

Räumlicher und zeitlicher Transfer von hydrologischen Modellparametern und deren Anwendung in der Klimafolgenforschung

VON DER FAKULTÄT FÜR BAUINGENIEURWESEN UND GEODÄSIE
DER GOTTFRIED WILHELM LEIBNIZ UNIVERSITÄT HANNOVER

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

genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing.(FH) **Markus Wallner**, M.Sc.
geboren am 24.10.1980 in München

2014

Referent: Prof. Dr.-Ing. Uwe Haberlandt
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Axel Bronstert

Tag der Promotion: 06. August 2014

Kurzfassung

In den letzten Jahrzehnten haben Hochwasser weltweit zu verheerenden Schäden geführt. In begrenztem Maße kann der Mensch über Gewässerregulierung in Extremsituationen die Hochwasserscheitel reduzieren. Für diese Maßnahmen bedarf es wasserwirtschaftlicher Anlagen, für deren Bau und Betrieb Vorhersagen bzw. Prognosen von Hochwasserabflüssen benötigt werden. Diese können mittels Niederschlag-Abfluss-Modellen (N-A-Modelle) simuliert werden.

Wegen der konzeptionellen Struktur der meisten N-A-Modelle sind die benötigten Modellparameter in der Regel nur durch eine Kalibrierung anhand einer beobachteten Abflussganglinie abzuschätzen. Hieraus ergeben sich 3 Fragestellungen, welche in dieser Arbeit untersucht wurden: (i) wie können unbeobachtete Gebiete für die keine Abflusszeitreihen vorliegen plausibel parametrisiert werden, (ii) ist die Annahme von stationären Modellparametern bei den konzeptionellen Strukturen dieser Modelle ausreichend, und (iii) welchen Nutzen haben dynamische Modellparameter in der Klimafolgenforschung.

Für die Untersuchungen der Fragestellung (i) wurde eine neue transparente *One-Step*-Methode basierend auf Techniken der *Self-Organizing Maps* für die Regionalisierung hydrologischer Modellparameter entwickelt (SOM-B). Die Methode gruppiert Einzugsgebiete mit ähnlichen Eigenschaften und ordnet diesen während der Kalibrierung ähnliche Parametersätze zu.

Dieselbe Methode wurde anschließend für den zeitlichen Transfer von Modellparametern für Fragestellung (ii) und (iii) getestet. Hierfür wurden die Modellparameter mit Klimaindizes gekoppelt. Nach der Validitätsanalyse der dynamischen Modellparameter und deren Einfluss auf verschiedene Abflusskennwerte, wurde die Methode für die Untersuchung von Änderungssignalen in Extremabflüssen in der Klimafolgenabschätzung angewendet. Das N-A-Modell wurde hierfür anhand von Abflussstatistiken kalibriert. Dieses Vorgehen erlaubt die Verwendung von Klimamodelldaten als Eingangsdaten während der Kalibrierung. Zusätzlich kann das Modell direkt an Extremwertstatistiken trainiert werden. Die Untersuchungen wurden in stündlicher und täglicher Auflösung an verschiedenen mesoskaligen Kopfgebieten des Aller-Leine-Einzugsgebiets in Niedersachsen getestet. In der Untersuchung wurde eine modifizierte Version des HBV-Modells verwendet.

Die Regionalisierung mit der SOM-B zeigte im Vergleich zu einer Referenzregionalisierung basierend auf linearen Transferfunktionen lediglich leichte Verbesserungen in der Güte der simulierten Abflüsse. Allerdings ist sie deutlich objektiver und transparenter als vergleichbare Methoden. Die Sensitivität der Methode auf Änderungen in den Einstellungen der SOM-B war marginal.

Der zeitliche Transfer der Modellparameter erzielte bessere Simulationsgüten für dieselbe Periode als die Simulationen mit statischen Parametern. Speziell Niedrigwasserabflüsse konnten mit dieser Methode besser abgebildet werden, wobei sich die Simulationen hauptsächlich auf saisonaler Ebene verbesserten. Auch für die Hochwasserspitzen wurden gebietsabhängige Verbesserungen festgestellt, welche auch auf klimatischer Ebene zum Tragen kamen. Weiterhin konnten mit der präsentierten Methode Schwächen in der konzeptionellen Struktur des hydrologischen Modells identifiziert werden.

Die Anwendung der dynamischen Modellparameter zur Prognose von zukünftigen Hochwassern weist auf eine Vergrößerung der Unsicherheiten in den Simulationen und schlechtere Validierungsergebnisse hin. Diese können zum Teil auf den *Bias* in den Eingangsdaten (Klimamodelldaten) zurückgeführt werden, da die Methodik selber erfolgreich getestet wurde. Die aus den Simulationen abgeleiteten Extremwertverteilungen erzielten mit dynamischen Modellparametern bessere Ergebnisse als mit statischen Parametern. Es konnte gezeigt werden, dass die beiden Parametersätze zu unterschiedlichen Änderungssignalen in Spitzenabflüssen führen.

Schlagworte: Hydrologische Modellierung; Regionalisierung; Self-Organizing Maps

Abstract

Flooding has caused fatal damages worldwide over the last decades. To some degree mankind can regulate water bodies and reduce the peaks of extreme runoffs. These measures requires structures like dams or storm water storage basins. For the construction and operation of these structures, prognoses and forecasts of extreme flows are needed. This information can be obtained from rainfall-runoff models.

Because of the conceptual structure of most hydrological models, a parameter calibration is necessary, which compares simulated discharge with the observed discharge. Due to the structure of the models and the calibration procedure, 2 questions arise which comprise the main parts of this study: (i) how can parameters in ungauged catchments be derived if no measurements are available, (ii) is the assumption of static model parameters suitable for the conceptual structure of the rainfall-runoff models, and (iii) what is the benefit of dynamic model parameters in climate impact studies?

Addressing question (i), a new transparent one-step method for the regionalization of hydrological model parameters, based on Self-Organizing Maps techniques, was developed (SOM-B). This method groups (sub-) catchments with similar characteristics and assigns them similar parameter sets during the calibration process.

Addressing question (ii) and (iii), the same method was subsequently used to transfer the model parameters in time. In this case the model parameters were linked to climate indices. After analyzing the validity of this method and its influence on different flow regimes, the dynamic model parameters and their impact on the change signal of extreme flows in climate impact studies was investigated. The enhancement of a calibration strategy based on flow statistics enabled the direct use of climate model data for the calibration as well as the application. Additionally, the model can be directly trained on unusual events like extreme flows. The investigations were carried out with hourly and daily time steps on different meso-scale catchments of the Aller-Leine watershed in northern Germany. A modified version of the HBV model was used for the simulations.

The regionalization with the SOM-B method, in comparison to a benchmark regionalization based on linear transfer functions, showed only slight improvements in the simulated discharge. However, the SOM-B is considerably more objective and transparent in comparison to other regionalization methods. The sensitivity to different settings of the SOM-B was only marginal for the simulation with rationalized parameters in this study.

Simulations with dynamic model parameters generally showed better performance than with static parameters. In particular, low flows are better simulated with the dynamic parameters. The improvements were mainly seasonal. Peak flows also showed a great improvement for some of the catchments. The evaluation showed the feasibility of the method to detect weaknesses in the model structure.

The application of dynamic parameters for the prognosis of future extreme events showed an increase of uncertainty and worse validation results, when compared with the static parameters. This could be partly ascribed to the Bias which was evident for the regional climate model data. However, the results of simulated flood frequency curves improved using dynamic parameters. It was shown that the change signal of extreme flows varies between dynamic and static model parameters.

Keywords: Hydrological Modeling; Regionalization; Self-Organizing Maps

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	XI
Tabellenverzeichnis	XVII
Abkürzungs- und Symbolverzeichnis	XIX
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung und Vorgehen	3
2 Stand der Wissenschaft	5
2.1 Räumlicher Transfer hydrologischer Modellparameter (Regionalisierung) . .	6
2.2 Statische Parameter in konzeptionellen Modellansätzen	10
2.3 Offene Fragen	13
3 Angewandte und neu entwickelte Methoden	15
3.1 Hydrologisches Modell	15
3.1.1 Beschreibung des Modells HBV-IWW	15
3.1.2 Weiterentwicklung: Implementierung dynamischer Parameter (HBV-IWW-DYN)	20
3.2 Optimierungsalgorithmen	20
3.2.1 Dynamical Dimension Search (DDS)	21
3.2.2 Simulated Annealing (SA)	22
3.3 Linearer Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum (LT-B)	24
3.4 Entwicklung eines nichtlinearen Transfers hydrologischer Modellparameter .	26
3.4.1 Grundlagen <i>Self-Organizing Maps</i> (SOM)	26
3.4.2 Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum (SOM-B)	30
3.4.3 Transfer hydrologischer Modellparameter in der Zeit (SOM-B2)	34
3.5 Weiterentwicklung einer Strategie zur Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken	36

4	Überblick Gebiet und Daten	41
4.1	Aller-Leine-Einzugsgebiet	41
4.2	Daten	42
4.2.1	Flächendaten	43
4.2.2	Punktdaten	44
5	Transfer von hydrologischen Modellparametern im Raum	47
5.1	Gebiete und Daten	47
5.2	Vergleich LT-B und SOM-B	51
5.2.1	Rahmenbedingungen des Methodenvergleichs	51
5.2.2	Zusammenhang von Gebietseigenschaften und Modellparametern . .	52
5.2.3	Modellgüte mit regionalisierten Parametern	57
5.3	Einfluss verschiedener Einstellungen der SOM-B auf die Modellgüte	62
5.3.1	Einfluss der Anzahl der Modellparameter	62
5.3.2	Einfluss verschiedener Kombinationen an Gebietseigenschaften . . .	63
5.3.3	Einfluss der Größe der SOM und der Nachbarschaftsfunktionen . . .	64
6	Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit	67
6.1	Gebiete und Daten	67
6.2	Vergleich der Modellgüte mit statischen und dynamischen Modellparametern	70
6.3	Zusammenhang zwischen Klimavariablen und dynamischen Modellparametern	73
6.4	Einfluss dynamischer Modellparameter auf unterschiedliche Abflusskennwerte	80
7	Anwendung dynamischer Modellparameter in der Klimafolgenforschung	87
7.1	Gebiete und Daten	87
7.2	Kalibrierung mit Klimamodelldaten und Abflussstatistiken	91
7.3	Einfluss dynamischer Modellparameter auf das Änderungssignal von Hochwasserabflüssen	96
8	Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick	99
8.1	Zusammenfassung	99
8.2	Diskussion und Ausblick	102
	Literatur	105

