Die Ergebnisse aller untersuchten $\Delta HQ(T)$ -Regressanden sind sehr ähnlich, wobei mit zunehmendem Wiederkehrintervall das Bestimmtheitsmaß der Regressionen geringfügig abnimmt. Insgesamt weisen alle Modelle jedoch mit Bestimmtheitsmaßen im Bereich von 90 % hohe Regressionsgüten auf. Dies zeigt, dass die mittels N-A-Modellierung im untersuchten Wertebereich simulierten Auswirkungen der Prädiktorenperturbation auf die HQ-Änderungen näherungsweise durch eine MLR abgebildet werden können. Das MLR-Modell kann im Scenario-Free Verfahren als Ersatzmodell zur Anwendung kommen.

8.3.3 Bestimmungsgleichungen der HQ-Änderungen

Nachfolgend werden die Ergebnisse der in Kapitel 8.3.2 erläuterten Regressionsmodelle in Form von Gleichungen aufgeführt (Scenario-Free Modell). Dabei werden zunächst beispielhaft die für ein Einzugsgebiet bestimmten Gleichungen zur separaten Ermittlung jedes untersuchten $\Delta HQ(T)$ aufgeführt (Einzelgleichungen). Die Ergebnisse zeigen, dass die Regressionsparameter (Koeffizienten) gleicher Prädiktoren und die Regressionskonstante innerhalb desselben Untersuchungsgebiets zwischen den verschiedenen Zielgrößen $\Delta HQ(T)$ durch eine einfache, logarithmische Regressionsfunktion mit dem Wiederkehrintervall T als unabhängige Variable approximiert werden können. Dies ermöglicht die Aufstellung einer gemeinsamen Bestimmungsgleichung für alle $\Delta HQ(T)$ innerhalb eines Einzugsgebiets (Gesamtgleichung). Die Ergebnisse in Kapitel 8.3.4 zeigen, dass der damit verbundene Genauigkeitsverlust gegenüber den Einzelgleichungen verschwindend gering ist, die Anwendbarkeit jedoch durch Nutzung einer gemeinsamen Gleichung und der vereinfachten

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

Berechnung von zwischenliegenden Wiederkehrintervallen erhöht wird. Eine direkte Schätzung der Verteilungsparameter mittels MLR führte nicht zum Erfolg.

Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Holtemme-Mahndorf:

$$\begin{aligned} \Delta HQ_{10} = & -1.550 - 0.016 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.435 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.520 \cdot P_{Stark,Wi} \\ & - 0.022 \cdot \Delta T_{MW,So} + 0.280 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.239 \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.1)$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_{20} = & -1.496 - 0.014 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.401 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.501 \cdot P_{Stark,Wi} \\ & - 0.021 \cdot \Delta T_{MW,So} + 0.275 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.252 \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.2)$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_{25} = & -1.483 - 0.014 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.392 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.497 \cdot P_{Stark,Wi} \\ & - 0.020 \cdot \Delta T_{MW,So} + 0.274 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.255 \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.3)$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_{50} = & -1.447 - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.370 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.484 \cdot P_{Stark,Wi} \\ & - 0.020 \cdot \Delta T_{MW,So} + 0.270 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.264 \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.4)$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_{100} = & -1.420 - 0.012 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.352 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.475 \cdot P_{Stark,Wi} \\ & - 0.019 \cdot \Delta T_{MW,So} + 0.268 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.270 \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.5)$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_T = & -1.669 + 0.056 \cdot \ln T \\ & + (-0.019 + 0.002 \cdot \ln T) \cdot \Delta T_{MW,Wi} + (0.510 - 0.035 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 \\ & + (0.561 - 0.019 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,Wi} + (-0.025 + 0.001 \cdot \ln T) \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + (0.290 - 0.005 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + (0.210 + 0.013 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,So} \end{aligned} \quad (8.6)$$

Die Bestimmungsgleichungen der weiteren Einzugsgebiete sind im Anhang K zu finden. Die Gleichungen bilden für das jeweilige Einzugsgebiet das Scenario-Free Modell zur Bestimmung der HQ-Änderungen in Abhängigkeit von vorgegebenen oder zu bestimmenden klimatischen Änderungen (Verfahrensprädiktoren). Durch Anwendung des Verfahrens ist eine Bestimmung der zukünftigen HQ-Änderungen ohne erneute N-A-Simulation möglich. Die Änderungen sind auf den zur Gleichungsermittlung verwendeten Ausgangszeitraum zu beziehen. Anschließend können absolute HQ-Werte berechnet werden. Für die Anwendbarkeit der Regression gelten die Anwendungsgrenzen entsprechend Kapitel 8.3.1. Hierbei ist zusätzlich ist zu beachten, dass alle Gleichungen unter den Bedingungen sich generell ändernder klimatischer Verhältnisse aufgestellt wurden. Für Prädiktorkombinationen, insbesondere denen der Niederschläge, die alle nahe an der klimatischen Nulländerung liegen, verlieren die Gleichungen ihre Gültigkeit und $\Delta HQ(T)$ ist entsprechend als Null anzunehmen. Für die generelle Anwendbarkeit des Verfahrens sind weiterhin die Erläuterungen in Kapitel 9 zu beachten.

8.3.4 Genauigkeit des Scenario-Free Verfahrens im Verfahrenvergleich

Die Genauigkeit des Scenario-Free Verfahrens und weiterer Verfahren ergeben sich im Vergleich mit einer Referenz, für die entsprechend den Ausführungen in Kapitel 5.5.1 der Scenario-Led Ansatz Anwendung findet. Alle untersuchten Verfahren sind in Tabelle 5.3 zusammengefasst, wobei mit „Scenario-Free...“ die Formen des in dieser Arbeit entwickelten Verfahrens benannt sind. Abbildung 8.12 zeigt grafisch am Beispiel des Gebiets Rappbode-Trautenstein die in den verschiedenen Verfahren ermittelten $\Delta\text{HQ}(T)$ des untersuchten Klimamodellensembles. Die entsprechenden Abbildungen der anderen Einzugsgebiete sind dem Anhang L zu entnehmen.

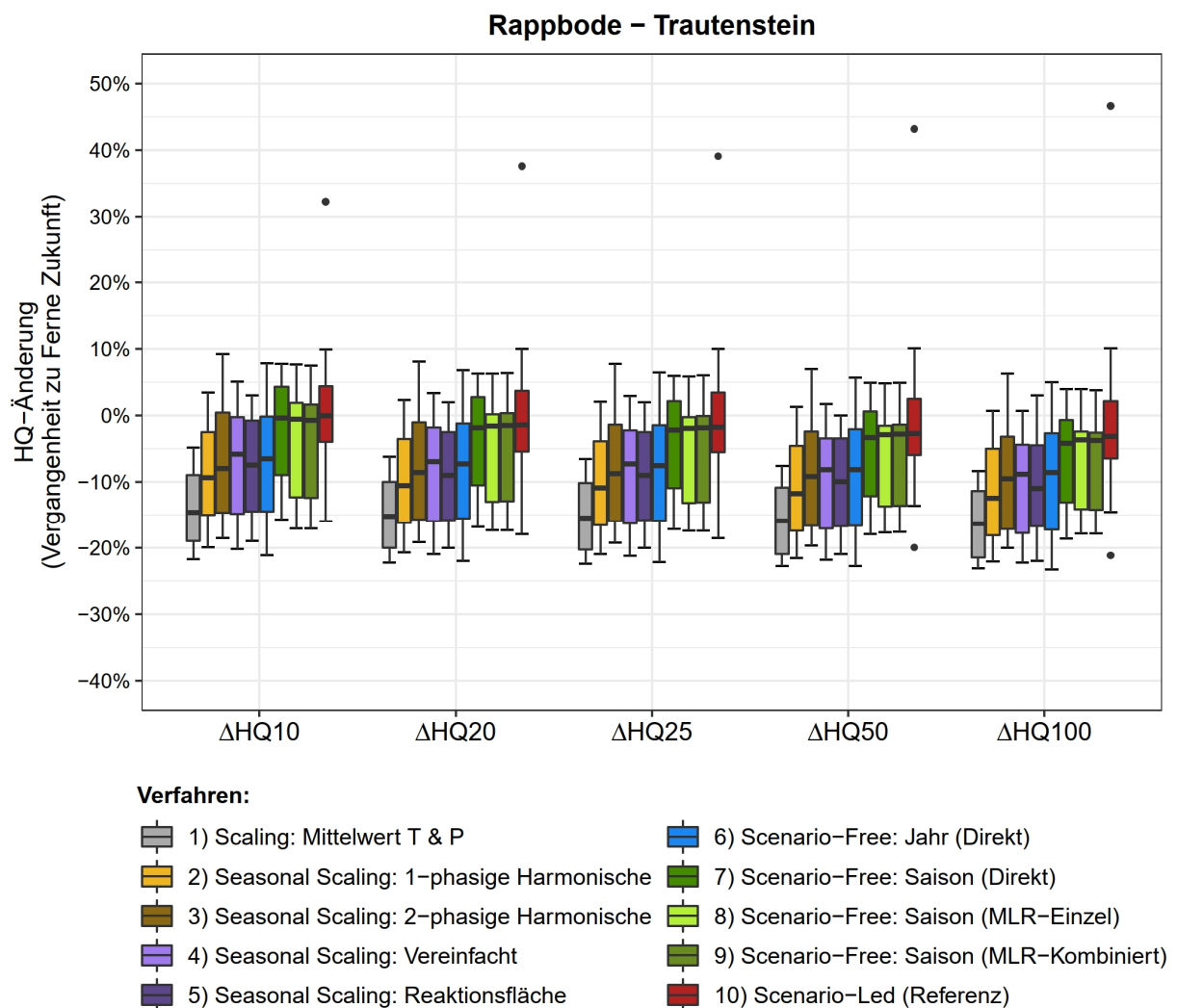


Abbildung 8.12: Änderungen von HQ10 bis HQ100 [%] des Klimamodellensembles im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die Änderungen von Vergangenheit zur Ferne Zukunft für unterschiedliche Verfahren im Vergleich.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

Im Einzugsgebiet Rappbode-Trautenstein wird deutlich, dass die Ergebnisbandbreite des Ensembles von den verschiedenen Verfahren unterschiedlich abgebildet wird. Im Allgemeinen ist festzustellen, dass die Referenz des Ensembles (10, Scenario-Led) um den Bereich der Nulländerung streut. Es liegt die Vermutung nahe, dass in diesem Einzugsgebiet zukünftige Temperaturerhöhungen eine Reduktion der (Winter-)Hochwasserereignisse zur Folge haben, diese jedoch aufgrund steigender (Stark-)Niederschläge näherungsweise kompensiert werden. Die untersuchten Verfahren unterschätzen generell die $\Delta HQ(T)$ des Referenz-Ansatzes (10). Die simple Skalierung der Mittelwerte von Temperatur und Niederschlag (1) führen zur stärksten Unterschätzung (Median teilw. bei -15 %), danach folgen die Seasonal Scaling Verfahren (2 bis 5). Der Ansatz mit einphasiger Harmonischer (2) unterschätzt die $\Delta HQ(T)$ geringfügig stärker als die anderen Verfahrensvarianten, die sich im Vergleich untereinander auf einem ähnlichen Niveau befinden (Median ca. -10 %). Ähnliche Verhältnisse werden durch das jährliche Scenario-Free Verfahren (6) abgebildet, der diese ebenso unterschätzt. Der Boxplot des saisonalen Scenario-Free Verfahrens (7) hat die größte Ähnlichkeit hinsichtlich Boxplot-Lage und Median mit dem Referenzansatz. Die praktisch anwendbaren Verfahren mit Ersatzmodell (8 und 9) unterschätzen diesen nur geringfügig und weisen untereinander eine hohe Ähnlichkeit auf. Insgesamt ist jedoch keines der untersuchten Verfahren in der Lage einen starken Ausreißer des Referenz-Ansatzes (Klimamodellkette ECE_RACMO22E) abzubilden. Ebenso bestehen Defizite in der Abbildung der Bandbreite des Ensembles (Form des Boxplots). Generell zeigen die Ergebnisse, dass die Verfahrensgenauigkeit nur geringfügig vom Wiederkehrintervall T des untersuchten HQ abhängt. Dies gilt auch für die Ergebnisse der anderen Einzugsgebiete (vgl. Anhang L). Nachfolgend wird daher ein Vergleich der Ensemble-Ergebnisse aller Einzugsgebiete am Beispiel des ΔHQ_{100} durchführt.

Abbildung 8.13 zeigt den Einzugsgebietsvergleich der Ensembleergebnisse für das ΔHQ_{100} . Insgesamt werden in allen Gebieten gegenüber dem Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein stärkere HQ-Änderungen deutlich, sowohl hinsichtlich des Medians, als auch der Streuung des Modellensembles. Alle Verfahren sind generell in der Lage dies abzubilden, wobei jedoch deutliche Unterschiede hinsichtlich der Verfahrensgenauigkeit bestehen. Der Grad der Übereinstimmung mit dem Referenzansatz (10) verhält sich ähnlich wie im Gebiet Rappbode-Trautenstein. Das Verfahren 1 weist in allen Gebieten wieder die geringste Genauigkeit auf (starke Unterschätzungen). Die Verfahren des Seasonal Scaling (2 bis 5) liegen darüber, wobei jedoch die einphasige (2) gegenüber der zweiphasigen Harmonischen

(3) in den Gebieten der Holtemme und des Großen Grabens geringfügig bessere Übereinstimmungen erzielt. Die Ergebnisse der Verfahren mit zweiphasiger Harmonischen sind größtenteils ähnlich (3 bis 5), wobei jedoch teilweise die Ergebnisse des praktisch nutzbaren Verfahrens mit Reaktionsfläche (5) bessere Genauigkeiten aufweisen (vgl. Pegel Meisdorf und Hausneindorf). Da dies jedoch gegenüber Verfahren 4 nur aufgrund von Darstellungs- bzw. Ableseungenauigkeiten auftreten kann, ist dieser Umstand dem Zufall zuzuordnen.

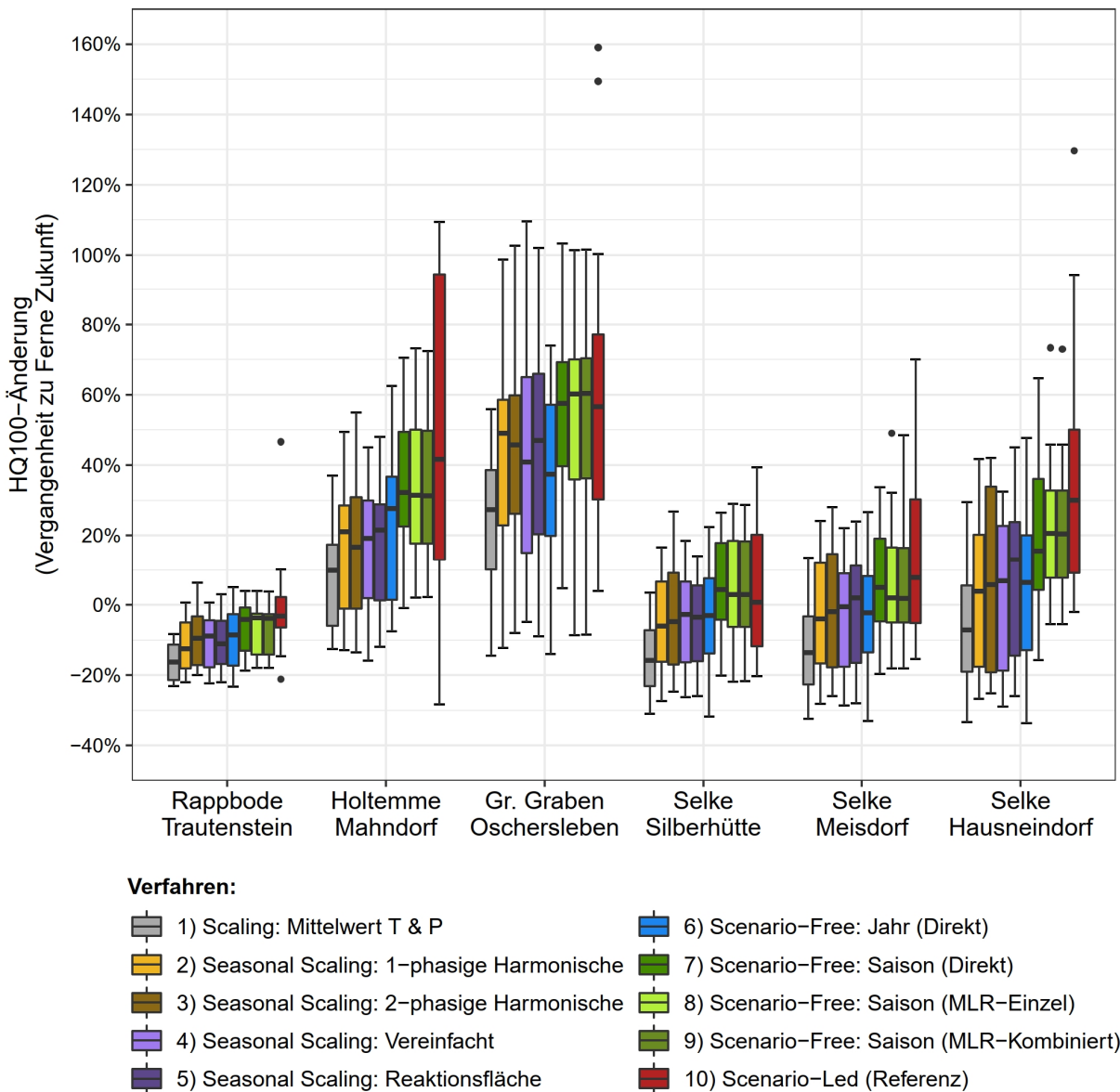


Abbildung 8.13: Änderungen des HQ100 [%] des Klimamodellensembles für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die Änderungen von Vergangenheit zur Ferne Zukunft für unterschiedliche Verfahren im Vergleich.

8 Anwendung, Güte und Ergebnisvergleich des neuen Scenario-Free Verfahrens

Das jährliche Scenario-Free Verfahren (6) weist je nach Gebiet eine niedrigere, ähnliche oder höhere Genauigkeit als die Seasonal Scaling Verfahren (2 bis 5) auf, liegt jedoch generell unter der des saisonalen Scenario Free Verfahrens (7 bis 9). Hinsichtlich des Medians und der Lage des Boxplots weisen letztere die höchste Genauigkeit auf. Auch sind die Verfahren mit MLR (8 bis 9) teilweise etwas weniger, ähnlich oder genauer als das direkte saisonale Verfahren (7), was mit der Genauigkeit des Ersatzmodells begründet werden kann. Die Unterschiede zum direkten Verfahren (7) sind jedoch gering und zwischen den Verfahren mit Ersatzmodell (8 bis 9) sind kaum Unterschiede festzustellen. Auch in den übrigen Gebieten ist keines der untersuchten Verfahren in der Lage starke Ausreißer des Referenz-Ansatzes abzubilden (vgl. Pegel Oschersleben und Hausneindorf). Ebenso bestehen in einzelnen Gebieten Defizite in der Abbildung der Bandbreite des Ensembles (u.a. Pegel Mahndorf und Meisdorf).

Neben der generellen Abbildung des Gesamtensembles ist die Übereinstimmung der einzelnen Ensemble-Mitglieder von Interesse. In Tabelle 8.9 ist ein entsprechender Gütevergleich der Ergebnisse der HQ100-Änderungen des Modellensembles enthalten.

Tabelle 8.9: Gütevergleich der bestimmten HQ100-Änderungen des Klimamodellensembles. Dargestellt sind die Gütekriterien BIAS, RMSE und NSE von unterschiedlichen Verfahren im Vergleich mit dem Scenario-Led Ansatz (Referenz).

EZG (Abk.)	Güte- Kriterien	Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Scen.-Free	Scen.-Free	Scen.-Free	Scen.-Free
		MW T & P [1]	1-phas. [2]	2-phas. [3]	Einfach [4]	R-Fläche [5]	Jahr [6]	Saison [7]	MLR-Einzel [8]	MLR-Komb [9]
Rapp- Traut.	BIAS [%]	-15.7%	-10.8%	-8.6%	-10.2%	-10.2%	-8.8%	-5.8%	-6.2%	-6.3%
	RMSE [%]	21.7%	19.2%	18.1%	18.3%	18.6%	17.4%	15.4%	15.9%	15.9%
	NSE [-]	-1.034	-0.593	-0.415	-0.457	-0.491	-0.304	-0.023	-0.090	-0.096
Holt- Mahn.	BIAS [%]	-40.1%	-31.7%	-31.0%	-32.3%	-32.1%	-25.1%	-13.1%	-14.7%	-14.8%
	RMSE [%]	56.4%	50.9%	50.8%	51.1%	51.3%	42.4%	41.3%	41.0%	40.9%
	NSE [-]	-0.644	-0.338	-0.332	-0.347	-0.355	0.075	0.120	0.135	0.137
GrGr.- Osch.	BIAS [%]	-37.6%	-21.9%	-19.3%	-19.8%	-19.8%	-28.9%	-8.7%	-8.9%	-8.7%
	RMSE [%]	54.6%	48.2%	47.2%	45.4%	46.5%	46.3%	49.7%	50.0%	50.0%
	NSE [-]	-0.516	-0.180	-0.134	-0.048	-0.100	-0.088	-0.255	-0.271	-0.271
Selke- Silb.	BIAS [%]	-19.3%	-9.1%	-7.1%	-9.2%	-9.5%	-8.2%	1.2%	-0.1%	-0.2%
	RMSE [%]	24.0%	19.1%	19.7%	18.2%	18.3%	15.8%	14.7%	13.9%	13.8%
	NSE [-]	-0.782	-0.133	-0.205	-0.025	-0.035	0.229	0.335	0.406	0.410
Selke- Meis.	BIAS [%]	-25.1%	-15.2%	-13.3%	-16.5%	-15.3%	-15.7%	-6.2%	-6.1%	-6.3%
	RMSE [%]	30.5%	23.6%	23.5%	23.8%	23.3%	22.3%	17.6%	16.9%	16.9%
	NSE [-]	-0.733	-0.036	-0.032	-0.060	-0.008	0.070	0.420	0.466	0.466
Selke- Haus.	BIAS [%]	-44.3%	-32.2%	-30.0%	-35.4%	-29.7%	-32.0%	-19.4%	-15.6%	-15.7%
	RMSE [%]	54.3%	44.2%	42.9%	44.4%	42.0%	44.4%	35.4%	35.2%	35.1%
	NSE [-]	-1.049	-0.358	-0.274	-0.369	-0.225	-0.370	0.132	0.142	0.144

Grün markiert sind die jeweils besten Gütekriterien der praktisch anwendbaren Verfahren [1], [5] und [8]/[9]

Die Ergebniswerte von RMSE und NSE zeigen, dass die generellen Erkenntnisse der Ensemble-Boxplots auch auf den Gütevergleich der einzelnen Ensemble-Mitglieder übertragbar sind. Da es sich jedoch insgesamt nur um 14 Klimamodellketten handelt, ist die Aussagekraft der Kriterien stark von Einzelwerten abhängig. Verfahren 1 weist in allen Gebieten die größten Abweichungen auf, worauf die Seasonal Scaling Verfahren (2 bis 5) und letztlich die neuen Scenario-Free Verfahren (7-9) folgen. Das jährliche Verfahren (6) weist in einigen Gebieten Gütewerte im Bereich des Seasonal Scalings und in anderen Gebieten im Bereich des saisonalen Verfahrens auf. Im Allgemeinen ist das saisonale dem jährlichen Verfahren überlegen, sodass primär das saisonale Verfahren in Detailauswertungen betrachtet und für die Anwendung empfohlen wird. Die Gütekriterien des direkten, saisonalen Scenario-Free Verfahrens (7) und die Verfahren mit Ersatzmodell (8 und 9) sind sehr ähnlich. Geringfügige Unterschiede sind an den Selkepegeln Silberhütte und Meisdorf festzustellen, an denen der RMSE etwas geringer und der NSE etwas höher als im Verfahren 7 ist. Eine Ausnahme für die generell bessere Güte des neu entwickelten Verfahrens stellt das Gebiet Großer Graben – Oschersleben dar, in dem RMSE und NSE auf eine bessere Genauigkeit des Seasonal Scaling Ansatzes (2 bis 5) hindeuten. Der BIAS, der die Abweichung der Ensemble-Mittel beschreibt, zeigt abweichend davon eine deutlich bessere Genauigkeit beim neuen Scenario-Free Verfahren (ca. -9 % Scenario-Free gegenüber ca. -20 % Seasonal Scaling). Die Ergebnisse in diesem Gebiet werden jedoch von zwei Ausreißern bei den Klimamodellketten im Referenzansatz beeinflusst (Klimamodelle ECE_RACMO22E und IPSL_WRF331F). Klammert man diese aus der Betrachtung aus, so sind ähnliche RMSE- bzw. NSE-Werte zwischen beiden Verfahren festzustellen (nicht gezeigt). Alle untersuchten HQ-Änderungen zeigen ähnliche Ergebnisse (für einen weiteren Gütevergleich bei ΔHQ_{10} siehe Anhang M). Insgesamt gilt im neuen Scenario-Free Verfahren (7 bis 9), dass mit zunehmenden Wiederkehrintervall T der BIAS geringfügig bis moderat steigt (Ausnahme: Sinkend am Pegel Oschersleben und Silberhütte), der RMSE geringfügig bis moderat steigt und der NSE konstant bleibt bis geringfügig sinkt. Das saisonale Scenario-Free Verfahren weist von allen Verfahren die höchste Genauigkeit auf.

Grafisch sind am Beispiel des ΔHQ_{100} in einem Taylor-Diagramm die weiteren Gütemaße Standardabweichung (STABW), zentrierter RMSE (CRMSE) und Korrelationskoeffizient nach Pearson (R_P) dargestellt (vgl. Abbildung 8.14). Zur Übersichtlichkeit werden nur die für praktische Zwecke anwendbaren Verfahren „Scaling: MW T & P“, „Seasonal Scaling: Reaktionsfläche“ und „Scenario-Free: Saison (MLR-Kombinert)“ abgebildet. Um einen Vergleich aller untersuchten Gebiete in einem Diagramm zu ermöglichen, werden die Größen als mit der STABW der Referenz normalisiert dargestellt. Eine normalisierte STABW nahe 1 deutet auf eine ähnliche Größenordnung der Streuung der ΔHQ_{100} wie bei der Referenz hin.

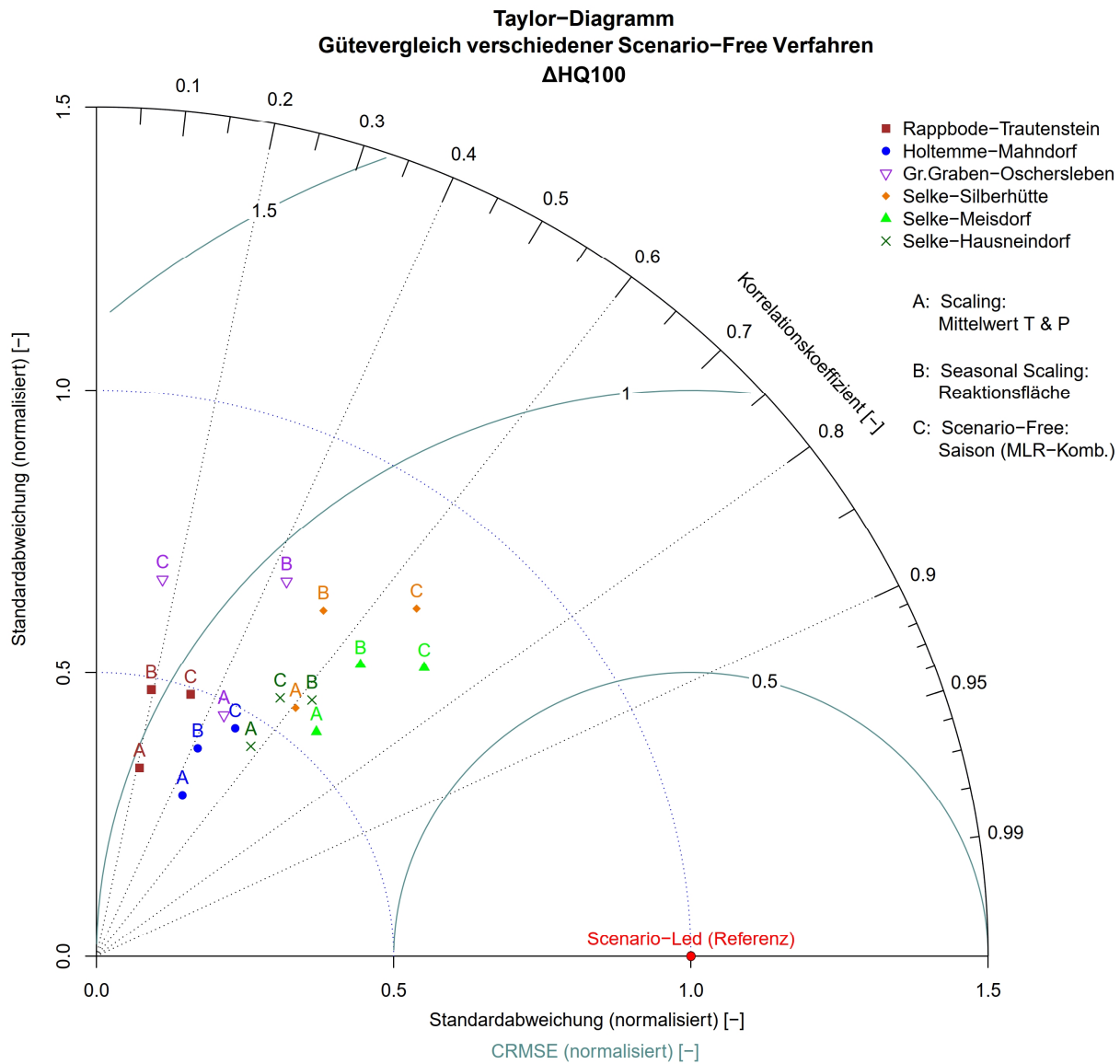


Abbildung 8.14: Taylor-Diagramm für den Ensemble-Gütevergleich des $\Delta HQ100$ von Vergangenheit zu Ferne Zukunft. Verglichen werden die untersuchten Einzugsgebiete und praktisch anwendbare Scenario-Free Verfahren.