Anhang	115
A Pegeldaten Übersicht	117
B Zeitlicher Transfer hydrologischer Modellparameter	121
C Validierung der an Abflussstatistiken kalibrierten Modellparameter	127

Abbildungsverzeichnis

2.1	Klassifikation von Regionalisierungsmethoden nach der Zielvariablen, der Kalibrierungsstrategie und der Transfermethode.	7
3.1	Struktur des hydrologischen Modells HBV-IWW.	17
3.2	Prinzip der Optimierung für eine zu minimierende Zielfunktion ZF durch Veränderung einer Entscheidungsvariablen κ und Unterschied zwischen lokaler und globaler Optimierung.	21
3.3	Schematische Skizze der Verknüpfung der Eingabe- und Ausgabeschicht einer <i>Self-Organizing Map</i> . Die Draufsicht zeigt die Anordnung für ein hexagonales Gitter.	27
3.4	Prinzip der Verkleinerung des Nachbarschaftsradius nach KOHONEN (1995) mit fortschreitenden Epochen (Iterationen) für ein quadratisches und ein hexagonales Gitter.	29
3.5	Darstellung des Trainings einer <i>Self-Organizing Map</i> nach STOWELL (2010). Die blaue Fläche repräsentiert die Verteilung der Eingangsdaten \mathbf{x}_j , das Gitter steht für die Referenzvektoren \mathbf{m}_i^f	29
3.6	Beispiel für eine U-Matrix und <i>Component Planes</i> einer trainierten SOM (Die Graphiken wurden mit Hilfe der SOM-Toolbox für Matlab von VESANTO <i>et al.</i> (2000) erstellt).	30
3.7	Schematischer Aufbau der SOM-B-Methode für den Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum.	31
3.8	Prinzipieller Ablauf der SOM-B-Methode.	34
3.9	Prinzipieller Ablauf der SOM-B2-Methode für den Parametertransfer in der Zeit. Die Klassifikation erfolgt in diesem Beispiel nach ganzen Jahren.	35
3.10	Schematischer Ablauf der Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken.	38
3.11	Auszulesende Stützstellen aus einer Extremwertverteilung für die Berechnung des NSE_{se} bzw. NSE_{we} (rot = Beobachtung; grau = Simulation).	39

4.1	Lage des Aller-Leine-Einzugsgebiets in Deutschland und Detailansicht inklusive digitalem Geländemodell (DGM).	42
5.1	Lage der 41 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Stationsmessnetze (Pcp24h = täglicher Niederschlag; Pcp01h = stündlicher Niederschlag; Tem01h = stündliche Temperatur).	48
5.2	Verteilung der Gebietseigenschaften über alle Teileinzugsgebiete (Ka = Spendergebiete; Va = Validierungsgebiete). Die Einheiten der Gebietseigenschaften sind in Tabelle 5.1 gelistet.	50
5.3	U-Matrix und Lage der Spender- (schwarze Punkte) und Validierungsgebiete (rote Punkte). Die Auswertung wurde mit der SOM Toolbox von VESANTO <i>et al.</i> (2000) erstellt.	55
5.4	<i>Component Planes</i> der Gebietseigenschaften und der Modellparameter nach dem Training der SOM-B.	56
5.5	Güte der Spender- und Validierungsgebiete mit geschätzten Modellparametern der LT-B und SOM-B-Methode (schwarze Punkte = Kalibrierungsperiode, weiße Punkte = Validierungsperiode). Die Werte in den Klammern geben die mittleren <i>NSEs</i> der Kalibrierungs- bzw. Validierungsperiode über die 12 Spender- und 28 Validierungsgebiete. <i>Ncal</i> und <i>Nval</i> sind die gemittelten <i>NSEs</i> und <i>NSELogs</i> für die Kalibrierungs- und Validierungsperiode.	57
5.6	Räumliche Verteilung der Güte aller Einzugsgebiete für die Kalibrierungsperiode mit regionalisierten Modellparametern der SOM-B und LT-B-Methode.	59
5.7	Abflussganglinie am Pegel Derneburg; (a) Kalibrierung des Modells direkt an der Abflussganglinie, (b) Regionalisierte Modellparameter mit der LT-B-Methode, (c) Regionalisierte Modellparameter mit der SOM-B-Methode (schwarz = Beobachtung; rot = Simulation).	61
6.1	Lage der 7 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Stationsverteilung nach den Daten von HABERLANDT <i>et al.</i> (2011).	68
6.2	Jährliches Mittel und gleitendes Mittel über 61 Tage der Klimavariablen für das Obere-Leine-Einzugsgebiet (Re) während der Periode 2000-2001 (schwarz = originale Zeitreihe; rot = modifizierte Zeitreihe).	69
6.3	Simulationsgüte des hydrologischen Modells für die 7 Einzugsgebiete mit statisch und dynamisch kalibrierten Parametern. Der Parametertransfer basiert auf jährlichen Mittel der Klimavariablen. Die Punkte geben die Mediane der 100 Realisierungen, welche durch die Striche gekennzeichnet sind an (grau = Kalibrierung; rot = Validierung).	71

6.4	Simulationsgüte des hydrologischen Modells für die 7 Einzugsgebiete mit statisch und dynamisch kalibrierten Parametern. Der Parametertransfer basiert auf gleitenden Mitteln über 61 Tage der Klimavariablen. Die Punkte geben die Mediane der 100 Realisierungen, welche durch die Striche gekennzeichnet sind an (grau = Kalibrierung; rot = Validierung).	72
6.5	Zeitlicher Verlauf der Klimadaten und der Modellparameter für eine 4 Jahres Periode des Einzugsgebiets der Böhme (Br).	75
6.6	<i>Component Planes</i> des Böhme-Einzugsgebiets (Br) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	76
6.7	Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman zwischen den Modellparametern und dem Niederschlag P . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen.	78
6.8	Korrelation nach Spearman zwischen den Modellparametern und der Temperatur T . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen.	78
6.9	Beispiel der Einteilung nach unterschiedlichen Abflusskennwerten anhand der Unterschreitungsdauerlinie des Pegels Derneburg (De).	80
6.10	Mittlerer jährlicher Abfluss aller Einzugsgebiete. Die dunklen durchgezogenen Linien stehen für den Median aus den Simulationen mit den 100 Realisationen. Die grauen Bereiche zeigen die Kalibrierungsperioden (VaSt = Validierung statische Parameter; VaDy = Validierung dynamische Parameter).	82
6.11	Über alle Validerungsjahre monatlich gemittelter Abfluss aller Einzugsgebiete. Die dunklen durchgezogenen Linien stehen für den Median aus den Simulationen mit den 100 Realisationen. Die grauen Bereiche zeigen die Kalibrierungsperioden (VaSt = Validierung statische Parameter; VaDy = Validierung dynamische Parameter).	83
6.12	$RMSE_{Ver}$ für verschiedene Abflusskennwerte. Die schwarzen Balken (Y) stehen für das Verhältnis der Analysen auf Jahresbasis die grauen Balken (M) für die Analysen der Abflüsse auf Monatsbasis (Saisons). Werte größer 0 deuten auf eine Verbesserung hin, wenn mit dynamischen Parametern simuliert wurde. .	84
6.13	5%-Abflussquantil basierend auf jährlichen (links) und saisonalen (rechts) Betrachtungen für das Einzugsgebiet der Böhme (Br).	85
6.14	Maximaler Abfluss basierend auf jährlichen (links) und saisonalen (rechts) Betrachtungen für das Einzugsgebiet der Böhme (Br).	86
7.1	Lage der 3 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Rasterpunkte des regionalen Klimamodells REMO.	88

7.2	Mittlerer monatlicher <i>Bias</i> des Niederschlags für die Monate Januar (links), Mai (mitte) und September (rechts) ausgewertet für die Jahre 1951 bis 2000.	89
7.3	Boxplots des <i>Bias</i> von mittlerem monatlichem Niederschlag, potentieller Verdunstung und Temperatur aller Teileinzugsgebiete. Die roten Punkte geben die Mittelwerte wieder.	90
7.4	Verteilungsfunktion der HQs mit 95%-Konfidenzintervall des hydrologischen Sommer- und Winterhalbjahres für das Einzugsgebiet der Böhme (Br). In der oberen Reihe ist die Simulation mit statischen, in der unteren die mit dynamischen Modellparameter gezeigt (schwarze Punkte = Lage der beobachteten jährlichen Serie; rote Linien = angepasste Gumbelverteilung an die Beobachtung; graue Linien = angepasste Gumbelverteilung an die Spitzenabflüsse der Simulation)	93
7.5	<i>RMSE</i> ausgewählter Hochwasserquantile der Gumbelverteilung, abgeleitet aus der Beobachtung und den Simulationen mit den 10 Parametersätzen (St = Stationär; Dy = Dynamisch; So = Sommer; Wi = Winter).	93
7.6	Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Böhme am Pegel Brock (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).	94
7.7	<i>NSEs</i> für die Validierung der 10 Parametersätze mit beobachteten Klimadaten und Abflussmessung auf Stundenwertbasis für die Jahre 2005-2008.	95
7.8	Änderungssignal des HQ100 abgeleitet mittels statischer und dynamischer Modellparameter.	97
B.1	<i>Component Planes</i> des Nette-Einzugsgebiets (De) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	121
B.2	<i>Component Planes</i> des Schunter-Einzugsgebiets (Gl) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	122
B.3	<i>Component Planes</i> des Ise-Einzugsgebiets (NP) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	122
B.4	<i>Component Planes</i> des Ihme-Einzugsgebiets (Ob) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	123