Das Taylor-Diagramm zeigt hinsichtlich Gütevergleich ähnliche Verhältnisse wie in Tabelle 8.9. Die HQ100-Änderungen des Ensembles des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens weisen in der Mehrzahl der untersuchten Einzugsgebiete die größten Übereinstimmungen mit dem Ensemble des Scenario-Led Ansatzes auf. Am Pegel Oschersleben liegt seine Güte moderat, am Pegel Silberhütte leicht unter der des Seasonal Scaling Ansatzes. Die hier aufgeführten Gütekriterien sind im Gegensatz zu den vorher untersuchten Kriterien unabhängig vom BIAS zwischen den Ensemble-Sätzen. Insgesamt ist das neu entwickelte, saisonale Scenario-Free Verfahren als das Verfahren mit der höchsten Genauigkeit einzuschätzen.

8.3.5 Verfahrensvariabilität des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens

Die Verfahrensvariabilität des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens (Saisonvariante) wird entsprechend den Ausführungen in Kapitel 5.5.2 berechnet und mit der Variabilität des im Scenario-Led Ansatz simulierten Klimaensembles verglichen. Hierzu wird zunächst die Streuung von HQ-Änderungen verschiedener Variabilitätsformen entsprechend dem Schema in Abbildung 5.4 bestimmt. Daraus wird die Gesamt-Variabilität des Verfahrens als Kombination der als bedeutsam ermittelten Variabilitätsformen nach Abbildung 5.5 berechnet. Abbildung 8.15 zeigt grafisch am Beispiel des Gebiets Selke-Silberhütte die für die verschiedenen Variabilitätsformen und für das Gesamtverfahren ermittelten Streuungen von ΔHQ für unterschiedliche Wiederkehrintervalle T im Vergleich mit der Variabilität des Klimamodellensembles. Die entsprechenden Abbildungen der anderen Einzugsgebiete sind im Anhang N zu finden. Zur besseren Vergleichbarkeit sind für die untersuchten Ergebnisvariabilitäten (1 bis 5) die Abweichung der $\Delta HQ(T)$ von ihrem Median berechnet und dargestellt (nachfolgend Medianstreuung), sodass diese im Boxplot einen Median von Null aufweisen. Für das im Scenario-Led Ansatz simulierte Klimamodellensemble sind sowohl die Medianstreuung (6) als auch die direkt berechneten HQ-Änderungen (7) dargestellt. Hierbei ist zu beachten, dass bei der Simulation des Klimamodellensembles im Scenario-Led Ansatz keine Modell- oder HQ-Variabilität berücksichtigt wird, diese also nur den unter Nutzung der optimalen Verfahrensweise ermittelten Zustand abbildet. Zudem werden alle Boxplots mit einer unterschiedlichen Anzahl an Werten gebildet, die der Legende zu entnehmen sind.

Die Ergebnisse zeigen für alle $\Delta HQ(T)$ ein ähnliches Bild, wobei mit zunehmendem Wiederkehrintervall eine leichte Zunahme der Variabilität beobachtet werden kann. Die bedeutendste Form der Ergebnisvariabilität ist die HQ-Variabilität (2), die auf die Bestimmung der Hochwasserquantile aus einer begrenzten Stichprobe einer 30-jährigen Zeitreihe zurückgeht. Danach folgt die Modell-Variabilität (1), die sich aus dem Vorhandensein mehrerer plausibler Modellparametrisierungen ergibt. Die MLR-Variabilität (3) und LHS-Variabilität (4), die auf den Stichprobenumfang zur Aufstellung des MLR-Modells und der Wahl der untersuchten Prädiktorensätze innerhalb der Verfahrensgrenzen zurückzuführen sind, sind vernachlässigbar gering. Dies kann damit begründet werden, dass im Zuge der Verfahrensentwicklung bereits iterative Untersuchungen vorgenommen wurden, welche Stichprobengröße (Anzahl an Prädiktorensätze) zur Aufstellung eines robusten MLR-Modells notwendig ist. Diese wurde mit 1000 Sätzen recht hoch angesetzt, um die Variabilität gering zu halten.

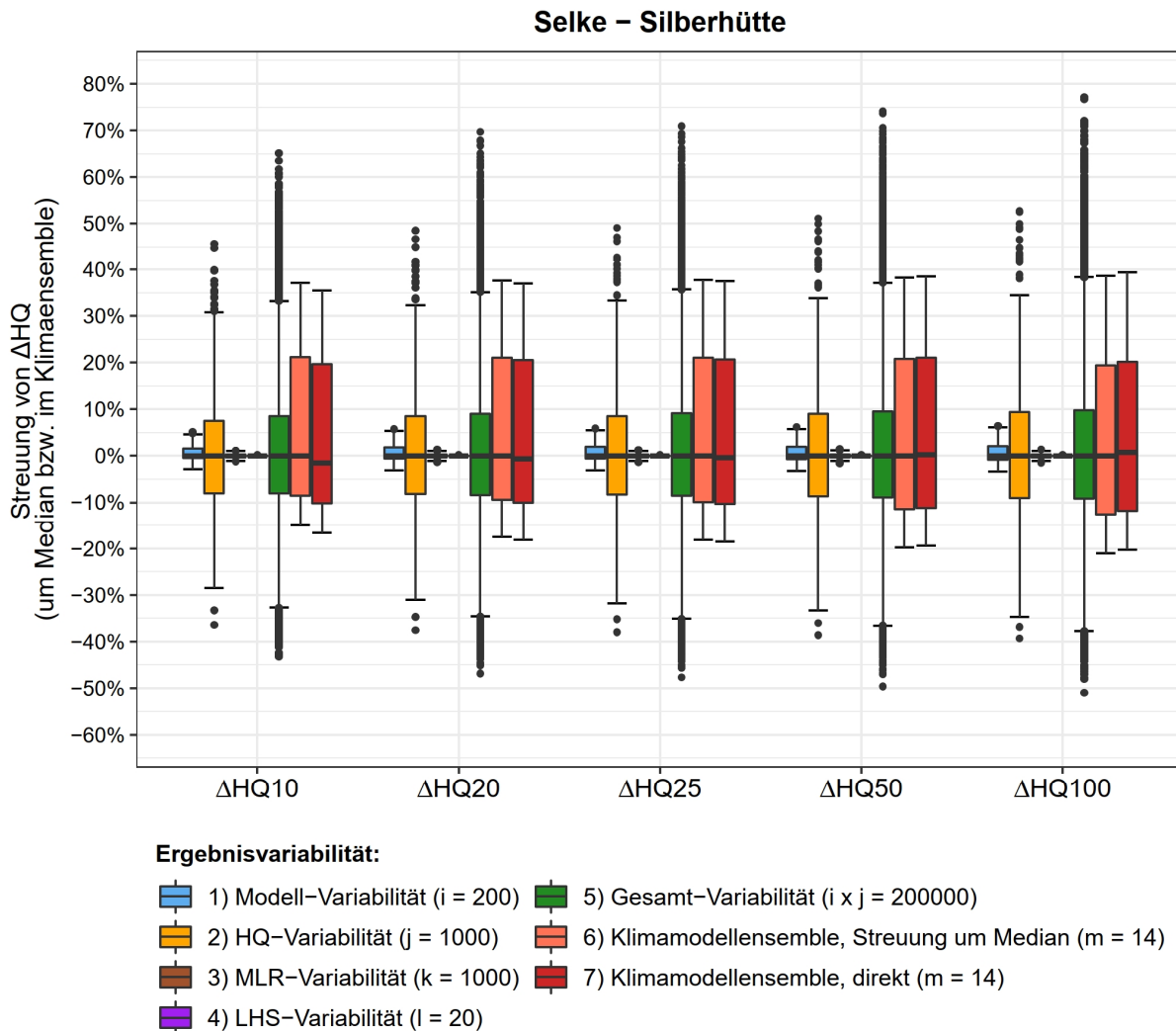


Abbildung 8.15: Variabilität von ΔHQ_{10} bis ΔHQ_{100} [%] im Untersuchungsgebiet Selke-Silberhütte. Dargestellt sind die $\Delta HQ(T)$ -Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen von Ergebnisvariabilität im Vergleich (1 bis 5). Weiterhin dargestellt sind die $\Delta HQ(T)$ -Streuungen um den Median des Klimaensembles (6) sowie direkt die $\Delta HQ(T)$ des Klimamodellensembles (7).

Durch die hohe Anzahl an Prädiktorensätzen und die effektive Nutzung des LHS als Samplingmethode wird auch der Bereich zwischen den Verfahrensgrenzen optimal erkundet. MLR- und LHS-Variabilität sind damit für die Bestimmung der Gesamt-Variabilität der Ergebnisse nahezu unbedeutend und werden zur Vereinfachung der weiteren Berechnung vernachlässigt. Die Gesamt-Variabilität der Ergebnisse (5) bestimmt sich damit nur aus der kombinierten Berücksichtigung von Modell- und HQ-Variabilität. Die Gesamt-Variabilität zeigt etwas größere Streuungen als die HQ-Variabilität (Vergleich ΔHQ_{100} : Max/Min von ca. 38%/-38 % gegenüber ca. 35 %/-35 %). Die Unterschiede im Interquartilsbereich sind ähnlich gering (Vergleich ΔHQ_{100} : Q75/Q25 von ca. 10.0 %/-9.5 % gegenüber ca. 9.5 %/-9 %). Es treten

jedoch bei der Gesamt-Variabilität deutlich stärkere Ausreißer auf. Insgesamt wird die Gesamt-Variabilität stark von der HQ-Variabilität dominiert. Die Mehrheit der Variabilität der $\Delta HQ(T)$ des Scenario-Free Verfahrens liegt im Gebiet Selke-Silberhütte unterhalb der Variabilität des simulierten Klimaensembles. Ein Vergleich der Variabilität des ΔHQ_{100} der verschiedenen Einzugsgebiete ist in Abbildung 8.16 dargestellt. Berechnete Interquartilabstände (IQA) und Standardabweichungen (STABW) sind in Tabelle 8.10 aufgeführt.

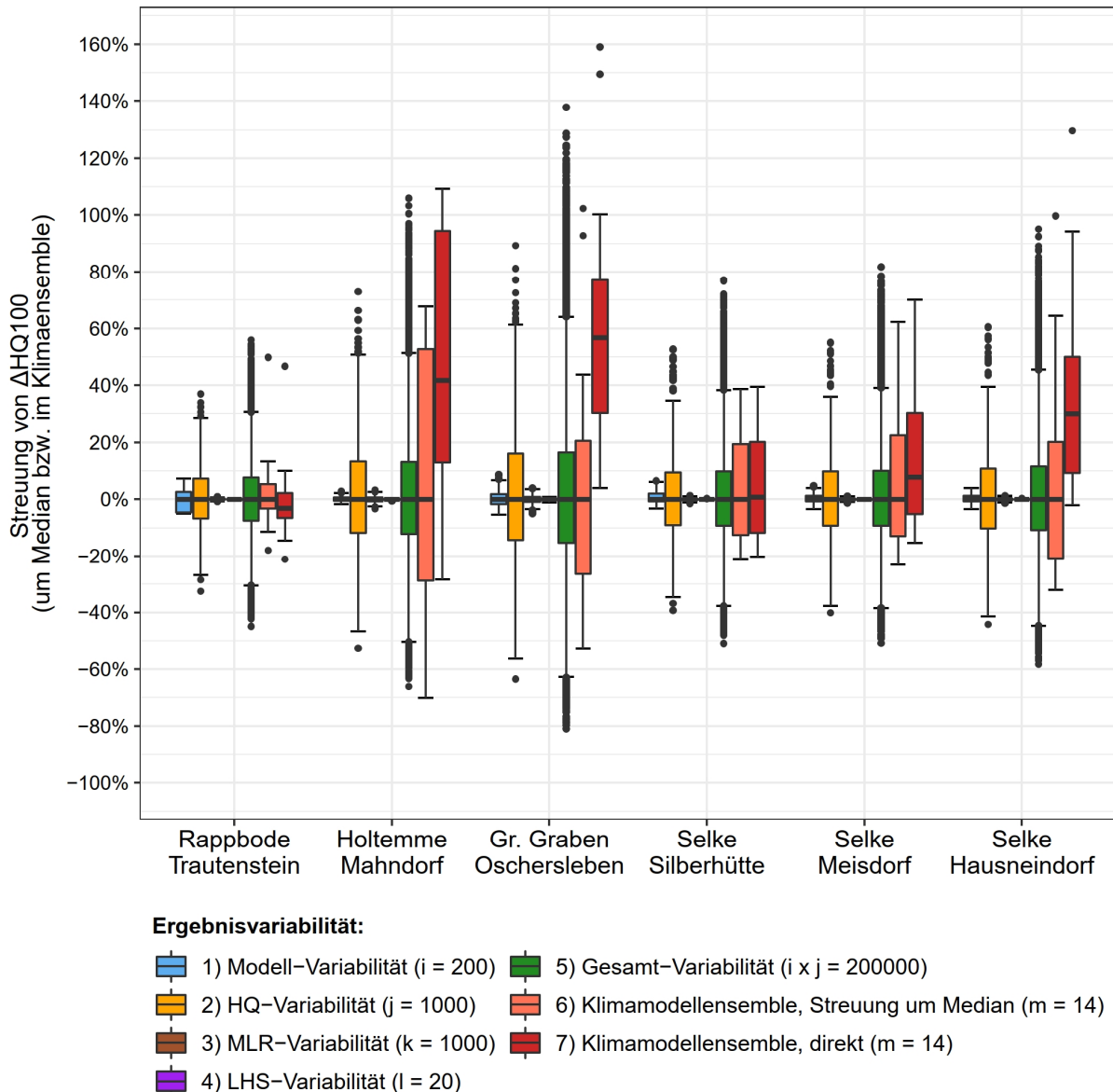


Abbildung 8.16: Variabilität des ΔHQ_{100} für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die ΔHQ -Streuungen um den Median für verschiedene Formen von Ergebnisvariabilität (1 bis 5), die ΔHQ -Streuungen um den Median (6) sowie die direkten ΔHQ des Klimaensembles (7).

Tabelle 8.10: Vergleich der Variabilität des Δ HQ100 für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die Streumaße IQA und STABW der Δ HQ-Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen der Ergebnisvariabilität (1 bis 5) im Vergleich mit den IQA und STABW der Δ HQ des Klimamodellensembles (6).

EZG (Abk.)	Streu-Maße	Modell-Variabilität [1]	HQ-Variabilität [2]	MLR-Variabilität [3]	LHS-Variabilität [4]	Gesamt-Variabilität [5]	Klimamodell-Ensemble [6]
Rapp-Traut.	IQA [%]	7.2%	14.2%	0.3%	0.1%	15.3%	8.7%
	STABW [%]	3.5%	10.7%	0.3%	0.1%	11.4%	15.8%
Holt-Mahn.	IQA [%]	1.1%	25.1%	1.3%	0.3%	25.4%	81.5%
	STABW [%]	0.9%	19.1%	1.0%	0.3%	19.0%	45.7%
GrGr.-Osch.	IQA [%]	3.5%	30.4%	1.8%	0.7%	31.7%	47.0%
	STABW [%]	2.8%	23.3%	1.4%	0.5%	23.8%	46.0%
Selke-Silb.	IQA [%]	2.8%	18.5%	0.6%	0.1%	19.0%	32.0%
	STABW [%]	2.3%	14.3%	0.4%	0.1%	14.1%	18.7%
Selke-Meis.	IQA [%]	1.9%	19.1%	0.5%	0.1%	19.4%	35.4%
	STABW [%]	1.5%	14.8%	0.4%	0.1%	14.5%	24.0%
Selke-Haus.	IQA [%]	2.1%	21.0%	0.6%	0.1%	22.6%	40.9%
	STABW [%]	1.5%	16.3%	0.4%	0.1%	16.8%	39.4%

IQA = Interquartilabstand STABW = Standardabweichung

Grafik und Tabelle zeigen, dass in den weiteren Einzugsgebieten MLR- und LHS-Variabilität ebenfalls vernachlässigbar gering sind. Die HQ-Variabilität liegt zudem deutlicher über der Modell-Variabilität, die teilweise selbst vernachlässigbar gering wird (z.B. Holtemme-Mahndorf mit IQA = 1.1 % und STABW = 0.9 %). Sowohl die Boxplots als auch die Streumaße weisen darauf hin, dass die HQ-Variabilität nur geringfügig kleiner als die Gesamt-Variabilität ist, jedoch sind bei letzterer größere Ausreißer zu beobachten. Derartige Ausreißer können auftreten, wenn stark einseitig auf die HQ-Werte wirkende Modellparameter mit einer Stichprobe aus vielen Extremwerten des HQ-Bootstraps kombiniert werden. Insgesamt liegt die Streuung mit Standardabweichungen von bspw. 19 % (Holtemme) und 23.8 % (Großer Graben) deutlich über denen im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein (11.4 %), das die kleinsten Werte aufweist. Hierbei tritt eine große Verfahrensvariabilität im Zusammenhang mit einer ebenfalls großen Klimamodellvariabilität auf. Gegenüber dem Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein, in dem jede Form der Ergebnisvariabilität vergleichsweise geringe Streuungen aufweist, ist in allen anderen

Untersuchungsgebieten festzustellen, dass die IQA und STABW des Klimamodellensembles deutlich über denen der Gesamt-Variabilität des Scenario-Free Verfahrens liegen. Die Boxplots zeigen, dass lediglich die Min/Max-Werte und Ausreißer der Gesamt-Variabilität die Entsprechungen des Klimamodellensembles überschreiten. Dies gilt unabhängig vom untersuchten Wiederkehrintervall T , wobei kleinere Intervalle für alle Formen der Ergebnisvariabilität insgesamt geringfügig kleinere Werte aufweisen. Ein weiterer Vergleich der IQA und STABW ist für das kleinste untersuchte Wiederkehrintervall $\Delta HQ10$ im Anhang O aufgeführt. Insgesamt ist die Mehrheit der dem Verfahren innewohnenden Variabilität geringer als die Mehrheit der simulierten Klimavariabilität, was positiv für die Anwendbarkeit des Verfahrens ist. Lediglich in seltenen Fällen sind stärkere Abweichungen vom Median festzustellen.

9 Zusammenfassende Schlussfolgerungen und Ausblick

Die Ergebnisse dieser Arbeit zur Entwicklung eines neuen Scenario-Free Verfahrens für HQ-Änderungen, basieren auf der Untersuchung von sechs Einzugsgebieten im Ostharz, die unter Verwendung langjähriger, meteorologischer Messungen und einem AR5-Klimamodell-ensemble des Szenarios RCP8.5 ermittelt wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass bei der Hochwassersimulation mit N-A-Modellen unter den Bedingungen des Verfahrens Modelle auf Tagesbasis gegenüber Modellen auf Stundenbasis auch in kleineren, mesoskaligen Einzugsgebieten angewendet werden können. Während die Simulationsergebnisse von Tagesmodellen die absoluten HQ-Werte unterschätzen, werden bei Wiederkehrintervallen $T \geq 10$ a die relativen HQ-Änderungen ohne signifikante Unterschiede zu Stundenmodellen abgebildet. Dies ermöglicht bei entsprechenden Fragestellungen die weniger rechenintensive Nutzung von Tagesmodellen, für die in der Regel Zeitreihen in größerem Umfang vorliegen.

Die Auswertung zur Anwendung des neu entwickelten Prädiktors Starkregenfaktor zeigt, dass dieser sowohl in der jährlichen als auch saisonalen Verfahrensweise in der Lage ist, die Starkregenverteilungen auf die vorgesehene Weise zu adjustieren. Aufgrund der Nutzung eines einzelnen Faktors zur Adjustierung einer zweiparametrischen Verteilung, können sich Ungenauigkeiten bei der Abbildung von bestimmten Änderungen der Starkregenverteilung ergeben. Entsprechend den Ergebnissen des untersuchten Ensembles werden diese jedoch nur als geringfügig eingeschätzt. Diese Aussagen treffen auf alle untersuchten Einzugsgebiete zu, die aufgrund ihrer räumlichen Nähe zueinander eine sehr ähnlich projizierte Änderungscharakteristik des Klimas aufweisen. Im untersuchten Ensemble sind zudem ausschließlich Starkregenfaktoren ≥ 1 vorhanden. Dies entspricht der häufig anzutreffenden Aussage von zunehmenden Starkregenereignissen im Zuge des Klimawandels, schränkt jedoch die Aussagefähigkeit der Güteuntersuchung des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens für den Fall zukünftig abnehmender Starkregenprojektionen ein. Die Ergebnisse zum Massenbilanzausgleich zeigen, dass der entwickelte Algorithmus diesen sowohl in der jährlichen als auch saisonalen Variante auf die vorgesehene Weise vornehmen kann. Insgesamt werden die Starkregenadjustierung und der Massenbilanzausgleich als funktionsfähig und anwendbar beurteilt.

Der Seasonal Scaling Ansatz, der auf Basis von der Änderungscharakteristik von GCM des AR4 für den Bereich Großbritannien entwickelt wurde, wird für diese Untersuchung an die Verhältnisse der GCM-RCM-Ketten des AR5 im Harz adaptiert. Die Ergebnisse zeigen, dass die Klima-Änderungscharakteristik, die durch den Ansatz beschrieben wird, mittels zweiphasiger und einphasiger Harmonischer der Temperatur und des Niederschlags abgebildet werden kann, wenngleich dies bei Anwendung einer einphasigen Harmonischen mit einem gewissen Genauigkeitsverlust verbunden ist. Die Vereinfachungen des Prudhomme-Verfahrens (PRUDHOMME et al., 2010) können in Anwendung gebracht werden, jedoch ist eine Adaption der Niederschlagsparameter und der verwendeten Temperatur-szenarien an die lokalen Verhältnisse der Klima-Änderungscharakteristik des AR5 notwendig. Die entwickelten Reaktionsflächen zeigen für jedes Einzugsgebiet ein charakteristisches Änderungsverhalten hinsichtlich der saisonalen Parameter, wobei die Selke-Gebiete die größte Ähnlichkeit zueinander aufweisen. Insgesamt kann das auf die lokalen Verhältnisse adaptierte Prudhomme-Verfahren für einen Gütevergleich mit dem neu entwickelten Scenario-Free Verfahren verwendet werden.

Der Nachweis der Funktionsfähigkeit des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens mit Ersatzmodell erfolgt anhand der untersuchten Einzugsgebiete für den in Kapitel 8.3.1 aufgeführten Anwendungsbereich der Prädiktoren. Die Ergebnisse zeigen, dass die Voraussetzung für die Anwendung einer Multiplen Linearen Regression (MLR), die als Ersatzmodell das Verfahren überhaupt erst praktikabel nutzbar macht, erfüllt sind. Es kann jedoch nicht ausgeschlossen werden, dass außerhalb des untersuchten Anwendungsbereichs oder in Einzugsgebieten mit abweichendem Reaktionsverhalten, die zugrundeliegende Linearitätsannahme keine Gültigkeit hat. In diesem Fall ist eine Teilung des Anwendungsbereichs mit jeweils verschiedenen Ersatzmodellen in der Form notwendig, dass für jeden Bereich die Linearitätsannahme erfüllt wird (abschnittsweise Linearisierung). Alternativ wäre die Anwendung eines anderen, nichtlinearen Ersatzmodells möglich. Die Ergebnisse der MLR verdeutlichen, dass in allen Einzugsgebieten der Prädiktor der mittleren Niederschlagsänderung den größten Einfluss auf HQ-Änderungen hat. Danach schließt sich der Starkregenfaktor an. Die Wirkung des Prädiktors der mittleren Temperaturänderung ist in den meisten Fällen äußerst gering. Welcher Prädiktor bzw. Regressor mit der HQ-Änderung korreliert, wie stark die Korrelation und wie robust der Regressor ist, ist stark vom Verhalten des Einzugsgebietes abhängig. Eine geringe oder nicht nachweisbare Korrelation schließt nicht aus, dass die zugrundeliegende Größe (z.B. Temperatur) keinen Einfluss auf den Hochwasserprozess nimmt. Vielmehr ist anzunehmen, dass die Wirkung des konkreten

Prädiktors nur von untergeordneter Bedeutung für die mittleren Verhältnisse ist. Es kann vermutet werden, dass insbesondere der Temperaturprädiktor ein hohes Potenzial besitzt, Veränderungen in den Winterhochwassern zu beschreiben, dieser jedoch dafür im verwendeten Verfahren präziser auf die zeitlich hochaufgelösten Hochwasserbildungsprozesse wirken muss. Insgesamt wird der mit der Nachschaltung eines Ersatzmodells zu erwartende Genauigkeitsverlust des Verfahrens als gering ermittelt. Dabei ist es unerheblich, ob Einzelgleichungen für jedes Wiederkehrintervall der HQ-Änderungen verwendet werden oder aus diesen eine praktikabler anwendbare Gesamtgleichung gebildet wird.

Die Ergebnisse zur Bestimmung der Verfahrensgenauigkeit und der Verfahrensvariabilität zeigen, dass sich diese für verschiedene Wiederkehrintervalle nur geringfügig unterscheiden, größere Unterschiede jedoch zwischen den Einzugsgebieten bestehen. Im Vergleich verschiedener Verfahren ist die im Allgemeinen größte Genauigkeit, d.h. Übereinstimmung mit dem als Referenz geltenden Scenario-Led Ansatz, beim neu entwickelten Scenario-Free Verfahren festzustellen. Teilweise treten jedoch noch deutliche Unterschiede zur Referenz auf. Dies kann auf mehrere Ursachen zurückgeführt werden. Im Allgemeinen ist der Scenario-Free Ansatz gegenüber dem Scenario-Led Ansatz weniger komplex, da er sich aufgrund der beschränkten Anzahl an Verfahrensprädiktoren auf eine geringere Zahl hydrologischer Prozesse und Zusammenhänge beschränkt. Eine weitere Genauigkeitserhöhung kann unter Einbeziehung weiterer Prädiktoren erfolgen, die z.B. Einfluss auf die Schmelzprozesse, Niederschlagshäufigkeit oder andere Parameter der Niederschlagsstatistik nehmen. Inwiefern dies jedoch wirksame Änderungen nach sich zieht, ist von der Charakteristik des Einzugsgebiets abhängig. Eine Zunahme der Komplexität ist im Scenario-Free Ansatz nur begrenzt möglich und sinnvoll abbildbar, da ein praktisch nutzbares Ersatzmodell die Anwendbarkeit limitiert. Die Ergebnisse zeigen jedoch, dass die wenigen verwendeten Prädiktoren und ihre Anwendung im neu entwickelten Scenario-Free Verfahren, bereits eine gute Näherung an die Ensemble-Mittelwerte des Scenario-Led Ansatzes bewirken, sodass im Mittel nur noch vergleichsweise geringe Abweichungen auftreten. Die konkrete Abbildung jedes Ensemble-Mitglieds weist größere Abweichungen auf. Dies ist u.a. darauf zurückzuführen, dass jede Klimamodellkette spezifische und komplexe Änderungen der hydrologischen Prozesse aufweist. Das Verfahren kann jedoch nur einen generellen Änderungsprozess abbilden, der auf die verwendeten und allgemein für den Klimawandel und die lokalen Hochwasserbildungsprozesse als maßgeblich angenommenen Prädiktoren beschränkt bleibt. Insgesamt kann im neu entwickelten Verfahren eine

Güteverbesserung gegenüber dem bestehenden Seasonal Scaling Ansatz festgestellt werden. Die Genauigkeit beider Methodiken hängt jedoch sowohl von der Anfälligkeit des jeweiligen Einzugsgebiets auf die in Ansatz gebrachten klimatischen Veränderungen als auch von der Art der Klimaveränderungen selbst ab. Dies hat zur Konsequenz, dass auch bei Betrachtung einer konkreten Zielgröße, ein Verfahren nicht allgemein als besser oder schlechter als ein anderes bewertet werden sollte. Der Großteil der Verfahrensvariabilität des neu entwickelten Scenario-Free Verfahrens, die durch die Unsicherheit der Eingangsgrößen und durch verfahrensbedingte Annahmen entsteht, ist entsprechend der Untersuchungsergebnisse als geringer einzuschätzen, als die Klimavariabilität des untersuchten Modellensembles. Im Verfahren werden jedoch auch Ausreißer festgestellt, die die Klimavariabilität überschreiten. Im Allgemeinen besteht hinsichtlich einer Reduktion der Ergebnisvariabilität des Verfahrens das größte Potenzial in einer Verbesserung der HQ-Schätzung. Alle anderen identifizierten Formen der Ergebnisvariabilität sind von untergeordneter Bedeutung. Hier kann ggf. die Verwendung deutlich längerer Zeitreihen oder eine Abkehr von der Anwendung einer zeitlich begrenzten Mess- bzw. Simulationszeitreihe und der Ansatz synthetischer Zeitreihen zielführend sein, die Ergebnisvariabilität des Verfahrens zu reduzieren, wenngleich dies mit einem deutlich höheren Berechnungsaufwand verbunden wäre.

Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass die bisher in Scenario-Free Verfahren häufig erfolgte Reduzierung auf wenige Prädiktoren ohne Validierung der Verfahrensergebnisse erhebliche Abweichungen gegenüber genauer ermittelten Wirkungen von Klimaänderungen zur Folge haben können. Das neu entwickelte Verfahren weist in seiner vorhandenen Form geringere Abweichungen als die untersuchten Varianten des Vergleichsverfahrens auf, es bleiben jedoch noch deutliche Unterschiede bestehen. Es liegt nahe, dass durch die Berücksichtigung weiterer oder durch die Anpassung bestehender Prädiktoren noch Verbesserungen erzielt werden können. Gegenüber der Adjustierung von Tagesniederschlägen mittels Starkregenfaktor zur Modifikation der Starkregenverteilung kann ggf. gezielt Einfluss auf umliegende Ereignisse, bspw. durch Adjustierung der Nass- und Trockentage genommen werden. Sollten mit höherer Rechenkapazität auch zeitlich höher aufgelöste Simulationen praktikabel anwendbar werden, so ergibt sich ebenso Potenzial in der Adjustierung von verschiedenen Dauerstufen oder anderen Eigenschaften der Starkregenverteilung. Die damit erzielbaren Verbesserungen werden jedoch als begrenzt eingeschätzt. Die im neu entwickelten, aber auch in bereits bestehenden Scenario-Free Verfahren untersuchten Temperaturprädiktoren haben in der verwendeten Form nur einen untergeordneten Einfluss auf die untersuchten HQ-Werte, was vermutlich auch auf die für Abflussprozesse vergleichsweise weniger

bedeutsame Reduktion auf mittlere Temperaturänderungen zurückzuführen ist. Insbesondere für Abflussbildungsprozesse in der Wintersaison kann ein größeres Potenzial in der Berücksichtigung zeitlich oder prozessbezogen höher aufgelöster Temperaturprädiktoren vermutet werden, die einen größeren Einfluss auf Schneeakkumulations- und Schmelzprozesse nehmen.

Die Verwendung einer größeren Zahl von Prädiktoren wird nicht nur durch die vorhandene Rechenkapazität, sondern auch durch die bisher übliche Praxis der Verwendung einer grafischen Reaktionsfläche beschränkt. Durch das in dieser Arbeit verwendete, rechnerische Ersatzmodell der MLR kann auch bei einer höheren Anzahl von Prädiktoren eine ausreichend genaue Abbildung der Zielgrößen ermöglicht werden. Die zugrundeliegende, vereinfachende Annahme der Linearität zwischen den Prädiktoren und der Zielgröße ist jedoch auf den begrenzten Untersuchungsrahmen beschränkt und gilt nicht zwingend bei Verwendung anderer Prädiktoren oder in Gebieten mit komplett abweichender Abflusscharakteristik. Daher wäre es für die zukünftige Forschung im Feld der Scenario-Free Verfahren vorteilhaft, wenn andere Ersatzmodelle gefunden werden, die abweichend von der Linearitätsannahme die Implementierung einer größeren Zahl von Prädiktoren zulassen. Gegebenenfalls können entsprechende Fortschritte bei der Verwendung von künstlicher Intelligenz, wie neuronalen Netzen, erzielt werden, die auch nichtlineare Abhängigkeiten beschreiben können.

Es ist davon auszugehen, dass die Fähigkeit existierender Scenario-Free Verfahren, die Auswirkungen von Klimaänderungen mit ausreichender Genauigkeit zu beschreiben, von der Charakteristik des untersuchten Einzugsgebiets und den für die Region projizierten klimatischen Änderungen abhängt. Dabei können die Prädiktoren eines spezifischen Verfahrens auf die Zielgröße eines untersuchten Einzugsgebiets nur einen untergeordneten Einfluss haben oder nicht in der Lage sein, die maßgebenden, lokalen Änderungen durch den projizierten Klimawandel abzubilden. Zur Auflösung dieser Problematik könnte ein Entscheidungsansatz entwickelt werden, der auf Grundlage von Gebietseigenschaften und der örtlichen Klimacharakteristik ein vorrangig zu verwendendes Scenario-Free Verfahren postuliert. Ebenfalls, jedoch wiederum unter Einsatz erhöhter Rechenleistung, ist die Weiterentwicklung bestehender oder die Entwicklung neuer Verfahren denkbar, in denen eine flexible Anzahl von Prädiktoren eingeht. Dies könnte unter Einbeziehung verschiedener synthetischer Zeitreihen erfolgen, in denen gleichzeitig die Wirkung einer großen Anzahl variabler Prädiktoren berücksichtigt werden kann. Die konkret eingehenden Prädiktoren

könnten entsprechend der vorliegenden Gebiets- oder Klimacharakteristik in einem Entscheidungsansatz gewählt werden.

Scenario-Free Verfahren besitzen gegenüber dem Scenario-Led Verfahren eine hohe Flexibilität hinsichtlich der sich stetig ändernden Erkenntnisse zum Klimawandel, können bei einmaliger Aufstellung der Ersatzmodelle auf einfache Weise für verschiedene Fragestellungen angewendet werden und besondere Charakteristika von Untersuchungsgebieten aufzeigen. Diese Arbeit leistet neben davon unabhängig nutzbaren Erkenntnissen in der Modellierung von HQ-Änderungen und der Adjustierung von Starkniederschlägen einen wissenschaftlichen Beitrag auf dem Feld der Scenario-Free Forschung. Durch weitere Untersuchungen zur Aufstellung flexiblerer Verfahren und effektiveren Ersatzmodellen können bestehende Nachteile gegenüber dem Scenario-Led Verfahren reduziert und das Einsatzgebiet von Scenario-Free Verfahren vergrößert werden.

Literaturverzeichnis

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. & Smith, M. (1998). *Crop Evapotranspiration - Guidelines for Computing Crop Water Requirements - FAO Irrigation and Drainage Paper 56*. FAO - Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy.
- Asadzadeh, M. & Tolson, B. (2013). Pareto archived dynamically dimensioned search with hypervolume-based selection for multi-objective optimization. *Engineering Optimization*, 45(12), 1489-1509. <http://dx.doi.org/10.1080/0305215X.2012.748046>
- ATV-DVWK-M 504 (2002). Verdunstung in Bezug zu Landnutzung, Bewuchs und Boden. *ATV-DVWK Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V.*, Hennef, September 2002.
- Beven, K. (2001). *Rainfall-Runoff modelling. The Primer*. John Wiley and Sons, 101-132. Chichester, UK.
- Beven, K. (2021). An epistemically uncertain walk through the rather fuzzy subject of observation and model uncertainties. *Hydrological Processes*, 35:e14012. <https://doi.org/10.1002/hyp.14012>
- Beven, K. & Binley, A. (1992). The Future of distributed models: Model calibration and uncertainty Prediction. *Hydrological Processes*, 6(3), 279-298. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360060305>
- Beven, K. & Binley, A. (2014). GLUE: 20 years on. *Hydrological Processes*, 28(24), 5897-5918. <https://doi.org/10.1002/hyp.10082>
- Beylich, M., Haberlandt, U. & Reinstorf, F. (2021). Daily vs. hourly simulation for estimating future flood peaks in mesoscale catchments. *Hydrology Research*, 52(4), 821-833. <https://doi.org/10.2166/nh.2021.152>
- BKG (2015). Digitales Geländemodell Gitterweite 200 m DGM200. Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG). GeoBasis-DE / BKG 2015.
- BKG (2016). CORINE Land Cover 10 ha CLC10 (2012). Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG). GeoBasis-DE / BKG 2016.
- Boyle, D.P., Gupta, H.V., Sorooshian, S., Koren, V., Zhang, Z. & Smith, M. (2001). Toward improved streamflow forecasts: value of semidistributed modeling. *Water Resources Research*, 37(11), 2749-2759. <https://doi.org/10.1029/2000WR000207>
- Brown, C. & Wilby, R.L. (2012). An alternate approach to assessing climate risks. *Eos*, 93(41), 401-412. <https://doi.org/10.1029/2012EO410001>

- Cannon, A., Sobie, S.R. & Murdock, T.Q. (2015). Bias Correction of GCM Precipitation by Quantile Mapping: How Well Do Methods Preserve Changes in Quantiles and Extremes? *Journal of Climate*, 28(17), 6938-6959. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00754.1>
- Carnell, R. (2020). *lhs: Latin Hypercube Samples*. Version 1.1.1 (05.10.2020). cran.r-project. <https://cran.r-project.org/package=lhs> (letzter Zugriff: 18.06.2022)
- Chen, B., Krajewski, W.F., Liu, F., Fang, W. & Xu, Z. (2017). Estimating instantaneous peak flow from mean daily flow. *Hydrology Research*, 48(6), 1474–1488. <https://doi.org/10.2166/nh.2017.200>
- DiFrancesco, K., Gitelman, A. & Purkey, D. (2020). Bottom-Up Assessment of Climate Risk and the Robustness of Proposed Flood Management Strategies in the American River, CA. *Water*, 12(3), 907. <https://doi.org/10.3390/w12030907>
- Ding, J., Haberlandt, U. & Dietrich, J. (2015). Estimation of the instantaneous peak flow from maximum daily flow: a comparison of three methods. *Hydrology Research*, 46(5), 671–688. <https://doi.org/10.2166/nh.2014.085>
- Ding, J., Wallner, M., Müller, H. & Haberlandt, U. (2016). Estimation of instantaneous peak flows from maximum mean daily flows using the HBV hydrological model. *Hydrological Processes*, 30(9), 1431–1448. <https://doi.org/10.1002/hyp.10725>
- DWA-A 531 (2012). Starkregen in Abhängigkeit von Wiederkehrzeit und Dauer. *DWA Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V.*, Hennef, September 2012.
- DWA-M 552 (2012). Ermittlung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten. *DWA Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V.*, Hennef, August 2012.
- Efstratiadis, A. & Koutsoyiannis, D. (2010). One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: A review. *Hydrological Sciences Journal*, 55(1), 58-78. <https://doi.org/10.1080/02626660903526292>
- Ehret, U., Zehe, E., Wulfmeyer, V., Warrach-Sagi, K. & Liebert, J. (2012). HESS opinions: “Should we apply bias correction to global and regional climate model data?” *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3391–3404. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3391-2012>
- EURO-CORDEX (o. D.). *EURO-CORDEX - Coordinated Downscaling Experiment - European Domain*. <https://euro-cordex.net/index.php.en> (letzter Zugriff: 03.07.2022)
- Ficchi, A., Perrin, C. & Andréassian, V. (2016). Impact of temporal resolution of inputs on hydrological model performance: an analysis based on 2400 flood events. *Journal of Hydrology*, 538, 454-470. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.04.016>

- Förster, K., Hanzer, F., Winter, B., Marke, T. & Strasser, U. (2016). An open-source MEteoroLogical observation time series DISaggregation Tool (MELODIST v0.1.1). *Geoscientific Model Development*, 9(7), 2315-2333. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-2315-2016>
- Gabellani, S., Boni, G, Ferraris, L, von Hardenberg, J. & Provenzale, A. (2007). Propagation of uncertainty from rainfall to runoff: A case study with a stochastic rainfall generator. *Advances in Water Resources*, 30(10), 2061–2071. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2006.11.015>
- Guo, D., Westra, S. & Maier, H.R. (2017). Use of a scenario-neutral approach to identify the key hydro-meteorological attributes that impact runoff from a natural catchment. *Journal of Hydrology*, 554, 317-330. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.09.021>
- Guo, D., Westra, S. & Maier, H.R. (2018). An inverse approach to perturb historical rainfall data for scenario-neutral climate impact studies. *Journal of Hydrology*, 556, 877-890. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.03.025>
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K. & Guillermo, F.M. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377, 80-91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Haberlandt, U. & Radtke, I. (2014). Hydrological model calibration for derived flood frequency analysis using stochastic rainfall and probability distributions of peak flows. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(1), 353–365. <https://doi.org/10.5194/hess-18-353-2014>
- Haberlandt, U. & Sester, M. (2010). Areal rainfall estimation using moving cars as rain gauges – a modelling study. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(7), 1139–1151. <https://doi.org/10.5194/hess-14-1139-2010>
- Haberlandt, U., van der Heijden, S., Verworn, A., Berndt, C., Dietrich, J., Wallner, M. & Krause, F. (2015). *Regionalisierung von Klimabeobachtungsdaten und WETTREG-Szenarien für Niedersachsen als Grundlage für mittel- bis großskalige Modellierungen*. Technischer Bericht. Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie & Landwirtschaftlichen Wasserbau, Leibniz Universität Hannover.
- IPCC (2007). *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor & H.L. Miller (Hrsg.)]. Cambridge University Press, Cambridge, Vereinigtes Königreich und New York, NY, USA.

- IPCC (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex & P.M. Midgley (Hrsg.)]. Cambridge University Press, Cambridge, Vereinigtes Königreich und New York, NY, USA.
- IPCC (2014). *Zusammenfassung für politische Entscheidungsträger. In: Klimaänderung 2014: Synthesebericht. Beitrag der Arbeitsgruppen I, II und III zum Fünften Sachstandsbericht des Zwischenstaatlichen Ausschusses für Klimaänderungen* [Hauptautoren, R.K. Pachauri & L.A. Meyer (Hrsg.)]. IPCC, Genf, Schweiz. Deutsche Übersetzung durch Deutsche IPCC-Koordinierungsstelle, Bonn 2015.
- IPCC (2021a). *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, & B. Zhou (Hrsg.)]. Cambridge University Press, Cambridge, Vereinigtes Königreich und New York, NY, USA.
- IPCC (2021b). *Zusammenfassung für die politische Entscheidungsfindung. In: Naturwissenschaftliche Grundlagen. Beitrag von Arbeitsgruppe I zum Sechsten Sachstandsbericht des Zwischenstaatlichen Ausschusses für Klimaänderungen* [Masson-Del-motte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, & B. Zhou (Hrsg.)]. In Druck. Deutsche Übersetzung auf Basis der Druckvorlage, Oktober 2021. Deutsche IPCC-Koordinierungsstelle, Bonn; Akademie der Naturwissenschaften Schweiz SCNAT, ProClim, Bern; Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie, Wien, Oktober 2021.
- IPCC (2022). *Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)*. <https://www.ipcc.ch/about/> (letzter Zugriff: 04.07.2022)
- Keller, L., Rössler, O., Martius, O. & Weingartner, R. (2019). Comparison of scenario-neutral approaches for estimation of climate change impacts on flood characteristics. *Hydrological Processes*, 33(4), 535-550. <https://doi.org/10.1002/hyp.13341>
- Kim, D., Chun, J.A. & Aikins, C.M. (2018). An hourly-scale scenario-neutral flood risk assessment in a mesoscale catchment under climate change. *Hydrological Processes*, 32(22), 3416-3430. <https://doi.org/10.1002/hyp.13273>
- Kyselý, J. (2008). A Cautionary Note on the Use of Nonparametric Bootstrap for Estimating Uncertainties in Extreme-Value Models. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47(12), 3236-3251. <https://doi.org/10.1175/2008JAMC1763.1>

- Le Treut, H., Somerville, R., Cubasch, U., Ding, Y., Mauritzen, C., Mokssit, A., Peterson, T. & Prather, M. (2007). *Historical Overview of Climate Change*. In: *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor & H.L. Miller (Hrsg.)]. Cambridge University Press, Cambridge, Vereinigtes Königreich und New York, NY, USA.
- Linke, C. (2017). *Leitlinien zur Interpretation regionaler Klimamodelldaten des Bund-Länder-Fachgespräches „Interpretation regionaler Klimamodelldaten“*. Essen, Oktober 2017.
- Linke, C. (2020). *Leitlinien zur Interpretation regionaler Klimamodelldaten des Bund-Länder-Fachgespräches „Interpretation regionaler Klimamodelldaten“*. Potsdam, November 2020.
- Matott, L.S. (2017). *OSTRICH: An Optimization Software Tool, Documentation and User's Guide, Version 17.12.19*. Technischer Bericht. University at Buffalo Center for Computational Research, Dezember 2019. www.eng.buffalo.edu/~lsmatott/Ostrich/OstrichMain.html (letzter Zugriff: 03.07.2022)
- McKay, M.D., Beckman, R.J. & Conover, W.J. (1979). A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. *Technometrics*, 21(2), 239-245. <https://doi.org/10.2307/1268522>
- Merz, B. & Thielen, A.H. (2005). Separating natural and epistemic uncertainty in flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, 309, 114-132. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.11.015>
- Montanari, A. (2007). What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology. *Hydrological Processes*, 21(6), 841-845. <https://doi.org/10.1002/hyp.6623>
- Mudelsee, M., Chirila, D., Deutschländer, T., Döring, C., Haerter, J., Hagemann, S., Hoffmann, H., Jacob, D., Krahé, P., Lohmann, G., Moseley, C., Nilson, E., Panferov, O., Rath, T. & Tinz, B. (2010). *Climate Model Bias Correction und die Deutsche Anpassungsstrategie*. <https://www.researchgate.net/publication/257137660> (letzter Zugriff: 04.07.2022)
- Müller, H. & Haberlandt, U. (2015). Temporal Rainfall Disaggregation with a Cascade Model: From Single-Station Disaggregation to Spatial Rainfall. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20(11). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001195](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001195)
- Müller, T., Mosthaf, T., Gunzenhauser, S., Seidel, J. & Bárdossy, A. (2019). *Grundlagenbericht Niederschlags-Simulator (NiedSim) Version 3s (SYNOPSEII)*. Technischer Bericht. Institut für Wasser- und Umweltsystemmodellierung (IWS), Universität Stuttgart.

- Müller-Thomy, H., Wallner, M. & Förster, K. (2018). Rainfall disaggregation for hydrological modeling: is there a need for spatial consistence? *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(10), 5259-5280. <https://doi.org/10.5194/hess-22-5259-2018>
- Nazemi, A. & Wheeler, H.S. (2014). Assessing the Vulnerability of Water Supply to Changing Streamflow Conditions. *Eos*, 95(32), 288-288. <https://doi.org/10.1002/2014EO320007>
- Nazemi, A., Wheeler, H.S., Chun, K.P. & Elshorbagy, A. (2013). A stochastic reconstruction framework for analysis of water resource system vulnerability to climate-induced changes in river flow regime. *Water Resources Research*, 49(1), 291-305. <https://doi.org/10.1029/2012WR012755>
- NLWKN (2017). *Globaler Klimawandel. Wasserwirtschaftliche Folgenabschätzung für das Binnenland. Gesamtbericht des Projektes KliBiW. Themenbereich Hochwasser. Oberirdische Gewässer, Band 41. Niedersächsischer Landesbetrieb für Wasserwirtschaft, Küsten- und Naturschutz, Norden, September 2017.*
- Olsson, J. (1998). Evaluation of a scaling cascade model for temporal rainfall disaggregation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2, 19-30. <https://doi.org/10.5194/hess-2-19-1998>
- Paschalis, A., Fatichi, S., Molnar, P., Rimkus, S. & Burlando, P. (2014). On the effects of small scale space-time variability of rainfall on basin flood response. *Journal of Hydrology*, 514, 313-327. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.014>
- Pechlivanidis, I.G., Jackson, B.M., McIntyre, N.R., and Wheeler, H.S. (2011). Catchment scale hydrological modelling: a review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. *Global NEST Journal*, 13(3), 193-214. <https://doi.org/10.30955/gnj.000778>
- Prudhomme, C., Wilby, R.L., Crooks, S., Kay, A.L. & Reynard, N.S. (2010). Scenario-neutral approach to climate change impact studies: Application to flood risk. *Journal of Hydrology*, 390, 198-209. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.043>
- Prudhomme, C., Crooks, S., Kay, A.L. & Reynard, N.S. (2013a). Climate change and river flooding: Part 1 Classifying the sensitivity of British catchments. *Climatic Change*, 119, 933-948. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0748-x>
- Prudhomme, C., Crooks, S., Kay, A.L. & Reynard, N.S. (2013b). Climate change and river flooding: Part 2 sensitivity characterisation for british catchments and example vulnerability assessments. *Climatic Change*, 119, 949-964. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0726-3>
- Sivapalan, M., Blöschl, G., Zhang, L. & Vertessy, R. (2003). Downward approach to hydrological prediction. *Hydrological Processes*, 17(11), 2101-2111. <https://doi.org/10.1002/hyp.1425>

- Steinschneider, S. & Brown, C. (2013). A Semiparametric Multivariate, Multisite Weather Generator with Low-Frequency Variability for Use in Climate Risk Assessments. *Water Resources Research*, 49(11), 7205-7220. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20528>
- Viglione, A., Chirico, G.B., Komma, J., Woods, R., Borga, M. & Blöschl, G. (2010). Quantifying space-time dynamics of flood event types. *Journal of Hydrology*, 394, 213-229. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.05.041>
- Vormoor, K., Rössler, O., Bürger, G., Bronstert, A. & Weingartner, R. (2017). When timing matters-considering changing temporal structures in runoff response surfaces. *Climatic Change*, 142, 213-226. <https://doi.org/10.1007/s10584-017-1940-1>
- Vrugt, J. (2016). *MANUAL Multi-criteria Optimization Using the AMALGAM Software Package: Theory, Concepts, and MATLAB Implementation*. Technischer Bericht, März, 2016. <https://www.researchgate.net/publication/299458251> (letzter Zugriff: 03.07.2022)
- Wallner, M., Haberlandt, U. & Dietrich, J. (2013). A one-step similarity approach for the regionalization of hydrological model parameters based on Self-Organizing Maps. *Journal of Hydrology*, 494, 59-71. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.04.022>
- Wheater, H.S., Jakeman, A.J., Beven, K.J., Beck, M.B. & McAleer, M.J. (1993). *Progress and directions in rainfall-runoff modelling*. Modelling change in environmental systems, 101-132. Wiley.
- Wilby, R.L. & Dessai, S. (2010). Robust Adaptation to climate change. *Weather*, 65(7), 180-185. <https://doi.org/10.1002/wea.543>
- Wilks, D.S. (2006). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* (2. Auflage). Elsevier. Burlington, USA.
- Willems, W. & Min, A. (2019). Betrachtungen zur Genauigkeit und Präzision in der Starkniederschlagsstatistik. *Korrespondenz Wasserwirtschaft*, 12(6), 348ff. <https://doi.org/10.3243/kwe2019.06.003>
- Wooldridge, J.M. (2009). *Introductory Econometrics: A modern approach* (5. Auflage). South-Western. Mason, USA.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V. & Sorooshian, S. (1998). Multi-objective global optimization for hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 204, 83-97. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(97\)00107-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00107-8)

Anhang

ANHANG A: Nebenbetrachtungen zur Wirkung von ET_0 -Variationen auf die jährlichen Maximalhochwasser Q_{max}	144
ANHANG B: Gemessene und simulierte Hydrographen (Tagesmodelle) nach Untersuchungsgebiet	145
ANHANG C: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse der Stundenmodelle nach Untersuchungsgebiet	148
ANHANG D: Vergleich der Modellsätze D und H (Ensemble-Ergebnisse, absolut).....	151
ANHANG E: Vergleich der Modellsätze D und H (Ensemble-Ergebnisse, relativ)	154
ANHANG F: P-Werte eines t-Test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten der Modellsätze D und H aller Gebiete und Wiederkehrintervalle	157
ANHANG G: Gütemaße der Starkregenverteilungen vor und nach Adjustierung	159
ANHANG H: Reaktionsflächen der T-Szenarien für Rappbode-Trautenstein	162
ANHANG I: T-gemittelte Reaktionsflächen der Untersuchungsgebiete	163
ANHANG J: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse nach ΔHQ	165
ANHANG K: Bestimmungsgleichungen der Untersuchungsgebiete.....	169
ANHANG L: HQ-Änderungen der Untersuchungsgebiete (Verfahrensvergleich)	172
ANHANG M: Gütevergleich der HQ-Änderungen des Klimaensembles.....	175
ANHANG N: Ergebnisvariabilität des Verfahrens nach Untersuchungsgebiet.....	176
ANHANG O: Variabilitätsvergleich der HQ-Änderungen des Klimaensembles	179

Anhang A: Nebenbetrachtungen zur Wirkung von ET_0 -Variationen auf die jährlichen Maximalhochwasser Q_{max}

Anhang A.1: Änderung der jährlichen Maximalhochwassers Q_{max} bei Variation der mittleren, täglichen Grasreferenzverdunstung ET_0 am Pegel Trautenstein (Rappbode). Aufgeführt sind die Ergebnisse der Tagessimulation.

Hydrol. Jahr	Änderung von Q_{max} bei mittl. Änderung von ET_0 um					
	-20% [%]	-10% [%]	-5% [%]	+5% [%]	+10% [%]	+20% [%]
2005	1.86	0.77	0.39	-0.39	-0.77	-1.53
2006	2.53	1.04	0.53	-0.53	-1.04	-2.06
2007	1.96	0.81	0.40	-0.40	-0.82	-1.62
2008	1.79	0.73	0.36	-0.37	-0.75	-1.48
2009	2.27	0.92	0.45	-0.48	-0.95	-1.90
2010	2.75	1.14	0.57	-0.57	-1.15	-2.28
2011	2.15	0.71	0.21	-0.18	-0.37	-0.74
2012	1.56	0.64	0.32	-0.32	-0.64	-1.30
2013	1.12	0.46	0.24	-0.23	-0.46	-0.93
2014	3.22	1.31	0.66	-0.66	-1.34	-2.63
MIN	1.12	0.46	0.21	-0.66	-1.34	-2.63
MW	2.12	0.85	0.41	-0.41	-0.83	-1.65
MAX	3.22	1.31	0.66	-0.18	-0.37	-0.74

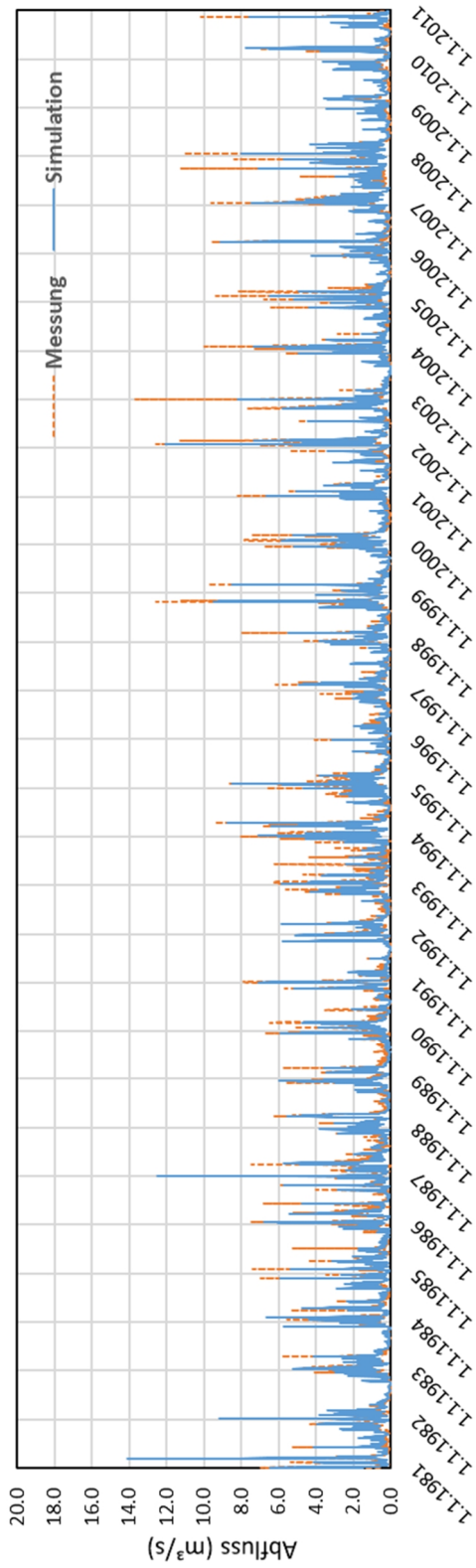
Anhang A.2: Änderung der jährlichen Maximalhochwassers Q_{max} bei Ansatz einer tageszyklischen ET_0 gegenüber einer auf den Tag gleichverteilten $ET_{0,ident}$ am Pegel Trautenstein (Rappbode). Aufgeführt sind die Ergebnisse der Stundensimulation.

Hydrol. Jahr	Änderung von Q_{max} bei Auftreten von	
	$ET_{0,max}$ um 14 Uhr [%]	$ET_{0,max}$ um 16 Uhr [%]
2005	-0.09	-0.07
2006	0.15	0.23
2007	-0.02	-0.01
2008	-0.02	-0.02
2009	0.04	0.04
2010	0.13	0.11
2011	0.01	-0.04
2012	0.11	0.07
2013	-0.29	-0.31
2014	-0.06	-0.14
MIN	-0.29	-0.31
MW	0.00	-0.01
MAX	0.15	0.23

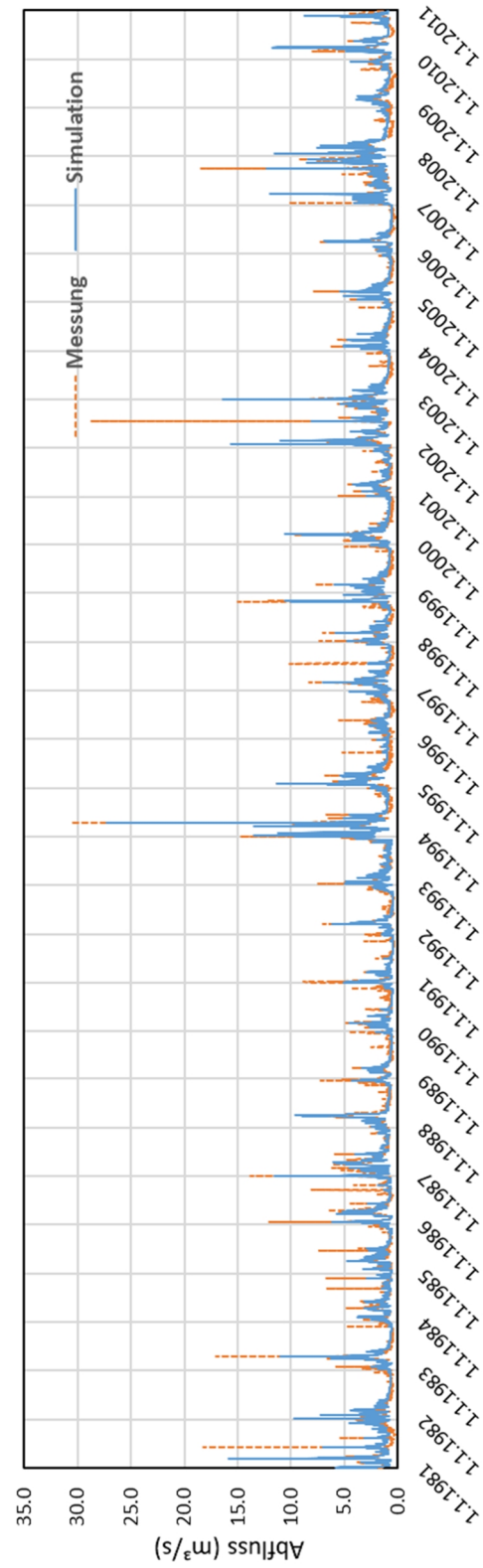
Anmerkung: Tageszyklus realisiert über Cosinusschwingung mit $ET_{0,min} = 0 \text{ mm}$ und $ET_{0,max} = 2 \cdot ET_{0,ident}$

Anhang B: Gemessene und simulierte Hydrographen (Tagesmodelle) nach Untersuchungsgebiet

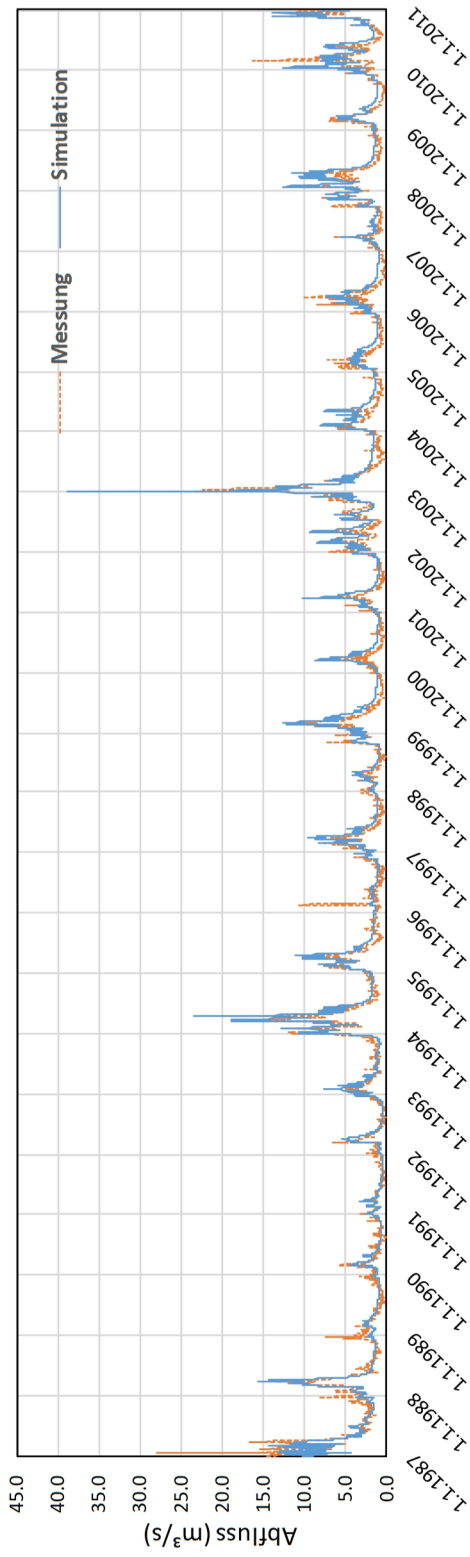
Anhang B.1: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Trautenstein (Rappbode)



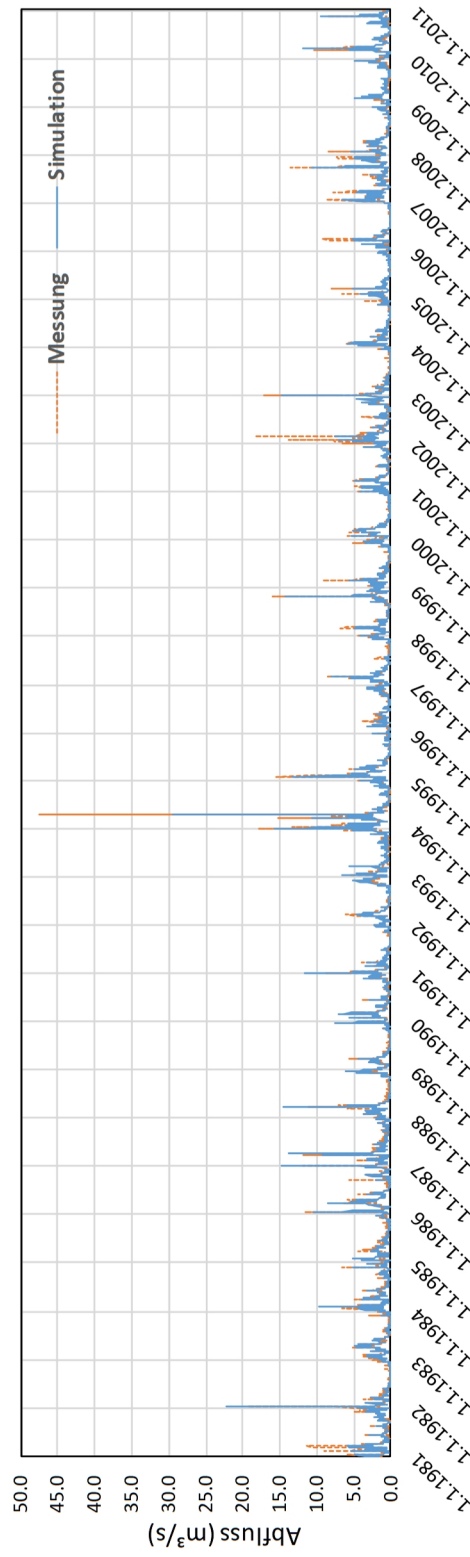
Anhang B.2: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Mahndorf (Holtemme)



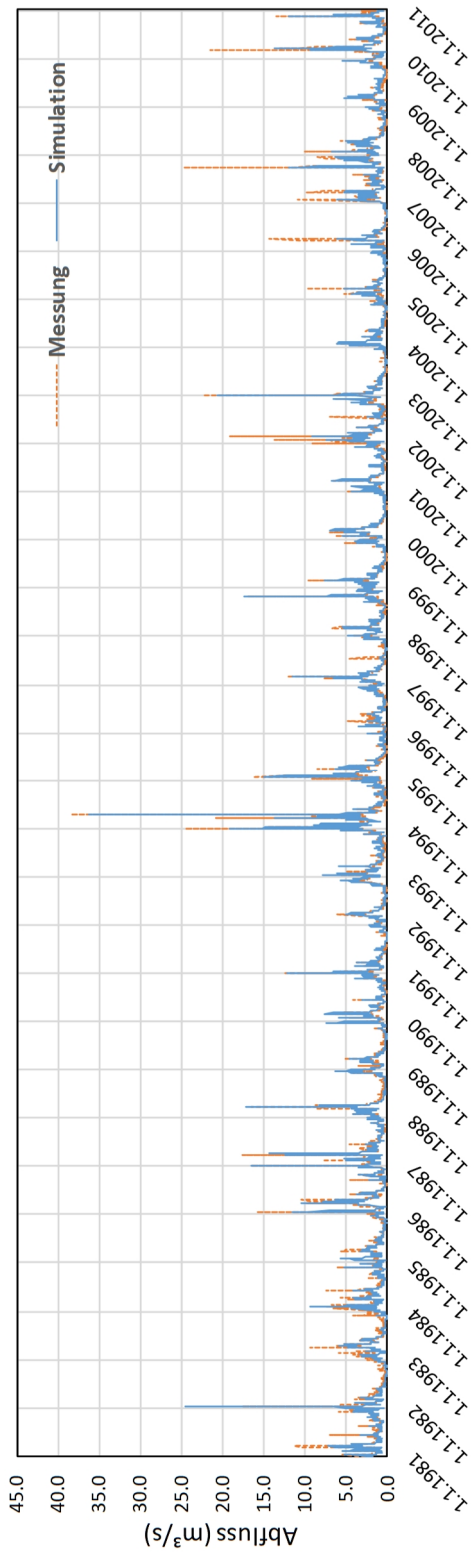
Anhang B.3: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Oscherleben (Gr. Graben)



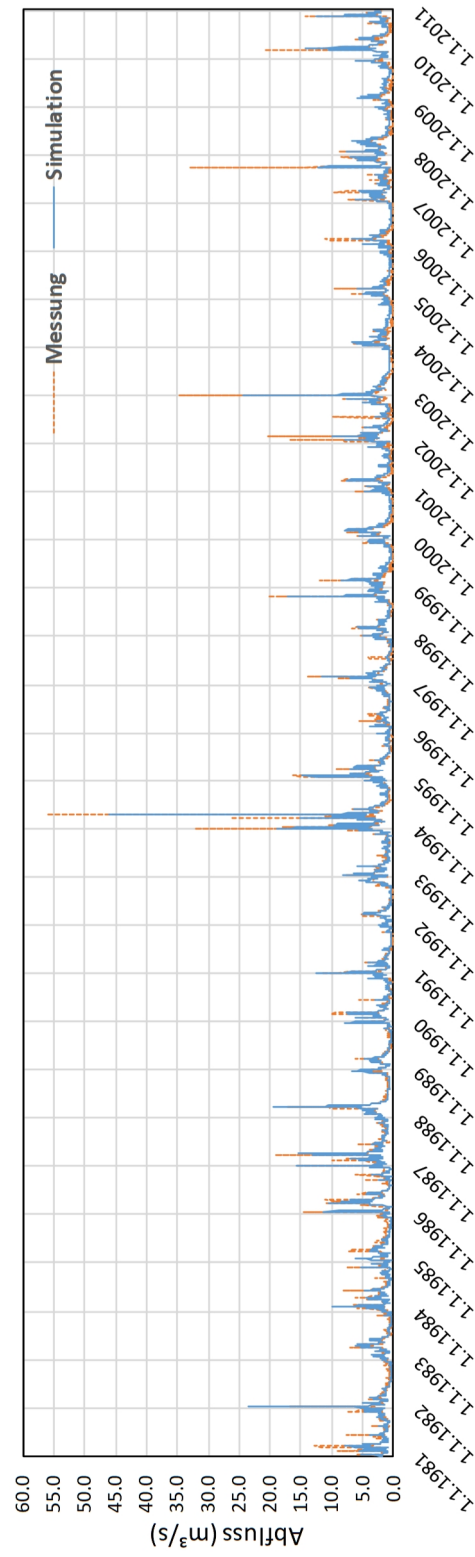
Anhang B.4: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Silberhütte (Selke)



Anhang B.5: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Meisdorf (Selke)

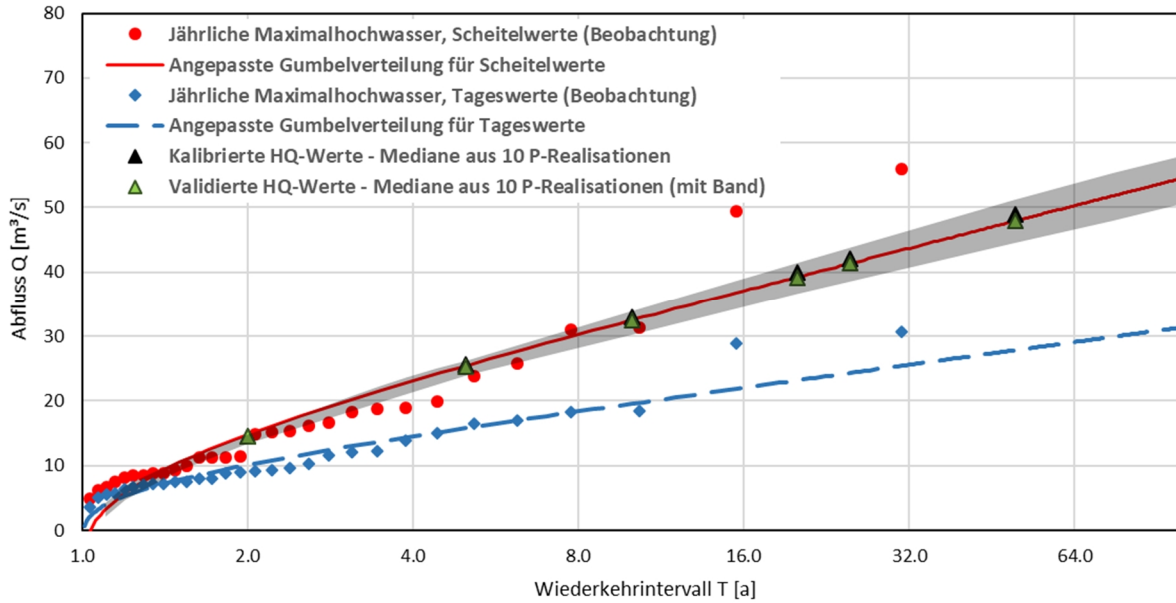


Anhang B.6: Gemessener und im Tagesmodell simulierter täglicher Hydrograph des Pegels Hausneindorf (Selke)

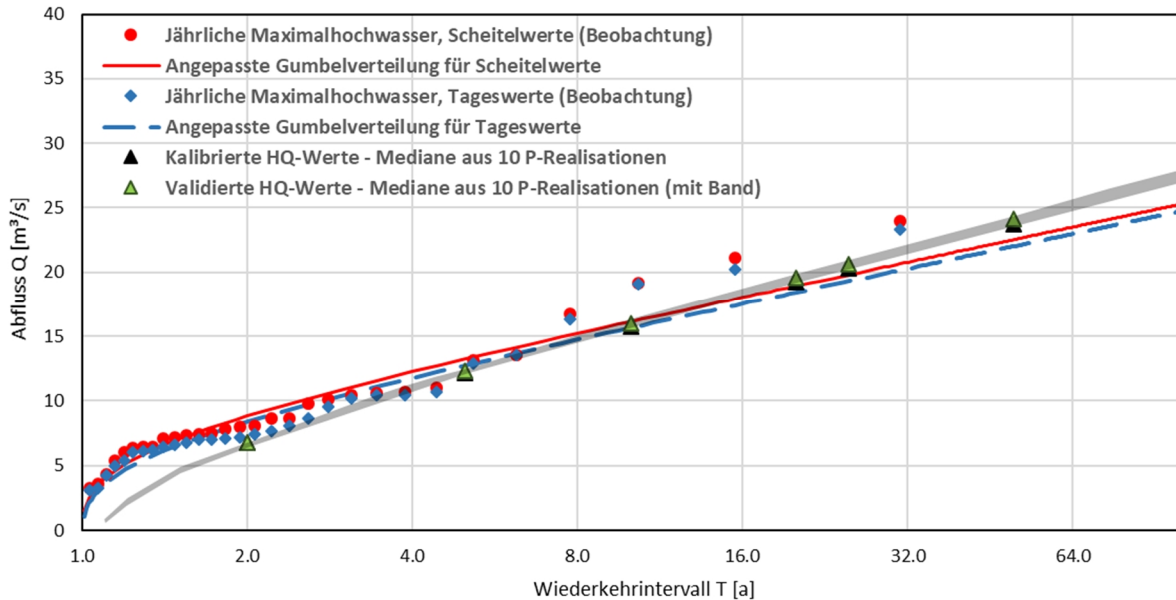


Anhang C: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse der Stundenmodelle nach Untersuchungsgebiet

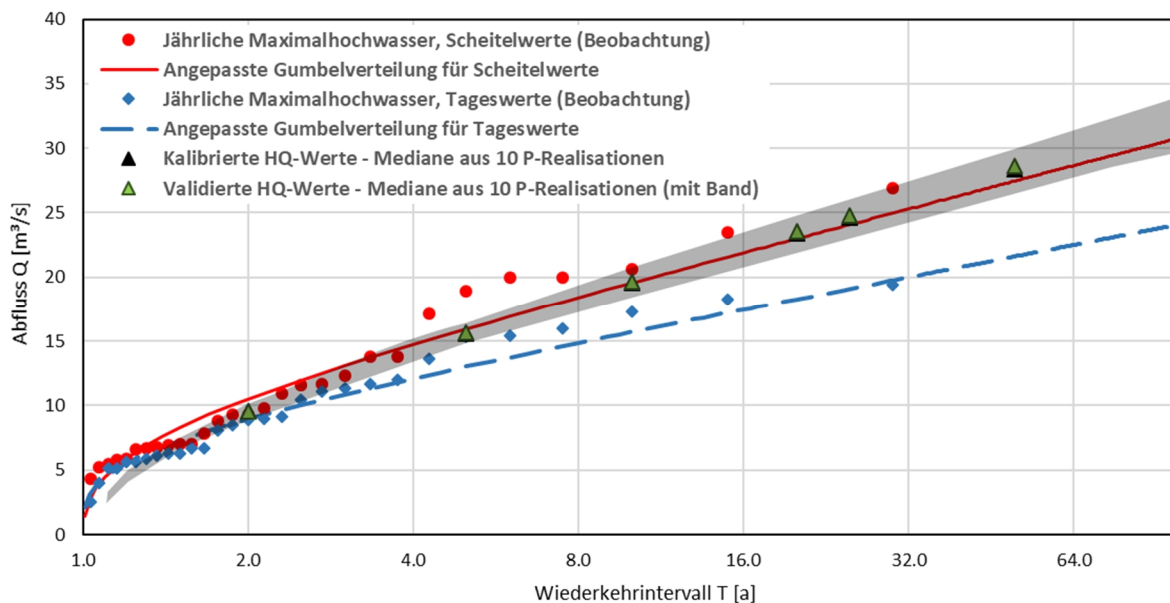
Anhang C.1: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Mahndorf (Holtemme)



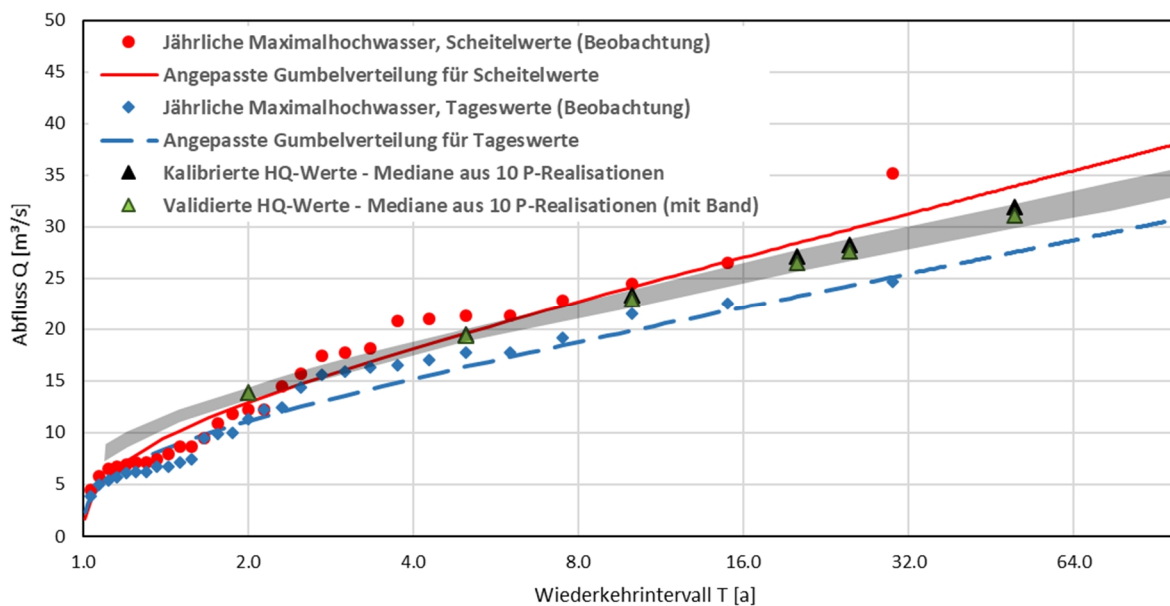
Anhang C.2: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Oschersleben (Gr. Graben)



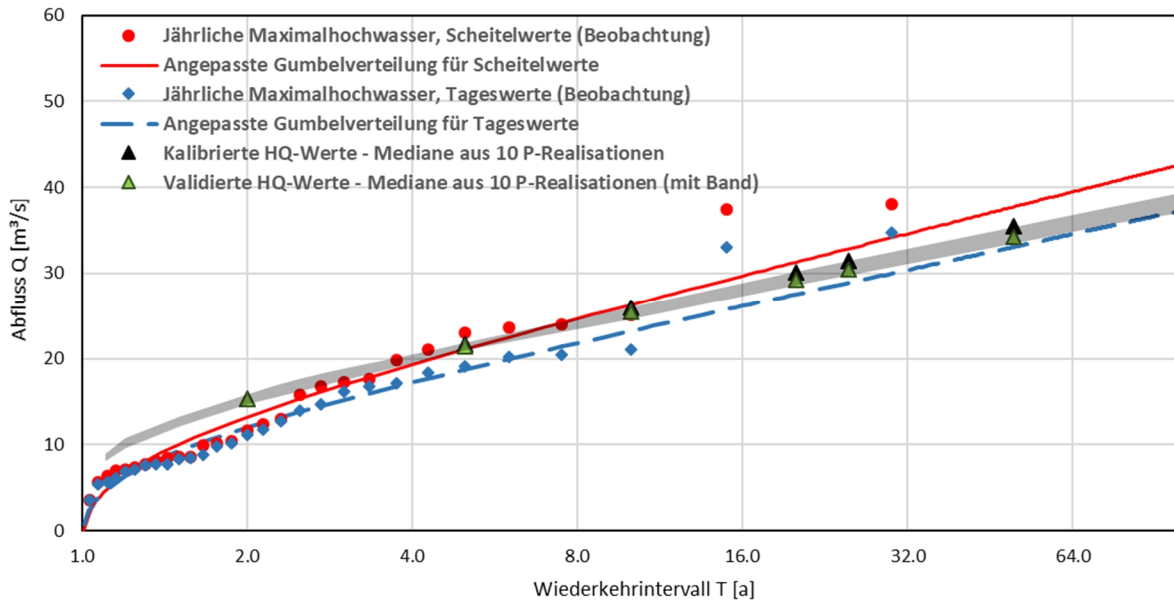
Anhang C.3: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Silberhütte (Selke)



Anhang C.4: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Meisdorf (Selke)

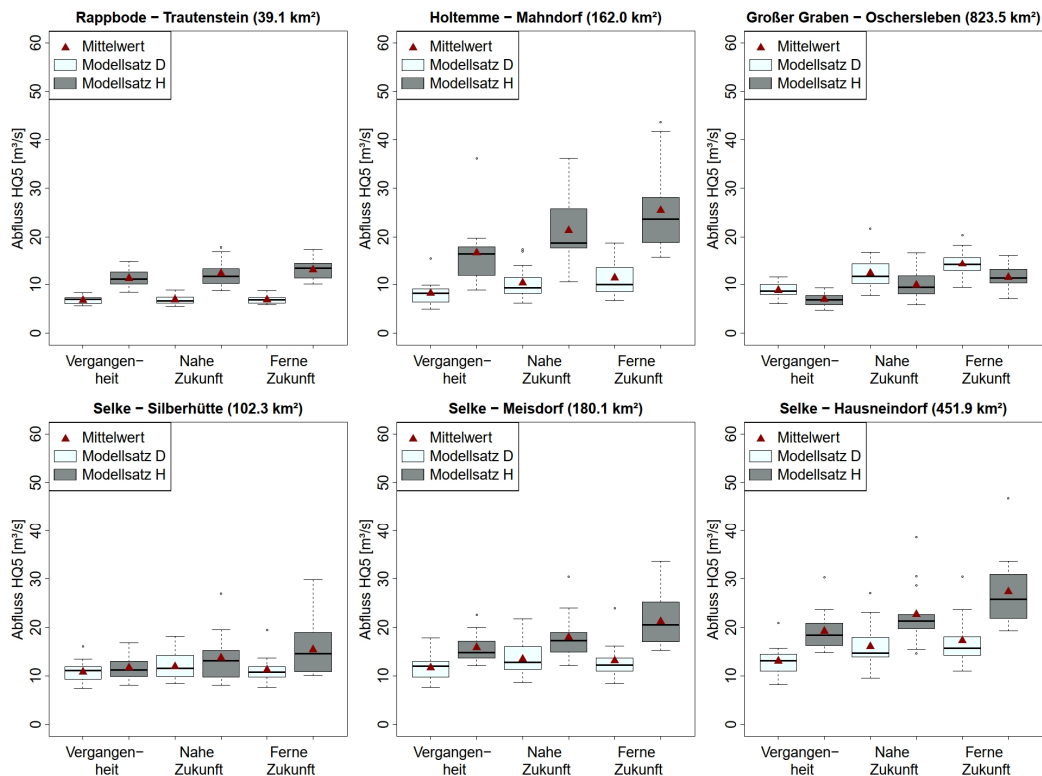


Anhang C.5: Kalibrierungs- und Validierungsergebnisse des Stundenmodells mit einem Vergleich der Hochwasserverteilungen am Pegel Hausneindorf (Selke)

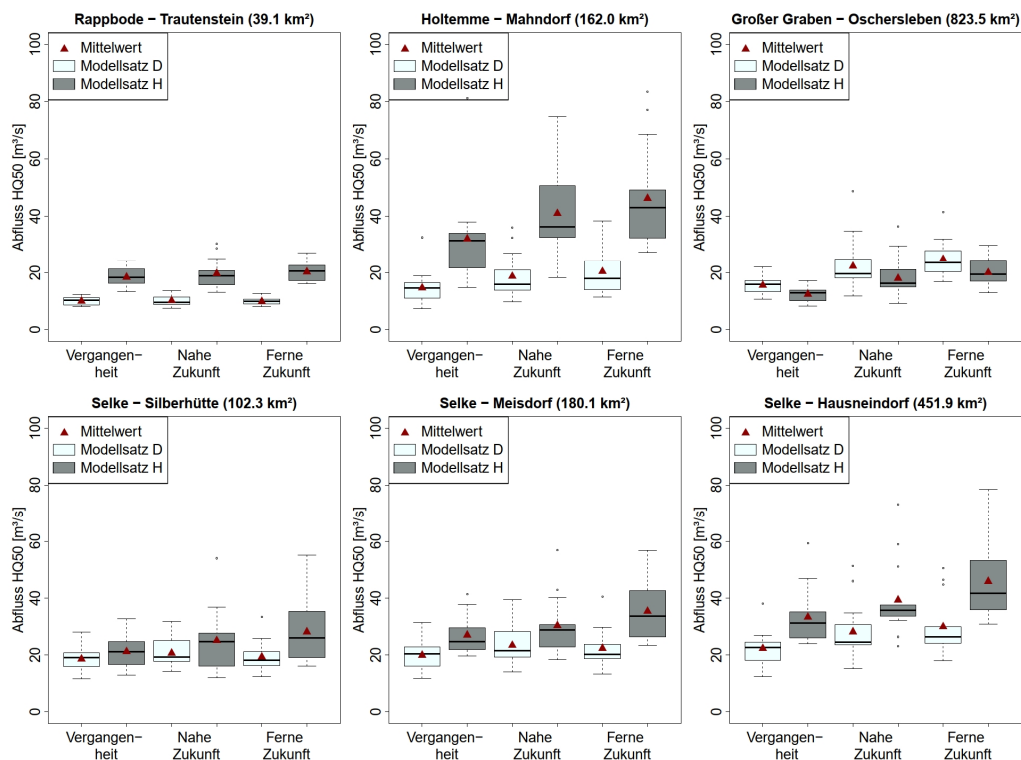


Anhang D: Vergleich der Modellsätze D und H (Ensemble-Ergebnisse, absolut)