B.5	<i>Component Planes</i> des Sieber-Einzugsgebiets (P_i) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	123
B.6	<i>Component Planes</i> des Obere-Leine-Einzugsgebiets (R_e) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.	124
B.7	Korrelation nach Spearman zwischen den Modellparametern und der potentiellen Verdunstung E_{pot} . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen. . .	125
C.1	Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Nette am Pegel Derneburg (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).	127
C.2	Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Oberen-Leine am Pegel Reckershausen (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).	128

Tabellenverzeichnis

3.1	Beschreibung der Modellparameter von HBV-IWW (Parameterbereiche variieren je nach Einzugsgebiet und Untersuchung, und werden daher später zugeordnet).	18
3.2	Ermittlung der NSE_x für die verschiedenen Abflussindizes (Wkt.: Unterschreitungswahrscheinlichkeit).	38
4.1	Übersicht der Flächendaten.	43
4.2	Übersicht der verschiedenen Klimadaten, welche im Rahmen dieser Arbeit benutzt wurden (Beo = Beobachtung; P = Niederschlag; T = Temperatur; S = Sonnenscheindauer; G_R = Globalstrahlung; St = Station; Int = Interpoliert; Ras = Raster).	45
5.1	In 5 Hauptgruppen unterteilte Gebietseigenschaften mit Angabe der original Quelle (DEM = Digitales Geländemodell; BÜK1000 = Bodenübersichtskarte; CORINE2000 = Landnutzungsmappe der EU; HGU = Hydrogeologische Karte). 49	
5.2	Ober- und Untergrenzen der Modellparameter (siehe auch Tabelle 3.1).	52
5.3	Vordefinierte Zusammenhänge zwischen Modellparametern Φ und Gebiets-eigenschaften Ω der linearen Transferfunktionen (LT-B) mit den kalibrierten Koeffizienten (a_x, r).	54
5.4	Einfluss unterschiedlicher Anzahl an frei zu kalibrierenden Modellparametern auf die Güte, unterteilt nach Spender- und Validierungsgebieten. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.	62
5.5	Einfluss unterschiedlicher Kombinationen an Gebietseigenschaften Ω auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.	64
5.6	Einfluss der Größe der <i>Self-Organizing Map</i> auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.	64
5.7	Einfluss verschiedener Exponenten in der Nachbarschaftsfunktion auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.	65

6.1	Übersicht der Einzugsgebiete. Die Klimacharakteristiken wurden auf Basis täglicher Beobachtungen für den Zeitraum 1977-2006 berechnet (P = Niederschlag; T = Temperatur; E_{pot} = potentielle Verdunstung).	69
6.2	Ober- und Untergrenzen der Modellparameter für die einzelnen Einzugsgebiete. Erklärungen zu den Parametern sind in Tabelle 3.1 zu finden.	70
7.1	Zeitreihe der Abflussaufzeichnungen der verschiedenen Gebiete.	91
7.2	Ober- und Untergrenzen der Modellparameter für die Kalibrierung mit REMO Klimadaten an Abflussstatistiken.	92
7.3	Aus der Beobachtung und den Simulationen abgeleitete HQ100 [m^3/s] und Änderungssignale Δ in Prozent. Für die 10 Parametersätze wurde hier das mittlere HQ100 bzw. Änderungssignal bestimmt.	97
A.1	Übersicht Pegel mit stündlichen Zeitreihen im Aller-Leine-Einzugsgebiet. . .	117
A.2	Übersicht Pegel mit täglichen Zeitreihen im Aller-Leine-Einzugsgebiet. . .	118
A.3	Übersicht Pegel und Aufzeichnung der Extremwerte im Aller-Leine-Einzugsgebiet.	119

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

β	Empirischer Formfaktor [-]
Φ	Modellparameter
Ω	Gebietseigenschaften
BFI	Basisabflussindex [-]
dd	Grad-Tag-Faktor [$\text{mm } ^\circ\text{C}^{-1} \text{d}^{-1}$]
E_a	Tatsächliche Verdunstung [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
E_{pot}	Potentielle Verdunstung [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
fc	Maximaler Bodenspeicher [mm]
hl	Grenzwert Oberflächen [mm]
I	Anzahl Ausgabeneuronen der Selbstorganisierenden Karte
k_0	Speicherkonstante Oberflächenabfluss [d]
k_1	Speicherkonstante Zwischenabfluss [d]
k_2	Speicherkonstante Basisabfluss [d]
k_{perc}	Speicherkonstante Perkolation [d]
k_c	Landnutzungsparameter [-]
KI	Klimaindizes
lp	Limit potentielle Verdunstung [-]
LZ	Unterer Grundwasserspeicher [mm]
ms	Triangulare Einheitsganglinie [Δt^{-1}]
mk	Muskingum Speicherkonstante [h]
mx	Muskingum Gewichtungsfaktor [-]
P	Niederschlag [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
ΔP	zum Abfluss beitragender Niederschlag [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
Q	Abfluss [$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$]
Q_0	Oberflächenabfluss [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
Q_1	Zwischenabfluss [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
Q_2	Basisabfluss [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
Q_{perc}	Perkolation [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]

ΔQ	Abflussanteil von Boden- zu Grundwasser-Modul [$\text{mm } \Delta t^{-1}$]
R_G	Globalstrahlung [W m^{-2}]
S	Sonnenscheindauer [h]
SD	Schneespeicher [mm]
SM	Bodenfeuchte [mm]
T	Temperatur [$^{\circ}\text{C}$]
tt	Grenztemperatur [$^{\circ}\text{C}$]
UZ	Oberer Grundwasserspeicher [mm]
$wsmf$	Nass-Faktor [mm^{-1}]
ZF	Zielfunktion

Kapitel 1

Einleitung

In dieser Arbeit werden neue Strategien für eine effiziente und robuste Regionalisierung hydrologischer Modellparameter sowie die Anwendung dynamischer Parameter vorgestellt. Der Fokus der Untersuchungen liegt dabei auf der Simulation von Hochwasserabflüssen. Die Einleitung führt über eine kurze Motivation, zu der Anwendung von hydrologischen Simulationsmodellen und schließt mit einer detaillierten Schilderung der Ziele und des Vorgehens.

1.1 Motivation

In den Jahren 1950 bis 2010 wuchs die Weltbevölkerung von etwa 2,5 Milliarden auf 7 Milliarden Menschen an (UN, 2011). In Kombination mit einer zusätzlich ansteigenden Landflucht führte dies vor allem in den Ballungszentren zu einer erheblichen Zunahme der Bevölkerungsdichte. Aufgrund der starken Abhängigkeit der Menschheit von einem ausreichenden Wasserdargebot befinden sich die meisten Siedlungen traditionell in der Nähe von Gewässern. Wasserüberschuss, in Form von Flutkatastrophen, stellt in diesen dicht besiedelten Regionen ein großes Risiko für die Menschen dar.

Neben der Gefahr für Leib und Leben können von Hochwassern verursachte Sachschäden einen enormen Einfluss auf die Volkswirtschaft haben. Im ersten Halbjahr 2013 wurden in Europa, Kanada, Asien und Australien über 47% der Gesamtschäden, welche Naturkatastrophen zuzuschreiben sind, durch Inlandsüberschwemmungen verursacht (MUNICH RE, 2013). Allein die Flut im Mai und Juni 2013 in Südost- und Ostdeutschland verursachte einen ökonomischen Schaden von mehr als 12 Milliarden Euro.

Eine Aufgabe der Wasserwirtschaft ist die Schadensminimierung im Hochwasserfall (MANIAK, 2005). In begrenztem Maße kann der Mensch in den Wasserkreislauf eingreifen und in

solchen Extremsituationen durch Steuerung von Regenrückhaltebecken, Talsperren, Poldern etc. die Abflussscheitel reduzieren. Für den Bau solcher Anlagen werden präzise Hochwasserstatistiken benötigt (DWA-M552, 2012). Diese können entweder direkt aus langen Beobachtungszeitreihen (CALLAU PODUJE *et al.*, 2013; HOSKING und WALLIS, 1997) oder aus Niederschlag-Abfluss-Modellen (CALVER und LAMB, 1996; CAMERON *et al.*, 1999; HABERLANDT und RADTKE, 2014) gewonnen werden. Die Niederschlag-Abfluss-Modellierung (N-A-Modellierung) hat den Vorteil, dass die benötigten Klimadaten meistens zeitlich und räumlich besser aufgezeichnet sind als Abflüsse. Weiterhin erlaubt sie die Berücksichtigung von Veränderungen der Randbedingungen wie Klima und Landnutzung (BRONSTERT, 2004).

N-A-Modelle verwenden Klimainputdaten wie Niederschlag, Verdunstung, Temperatur, etc. und transformieren diese in den Abfluss an ausgewählten Punkten des jeweiligen Untersuchungsgebiets. Die meisten gängigen N-A-Modelle sind konzeptioneller Art (WAGENER *et al.*, 2003), welche die hydrologisch relevanten Hauptprozesse der Natur, wie Abflussbildung, Abflusskonzentration und Wellenablauf stark vereinfacht nachbilden.

Teil dieses Modellkonzepts sind Parameter, mit welchen das Abflussverhalten des jeweiligen Einzugsgebiets beschrieben wird. Auch wenn diese Parameter die entsprechenden Gebietseigenschaften repräsentieren sollen, ist es in der Regel nicht möglich, robuste Parameterwerte direkt aus den Gebietscharakteristiken zu beziehen. Aus diesem Grund ist eine Schätzung durch Kalibrierung anhand des beobachteten Abflusses notwendig (SEIBERT, 1999; CIBIN *et al.*, 2013). Dies kann bei der Modellierung unbeobachteter Gebiete zu Problemen führen, da hier keine Abflussmessungen für die Kalibrierung vorliegen (PARAJKA *et al.*, 2007).

Aber auch bei Verfügbarkeit ausreichend langer Abflusszeitreihen können Unsicherheiten in der Parameterschätzung auftreten. Ein in der Hydrologie und anderen Disziplinen bekanntes Phänomen ist die *Equifinality* (BEVEN und FREER, 2001). Dieser Begriff beschreibt die Eigenschaft, dass mehrere verschiedene Parametersätze zu einem ähnlichen Simulationsergebnis führen können, was sich durch Interaktionen der konzeptionellen Modellparameter erklären lässt.