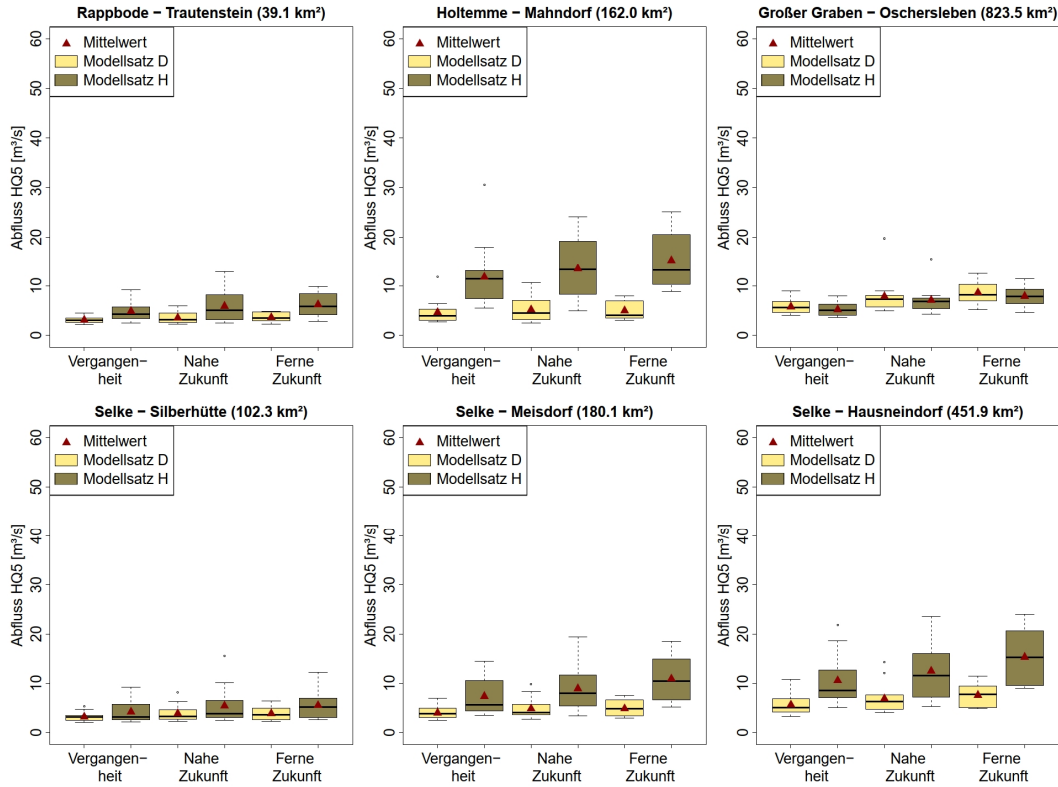
Anhang D.1: Simulierte, absolute HQ5-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)



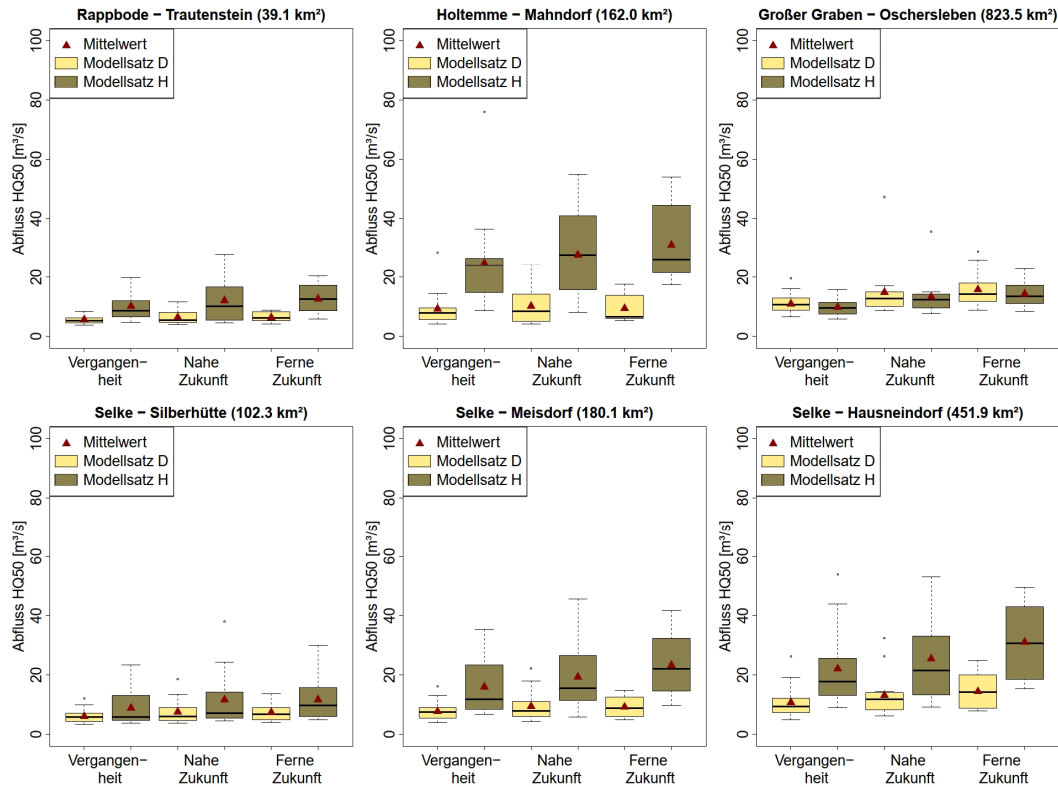
Anhang D.2: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Jahreshochwasser



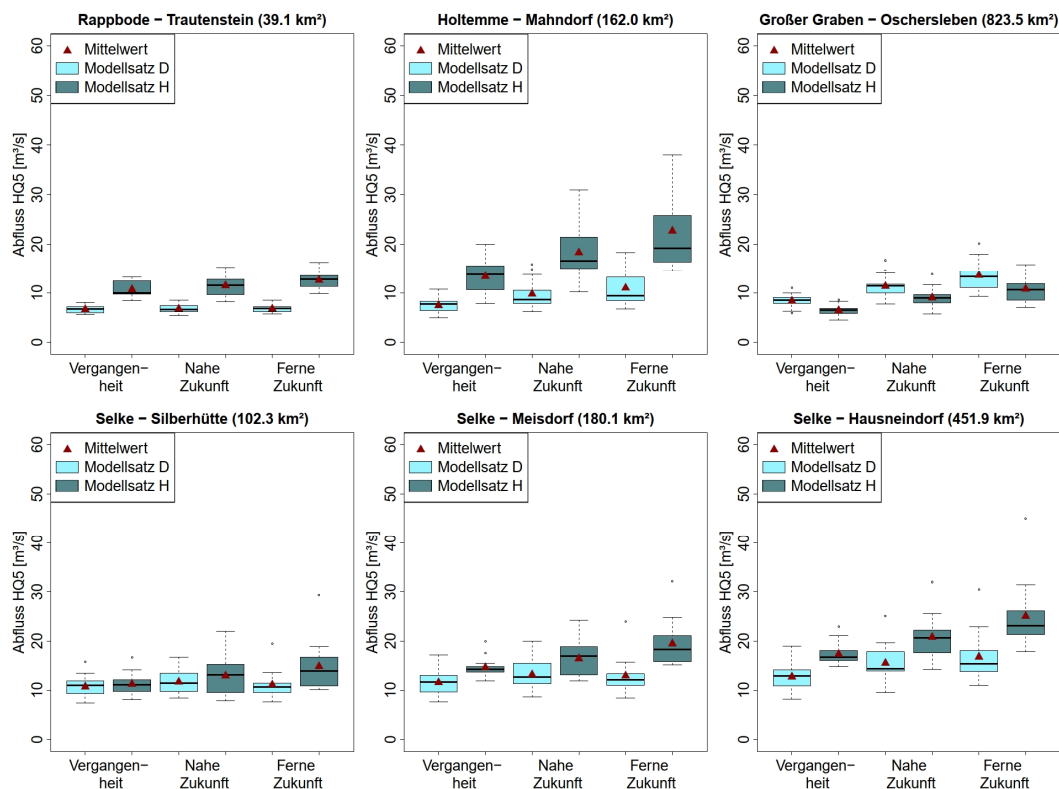
Anhang D.3: Simulierte, absolute HQ5-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)



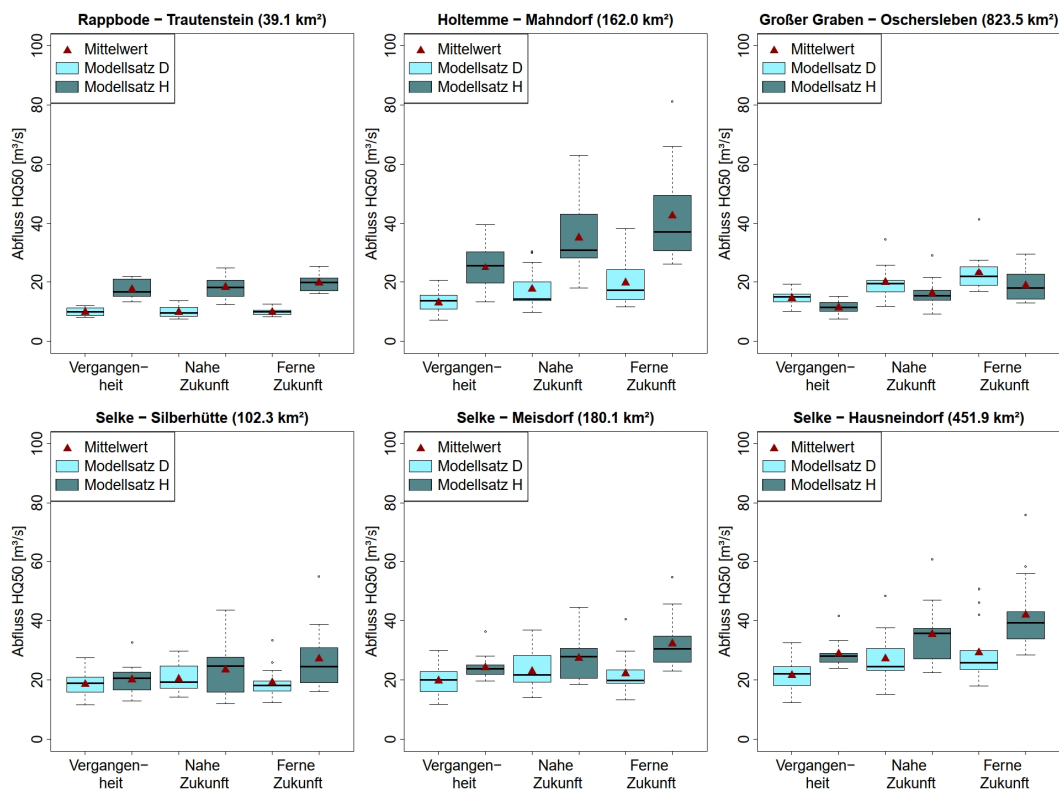
Anhang D.4: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Sommerhochwasser



Anhang D.5: Simulierte, absolute HQ5-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)

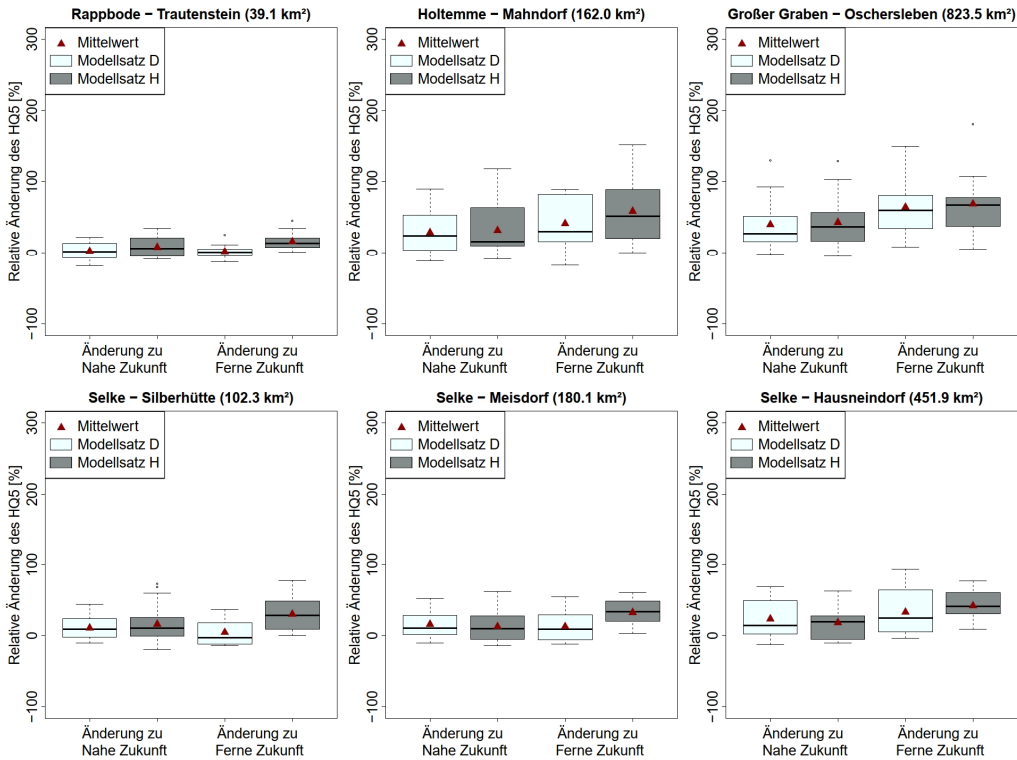


Anhang D.6: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Winterhochwasser

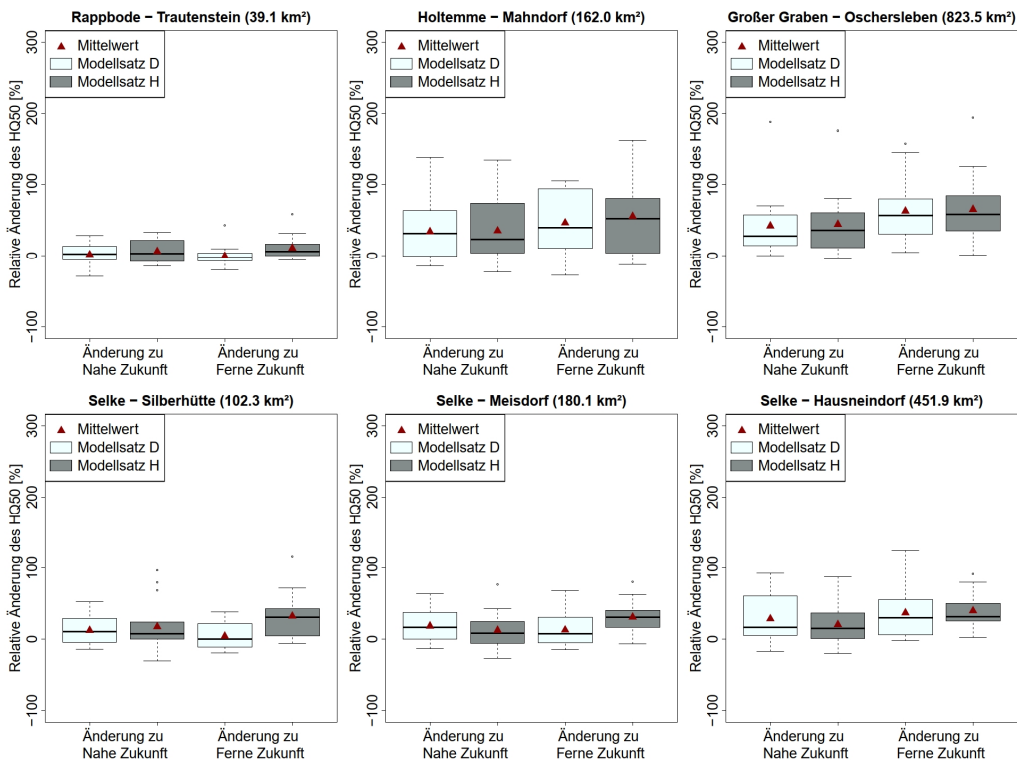


Anhang E: Vergleich der Modellsätze D und H (Ensemble-Ergebnisse, relativ)

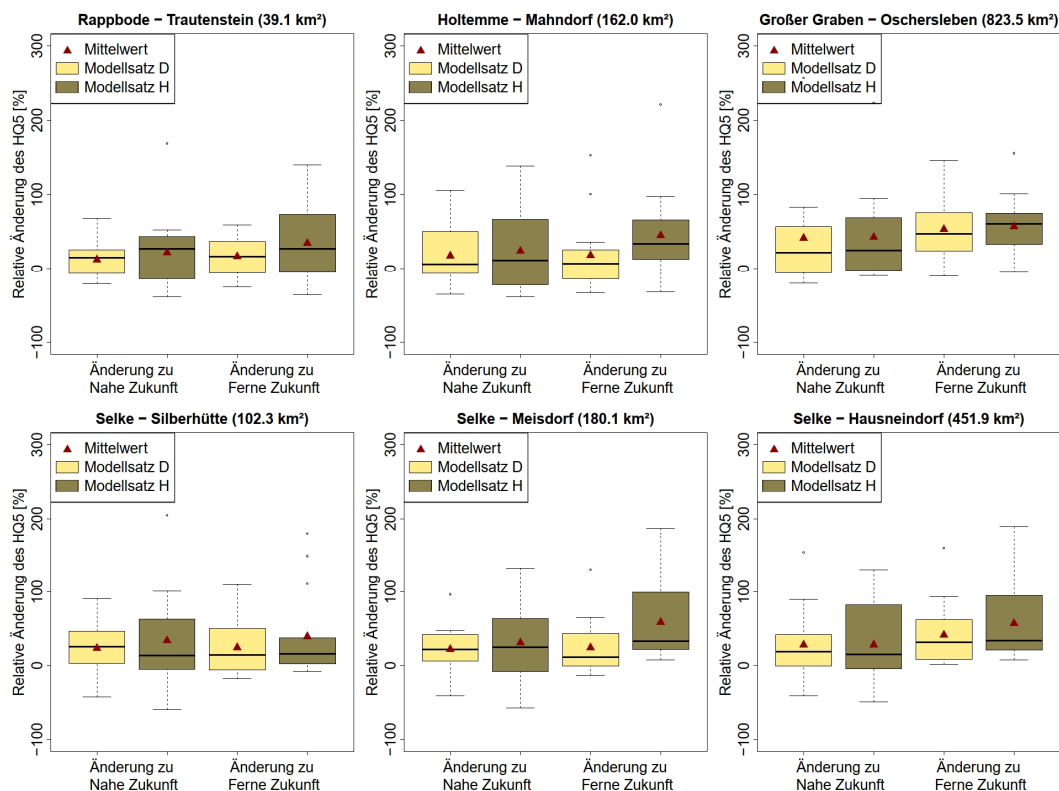
Anhang E.1: Simulierte, relative Änderung der HQ5-Jahreshochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)



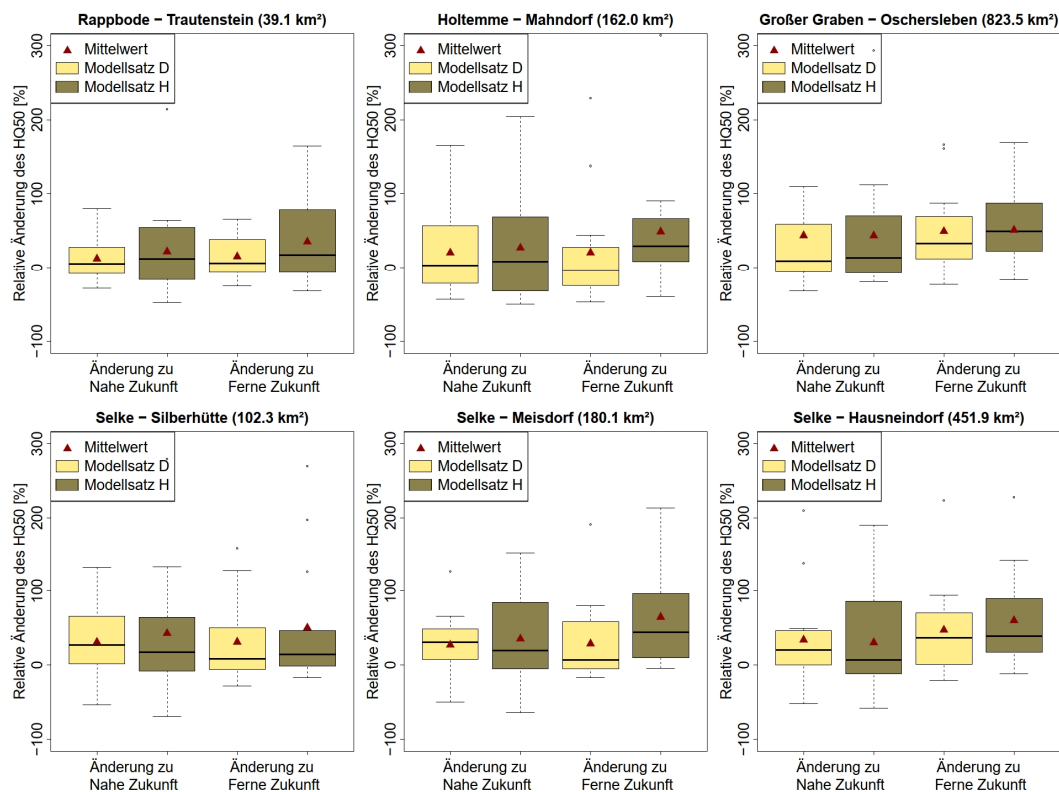
Anhang E.2: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Jahreshochwasser



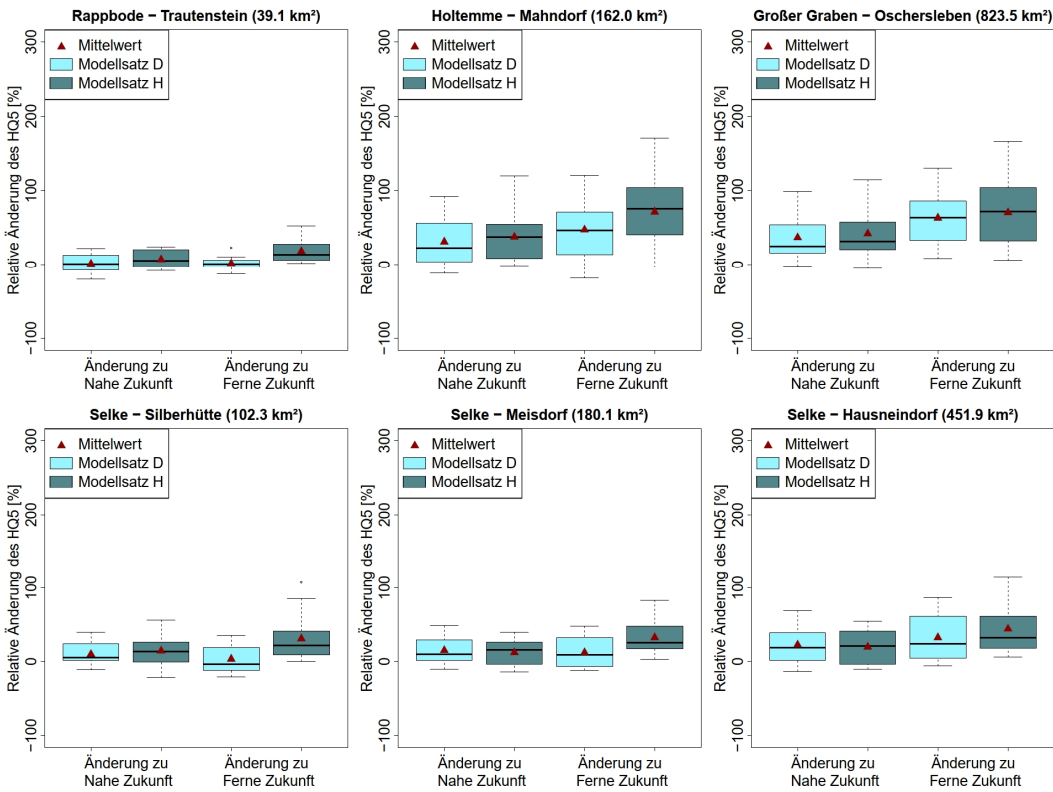
Anhang E.3: Simulierte, relative Änderung der HQ5-Sommerhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)



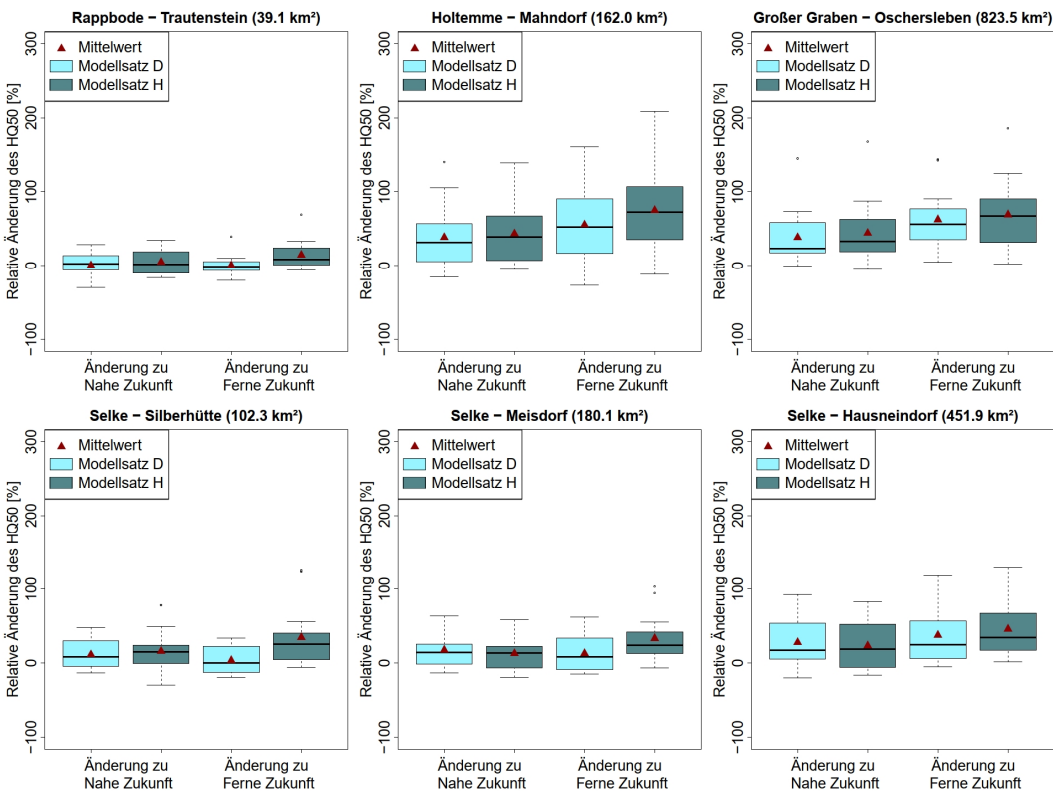
Anhang E.4: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Sommerhochwasser



Anhang E.5: Simulierte, relative Änderung der HQ5-Winterhochwasser von Vergangenheit, Nahe Zukunft und Ferne Zukunft der Klimaensemble-Ergebnisse (Box-Plot)