Stand der Technik ist die Annahme, dass Modellparameter stationäre Gebietseigenschaften repräsentieren (DE VOS *et al.*, 2010) und dementsprechend statisch sind. Aufgrund des konzeptionellen Charakters der hydrologischen Modelle konnte dies aber bisher nicht bewiesen werden und ist daher Bestandteil verschiedener Studien (BRIGODE *et al.*, 2013; CHOI und BEVEN, 2007; VAZE *et al.*, 2010). Dynamische Modellparameter wären speziell in der Klimafolgenforschung von Bedeutung.

Häufig liegen für die Modellierung von Hochwassern nur unzureichend lange Abflusszeitreihen mit angemessener zeitlicher Auflösung vor. Dies kann dazu führen, dass innerhalb der zur Verfügung stehenden Kalibrierungsperiode keine Spitzenabflüsse aufgezeichnet sind an welchen das N-A-Modell trainiert werden kann, was zu entsprechend größeren Unsicherheiten in der Modellierung von Extremereignissen führt.

Die Forschung in der hydrologischen Modellierung hat während der letzten Jahrzehnte große Fortschritte gemacht. Trotzdem wird anhand der beschriebenen Problematiken ersichtlich, dass es nach wie vor ausreichend Forschungsbedarf gibt um die Aussagen hydrologischer Studien vertrauenswürdiger zu gestalten.

1.2 Zielsetzung und Vorgehen

Ziel dieser Arbeit ist es Methodiken zu entwickeln, welche auf 3 Problematiken in der N-A-Modellierung eingehen; (i) unbeobachtete Einzugsgebiete, (ii) statische Parameter in konzeptionellen Modellen, und (iii) zu kurze Abflusszeitreihen für die robuste Kalibrierung zur Simulation von Hochwassern. Im Mittelpunkt dieser Studie stand die Entwicklung einer neuen Kalibrierungsmethodik, welche eine effiziente und robuste Parameterschätzung ermöglicht und einen räumlichen sowie zeitlichen Transfer der Modellparameter erlaubt. Zusätzlich wurde eine Strategie weiterentwickelt, welche auf der Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken basiert. Diese sind meist für längere Perioden vorhanden, als kontinuierlich hochaufgelöste Abflusszeitreihen.

Die Arbeit gliedert sich in drei aufeinander aufbauende Untersuchungen. Die ersten zwei Untersuchungen sind stark technischer Art, während die dritte Untersuchung einen angewandten Charakter besitzt.

- **Räumlicher Transfer von Modellparametern:** In diesem Teil wurden funktionale Zusammenhänge zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften abgeleitet. Dies geschah simultan für eine bestimmte Anzahl an Einzugsgebieten. Anschließend wurden diese Zusammenhänge auf (pseudo-) unbeobachtete Gebiete angewandt, für welche aus den bekannten Gebietseigenschaften Modellparameter geschätzt wurden. Die Simulationen wurden aufgrund der hohen Dynamik von Hochwassern auf Stundenbasis durchgeführt. Es ist anzunehmen, dass die simultane Kalibrierung mehrerer Gebiete durch die Verknüpfung von Modellparametern und Gebietseigenschaften zu Restriktionen in der

Parameterschätzung führt und daher einen positiven Effekt auf das *Equifinality*-Problem hat.

- Zeitlicher Transfer von Modellparametern: In diesem Teil wurde nach einem funktionalen Zusammenhang zwischen den Modellparametern und ausgewählten Klimaindizes gesucht. Für eine bestimmte Kalibrierungsperiode wurden diese Zusammenhänge trainiert und anschließend auf Validierungsperioden übertragen. Dabei wurde der Einfluss der dynamischen Parameter auf unterschiedliche Abflusskennwerte und unterschiedliche Betrachtungsebenen (saisonal, klimatisch) analysiert.
- Parameterschätzung in der Klimafolgenforschung: Der letzte Teil beschäftigt sich mit der Anwendung dynamischer Modellparameter in der Klimafolgenforschung. Dabei wurden für die Vergangenheit sowohl statische als auch dynamische Parametersätze kalibriert und für Hochwasser-Prognosen der Zukunft angewandt. Die Kalibrierung erfolgte anhand von Abflussstatistiken (z.B. Extremwertstatistik) und Klimamodelldaten als Eingangsdaten. Anschließend wurde untersucht, wie sich die verschiedenen Parametersätze auf das Änderungssignal von Hochwasserabflüssen auswirken.

Nach der Einführung in Kapitel 1 wird in Kapitel 2 eine Zusammenfassung über den Stand der Wissenschaft gegeben. In Kapitel 3 sind die Methoden erklärt und Kapitel 4 gibt einen allgemeinen Überblick der Daten und des Untersuchungsgebiets. In Kapitel 5, 6 und 7 werden die Ergebnisse der Untersuchungen vorgestellt. Abgeschlossen wird diese Arbeit mit einer ausführlichen Zusammenfassung und Ausblick in Kapitel 8.

Kapitel 2

Stand der Wissenschaft

In diesem Kapitel werden Studien zu den Themen Regionalisierung von Modellparametern und Validität statischer Modelkonzepte unter sich ändernden Klima-/Wettersrandbedingung diskutiert. Vorab werden einige allgemeingültige Begrifflichkeiten und eine Einteilung der hydrologischen Modellierung erklärt, welche in dieser Arbeit Verwendung finden.

Die horizontale räumliche Auflösung von hydrologischen Modellen lässt sich in die 3 Klassen *Lumped*, *Semi-Distributed* und *Distributed* unterteilen. Für die *Lumped*-Modelle wird das Gebiet nicht weiter untergliedert, so dass der Niederschlag-Abfluss Prozess lediglich für das Gesamtgebiet simuliert wird. In den *Semi-Distributed*-Modellen findet eine grobe horizontale Gliederung in Teileinzugsgebiete statt. Diese sind durch Fließstrecken miteinander verbunden, welche den Flussschlauch repräsentieren sollen. *Distributed*-Modelle sind horizontal stark gegliedert und liegen in der Regel in Rasterbasis vor.

Ein weiteres Unterscheidungsmerkmal ist die Komplexität der Modelle, welche von einfachen *Blackbox*-Modellen wie Neuronale Netze (TOKAR und JOHNSON, 1999), über konzeptionelle z.B. HEC-HMS (FELDMAN, 2000) oder HBV (SMHI, 2008) zu physikalisch basierten Ansätzen wie z.B. Topmodel (BEVEN *et al.*, 1984) oder WaSim-ETH (SCHULLA, 2013) reichen. Trotz unterschiedlicher Komplexität der Modellstruktur bleiben auch alle physikalisch begründeten Modelle wegen fehlender Kenntnis und Daten im Allgemeinen konzeptionell und empirisch (MURPHY *et al.*, 2006).

Die Modellierung lässt sich weiterhin in ereignisbasierte und kontinuierliche Simulationen unterteilen. Die ereignisbasierte Modellierung ist weniger rechenintensiv als die kontinuierliche, kann aber wegen der unbekanntem Vorfeuchte zu größeren Unsicherheiten führen (PATHIRAJA *et al.*, 2012). Meistens wird bei kontinuierlichen Simulationen etwa 1 Jahr als Einschwingperiode

für die Nachbildung möglichst realitätsnaher Füllstände angesetzt (z.B. WINSEMIUS *et al.*, 2009).

2.1 Räumlicher Transfer hydrologischer Modellparameter (Regionalisierung)

Die Beschreibung der Reaktion eines Einzugsgebietes ist aufgrund der Heterogenität der Gebietscharakteristiken wie Böden, Landnutzung, etc. und zusätzlich der räumlich-zeitlichen Variabilität des Klimas ein schwieriges Unterfangen (SIVAPALAN, 2003). Um Aussagen in hydrologisch unbeobachteten Gebieten zu erlangen werden Strategie benötigt, welche Informationen von beobachteten zu unbeobachteten Einzugsgebieten transferiert. Dieser Prozess wird Regionalisierung genannt. Die Regionalisierungsmethoden lassen sich nach unterschiedlichen Kriterien in verschiedene Gruppen einteilen, wobei bisher keine einheitliche Klassifikation existiert.

Zwei kürzlich erschienene *Reviews* über aktuelle Regionalisierungsmethoden, gruppieren die Ansätze auf verschiedene Weisen. HE *et al.* (2011) unterscheiden in einem ersten Schritt zwischen der Regionalisierung von Abflussindizes und Modellparametern. Weiterhin werden die Methoden in distanzbasierte und Regressionsansätze aufgeteilt. Die distanzbasierten Methoden beschäftigen sich neben der geometrischen auch mit den hydrologischen oder physiographischen und klimatischen Ähnlichkeiten von Einzugsgebieten und übertragen dementsprechend Informationen. Die Regressionsmethoden, bei welchen die Modellparameter mit Gebietscharakteristiken verknüpft werden, teilen HE *et al.* (2011) in die Zwei-Schritt (*Two-Step*), sequentielle und Ein-Schritt (*One-Step*)-Verfahren ein. Die Unterschiede dieser Verfahren werden später im Detail erklärt.

RAZAVI und COULIBALY (2013) unterscheiden in ihrer Untersuchung zwischen modellabhängiger und -unabhängiger Regionalisierung. Mit modellabhängiger Regionalisierung wird von ihnen der Transfer von Parametern für Niederschlag-Abfluss-Modelle (N-A-Modelle) beschrieben. Für diese Gruppe werden von ihnen 6 Transfermethoden definiert; arithmetische Mittel, räumliche Nähe, physikalische Ähnlichkeit, hydrologische Ähnlichkeit, regressionsbasierte Methoden und *Scaling Relationships*. Für die zweite Gruppe, die modellunabhängige Regionalisierung, wird kein N-A-Modell für die Simulation des Abflusses angewendet. Vielmehr kommen hier datenbasierte Methoden wie Regressionsanalysen oder Neuronale Netze zum Einsatz, welche als Gesamtsystem auf unbeobachtete Gebiete übertragen werden. Als ein Beispiel

2.1 Räumlicher Transfer hydrologischer Modellparameter (Regionalisierung)

hierfür wird von ihnen die Studie von MOHAMOUD (2008) aufgeführt in welcher Dauerlinien regionalisiert und mit dieser Information Tageszeitreihen in unbeobachteten Gebieten generiert werden.

In dieser Arbeit wird die Klassifikation nach den Zielvariablen, der Kalibrierungsstrategie und der Transfermethode unterschieden, wobei in großen Teilen auf die Publikationen von HE *et al.* (2011) und RAZAVI und COULIBALY (2013) aufgebaut wird (Abbildung 2.1). Die Abflussindizes sind an beobachteten Gebieten direkt ableitbare Größen, so dass sie immer in einem Schritt regionalisiert werden können. Anders verhält es sich für die Modellparameter, welche durch Kalibrierung geschätzt werden müssen. Die Kalibrierung und der Transfer kann in *One-Step*, *Sequentiell* oder *Two-Step* erfolgen. Der Transfer der Zielvariablen wurde hier in regressionsbasierte Ansätze, geometrische Nähe und physische oder hydrologische Ähnlichkeit unterteilt. Während die regressionsbasierten Ansätze nur einzelne Werte übertragen können, werden mit den beiden anderen Methoden ganze Daten-/ Parametersätze transferiert.

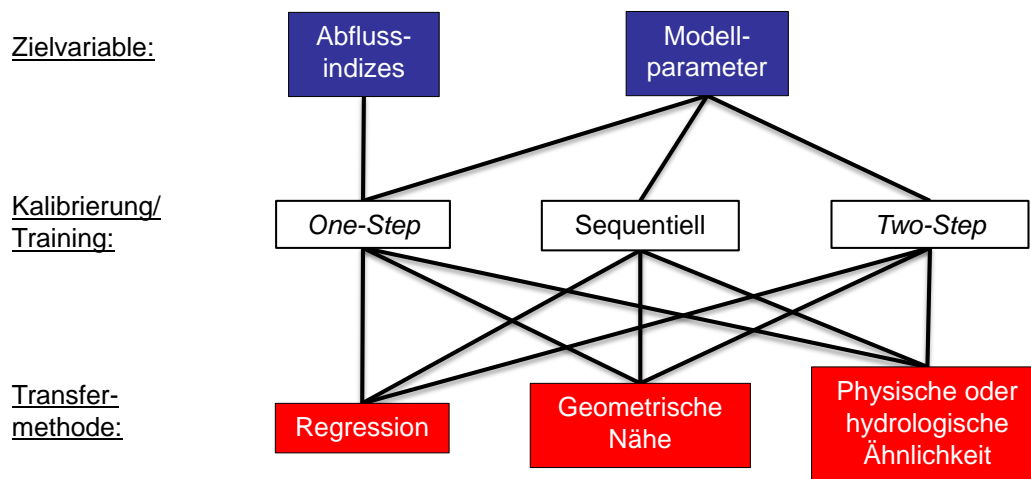


Abbildung 2.1: Klassifikation von Regionalisierungsmethoden nach der Zielvariablen, der Kalibrierungsstrategie und der Transfermethode.

Der direkte Transfer von Abflussindizes wurde in verschiedenen Arbeiten thematisiert (CASTIGLIONI *et al.*, 2011; HABERLANDT *et al.*, 2001; HOSKING und WALLIS, 1997; LAIO *et al.*, 2011; THOMAS und BENSON, 1970), ist aber nicht Bestandteil dieser Untersuchung. Ein entscheidender Nachteil der direkten Regionalisierung von Abflussindizes ist, dass keine Zeitreihen sondern lediglich verschiedene Abflusseigenschaften übertragen werden können. Bezüglich des Einflusses verschiedener Gebietseigenschaften auf das Abflussregime, können aus diesen Studien auch für den Transfer von Modellparametern wichtige Erkenntnisse gewonnen werden.

BULYGINA *et al.* (2009) stellen in ihrer Arbeit eine Mischform der Regionalisierung von Abflussindizes und Modellparametern basierend auf der Bayes-Methode vor. Sie regionalisierten in einem ersten Schritt den Basisabflussindex BFI , und konditionierten in einem weiteren Schritt die Modellparameter von unbeobachteten Gebieten anhand dieses regionalisierten BFI . Die Modellparameter werden daher indirekt mittels einer Abflusseigenschaft von beobachteten zu unbeobachteten Gebieten transferiert. Der Vorteil dieses Ansatzes besteht laut den Autoren in der Möglichkeit den direkten Zusammenhang zwischen Abflussindizes und Gebietseigenschaften zu analysieren und zu nutzen. ALMEIDA *et al.* (2013) entwickelten in ihrer Arbeit diesen Ansatz hinsichtlich der Annahme der *Prior*-Verteilung erfolgreich weiter.

Der direkte Modellparametertransfer von beobachteten zu unbeobachteten Gebieten ist jedoch einer der meistgenutzten Ansätze, wenn konzeptionelle hydrologische Modelle angewandt werden (PARAJKA *et al.*, 2007). Am häufigsten wird die Regionalisierung in *Two-Step* durchgeführt um Beziehungen zwischen Modellparametern abzuleiten (z.B. MERZ und BLÖSCHL, 2004; SEIBERT, 1999; YOUNG, 2006). Hierbei werden in einem ersten Schritt die beobachteten Einzugsgebiete unabhängig voneinander kalibriert. In einem weiteren Schritt werden funktionale Zusammenhänge zwischen Modellparametern (Φ) und Gebietseigenschaften (Ω) abgeleitet, welche anschließend auf unbeobachtete Gebiete angewandt werden können. Nach WAGENER und WHEATER (2006) kann dieser Transfer nach folgender Gleichung beschrieben werden:

$$\hat{\Phi}_L = f_R(\Phi_R|\Omega) + \vartheta_R, \quad (2.1)$$

mit $\hat{\Phi}_L$ als geschätzten Parameterwert des unbeobachteten Gebiets, $f_R(\cdot)$ als funktionalen Zusammenhang zwischen $\hat{\Phi}_L$ und ausgewählten Gebietseigenschaften Ω , wobei Φ_R für regionale Modellparameter und ϑ_R für einen Fehlerterm steht. Die Gleichung (2.1) ist prinzipiell nicht auf Modellparameter beschränkt, sondern auch auf andere hydrologische Größen anwendbar.

VIVIROLI *et al.* (2009) erzielten gute Ergebnisse mit der *Two-Step*-Regionalisierung wenn sie drei verschiedenen Strategien, *Nearest Neighbor*, *Kriging* und Regression miteinander kombinierten. MERZ und BLÖSCHL (2004) zeigten anhand von 308 österreichischen Einzugsgebieten und verschiedener Regionalisierungsstrategien, dass die räumliche Nachbarschaft einen besseren Parametertransfer ermöglicht als der Transfer basierend auf physischen Ähnlichkeiten.

UDIN *et al.* (2010) untersuchten für 903 Einzugsgebiete in Frankreich und Großbritannien den Zusammenhang zwischen hydrologischen und physischen Gebietseigenschaften. Die Arbeit basiert auf der Annahme, dass hydrologisch ähnliche Gebiete auch ähnliche Modellparameter haben müssten. Wenn die Parameter von dem Einzugsgebiet A ohne große Verluste auf das Einzugsgebiet B übertragen werden konnten, wurden diese zwei Gebiete als hydrologisch ähn-

lich eingestuft. Anschließend wurden die Einzugsgebiete nach ihren physischen Eigenschaften klassifiziert. Die beiden Analysen zeigten lediglich für 60% aller Gebiete eine Überschneidung. Es wird angenommen, dass diese geringe Korrelation zu einem gewissen Grad auf die Wahl irrelevanter Gebietseigenschaften zurückzuführen ist.

Wegen dem *Equifinality*-Problem kann die Kalibrierung in Zwei-Schritten zwar zu guten Ergebnissen der beobachteten Einzugsgebiete, aber unplausiblen regionalisierten Parametersätzen führen (HUNDECHA *et al.*, 2008). Eine Möglichkeit die aus der *Equifinality* resultierende Unsicherheit während des Regionalisierungsprozesses zu reduzieren ist die Kalibrierung und die Regionalisierung in *One-Step*, welche erfolgreich in verschiedenen Untersuchungen angewandt wurde (FERNANDEZ *et al.*, 2000; HUNDECHA und BÁRDOSSY, 2004; SAMANIEGO *et al.*, 2010; WALLNER *et al.*, 2012; WALLNER *et al.*, 2013b). In diesen Arbeiten wurden die Strukturen der funktionalen Zusammenhänge (Transferfunktionen) zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften vordefiniert und die beobachteten Einzugsgebiete simultan kalibriert. Geschätzt werden bei diesem Verfahren nicht direkt die Modellparameter, sondern die Koeffizienten der Transferfunktionen.

HUNDECHA und BÁRDOSSY (2004) wandten die Regionalisierung in *One-Step* an um den Einfluss von Landnutzungsänderungen auf das Abflussverhalten von ausgewählten Teileinzugsgebieten des Rheins zu untersuchen. Für die Verknüpfung von Modellparametern und Gebietseigenschaften verwendeten sie lineare Transferfunktionen. Mit dieser Methode erzielten sie für die Validierungsgebiete sehr gute Ergebnisse.

SAMANIEGO *et al.* (2010) untersuchten den Einfluss der Skala auf welcher die Modellparameter regionalisiert werden. Neben dem Standardvorgehen, bei welchem erst die Gebietseigenschaften auf Teileinzugsgebietsebene aggregiert werden und dann mit den Modellparametern verknüpft werden, entwickelten sie die *Multiscale Parameter Regionalization*. Diese Technik verknüpft in einem ersten Schritt die Modellparameter und Gebietseigenschaften auf der Skala, auf welcher die Eigenschaften verfügbar sind und aggregiert anschließend die Modellparameter auf Teileinzugsgebietsebene. Mit ihrem Ansatz erzielten sie im Oberen-Neckar-Einzugsgebiet gute Ergebnisse. Speziell der Transfer von Modellparameter von gröber zu feiner aufgelösten Skalen konnte mit dieser Methode verbessert werden. Die *Multiscale Parameter Regionalization* wurde auch für die Schätzung von Extremabflüssen erfolgreich angewandt (KUMAR *et al.*, 2010).