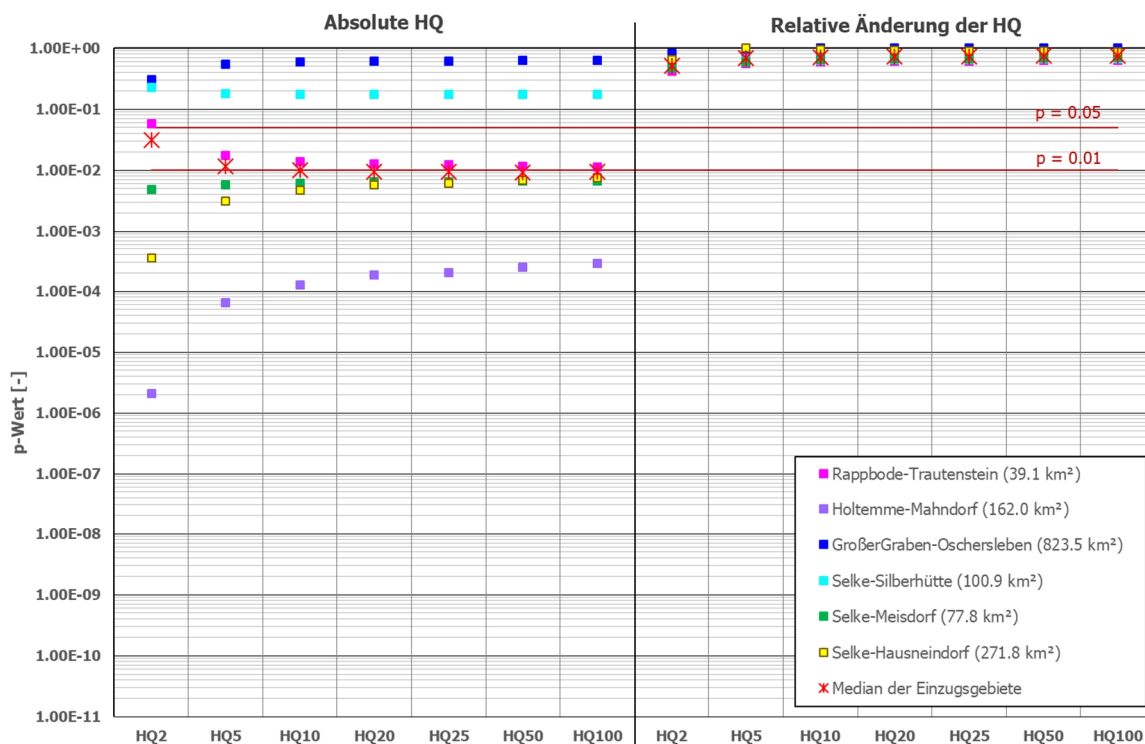


Anhang E.6: Wie zuvor, jedoch für das HQ50-Winterhochwasser

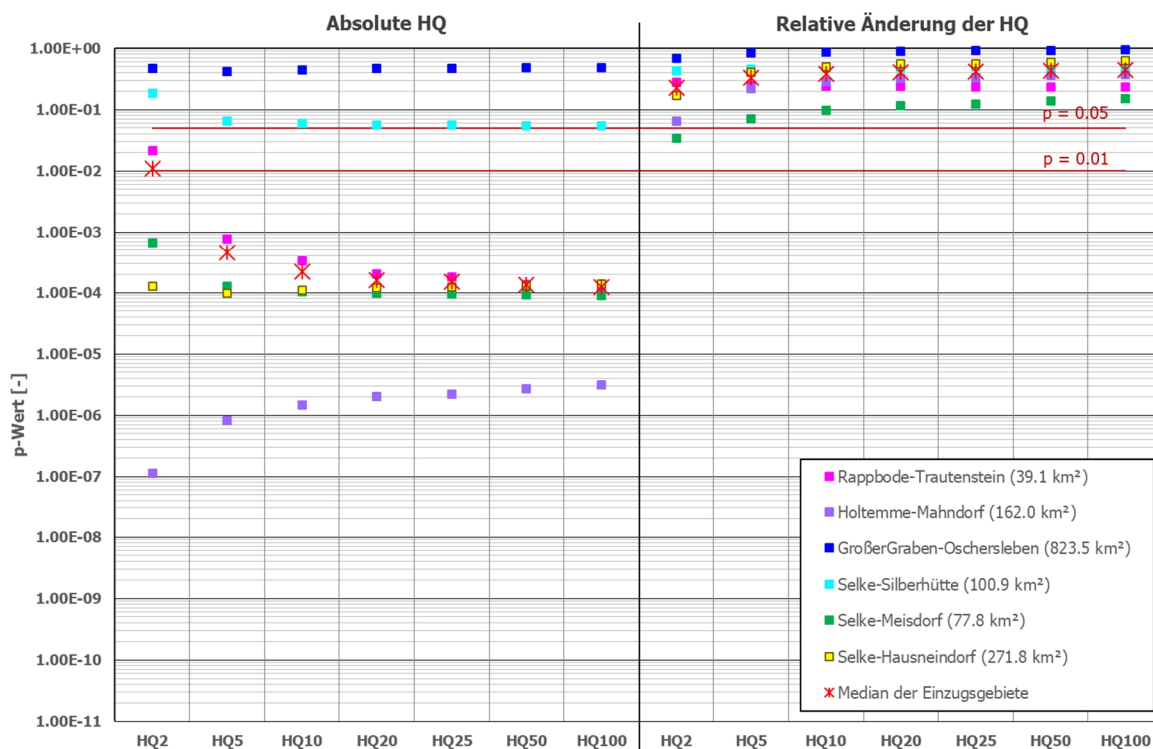


Anhang F: P-Werte eines t-Test zwischen Klimaensemble-Mittelwerten der Modellsätze D und H aller Gebiete und Wiederkehrintervalle

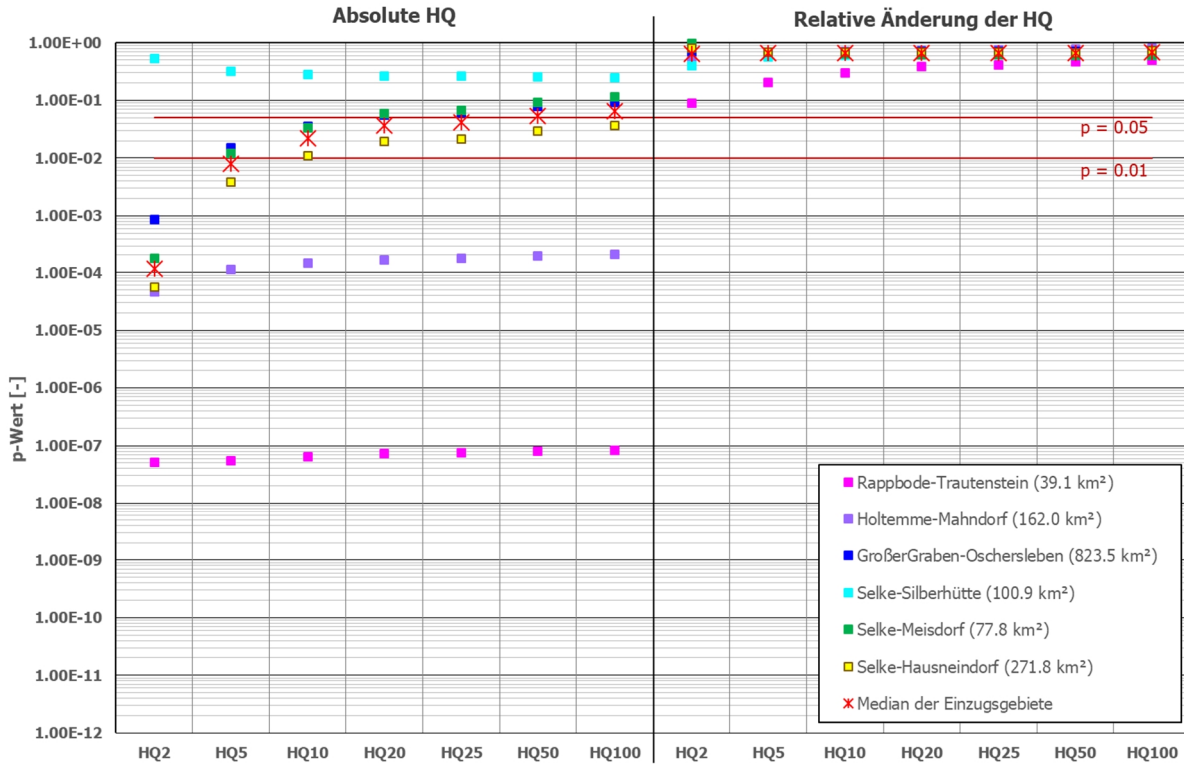
Anhang F.1: Nahe Zukunft – p-Werte der Sommersaison, berechnet für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) & relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts)



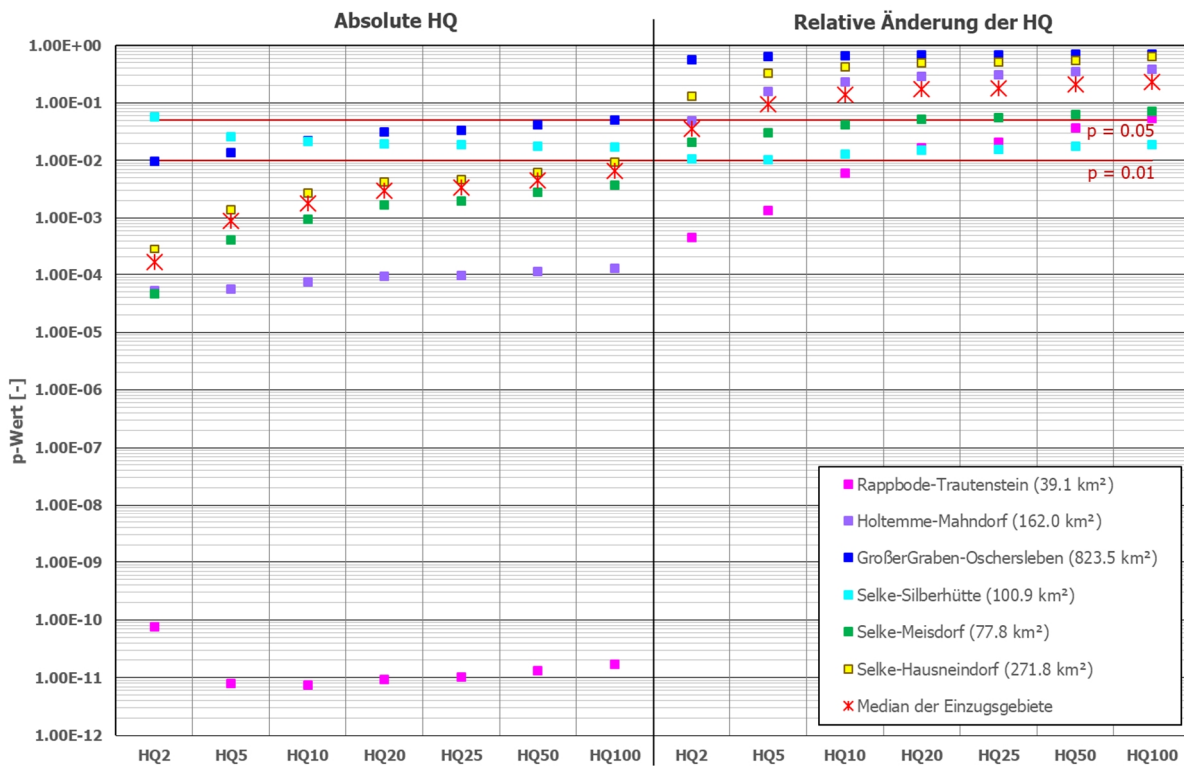
Anhang F.2: Wie zuvor, jedoch für die Ferne Zukunft (Sommerseason)



Anhang F.3: Nahe Zukunft – p-Werte der Wintersaison, berechnet für die Mittel der absoluten HQ-Werte (links) & relativen HQ-Änderungen zur Vergangenheit (rechts)



Anhang F.4: Wie zuvor, jedoch für die Ferne Zukunft (Wintersaison)



Anhang G: Gütemaße der Starkregenverteilungen vor und nach Adjustierung

Anhang G.1: Gütemaße zwischen den Starkregenverteilungen von Ferne Zukunft und Vergangenheit / adjustierten Vergangenheit der untersuchten Klimamodellketten im Untersuchungsgebiet Holtemme-Mahndorf. Abgebildet sind die Gütemaße NSE und RRMSE für das hydrologische Jahr sowie Sommer- und Winterhalbjahr.

Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.64	14.7	0.87	9.11	-0.07	26.1	0.99	3.47	1.00	3.15	0.95	9.43
CNRM_RCA4	0.30	21.9	0.35	22.4	0.54	16.5	1.00	1.27	1.00	1.64	0.99	2.93
ECE_CCLM	0.94	8.77	0.92	10.7	0.64	14.1	0.98	5.05	0.98	5.73	0.98	4.70
ECE_HIRHAM	0.05	28.3	0.10	29.9	0.81	11.9	0.93	18.7	0.93	23.6	0.99	4.33
ECE_RACMO22E	0.43	22.2	0.72	16.7	-0.38	34.8	1.00	0.09	1.00	1.16	0.92	23.3
ECE_RCA4	0.39	20.9	0.14	28.7	0.94	7.02	0.96	10.5	0.92	23.4	1.00	1.59
HadGEM2_RACMO22E	0.31	22.9	0.63	18.5	0.38	22.3	0.99	4.04	1.00	0.59	1.00	1.17
HadGEM2_RCA4	0.49	19.9	0.36	24.5	0.97	8.51	1.00	2.66	1.00	5.02	0.96	7.15
IPSL_RCA4	0.75	15.8	0.82	12.9	-1.38	36.1	0.99	3.55	1.00	0.28	0.92	10.1
IPSL_WRF331F	-0.72	34.5	-1.01	40.6	0.37	21.0	0.97	7.89	0.92	19.8	1.00	0.50
MPI_CCLM	0.95	6.71	1.00	3.40	-0.16	28.0	0.99	3.66	0.99	3.32	0.94	12.2
MPI_RCA4	0.97	5.94	0.99	2.09	-0.07	25.6	1.00	1.92	1.00	1.27	0.98	5.28
MPI-ESM_R1_REMO	0.14	26.7	0.06	36.0	0.99	6.12	0.96	13.4	0.96	35.1	0.98	4.97
MPI-ESM_R2_REMO	0.91	9.50	0.92	10.1	0.75	15.0	0.93	9.22	0.96	9.42	0.99	4.17
Mittelwert	0.47	18.5	0.49	19.0	0.31	19.5	0.98	6.10	0.98	9.53	0.97	6.56

Anhang G.2: Wie zuvor, jedoch für das Untersuchungsgebiet Großer Graben-Oschersleben

Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.96	7.72	0.99	6.00	0.05	24.7	0.98	4.94	0.99	4.89	0.98	5.70
CNRM_RCA4	0.48	18.9	0.47	19.5	0.20	22.4	1.00	1.13	1.00	3.28	0.98	5.52
ECE_CCLM	-0.07	27.8	-0.03	28.7	0.81	10.8	0.97	8.72	0.97	10.5	1.00	2.02
ECE_HIRHAM	0.07	27.8	-0.02	30.1	-0.39	32.4	0.99	4.76	0.98	11.2	0.89	19.7
ECE_RACMO22E	-0.09	28.8	0.25	25.2	-0.06	27.1	0.99	5.00	1.00	4.16	0.96	9.28
ECE_RCA4	0.79	11.9	0.92	8.24	0.98	4.37	0.96	8.70	0.98	6.76	0.99	3.31
HadGEM2_RACMO22E	0.05	27.0	0.25	25.8	0.14	23.6	1.00	1.76	1.00	1.39	1.00	2.35
HadGEM2_RCA4	0.50	19.7	0.59	20.0	0.96	9.15	1.00	2.22	1.00	1.58	0.91	9.46
IPSL_RCA4	0.85	12.5	0.91	9.59	-0.26	29.5	1.00	3.36	1.00	1.60	0.99	3.07
IPSL_WRF331F	-0.36	31.4	-0.41	33.3	0.26	24.1	0.98	6.89	0.97	10.1	1.00	3.00
MPI_CCLM	0.96	8.22	0.99	5.16	-0.75	34.7	0.95	6.58	0.98	5.06	0.93	12.7
MPI_RCA4	0.84	11.4	0.96	6.01	0.06	23.8	1.00	1.30	1.00	0.96	0.98	5.28
MPI-ESM_R1_REMO	-0.93	39.7	-0.86	42.0	0.76	13.7	0.90	21.6	0.90	31.8	0.99	4.13
MPI-ESM_R2_REMO	1.00	3.92	0.86	11.4	0.35	17.2	0.99	3.27	1.00	0.72	0.69	13.9
Mittelwert	0.36	19.8	0.42	19.4	0.22	21.3	0.98	5.73	0.98	6.72	0.95	7.10

Anhang

Anhang G.3: Wie zuvor, jedoch für das Untersuchungsgebiet Selke-Silberhütte

Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.71	15.1	0.82	12.2	-0.57	32.4	1.00	1.25	1.00	1.85	0.89	15.9
CNRM_RCA4	0.38	20.5	0.39	21.0	-0.03	26.8	1.00	2.26	0.99	4.81	0.98	6.07
ECE_CCLM	0.96	8.50	0.94	10.4	0.89	7.77	0.97	6.02	0.97	7.33	1.00	0.64
ECE_HIRHAM	0.56	19.0	0.60	18.9	0.93	7.09	0.98	9.04	0.99	9.84	1.00	0.06
ECE_RACMO22E	0.57	19.7	0.82	15.0	-0.25	31.2	0.99	3.81	0.98	6.38	0.97	10.5
ECE_RCA4	-0.32	30.2	-0.26	31.5	0.40	21.8	0.93	13.8	0.89	20.8	0.97	11.6
HadGEM2_RACMO22E	0.40	21.4	0.42	22.3	0.62	17.2	1.00	0.79	1.00	1.14	0.99	3.39
HadGEM2_RCA4	-0.26	29.1	-0.26	31.5	0.85	12.6	0.94	12.0	0.93	16.8	0.97	5.98
IPSL_RCA4	0.99	5.44	0.99	3.48	0.37	21.1	0.99	3.78	1.00	1.21	0.99	3.03
IPSL_WRF331F	-0.53	31.2	-0.68	34.2	-0.39	30.7	0.97	6.63	0.94	12.3	0.98	6.04
MPI_CCLM	0.66	13.9	0.78	12.3	0.42	18.2	1.00	0.88	1.00	1.91	1.00	0.12
MPI_RCA4	0.96	5.94	0.95	6.32	-0.31	29.1	0.99	5.14	1.00	1.02	0.96	9.03
MPI-ESM_R1_REMO	0.15	26.0	-0.03	35.4	0.86	10.4	0.97	11.1	0.96	32.2	0.99	2.71
MPI-ESM_R2_REMO	0.46	19.8	0.79	14.3	0.48	19.8	1.00	1.40	1.00	2.04	1.00	2.06
Mittelwert	0.41	19.0	0.45	19.2	0.31	20.4	0.98	5.56	0.97	8.54	0.98	5.51

Anhang G.4: Wie zuvor, jedoch für das Untersuchungsgebiet Selke-Meisdorf

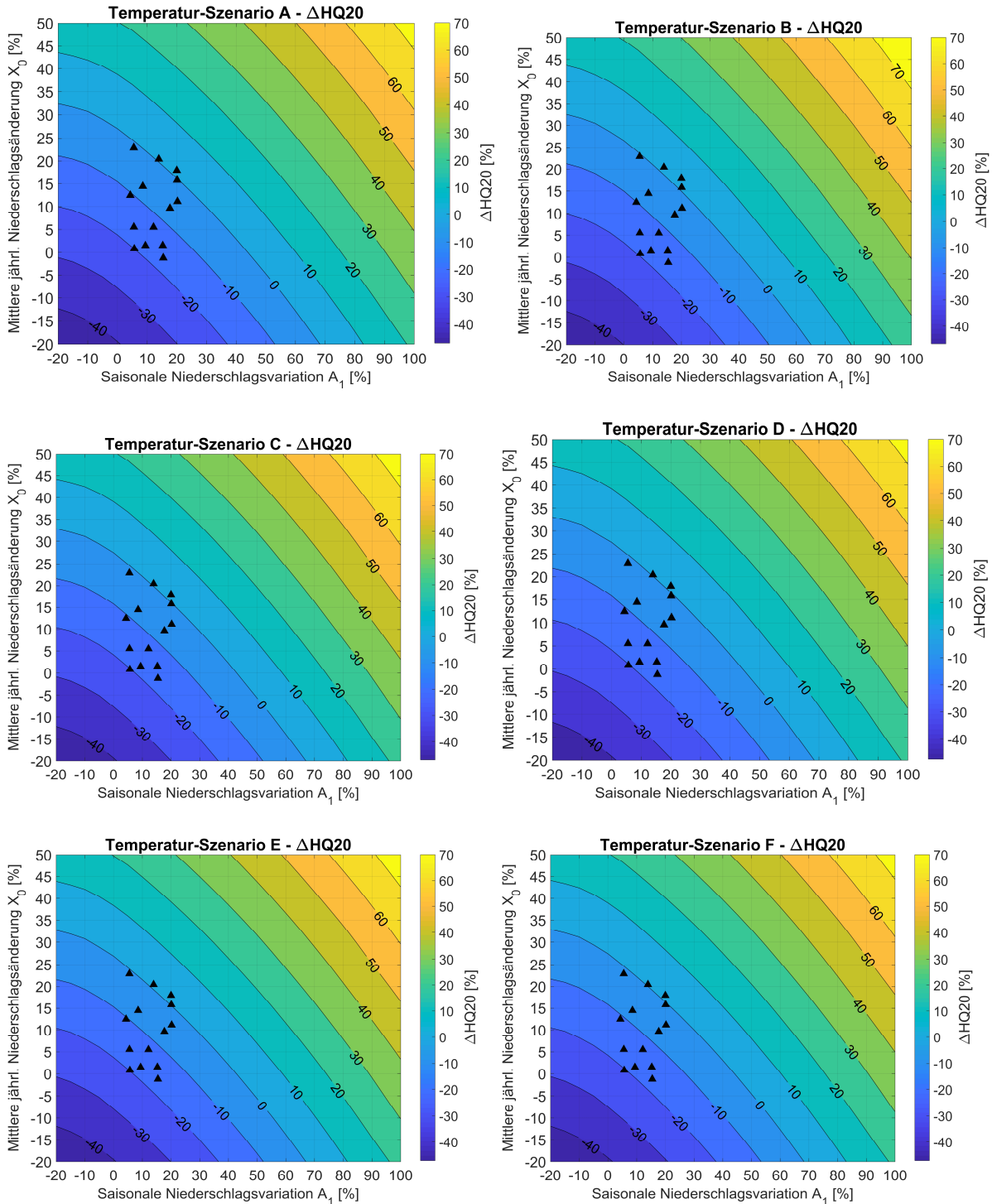
Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.67	16.1	0.70	16.0	-0.14	27.4	1.00	1.19	0.99	5.55	0.92	13.1
CNRM_RCA4	0.62	16.4	0.63	16.6	0.23	22.5	1.00	0.16	1.00	2.07	0.99	3.63
ECE_CCLM	0.95	9.16	0.96	10.9	0.81	10.2	0.97	6.54	0.96	8.52	1.00	1.67
ECE_HIRHAM	0.89	10.2	0.90	10.1	0.87	9.79	1.00	1.61	1.00	1.69	1.00	1.49
ECE_RACMO22E	0.52	20.3	0.78	15.4	-0.27	32.4	1.00	2.30	0.99	3.93	0.95	14.9
ECE_RCA4	-0.62	35.1	-0.55	36.6	0.49	20.4	0.88	20.6	0.86	28.5	0.97	10.6
HadGEM2_RACMO22E	0.21	25.4	0.26	25.9	0.60	17.7	0.99	4.88	1.00	5.25	0.99	3.40
HadGEM2_RCA4	-0.10	27.3	-0.06	28.8	0.97	10.3	0.96	9.30	0.97	11.3	0.94	9.10
IPSL_RCA4	0.96	6.09	0.98	4.08	0.78	14.9	1.00	1.65	1.00	0.80	0.95	7.53
IPSL_WRF331F	-0.74	35.0	-0.78	37.4	-0.92	38.6	0.95	11.4	0.91	19.1	0.94	14.2
MPI_CCLM	0.58	16.1	0.65	15.7	0.13	22.8	1.00	1.59	0.99	3.78	0.99	3.56
MPI_RCA4	0.95	7.11	0.94	6.50	-0.40	30.2	0.98	6.26	1.00	2.80	0.96	8.45
MPI-ESM_R1_REMO	0.29	22.9	0.22	27.9	0.73	13.0	0.98	7.12	0.98	17.4	1.00	2.40
MPI-ESM_R2_REMO	0.15	24.6	0.43	22.4	0.12	25.4	1.00	2.00	0.99	7.19	1.00	1.50
Mittelwert	0.38	19.4	0.43	19.6	0.29	21.1	0.98	5.47	0.97	8.41	0.97	6.83

Anhang G.5: Wie zuvor, jedoch für das Untersuchungsgebiet Selke-Hausneindorf

Klimamodellkette	Ferne Zukunft zu Vergangenheit						Ferne Zukunft zu adjust. Vergangenheit					
	Jahr		Sommer		Winter		Jahr		Sommer		Winter	
	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]	NSE [-]	RRMSE [%]
CNRM_CCLM	0.42	20.9	0.41	22.2	0.19	23.1	0.98	7.25	0.98	11.3	0.97	7.32
CNRM_RCA4	0.96	8.46	0.97	7.76	0.41	19.6	0.93	8.82	0.95	8.00	0.99	5.32
ECE_CCLM	0.60	17.6	0.61	18.4	0.79	11.2	1.00	1.43	1.00	0.02	1.00	1.10
ECE_HIRHAM	0.78	14.6	0.72	16.5	0.35	21.6	1.00	2.04	1.00	1.00	0.98	8.19
ECE_RACMO22E	0.67	18.8	0.81	15.8	-0.78	37.8	0.97	7.30	0.98	7.00	0.88	22.8
ECE_RCA4	0.23	23.6	0.38	22.7	0.45	21.0	0.97	9.83	0.96	13.4	0.98	10.0
HadGEM2_RACMO22E	-0.58	36.6	-0.49	37.8	0.24	22.6	0.97	12.0	0.97	19.3	1.00	0.52
HadGEM2_RCA4	0.58	17.2	0.66	16.9	0.96	10.3	1.00	2.23	1.00	0.71	0.89	10.7
IPSL_RCA4	0.85	10.3	0.93	7.58	0.94	13.4	1.00	1.20	1.00	0.17	0.81	13.9
IPSL_WRF331F	0.09	26.2	-0.03	28.5	-0.26	33.3	0.99	6.25	0.97	10.6	0.96	15.6
MPI_CCLM	0.95	8.01	0.95	6.40	-0.35	30.1	0.99	4.21	1.00	0.90	0.98	6.90
MPI_RCA4	0.97	5.39	0.98	3.51	-0.54	31.3	0.99	4.91	1.00	1.37	0.97	7.50
MPI-ESM_R1_REMO	-0.58	35.5	-0.44	44.1	0.24	21.5	0.91	19.8	0.88	48.7	0.98	5.20
MPI-ESM_R2_REMO	0.45	19.6	0.69	16.1	0.00	24.9	1.00	0.99	1.00	2.28	1.00	1.24
Mittelwert	0.46	18.8	0.51	18.9	0.19	23.0	0.98	6.31	0.98	8.91	0.96	8.30

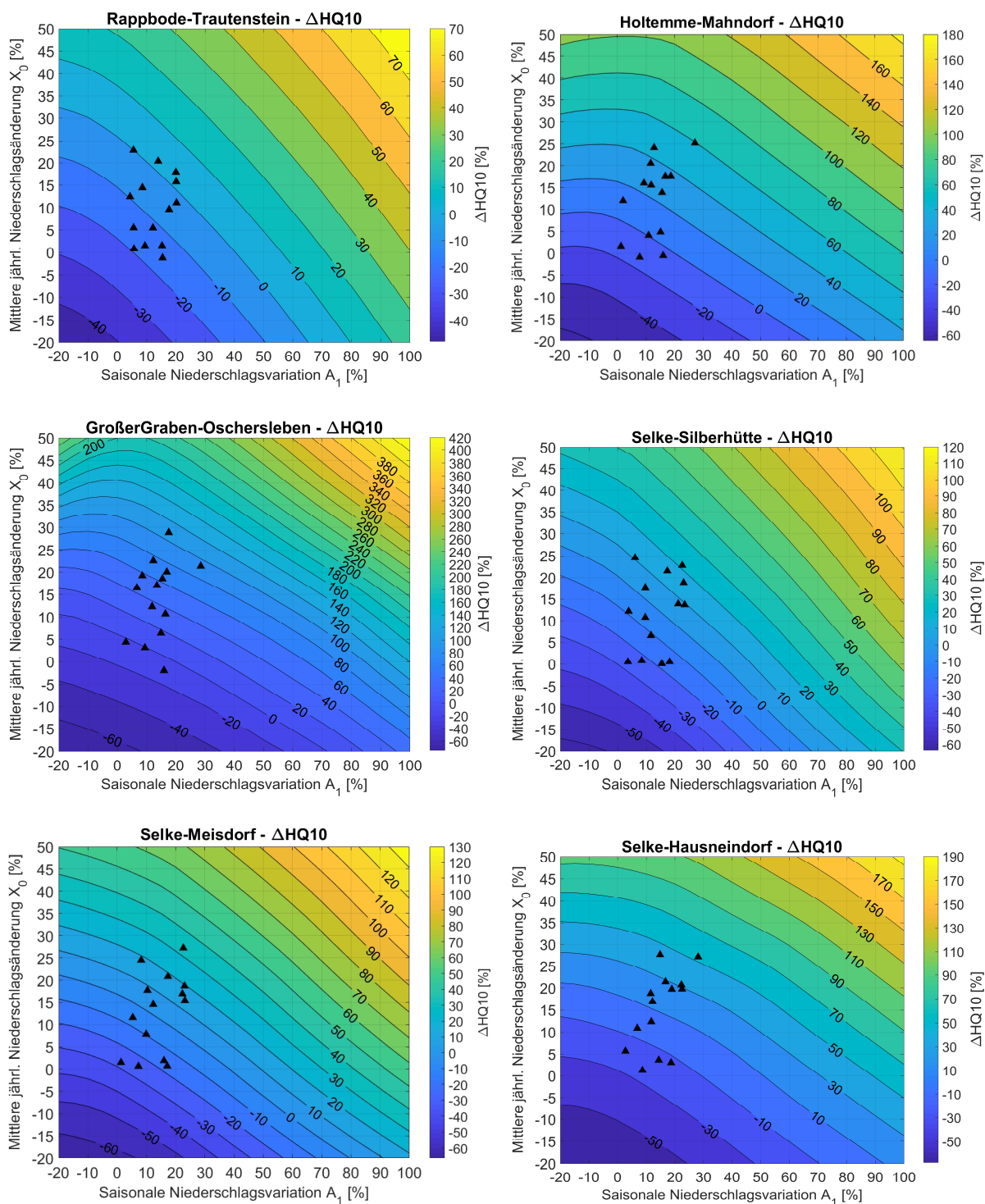
Anhang H: Reaktionsflächen der T-Szenarien für Rappbode-Trautenstein

Anhang H.1: Scenario-Free Reaktionsflächen des Untersuchungsgebiets Rappbode-Trautenstein im adaptierten Verfahren nach PRUDHOMME für verschiedene Temperatur-Szenarien. Dargestellt sind die Änderungen des HQ20 ($\Delta HQ20$) zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft in Abhängigkeit von der mittleren jährlichen Niederschlagsänderung X_0 und der saisonalen Niederschlagsvariation A_1 . Die Dreieck-Symbole markieren die Änderungen des untersuchten Klimamodellensembles.