In vielen Untersuchungen werden Transferfunktionen basierend auf Regressionen verwendet. Diese können jedoch unter Umständen die Interaktion der Modellparameter nicht richtig abbilden. Des Weiteren bringt die benötigte Vordefinition der Struktur des funktionalen Zusammenhangs zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften ein gewisses Maß an

Subjektivität in den Prozess der Parameterschätzung ein (MCINTYRE *et al.*, 2005).

BÁRDOSSY und SINGH (2011) entwickelten eine weiterführende Regionalisierungsmethode, mit welcher die Unsicherheit des Modellparametertransfers erkenntlich gemacht werden kann. In einem ersten Schritt werden die Einzugsgebiete in *Boundary* und *Inside*-Gebiete gruppiert. Hierfür werden die Gebietseigenschaften der verschiedenen Einzugsgebiete im Raum dargestellt und anschließend nach den Gebieten gesucht, welche den Rand dieser Datenwolke bilden. Diese Gebiete werden dementsprechend als *Boundary*-Gebiete bezeichnet. Der Ansatz wird zuerst für die Bestimmung geeigneter Gebietseigenschaften für die spätere Regionalisierung verwendet. Hierfür werden mit den jeweils ausgewählten Gebietseigenschaften die *Boundary*-Gebiete bestimmt und Modellparameter der *Inside*-Gebiete abgeleitet. Die Auswahl der Gebietseigenschaften wird solange verändert, bis die Modellparameter der *Inside*-Gebiete eine Überlappung mit der Randhülle der Modellparameter der *Boundary*-Gebiete aufweist. In ihrer Arbeit regionalisierten BÁRDOSSY und SINGH (2011) mittels linearer Transferfunktionen und konvexen Kombinationen. Sie konnten beweisen, dass der Transfer von Parametern zu Gebieten, welche außerhalb der Hülle der *Boundary*-Gebiete liegen, kritisch sein kann. Des Weiteren zeigten sie, dass die Anwendung der *Data Depth*-Methode vielversprechende Ergebnisse in Bezug auf die Auswahl eines robusten Parametersatzes für die Regionalisierung liefert.

Eine weitere Arbeit, welche sich mit der Unsicherheit von regionalisierten Modellparametern beschäftigt wurde von CIBIN *et al.* (2013) durchgeführt. Hierfür leiteten sie die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Modellparameter an einem beobachteten Gebiet ab und transferierten diese auf ein Validierungsgebiet. Die Übertragbarkeit ist nur für hydrologisch ähnliche Gebiete möglich. Die Ähnlichkeit der Gebiete wurde nach der Methode von HOSKING und WALLIS (1993) analysiert. CIBIN *et al.* (2013) konnten zeigen, dass die aus der regionalisierten Parameterverteilung simulierten Abflüsse gut mit der Beobachtung übereinstimmen.

2.2 Statische Parameter in konzeptionellen Modellansätzen

Für gewöhnlich werden hydrologische Modelle mit beobachteten Klima- und Abflussdaten kalibriert und anhand einer anderen Periode validiert. Bei der Anwendung dieser Modelle in der Klimafolgenforschung wird dabei die Annahme getroffen, dass das in der Vergangenheit angepasste Modell auch für die Zukunft gültig ist (LUO *et al.*, 2012; VAZE *et al.*, 2010). Die Zuverlässigkeit stationärer Parameter wurde von MILLY *et al.* (2008) hinterfragt, da sich die hydrologischen Prozesse unter dem Klimawandel oder anthropogener Beeinflussung nicht

stationär verhalten können und so zusätzliche Unsicherheiten durch Parameterinstabilität entstehen können (BRIGODE *et al.*, 2013). Aber nicht nur für unterschiedliche Klimata sondern auch für die Betrachtung von variierenden Abflussregimen können unterschiedliche Parametersätze, für z.B. Hoch- und Niedrigwasserabflüsse, valid sein (OUDIN *et al.*, 2006).

CORON *et al.* (2012) untersuchten die Gültigkeit von Niederschlag-Abfluss-Modellen unter verschiedenen klimatischen Bedingungen anhand von 216 Einzugsgebieten in Südostaustralien. Für ihre Studie benutzten sie 3 konzeptionelle *Lumped*-Modelle. Um die Zulässigkeit des Transfers von Modellparametern in unterschiedlichen Klimaperioden zu testen, wendeten sie den von ihnen entwickelte *Generalized Split-Sample Test* an, welcher über ein gleitendes Fenster Subperioden definiert. Das Ziel dieser Methode ist es möglichst viele Kombinationen an klimatisch unterschiedlichen Kalibrierungs- und Validierungsperioden zu evaluieren. Die Modelle zeigten allgemein eine Verschlechterung der Güte, wenn sie an verschiedenen Perioden kalibriert und validiert wurden. Bei der Kalibrierung des Modells an nasseren Perioden als die der Validierung, führte die Simulation zu einer Überschätzung des mittleren Abflusses während der trockeneren Periode.

Der Einfluss unterschiedlicher Kalibrierungsperioden auf die Simulationsgüte wurde auch von LUO *et al.* (2012) untersucht. In ihrer Studie verwendeten sie 12 Einzugsgebiete in Südostaustralien. Sie fanden heraus, dass für generelle Betrachtungen eine Kalibrierung anhand der vorhergehenden 10 bis 30 Jahre der Validierungsperiode zu den besten Ergebnissen führte. Für saisonale Betrachtungen zeigte die Kalibrierung mit monatlichen Subperioden das beste Ergebnis. Die Parameterwerte zwischen den verschiedenen Monaten wichen teils erheblich voneinander ab.

BRIGODE *et al.* (2013) benutzten in ihrer Arbeit den *Split-Sampling Test* nach KLEMES (1986) und analysierten die Abhängigkeit der Parametersets an klimatischen Charakteristiken während der Kalibrierungsperiode. Die Untersuchungen wurden mit 2 hydrologischen Modellen an 89 französischen Einzugsgebieten durchgeführt. Sie teilten die Zeitreihe in 4 Subperioden mit je 3 Jahren Länge ein, wobei für die Kalibrierung eine nasse, mittlere und trockene Periode zur Verfügung standen. Die Validierung erfolgte an einer weiteren trockenen Subperiode. Die Zeiträume wurden mittels des *Aridity Index* eingeteilt. Die Validierung anhand der trockenen Subperiode zeigte nur wenig Unterschied zwischen den verschiedenen Kalibrierungen. Beide Modelle zeigten die größten Einbußen in der Güte, wenn die nasse Kalibrierung auf die trockene Validierungsperiode angewandt wurde. Ähnlich wie bei CORON *et al.* (2012) konnte generell eine Überschätzung der trockeneren Validierungsperiode festgestellt werden. VAZE *et al.* (2010) zeigten in ihrer Arbeit, dass der Transfer eines Modells kalibriert an nassen

Perioden und angewendet an trockenen Perioden schwieriger ist als umgekehrt. Dies widerspricht der Untersuchung von WILBY (2005), welcher einen robusteren Parametertransfer von nassen zu trockenen Perioden dokumentierte, was er auf den größeren Informationsgehalt der Abflussganglinie während nasserer Perioden zurückführt.

MERZ *et al.* (2011) kalibrierten 273 Österreichische Einzugsgebiete anhand 6 Perioden mit je 5 Jahren. Anschließend analysierten sie den Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman zwischen den Modellparametern und verschiedenen Klimaindizes. Die Relationen zwischen Modellparametern und Klimaänderung variierten zum Teil stark zwischen den verschiedenen Einzugsgebieten. Die größten Zusammenhänge zum Klimageschehen wurden für die Schnee- und Bodenfeuchteparameter identifiziert. MERZ *et al.* (2011) schlussfolgerten, dass die Parameterinstabilität der hydrologischen Modelle in Klimaänderungsstudien zu weiteren Fehlern bzw. Unsicherheiten führen kann.

Neben Analysen, basierend auf längeren Perioden, beschäftigten sich andere Studien mit dem Ansatz von stationären Parametern in hydrologischen Modellen auch für feinere zeitliche Auflösungen. DE VOS *et al.* (2010) untersuchten die Auswirkung von dynamischen Modellparametern auf die Modellgüte und verbesserten mit den daraus gewonnenen Erkenntnissen die Struktur des hydrologischen Modells. Sie gruppieren die Abflusszeitreihe eines Untersuchungsgebietes, in Abhängigkeit des Niederschlags, eines gleitenden Niederschlagsmittels über 10 Tage und der vorsimulierten Bodenfeuchte, in 12 Klassen. Für die Klassifizierung verwendeten sie den *C-Means-Algorithmus*. Anschließend kalibrierten sie das hydrologische Modell mit statischen und mit dynamischen Modellparametern. Bei der dynamischen Kalibrierung wurde für jedes Cluster ein eigener Parametersatz geschätzt. Begründet auf der Analyse der Auswirkung von dynamischen Parametern auf die Simulationsgüte führten sie sukzessive Änderungen der Modellstruktur ein, welche zu einer Verbesserung der simulierten Abflussganglinien führten. Das Ziel ihrer Arbeit war nicht die Verbesserung der Modellgüte durch die Anwendung dynamischer Parameter, sondern die Identifikation von konzeptionellen Schwächen des Modells und deren Verbesserung.

Auch CHOI und BEVEN (2007) gruppieren mittels *Fuzzy C-Means* hydrologische ähnliche Perioden, wobei sie das gleitende Mittel über 30 Tage des beobachteten Abflusses (*Multi-Period*) für die Klassifizierung in 15 unterschiedliche Gruppen benutzten. Sie generierten 1 Million gleichverteilte Parametersätze und berechneten für den simulierten Abfluss 5 verschiedene Gütekriterien. Die Untersuchung wurde an einem Einzugsgebiet in Südkorea durchgeführt. Von 7 Jahren wurden 6 Jahre für die Kalibrierung und 1 Jahr für die Validierung herangezogen. Die Auswertungen zeigten auf Jahresebene zufriedenstellende Güten, wobei kein Parametersatz

zu finden war, welcher über alle 15 Gruppen gleichzeitig gute Ergebnisse erzielte. Speziell Parametersätze, welche in trockeneren Perioden zu guten Ergebnissen führten, zeigten keine Übereinstimmung mit denen anderer Perioden.