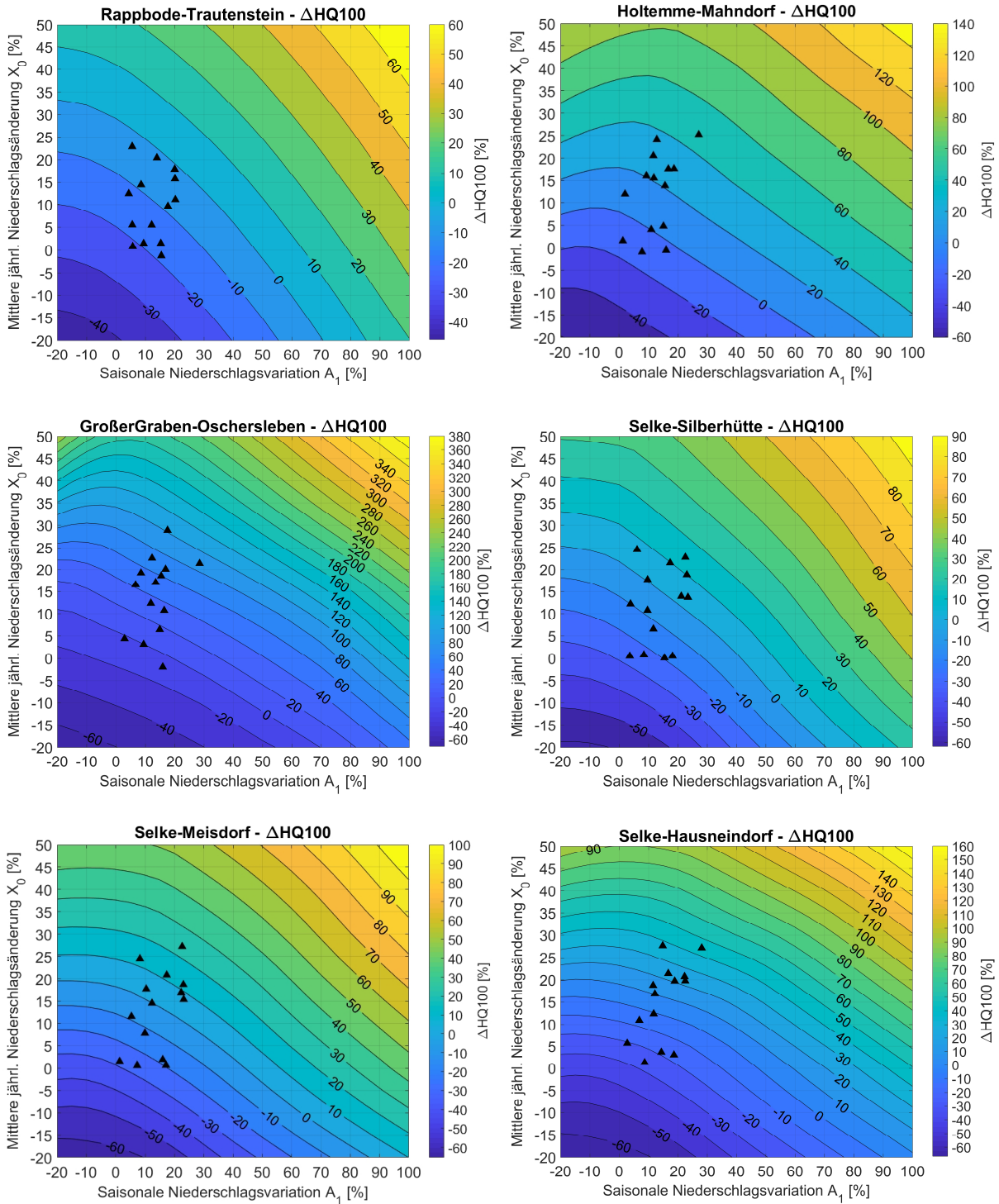


Anhang I: T-gemittelte Reaktionsflächen der Untersuchungsgebiete

Anhang I.1: Scenario-Free Reaktionsflächen der untersuchten Einzugsgebiete im adaptierten Verfahren nach PRUDHOMME. Dargestellt sind die Änderungen des HQ10 (ΔHQ10) zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft in Abhängigkeit von der mittleren jährlichen Niederschlagsänderung X_0 und der saisonalen Niederschlagsvariation A_1 . Die Dreieck-Symbole markieren die Änderungen des untersuchten Klimamodellensembles.



Anhang I.2: Scenario-Free Reaktionsflächen der untersuchten Einzugsgebiete im adaptierten Verfahren nach PRUDHOMME. Dargestellt sind die Änderungen des HQ100 (ΔHQ100) zwischen Vergangenheit und Ferne Zukunft in Abhängigkeit von der mittleren jährlichen Niederschlagsänderung X_0 und der saisonalen Niederschlagsvariation A_1 . Die Dreieck-Symbole markieren die Änderungen des untersuchten Klimamodellensembles.



Anhang J: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse nach Δ HQ

Anhang J.1: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des Δ HQ10 für alle untersuchten Einzugsgebiete

Regressand: Δ HQ10		Korrelation				Regression					
EZG	Prädiktor	R (Spear.)	R (Pear.)	p-Wert (Korrel)	VIF	Koeff.	Stand. Koeff.	Stand.- Fehler (Präd.)	p-Wert (Präd.)	R ²	Stand.- Fehler (Regr.)
Rappbode- Trautenstein	Konstante	-	-	-	-	-0.898	0.089	0.013	p < 0.01	89.94%	0.0650
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.714	0.719	p < 0.01	1.0003	0.179	0.148	0.002	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.461	0.495	p < 0.01	1.0004	0.295	0.102	0.006	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.318	0.310	p < 0.01	1.0008	0.081	0.067	0.002	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.184	0.175	p < 0.01	1.0006	0.102	0.035	0.006	p < 0.01		
Holtemme- Mahndorf	Konstante	-	-	-	-	-1.550	0.509	0.034	p < 0.01	91.58%	0.1428
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.047	-0.055	p < 0.10	1.0002	-0.016	-0.028	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.727	0.728	p < 0.01	1.0003	0.435	0.360	0.005	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.336	0.360	p < 0.01	1.0004	0.520	0.180	0.013	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.063	-0.067	p < 0.05	1.0003	-0.022	-0.039	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.438	0.454	p < 0.01	1.0008	0.280	0.231	0.005	p < 0.01		
Gr. Graben - Oschersleben	Konstante	-	-	-	-	-1.786	0.400	0.029	p < 0.01	95.21%	0.1514
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.092	-0.107	p < 0.01	1.0002	-0.043	-0.075	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.936	0.910	p < 0.01	1.0003	0.762	0.630	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.207	0.260	p < 0.01	1.0004	0.527	0.183	0.014	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.192	0.198	p < 0.01	1.0008	0.352	0.147	0.012	p < 0.01		
Selke - Silberhütte	Konstante	-	-	-	-	-1.417	0.200	0.021	p < 0.01	91.63%	0.1010
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.737	0.733	p < 0.01	1.0003	0.310	0.256	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.490	0.522	p < 0.01	1.0004	0.529	0.183	0.009	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.304	0.293	p < 0.01	1.0008	0.132	0.109	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.111	0.104	p < 0.01	1.0006	0.102	0.035	0.009	p < 0.01		
Selke - Meisdorf	Konstante	-	-	-	-	-1.322	0.195	0.020	p < 0.01	93.87%	0.0880
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.748	0.747	p < 0.01	1.0003	0.323	0.267	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.395	0.423	p < 0.01	1.0004	0.441	0.153	0.008	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.048	-0.050	p < 0.15	1.0003	-0.013	-0.022	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.417	0.422	p < 0.01	1.0008	0.188	0.156	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.080	0.080	p < 0.01	1.0006	0.082	0.029	0.008	p < 0.01		
Selke - Hausneindorf	Konstante	-	-	-	-	-1.564	0.287	0.022	p < 0.01	95.31%	0.0987
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.744	0.744	p < 0.01	1.0003	0.413	0.341	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.358	0.390	p < 0.01	1.0004	0.524	0.182	0.009	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.079	-0.083	p < 0.01	1.0003	-0.025	-0.043	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.467	0.470	p < 0.01	1.0008	0.267	0.221	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.058	0.060	p < 0.10	1.0006	0.081	0.028	0.009	p < 0.01		

Anhang J.2: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des Δ HQ25 für alle untersuchten Einzugsgebiete

Regressand: Δ HQ25		Korrelation				Regression					
EZG	Prädiktor	R (Spear.)	R (Pear.)	p-Wert (Korrel)	VIF	Koeff.	Stand. Koeff.	Stand.- Fehler (Präd.)	p-Wert (Präd.)	R ²	Stand.- Fehler (Regr.)
Rappbode- Trautenstein	Konstante	-	-	-	-	-0.865	0.074	0.014	p < 0.01	87.65%	0.0683
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.684	0.695	p < 0.01	1.0003	0.164	0.135	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.433	0.467	p < 0.01	1.0004	0.264	0.092	0.006	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.365	0.356	p < 0.01	1.0008	0.088	0.073	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.201	0.194	p < 0.01	1.0006	0.108	0.037	0.006	p < 0.01		
Holtemme- Mahndorf	Konstante	-	-	-	-	-1.483	0.504	0.037	p < 0.01	89.16%	0.1532
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.043	-0.051	p < 0.15	1.0002	-0.014	-0.024	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.689	0.693	p < 0.01	1.0003	0.392	0.324	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.343	0.363	p < 0.01	1.0004	0.497	0.172	0.014	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.059	-0.065	p < 0.05	1.0003	-0.020	-0.035	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.451	0.470	p < 0.01	1.0008	0.274	0.226	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.184	0.188	p < 0.01	1.0006	0.255	0.088	0.014	p < 0.01		
Gr. Graben - Oschersleben	Konstante	-	-	-	-	-1.817	0.424	0.031	p < 0.01	94.66%	0.1620
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.091	-0.105	p < 0.01	1.0002	-0.043	-0.074	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.933	0.904	p < 0.01	1.0003	0.767	0.634	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.223	0.279	p < 0.01	1.0004	0.572	0.198	0.015	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.181	0.187	p < 0.01	1.0008	0.338	0.141	0.012	p < 0.01		
Selke - Silberhütte	Konstante	-	-	-	-	-1.372	0.197	0.021	p < 0.01	90.12%	0.1040
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.693	0.697	p < 0.01	1.0003	0.280	0.231	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.499	0.526	p < 0.01	1.0004	0.506	0.176	0.009	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.345	0.334	p < 0.01	1.0008	0.141	0.117	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.130	0.123	p < 0.01	1.0006	0.115	0.040	0.009	p < 0.01		
Selke - Meisdorf	Konstante	-	-	-	-	-1.282	0.189	0.020	p < 0.01	92.69%	0.0915
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.698	0.704	p < 0.01	1.0003	0.290	0.239	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.403	0.427	p < 0.01	1.0004	0.424	0.147	0.008	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.050	-0.053	p < 0.10	1.0003	-0.013	-0.022	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.466	0.471	p < 0.01	1.0008	0.199	0.164	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.093	0.094	p < 0.01	1.0006	0.093	0.032	0.008	p < 0.01		
Selke - Hausneindorf	Konstante	-	-	-	-	-1.554	0.292	0.023	p < 0.01	94.77%	0.1028
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.705	0.711	p < 0.01	1.0003	0.389	0.322	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.366	0.396	p < 0.01	1.0004	0.524	0.182	0.009	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.084	-0.088	p < 0.01	1.0003	-0.026	-0.045	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.504	0.506	p < 0.01	1.0008	0.283	0.234	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.064	0.067	p < 0.05	1.0006	0.089	0.031	0.009	p < 0.01		

Anhang J.3: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des Δ HQ50 für alle untersuchten Einzugsgebiete

Regressand:		Korrelation				Regression					
Δ HQ50		R	R	p-Wert			Stand.-	Stand.-	p-Wert	Stand.-	
EZG	Prädiktor	(Spear.)	(Pear.)	(Korrel)	VIF	Koeff.	Koeff.	Fehler (Präd.)	(Präd.)	R ²	Fehler (Regr.)
Rappbode- Trautenstein	Konstante	-	-	-	-	-0.846	0.065	0.014	p < 0.01	86.10%	0.0704
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.664	0.678	p < 0.01	1.0003	0.155	0.128	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.414	0.447	p < 0.01	1.0004	0.246	0.085	0.006	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.392	0.384	p < 0.01	1.0008	0.092	0.076	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.211	0.205	p < 0.01	1.0006	0.111	0.039	0.006	p < 0.01		
Holtemme- Mahndorf	Konstante	-	-	-	-	-1.447	0.501	0.038	p < 0.01	87.59%	0.1594
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.041	-0.048	p < 0.15	1.0002	-0.013	-0.022	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.668	0.672	p < 0.01	1.0003	0.370	0.306	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.346	0.364	p < 0.01	1.0004	0.484	0.168	0.015	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.058	-0.064	p < 0.05	1.0003	-0.020	-0.034	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.458	0.478	p < 0.01	1.0008	0.270	0.224	0.006	p < 0.01		
Gr. Graben - Oschersleben	Konstante	-	-	-	-	-1.833	0.437	0.033	p < 0.01	94.36%	0.1676
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.091	-0.105	p < 0.01	1.0002	-0.043	-0.074	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.932	0.900	p < 0.01	1.0003	0.770	0.636	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.232	0.288	p < 0.01	1.0004	0.595	0.206	0.015	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.175	0.181	p < 0.01	1.0008	0.331	0.138	0.013	p < 0.01		
Selke - Silberhütte	Konstante	-	-	-	-	-1.348	0.195	0.022	p < 0.01	89.14%	0.1060
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.667	0.675	p < 0.01	1.0003	0.263	0.218	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.502	0.528	p < 0.01	1.0004	0.494	0.171	0.010	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.368	0.357	p < 0.01	1.0008	0.146	0.121	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.140	0.133	p < 0.01	1.0006	0.122	0.042	0.010	p < 0.01		
Selke - Meisdorf	Konstante	-	-	-	-	-1.261	0.186	0.021	p < 0.01	91.91%	0.0938
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.668	0.677	p < 0.01	1.0003	0.272	0.225	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.407	0.427	p < 0.01	1.0004	0.414	0.144	0.009	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.051	-0.055	p < 0.10	1.0003	-0.013	-0.022	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.492	0.497	p < 0.01	1.0008	0.205	0.169	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.100	0.101	p < 0.01	1.0006	0.098	0.034	0.009	p < 0.01		
Selke - Hausneindorf	Konstante	-	-	-	-	-1.548	0.294	0.024	p < 0.01	94.43%	0.1054
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.684	0.692	p < 0.01	1.0003	0.376	0.311	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.369	0.398	p < 0.01	1.0004	0.524	0.182	0.010	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.086	-0.091	p < 0.01	1.0003	-0.026	-0.046	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.523	0.525	p < 0.01	1.0008	0.291	0.241	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.067	0.070	p < 0.05	1.0006	0.094	0.033	0.010	p < 0.01		

Anhang J.4: Ergebnisse der Korrelations- und Regressionsanalyse des Δ HQ100 für alle untersuchten Einzugsgebiete

Regressand: Δ HQ100		Korrelation				Regression					
EZG	Prädiktor	R (Spear.)	R (Pear.)	p-Wert (Korrel)	VIF	Koeff.	Stand. Koeff.	Stand.- Fehler (Präd.)	p-Wert (Präd.)	R ²	Stand.- Fehler (Regr.)
Rappbode- Trautenstein	Konstante	-	-	-	-	-0.830	0.058	0.015	p < 0.01	84.69%	0.0723
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.646	0.662	p < 0.01	1.0003	0.148	0.123	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.398	0.430	p < 0.01	1.0004	0.232	0.080	0.007	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.414	0.407	p < 0.01	1.0008	0.095	0.078	0.003	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.219	0.214	p < 0.01	1.0006	0.114	0.039	0.007	p < 0.01		
Holtemme- Mahndorf	Konstante	-	-	-	-	-1.420	0.500	0.040	p < 0.01	86.22%	0.1644
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.040	-0.046	p < 0.15	1.0002	-0.012	-0.021	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.650	0.655	p < 0.01	1.0003	0.352	0.291	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.349	0.365	p < 0.01	1.0004	0.475	0.165	0.015	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.056	-0.063	p < 0.05	1.0003	-0.019	-0.033	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.462	0.484	p < 0.01	1.0008	0.268	0.222	0.006	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.204	0.209	p < 0.01	1.0006	0.270	0.094	0.015	p < 0.01		
Gr. Graben - Oschersleben	Konstante	-	-	-	-	-1.845	0.447	0.033	p < 0.01	94.13%	0.1720
	$\Delta T_{MW,Wi}$	-0.091	-0.104	p < 0.01	1.0002	-0.043	-0.074	0.003	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.931	0.898	p < 0.01	1.0003	0.772	0.638	0.007	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.239	0.295	p < 0.01	1.0004	0.613	0.212	0.016	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.170	0.176	p < 0.01	1.0008	0.325	0.135	0.013	p < 0.01		
Selke - Silberhütte	Konstante	-	-	-	-	-1.329	0.194	0.022	p < 0.01	88.29%	0.1078
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.644	0.656	p < 0.01	1.0003	0.251	0.207	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.505	0.528	p < 0.01	1.0004	0.485	0.168	0.010	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.385	0.376	p < 0.01	1.0008	0.150	0.124	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.148	0.142	p < 0.01	1.0006	0.128	0.044	0.010	p < 0.01		
Selke - Meisdorf	Konstante	-	-	-	-	-1.244	0.184	0.021	p < 0.01	91.24%	0.0959
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.642	0.655	p < 0.01	1.0003	0.259	0.214	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.409	0.428	p < 0.01	1.0004	0.407	0.141	0.009	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.051	-0.056	p < 0.10	1.0003	-0.013	-0.022	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.512	0.518	p < 0.01	1.0008	0.209	0.173	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.106	0.107	p < 0.01	1.0006	0.103	0.036	0.009	p < 0.01		
Selke - Hausneindorf	Konstante	-	-	-	-	-1.544	0.296	0.024	p < 0.01	94.14%	0.1075
	$\Delta P_{MW,Wi}^3$	0.667	0.677	p < 0.01	1.0003	0.366	0.303	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,Wi}$	0.372	0.400	p < 0.01	1.0004	0.524	0.182	0.010	p < 0.01		
	$\Delta T_{MW,So}$	-0.088	-0.093	p < 0.01	1.0003	-0.027	-0.046	0.002	p < 0.01		
	$\Delta P_{MW,So}^3$	0.537	0.540	p < 0.01	1.0008	0.298	0.246	0.004	p < 0.01		
	$P_{Stark,So}$	0.069	0.073	p < 0.05	1.0006	0.097	0.034	0.010	p < 0.01		

Anhang K: Bestimmungsgleichungen der Untersuchungsgebiete

Anhang K.1: Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_{10} = & -0.898 + 0.176 \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + 0.295 \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + 0.081 \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + 0.102 \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_{20} = & -0.872 + 0.167 \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + 0.271 \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + 0.087 \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + 0.106 \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_{25} = & -0.865 + 0.164 \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + 0.264 \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + 0.088 \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + 0.108 \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_{50} = & -0.846 + 0.155 \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + 0.246 \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + 0.092 \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + 0.111 \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_{100} = & -0.830 + 0.148 \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + 0.232 \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + 0.095 \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + 0.114 \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta\text{HQ}_T = & -0.962 + 0.029 \cdot \ln T \\ & + (0.207 - 0.013 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{\text{MW,Wi}}^3 + (0.354 - 0.027 \cdot \ln T) \cdot P_{\text{Stark,Wi}} \\ & + (0.069 + 0.006 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{\text{MW,So}}^3 + (0.090 + 0.005 \cdot \ln T) \cdot P_{\text{Stark,So}}\end{aligned}$$

Anhang K.2: Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Großer Graben-Oschersleben

$$\Delta HQ_{10} = -1.786 - 0.043 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.762 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.527 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.352 \cdot \Delta P_{MW,So}^3$$

$$\Delta HQ_{20} = -1.811 - 0.043 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.766 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.562 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.341 \cdot \Delta P_{MW,So}^3$$

$$\Delta HQ_{25} = -1.817 - 0.043 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.767 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.572 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.338 \cdot \Delta P_{MW,So}^3$$

$$\Delta HQ_{50} = -1.833 - 0.043 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.770 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.595 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.331 \cdot \Delta P_{MW,So}^3$$

$$\Delta HQ_{100} = -1.845 - 0.043 \cdot \Delta T_{MW,Wi} + 0.772 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.613 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.325 \cdot \Delta P_{MW,So}^3$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_T &= -1.732 - 0.025 \cdot \ln T \\ &+ (-0.043 + 0.000 \cdot \ln T) \cdot \Delta T_{MW,Wi} + (0.753 + 0.004 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 \\ &+ (0.449 + 0.037 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,Wi} + (0.377 - 0.012 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,So}^3 \end{aligned}$$

Anhang K.3: Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Selke-Silberhütte

$$\Delta HQ_{10} = -1.417 + 0.310 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.529 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.132 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.102 \cdot P_{Stark,So}$$

$$\Delta HQ_{20} = -1.381 + 0.286 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.511 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.139 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.112 \cdot P_{Stark,So}$$

$$\Delta HQ_{25} = -1.372 + 0.280 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.506 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.141 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.115 \cdot P_{Stark,So}$$

$$\Delta HQ_{50} = -1.348 + 0.263 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.494 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.146 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.122 \cdot P_{Stark,So}$$

$$\Delta HQ_{100} = -1.329 + 0.251 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.485 \cdot P_{Stark,Wi} + 0.150 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.128 \cdot P_{Stark,So}$$

$$\begin{aligned} \Delta HQ_T &= -1.497 + 0.038 \cdot \ln T \\ &+ (0.365 - 0.025 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + (0.570 - 0.019 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,Wi} \\ &+ (0.114 - 0.008 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + (0.078 + 0.011 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,So} \end{aligned}$$

Anhang K.4: Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Selke-Meisdorf

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{10} = & -1.322 + 0.322 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.441 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.188 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.082 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{20} = & -1.290 + 0.296 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.427 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.197 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.091 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{25} = & -1.282 + 0.290 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.424 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.199 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.093 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{50} = & -1.261 + 0.272 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.414 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.205 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.098 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{100} = & -1.244 + 0.259 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.407 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.013 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.209 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.103 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_T = & -1.393 + 0.033 \cdot \ln T \\ & + (0.381 - 0.027 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + (0.471 - 0.014 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,Wi} \\ & + (-0.013 + 0.000 \cdot \ln T) \cdot \Delta T_{MW,So} + (0.169 + 0.009 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,So}^3 \\ & + (0.064 + 0.009 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

Anhang K.5: Bestimmungsgleichungen für das Untersuchungsgebiet Selke-Hausneindorf

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{10} = & -1.564 + 0.413 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.524 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.025 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.267 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.081 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{20} = & -1.556 + 0.394 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.524 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.026 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.280 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.087 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{25} = & -1.554 + 0.389 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.524 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.026 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.283 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.089 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

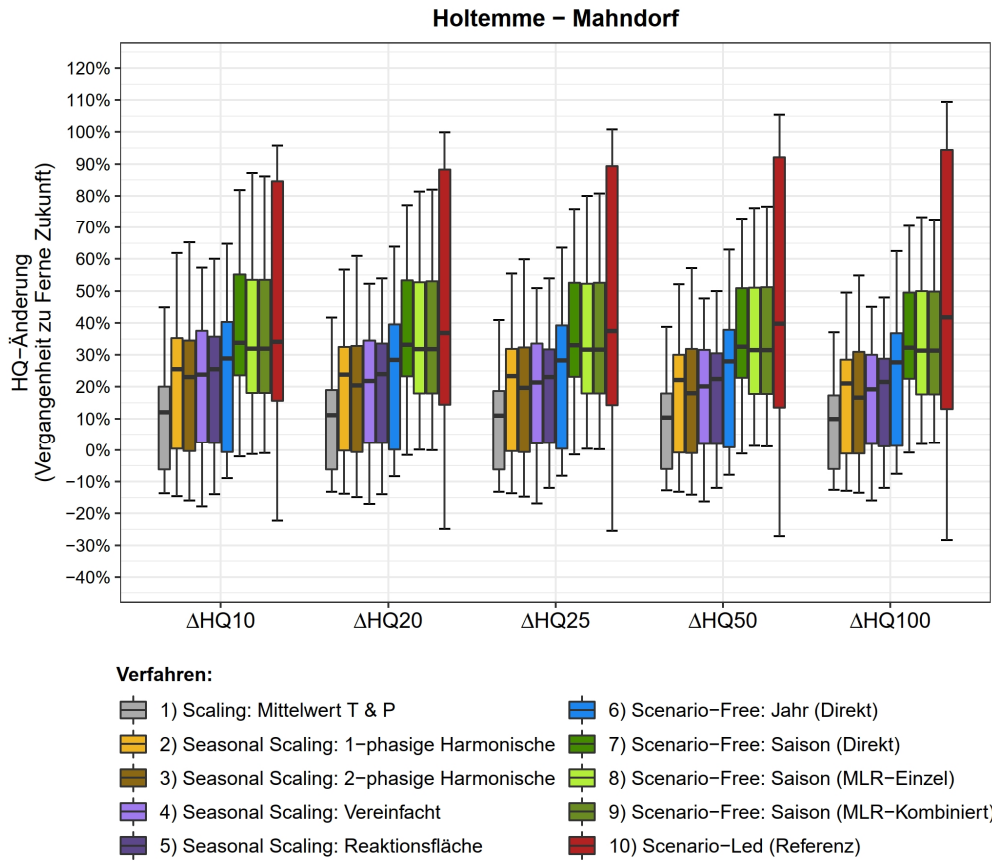
$$\begin{aligned}\Delta HQ_{50} = & -1.548 + 0.376 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.524 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.026 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.291 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.094 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_{100} = & -1.544 + 0.366 \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + 0.524 \cdot P_{Stark,Wi} - 0.027 \cdot \Delta T_{MW,So} \\ & + 0.298 \cdot \Delta P_{MW,So}^3 + 0.097 \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta HQ_T = & -1.582 + 0.008 \cdot \ln T \\ & + (0.455 - 0.020 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,Wi}^3 + (0.524 + 0.000 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,Wi} \\ & + (-0.023 + 0.001 \cdot \ln T) \cdot \Delta T_{MW,So} + (0.239 + 0.013 \cdot \ln T) \cdot \Delta P_{MW,So}^3 \\ & + (0.066 + 0.007 \cdot \ln T) \cdot P_{Stark,So}\end{aligned}$$

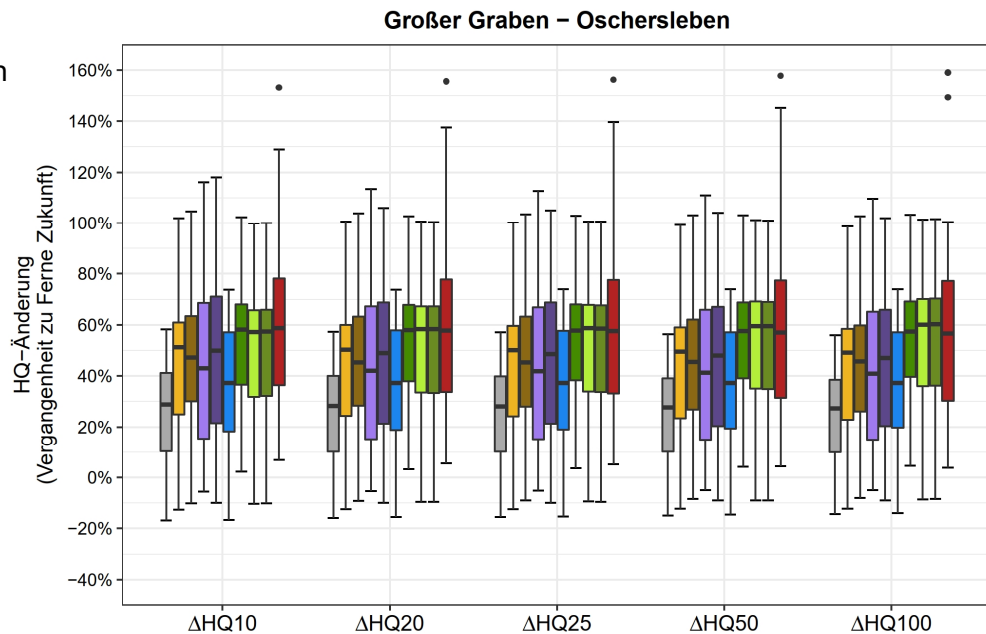
Anhang L: HQ-Änderungen der Untersuchungsgebiete (Verfahrenvergleich)

Anhang L.1: Änderungen von HQ10 bis HQ100 [%] des Klimamodellensembles im Untersuchungsgebiet Holtemme - Mahndorf. Dargestellt sind die Änderungen von Vergangenheit zur Ferne Zukunft für unterschiedliche Verfahren im Vergleich.



Anhang L.2:

Wie zuvor, jedoch
Großer Graben -
Oschersleben

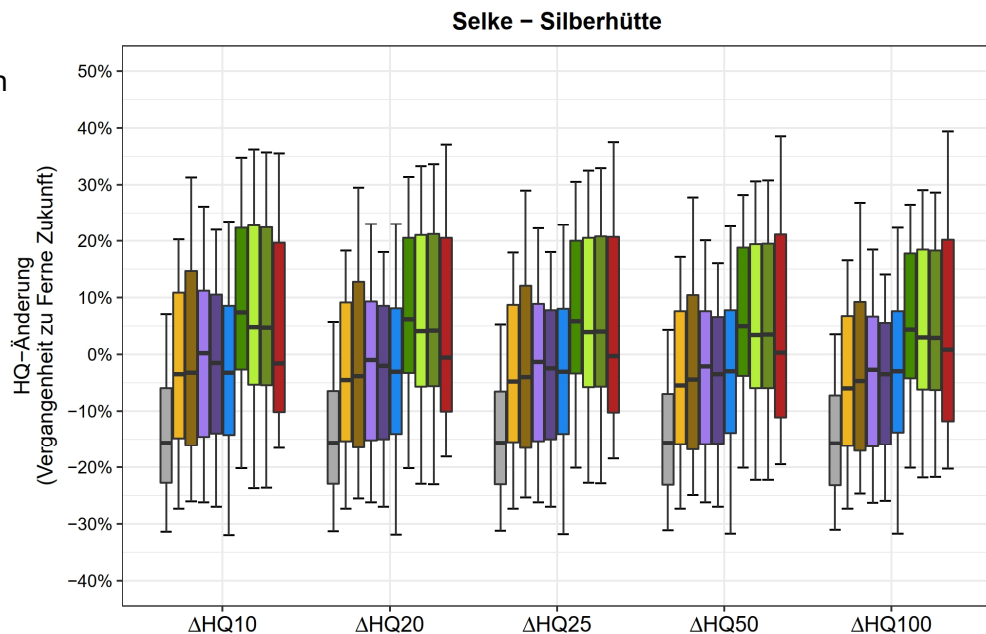


Verfahren:

- | | |
|--|---|
| 1) Scaling: Mittelwert T & P | 6) Scenario-Free: Jahr (Direkt) |
| 2) Seasonal Scaling: 1-phasige Harmonische | 7) Scenario-Free: Saison (Direkt) |
| 3) Seasonal Scaling: 2-phasige Harmonische | 8) Scenario-Free: Saison (MLR-Einzel) |
| 4) Seasonal Scaling: Vereinfacht | 9) Scenario-Free: Saison (MLR-Kombiniert) |
| 5) Seasonal Scaling: Reaktionsfläche | 10) Scenario-Led (Referenz) |

Anhang L.3:

Wie zuvor, jedoch
Selke -
Silberhütte

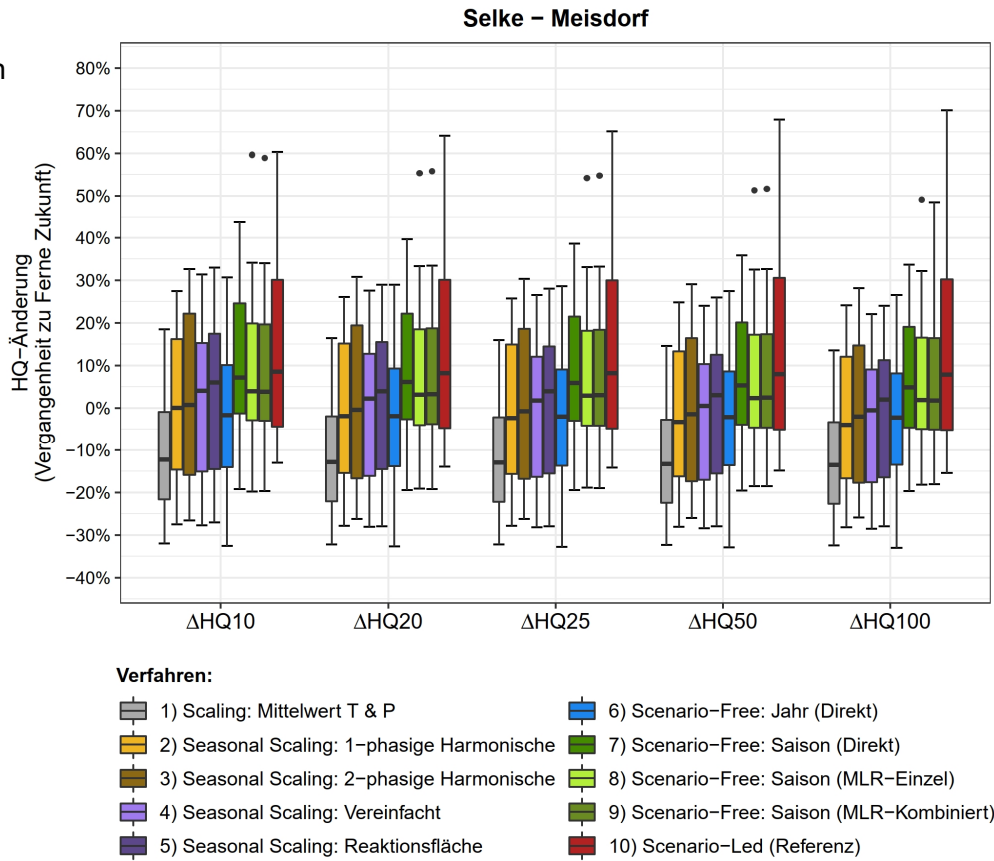


Verfahren:

- | | |
|--|---|
| 1) Scaling: Mittelwert T & P | 6) Scenario-Free: Jahr (Direkt) |
| 2) Seasonal Scaling: 1-phasige Harmonische | 7) Scenario-Free: Saison (Direkt) |
| 3) Seasonal Scaling: 2-phasige Harmonische | 8) Scenario-Free: Saison (MLR-Einzel) |
| 4) Seasonal Scaling: Vereinfacht | 9) Scenario-Free: Saison (MLR-Kombiniert) |
| 5) Seasonal Scaling: Reaktionsfläche | 10) Scenario-Led (Referenz) |

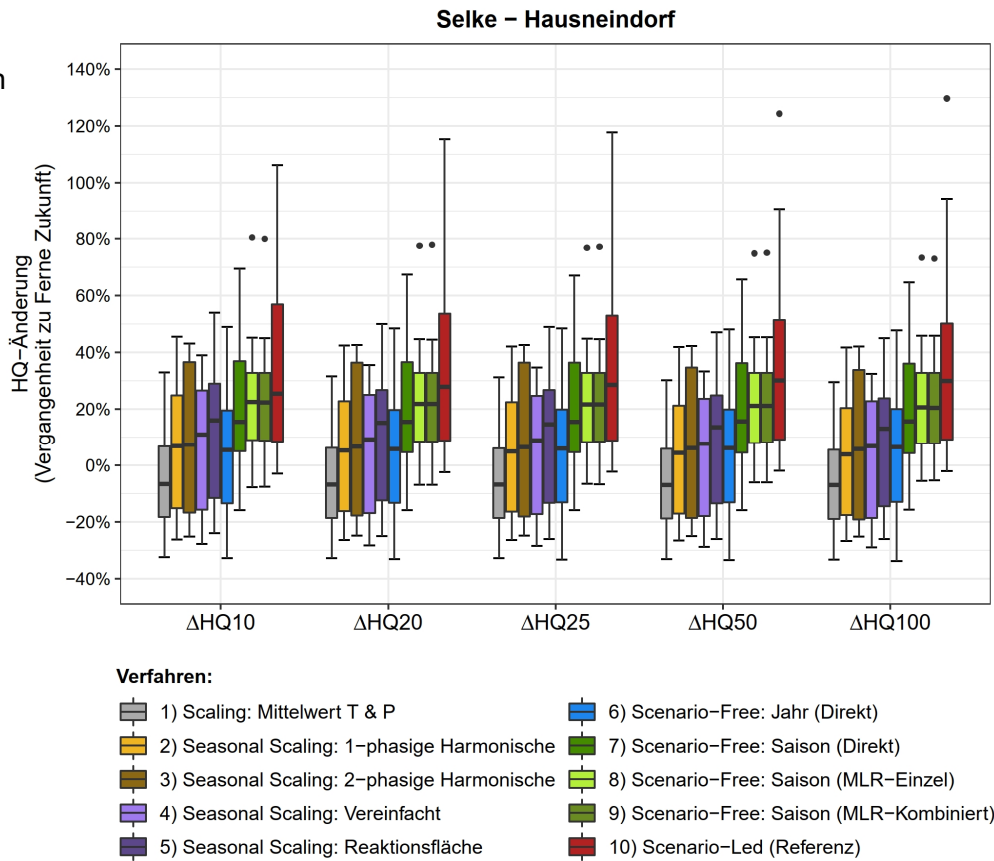
Anhang L.4:

Wie zuvor, jedoch
Selke -
Meisdorf



Anhang L.5:

Wie zuvor, jedoch
Selke -
Hausneindorf



Anhang M: Gütevergleich der HQ-Änderungen des Klimaensembles

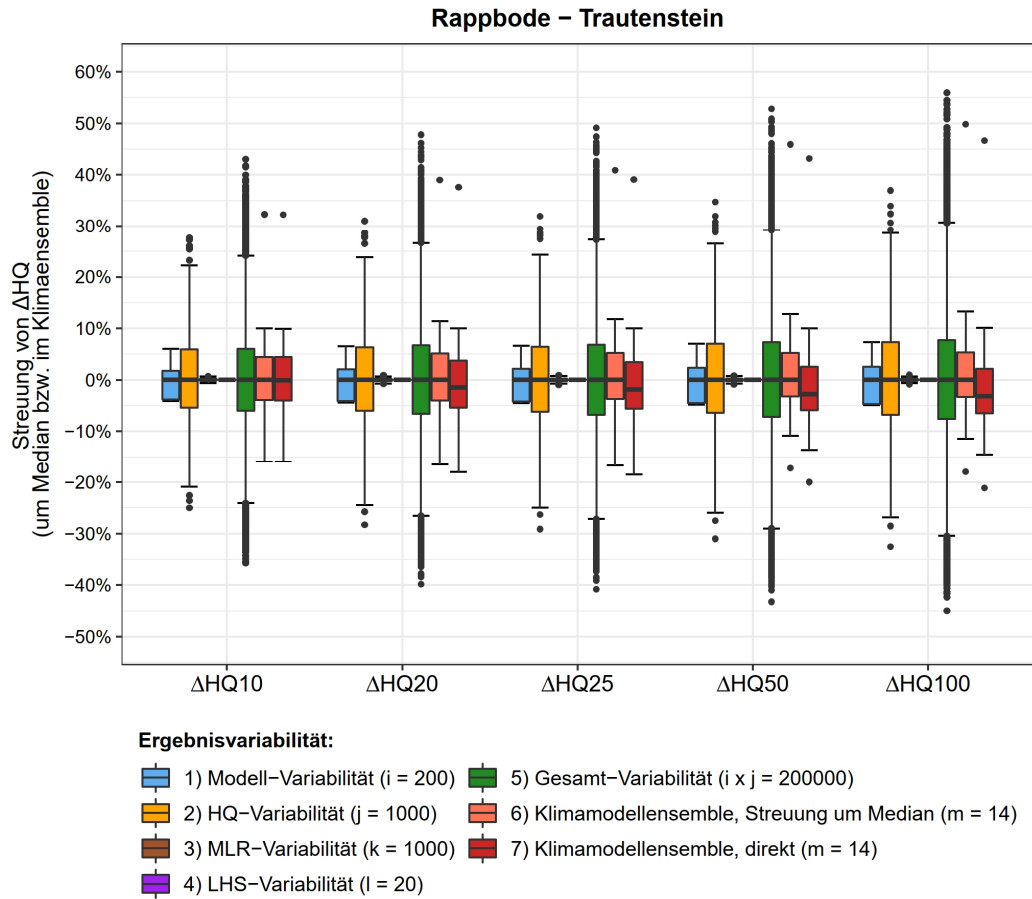
Anhang M.1: Gütevergleich der bestimmten HQ10-Änderungen des Klimamodellensembles. Dargestellt sind die Gütekriterien BIAS, RMSE und NSE von unterschiedlichen Verfahren im Vergleich mit dem Szenario-Led Ansatz (Referenz).

EZG (Abk.)	Güte- Kriterien	Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Seas. Scal.	Scen.-Free	Scen.-Free	Scen.-Free	Scen.-Free
		MW T & P [1]	1-phas. [2]	2-phas. [3]	Einfach [4]	R-Fläche [5]	Jahr [6]	Saison [7]	MLR-Einzel [8]	MLR-Komb [9]
Rapp- Traut.	BIAS [%]	-14.8%	-9.2%	-8.0%	-8.5%	-8.6%	-7.8%	-3.2%	-4.9%	-5.0%
	RMSE [%]	17.9%	14.1%	14.2%	13.7%	13.8%	13.1%	9.9%	11.0%	11.0%
	NSE [-]	-1.768	-0.714	-0.724	-0.613	-0.646	-0.479	0.160	-0.031	-0.043
Holt- Mahn.	BIAS [%]	-34.2%	-24.4%	-24.2%	-24.1%	-24.0%	-20.0%	-6.4%	-8.7%	-8.8%
	RMSE [%]	46.9%	41.0%	41.0%	40.2%	40.2%	33.7%	32.7%	33.5%	33.4%
	NSE [-]	-0.585	-0.210	-0.208	-0.165	-0.166	0.185	0.229	0.190	0.195
GrGr.- Osch.	BIAS [%]	-37.3%	-20.7%	-18.9%	-18.4%	-17.4%	-30.1%	-10.5%	-12.8%	-12.6%
	RMSE [%]	48.9%	41.0%	40.0%	38.1%	38.7%	41.7%	41.5%	43.1%	43.0%
	NSE [-]	-0.598	-0.123	-0.071	0.030	-0.003	-0.161	-0.153	-0.240	-0.238
Selke- Silb.	BIAS [%]	-18.6%	-6.6%	-5.6%	-6.0%	-6.3%	-8.0%	4.5%	1.8%	1.6%
	RMSE [%]	22.7%	16.4%	18.0%	16.0%	15.4%	15.1%	13.8%	13.0%	12.9%
	NSE [-]	-0.773	0.079	-0.113	0.126	0.183	0.219	0.344	0.420	0.429
Selke- Meis.	BIAS [%]	-23.3%	-11.7%	-10.5%	-12.1%	-10.8%	-14.4%	-2.3%	-3.2%	-3.4%
	RMSE [%]	27.6%	19.0%	19.7%	19.2%	18.5%	20.1%	13.9%	14.7%	14.7%
	NSE [-]	-0.660	0.217	0.155	0.196	0.252	0.116	0.580	0.527	0.530
Selke- Haus.	BIAS [%]	-40.3%	-26.8%	-25.5%	-28.8%	-22.9%	-29.5%	-15.1%	-11.6%	-11.7%
	RMSE [%]	47.0%	35.0%	34.4%	34.8%	32.1%	38.0%	27.1%	28.3%	28.3%
	NSE [-]	-1.205	-0.220	-0.183	-0.205	-0.029	-0.442	0.269	0.200	0.203

Grün markiert sind die jeweils besten Gütekriterien der praktisch anwendbaren Verfahren [1], [5] und [8]/[9]

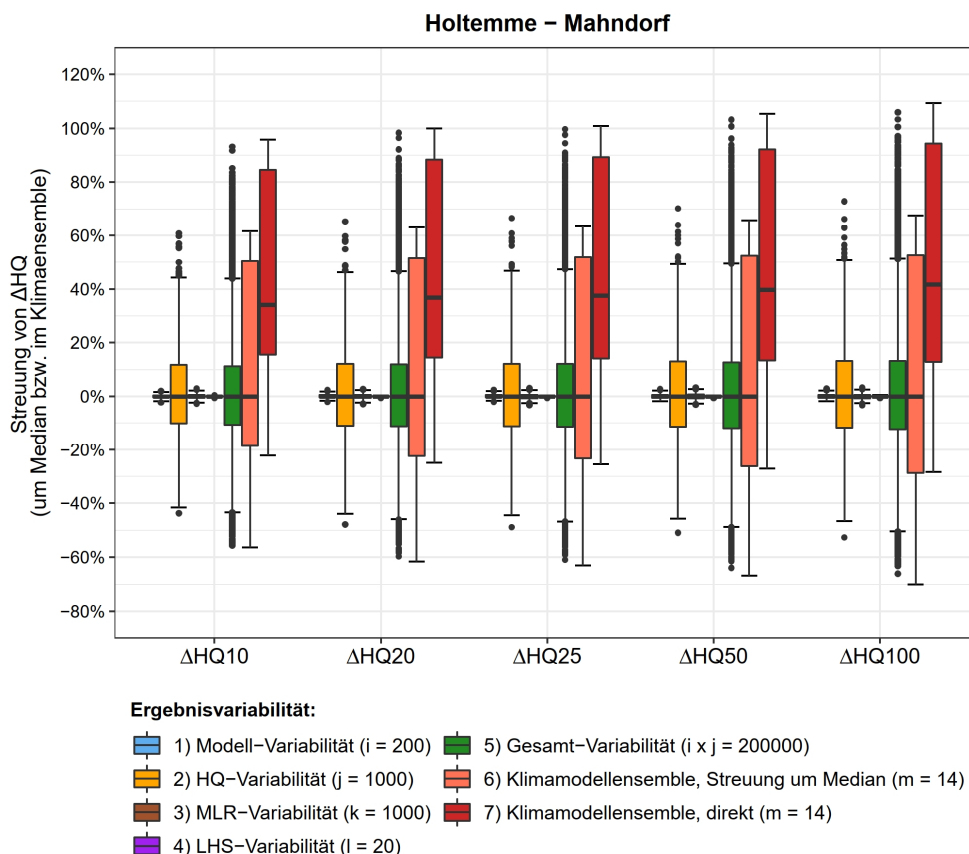
Anhang N: Ergebnisvariabilität des Verfahrens nach Untersuchungsgebiet

Anhang N.1: Variabilität von ΔHQ_{10} bis ΔHQ_{100} [%] im Untersuchungsgebiet Rappbode-Trautenstein. Dargestellt sind die $\Delta HQ(T)$ -Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen von Ergebnisvariabilität im Vergleich (1 bis 5). Weiterhin dargestellt sind die $\Delta HQ(T)$ -Streuungen um den Median des Klimaensembles (6) sowie direkt die $\Delta HQ(T)$ des Klimamodellensembles (7).



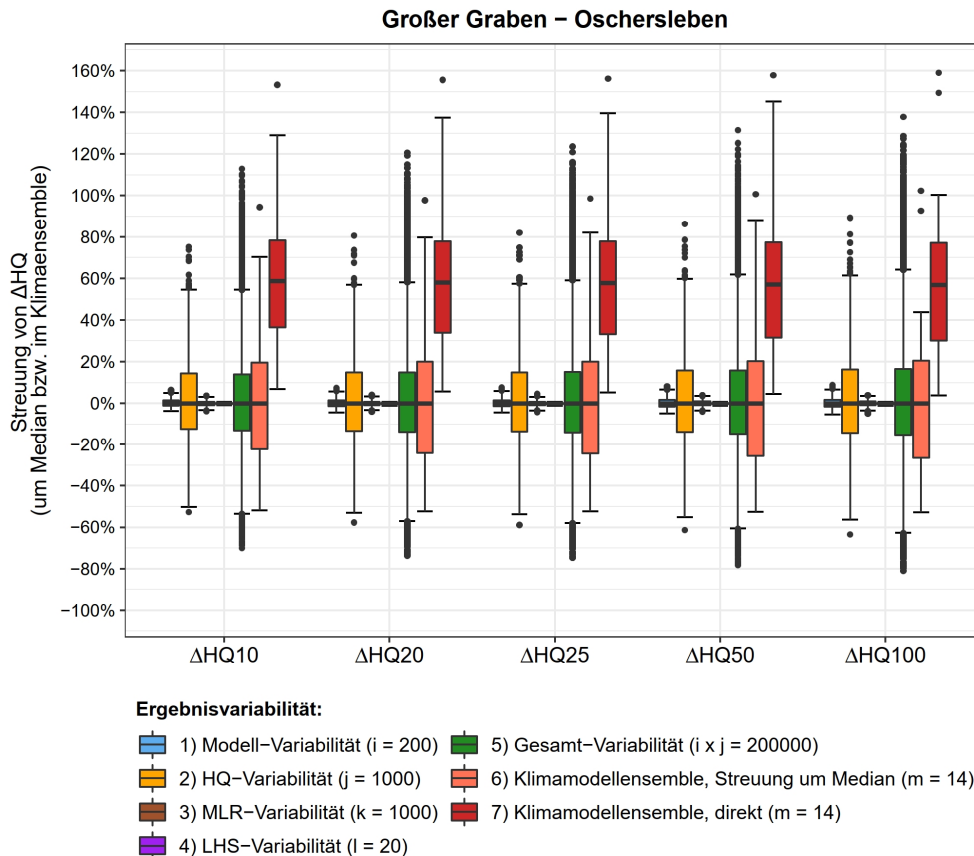
Anhang N.2:

Wie zuvor,
jedoch
Holtemme -
Mahndorf



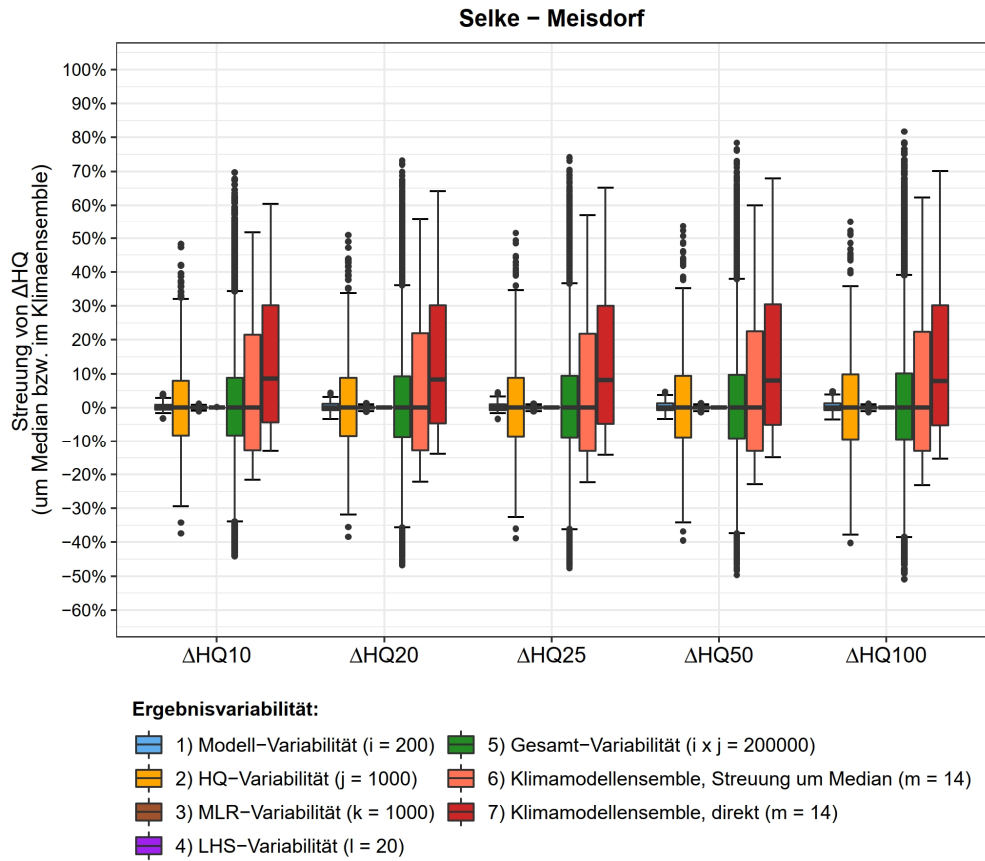
Anhang N.3:

Wie zuvor,
jedoch Großer
Graben -
Oschersleben



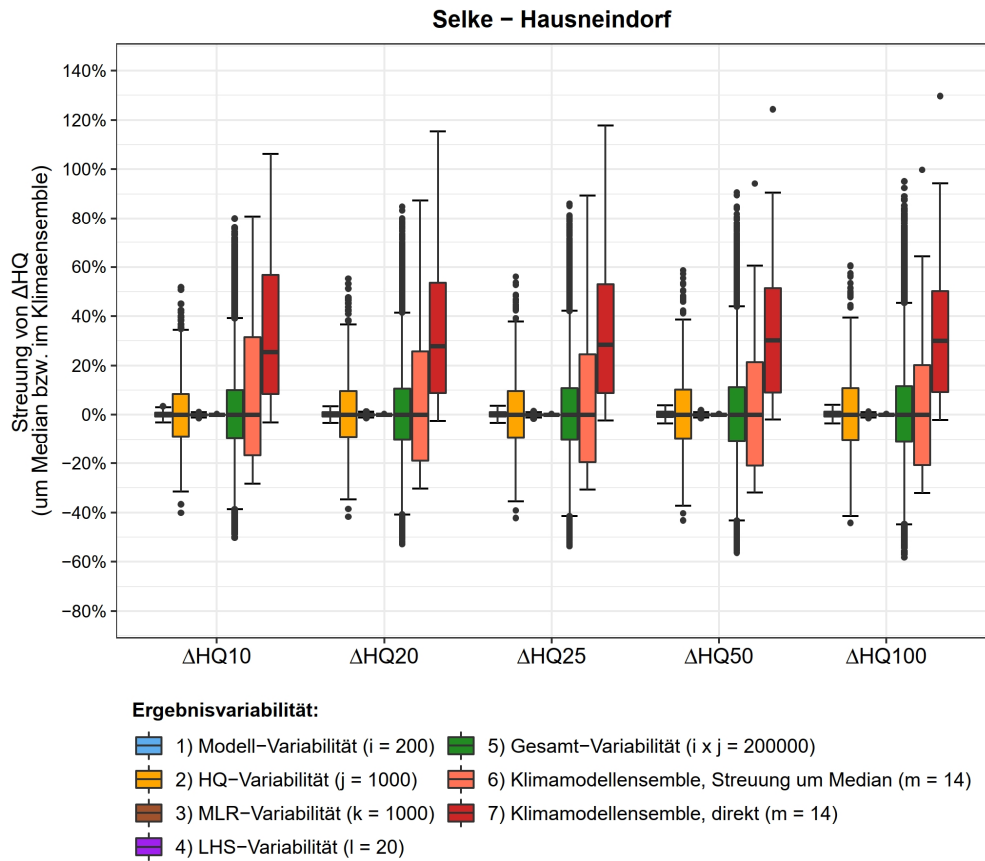
Anhang N.4:

Wie zuvor,
jedoch Selke -
Meisdorf



Anhang N.5:

Wie zuvor,
jedoch Selke -
Hausneindorf



Anhang O: Variabilitätsvergleich der HQ-Änderungen des Klimaensembles

Anhang O.1: Vergleich der Variabilität des ΔHQ_{10} für verschiedene Untersuchungsgebiete. Dargestellt sind die Streumaße IQA und STABW der ΔHQ -Streuungen um den Median für unterschiedliche Formen der Ergebnisvariabilität (1 bis 5) im Vergleich mit den IQA und STABW der ΔHQ des Klimamodellensembles (6).

EZG (Abk.)	Streu- Maße	Modell- Variabilität [1]	HQ- Variabilität [2]	MLR- Variabilität [3]	LHS- Variabilität [4]	Gesamt- Variabilität [5]	Klimamodell- Ensemble [6]
Rapp- Traut.	IQA [%]	5.6%	11.3%	0.3%	0.1%	12.1%	8.4%
	STABW [%]	2.7%	8.5%	0.2%	0.1%	9.0%	11.2%
Holt- Mahn.	IQA [%]	0.9%	21.9%	1.2%	0.2%	21.8%	69.0%
	STABW [%]	0.8%	16.8%	0.9%	0.3%	16.3%	38.7%
GrGr.- Osch.	IQA [%]	2.4%	26.8%	1.7%	0.6%	27.0%	41.9%
	STABW [%]	2.0%	20.5%	1.3%	0.4%	20.3%	40.1%
Selke- Silb.	IQA [%]	2.1%	15.6%	0.5%	0.1%	16.5%	29.8%
	STABW [%]	1.8%	12.2%	0.4%	0.1%	12.2%	17.7%
Selke- Meis.	IQA [%]	1.5%	16.2%	0.5%	0.1%	17.1%	34.5%
	STABW [%]	1.1%	12.7%	0.3%	0.1%	12.7%	22.2%
Selke- Haus.	IQA [%]	1.6%	17.4%	0.6%	0.1%	19.5%	48.3%
	STABW [%]	1.2%	13.6%	0.4%	0.1%	14.5%	32.9%

IQA = Interquartilabstand STABW = Standardabweichung