WAGENER *et al.* (2003) verwendeten den *Dynamic Identifiability Analysis* Algorithmus (DYNIA-Algorithmus) um Modellparameter verschiedener Perioden zu identifizieren. Die Methode basiert auf Monte Carlo Simulationen und ist der *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* Methode (GLUE) von BEVEN und BINLEY (1992) ähnlich. Die simulierte Güte wird in ein *Support Measure* transformiert, für welche über den Parameterraum die kumulative Verteilungsfunktion gebildet wird. Anschließend wird der Parameterraum in bestimmte Klassen eingeteilt und für jede Klasse der Gradient der Verteilungsfunktion berechnet. Mit der so gewonnenen Dichtefunktion lassen sich die besten Parameterwerte identifizieren. Sie wandten die Methode für ein gleitendes Zeitfenster über die gesamte Periode an, so dass die Parameteridentifizierung eine Funktion über die Zeit darstellt. Einige der hydrologischen Modellparameter zeigten in ihrer Studie eine große Sensitivität gegenüber unterschiedlichen Perioden, was in der Studie von O'LOUGHLIN *et al.* (2013) bestätigt wurde.

LOUDIN *et al.* (2006) kalibrierten 2 Parametersätze anhand von 2 unterschiedlichen Zielfunktionen. Während die eine Zielfunktion die größeren Abflüsse stärker berücksichtigt, kommen in der anderen verstärkt die Niedrigwasser zur Geltung. Sie kombinierten die beiden Parametersätze mittels eines zeitlich variierenden Wichtungsfaktor und testeten ihre Methode an 308 Einzugsgebieten in Australien, Frankreich und Nordamerika. Sie zeigten, dass mit einer zeitlich variierenden Kombination unterschiedlicher Parametersätze bessere Ergebnisse für verschiedene Abflussregime erzielt werden können.

2.3 Offene Fragen

Auch wenn viele Fragen bezüglich Regionalisierung sowie zu statischen Parametern bereits untersucht wurden, konnten bei Weitem noch nicht alle befriedigend beantwortet werden. So ist es bis jetzt noch nicht gelungen eine standardisierte Regionalisierungsstrategie in der Hydrologie zu implementieren, obwohl es bereits eine Fülle an Methoden gibt.

Oft haben die vorgestellten Regionalisierungsmethoden einen oder mehrere Nachteile, wie die subjektive Vordefinition von Zusammenhängen bei regressionsbasierten Ansätzen oder der *Equifinality* bei den *Two-Step*-Verfahren. Weitere Schwachpunkte der meisten Ansätze bestehen in der Übertragung einzelner Parameter anstatt ganzer Parametersätze und in der

undurchsichtigen Struktur der Transferfunktion, so dass z.B. die Zusammenhänge zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften nicht erkannt werden können und das ganze System eine *Blackbox* ist.

Auch der Einfluss von statischen und dynamischen Parametern wurde bereits intensiv untersucht. Es fehlen bisher jedoch klare Ansätze für einen objektiven Parametertransfer in der Zeit. Speziell für die Klimafolgenforschung müssten hierfür Methoden entwickelt werden. Die Anpassung von Modellparametern sollte dabei eventuell nur ein Zwischenschritt und die Identifizierung von Schwächen im Modell und deren Verbesserung die eigentliche Aufgabe darstellen. Die referenzierten Studien welche Methoden für den Parametertransfer in der Zeit untersuchten, verwendeten allesamt Ansätze mit welchen die Parameter unterschiedlicher Zeiträume keinen direkten Bezug zueinander haben, was zu unplausiblen Sprüngen in der zeitlichen Verteilung der Parameter führen kann.

Innerhalb dieser Arbeit wurde eine Methode entwickelt, welche sowohl den räumlichen als auch den zeitlichen Transfer von Modellparametern erlaubt. Die Methode ist objektiver als die meisten vorgestellten und erlaubt Einblicke in die Datenstrukturen. Des Weiteren kombiniert sie die Vorteile aus dem Transfer ganzer Parametersätze und dem *One-Step*-Verfahren.

Kapitel 3

Angewandte und neu entwickelte Methoden

Im Kapitel 3 werden die angewandten sowie neu- bzw. weiterentwickelten Methoden vorgestellt. In der Regel wird in den Beschreibungen erst ein Überblick der jeweiligen Methodik gegeben, die Prozedur technisch beschrieben und anschließend das Konzept und die Hintergründe erklärt. Variablen werden kursiv dargestellt, wobei Vektoren fett gedruckt werden. Angaben welche sich auf die Zeit beziehen werden stets mit einem tiefgestellten Index t beschrieben, Angaben zu Iterationsschritten werden mit einem hochgestellten Index t dargestellt.

3.1 Hydrologisches Modell

3.1.1 Beschreibung des Modells HBV-IWW

Das in dieser Arbeit verwendete hydrologische Modell ist eine modifizierte *Semi-Distributed* Version des weit verbreiteten konzeptionellen HBV-Modells (LINDSTRÖM *et al.*, 1997; SM-HI, 2008). Die Abflussbildung eines jeden Teileinzugsgebietes wird durch ein Schnee-Modul, ein Boden-Modul und ein Grundwasser-Modul repräsentiert. Anschließend wird der Abfluss durch ein Modul geleitet, welches die Abflusskonzentration darstellt. Die Teileinzugsgebiete sind durch Flussläufe, in welchen der Wellenablauf simuliert wird, miteinander verbunden. Die Struktur des HBV-IWW-Modells ist in Abbildung 3.1 zu sehen. Zusätzlich werden in Tabelle 3.1 die verschiedenen Parameter mit Erklärung und Einheit aufgeführt. Die Ober- und Untergrenzen variieren zwischen den Untersuchungen und werden daher in den jeweiligen Kapiteln angegeben. Innerhalb des Schnee-Moduls wird der Niederschlag P [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als

Regen RF [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] oder Schneefall SF [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] klassifiziert und trägt dementsprechend zum Abfluss bzw. zur Schneeakkumulation des jeweiligen Zeitschritts bei. Die Füllung des Schneespeichers berechnet sich wie folgt:

$$SD_{t+1} = \begin{cases} SD_t + P_{t+1} \cdot \Delta t & \text{für } T_{t+1} \leq tt \\ \max(SD_t - \Delta P_{t+1} \cdot \Delta t; 0) & \text{für } T_{t+1} > tt, \end{cases} \quad (3.1)$$

mit T [$^{\circ}\text{C}$] als aktuelle Temperatur, tt [$^{\circ}\text{C}$] als Grenztemperatur, SD [mm] als Schneespeicher, ΔP [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als zum Abfluss beitragender Niederschlag und t bzw. $t + 1$ dem jeweiligen Zeitschritt. Neben der Schneeakkumulation simuliert dieses Modul auch die Schneeschmelze. Diese tritt auf, wenn die Grenztemperatur tt von der aktuellen Temperatur T überschritten wird und sich Schnee in dem Speicher SD befindet. Der zum Abfluss beitragende Niederschlag ΔP berechnet sich zu:

$$\Delta P_{t+1} = \begin{cases} 0 & \text{für } T_{t+1} \leq tt \\ \min \left((1 + wsmf \cdot P_{t+1}) \cdot dd \cdot \Delta t \cdot (T_{t+1} - tt); \frac{SD_t}{\Delta t} \right) + P_{t+1} & \text{für } T_{t+1} > tt, \end{cases} \quad (3.2)$$

mit $wsmf$ [mm^{-1}] als Nass-Faktor und dd [$\text{mm } ^{\circ}\text{C}^{-1} \Delta t^{-1}$] als Grad-Tag-Faktor dessen Wert an den jeweiligen Zeitschritt Δt automatisch angepasst wird und in der Regel in [$\text{mm } ^{\circ}\text{C}^{-1} \text{d}^{-1}$] angegeben wird. Das Volumen des schmelzenden Schnees ist neben der Speicherfüllung von dem dd und, falls in dem Zeitschritt Niederschlag fällt, von dem Nass-Faktor $wsmf$ abhängig. Letzterer berücksichtigt eine schnellere Schneeschmelze unter dem Einfluss von Niederschlag.

Nach dem Schneemodul wird der zum Abfluss beitragende Niederschlagsanteil ΔP in das Boden-Modul geleitet:

$$SM'_t = SM_t + \Delta P_{t+1} \cdot \Delta t, \quad (3.3)$$

mit SM'_t [mm] und SM_t [mm] als aktualisierte bzw. alte Bodenfeuchte zum Zeitpunkt t . Das Boden-Modul besteht aus zwei separaten Funktionen. In einem ersten Schritt wird die tatsächliche Verdunstung berechnet:

$$E_{a,t+1} = \begin{cases} \min \left(k_{c,t+1} \cdot E_{pot,t+1} \cdot \frac{SM'_t}{lp \cdot fc}; \frac{SM'_t}{\Delta t} \right) & \text{für } SM'_t \leq lp \cdot fc \\ \min \left(k_{c,t+1} \cdot E_{pot,t+1}; \frac{SM'_t}{\Delta t} \right) & \text{für } SM'_t > lp \cdot fc, \end{cases} \quad (3.4)$$

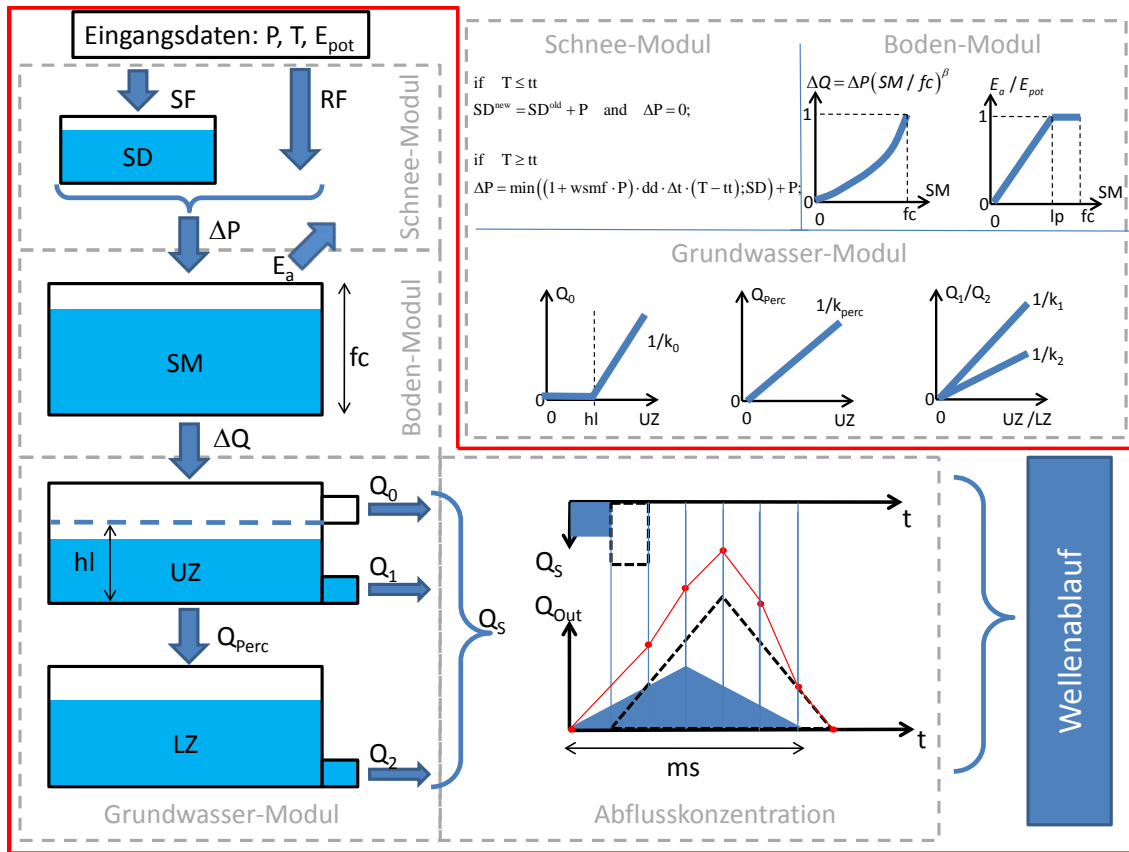


Abbildung 3.1: Struktur des hydrologischen Modells HBV-IWW.

mit E_a [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als aktuelle Verdunstung, k_c [-] als Landnutzungsparameter bzw. Bestandskoeffizient, E_{pot} [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als potentielle bzw. Grasreferenzverdunstung, l_p [-] als Limit potentieller Verdunstung und fc [mm] als maximaler Bodenspeicher. Diese Methode berücksichtigt somit sowohl die aktuelle Bodenfeuchte als auch die Vegetation, welche diesem Modell in Form des Landnutzungsparameters dynamisch als Zeitreihe übergeben werden kann. Die aktualisierte Bodenfeuchte berechnet sich zu:

$$SM_t'' = SM_t' - E_{a,t+1} \cdot \Delta t, \quad (3.5)$$

mit SM_t'' [mm] als eine weitere aktualisierte Bodenfeuchte zum Zeitpunkt t . In einem zweiten Schritt wird in dem Boden-Modul der Anteil des Niederschlags berechnet, welcher an das Grundwasser-Modul weitergeleitet wird:

$$\Delta Q_{t+1} = \min \left(\Delta P_{t+1} \cdot \left(\frac{SM_t''}{fc} \right)^\beta ; \frac{SM_t''}{\Delta t} \right), \quad (3.6)$$

3. Angewandte und neu entwickelte Methoden

Tabelle 3.1: Beschreibung der Modellparameter von HBV-IWW (Parameterbereiche variieren je nach Einzugsgebiet und Untersuchung, und werden daher später zugeordnet).

Modul	Parameter	Acronym	Einheit
Schnee	Nass-Faktor	$wsmf$	mm^{-1}
	Grenztemperatur	tt	$^{\circ}\text{C}$
	Grad-Tag-Faktor	dd	$\text{mm } ^{\circ}\text{C}^{-1} \text{ d}^{-1}$
Boden	Maximaler Bodenspeicher	fc	mm
	Limit potentieller Verdunstung	lp	-
	Empirischer Formfaktor	β	-
Grundwasser	Grenzwert Oberflächenabfluss	hl	mm
	Speicherkonstante Oberflächenabfluss	k_0	d
	Speicherkonstante Zwischenabfluss	k_1	d
	Speicherkonstante Basisabfluss	k_2	d
	Speicherkonstante Perkolatation	k_{perc}	d
Abflusskonzentration	Trianguläre Einheitsganglinie	ms	h oder d
Wellenablauf	Muskingum Gewichtungsfaktor	mx	-
	Muskingum Speicherkonstante	mk	h

mit ΔQ [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als dem Abfluss, welcher von dem Boden-Modul an das Grundwasser-Modul übergeben wird und β [-] als empirischer Formfaktor. Für einen Formfaktor von $\beta = 1$ wäre ΔQ linear von der aktuellen Speicherfüllung des Bodenspeichers abhängig. Für Werte $\beta > 1$ wird bei geringer Speicherfüllung proportional weniger Wasser weitergeleitet als bei großer Speicherfüllung. Die neue Bodenfeuchte SM_{t+1} [mm] berechnet sich zu:

$$SM_{t+1} = SM_t'' - \Delta Q_{t+1} \cdot \Delta t. \quad (3.7)$$

Der dem Grundwasser-Modul übergebene Abfluss ΔQ wird direkt in den oberen Grundwasserspeicher geleitet:

$$UZ_t' = UZ_t + \Delta Q_{t+1} \cdot \Delta t, \quad (3.8)$$

mit UZ_t' [mm] als aktualisierte Speicherfüllung des oberen Grundwasserspeichers. Von dort aus kann das Wasser über drei verschiedene Pfade weiterfließen:

$$Q_{0,t+1} = \max\left(\frac{1}{k_0} \cdot (UZ_t' - hl); 0\right) \quad (3.9)$$

$$UZ_t'' = UZ_t' - Q_{0,t+1} \cdot \Delta t,$$

mit Q_0 [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als Oberflächenabfluss, k_0 [Δt] als Speicherkonstante des Oberflächenab-

flusses, hl [mm] als Grenzwert ab welchem Oberflächenabfluss zustande kommt und UZ_t'' als weitere aktualisierte Speicherfüllung des oberen Grundwasserspeichers. Der Wert der Speicherkonstanten wird automatisch an den jeweiligen Zeitschritt angepasst und ist normalerweise in Tagen [d] angegeben. Auch der Zwischenabfluss und die Perkolation sind Abflüsse aus dem oberen Grundwasserspeicher und lassen sich nach folgenden Gleichungen berechnen:

$$\begin{aligned} Q_{1,t+1} &= \frac{1}{k_1} \cdot UZ_t'' \\ UZ_t''' &= UZ_t'' - Q_{1,t+1} \cdot \Delta t, \end{aligned} \quad (3.10)$$

mit Q_1 [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als Zwischenabfluss, k_1 [Δt] als Speicherkonstante des Zwischenabflusses.

$$\begin{aligned} Q_{perc,t+1} &= \frac{1}{k_{perc}} \cdot UZ_t''' \\ UZ_{t+1} &= UZ_t''' - Q_{perc,t+1} \cdot \Delta t, \end{aligned} \quad (3.11)$$

mit Q_{perc} [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als Perkolation, k_{perc} [Δt] als Speicherkonstante der Perkolation und UZ_{t+1} [mm] als neue Speicherfüllung des oberen Grundwasserspeichers. Die Perkolation Q_{perc} wird direkt in den unteren Grundwasserspeicher geleitet:

$$LZ_t' = LZ_t + Q_{perc,t+1} \cdot \Delta t, \quad (3.12)$$

mit LZ_t' [mm] und LZ_t [mm] als aktualisierte bzw. alte Speicherfüllung des unteren Grundwasserspeichers. Von diesem ausgehend wird der Anteil des Basisabflusses simuliert:

$$\begin{aligned} Q_{2,t+1} &= \frac{1}{k_2} \cdot LZ_t' \\ LZ_{t+1} &= LZ_t' - Q_{2,t+1} \cdot \Delta t, \end{aligned} \quad (3.13)$$

mit Q_2 [$\text{mm } \Delta t^{-1}$] als Basisabfluss, k_2 [Δt] als Speicherkonstante des Basisabflusses und LZ_{t+1} [mm] als neue Speicherfüllung des unteren Grundwasserspeichers. Alle Abflüsse werden anschließend aufsummiert und mit einer triangulären Einheitsganglinie transformiert:

$$Q_{out,t+1} = f(Q_{0,t+1 \pm ms/2}, Q_{1,t+1 \pm ms/2}, Q_{2,t+1 \pm ms/2}, area, \Delta t), \quad (3.14)$$

mit Q_{out} [$\text{m}^3 \text{ s}^{-1}$] als Abfluss aus dem jeweiligen Teileinzugsgebiet und $area$ als Gebietsfläche. Der Parameter ms gibt an über wie viele Zeitschritte sich die trianguläre Einheitsganglinie spannt. Bei einem Wert von z.B. 7 würde der Abfluss bis zum vierten Zeitschritt, bei welchem er sein Maximum erreicht, linear ansteigen und anschließend bis zum siebten Zeitschritt wieder

auf null zurückgehen. Dabei muss das Abflussvolumen des Zeitschritts $t + 1$ erhalten bleiben. Wenn mehrere Teileinzugsgebiete miteinander verknüpft sind wird der Wellenablauf mittels des Muskingum-Verfahrens (z.B. CHOW *et al.*, 1988) realisiert. Der Abfluss Q_A [$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$] im Unterlauf berechnet sich hierbei wie folgt:

$$Q_{A,t+1} = C_1 \cdot Q_{Z,t+1} + C_2 \cdot Q_{Z,t} + C_3 \cdot Q_{A,t}, \quad (3.15)$$

mit Q_Z [$\text{m}^3 \text{s}^{-1}$] als Zufluss am Oberlauf zum Zeitpunkt t bzw. $t + 1$. Die Koeffizienten C_1 , C_2 und C_3 werden hier nicht im Detail aufgeführt, sind aber allesamt abhängig von den Muskingum-Parametern m_x und m_k , sowie der zeitlichen Diskretisierung Δt .

3.1.2 Weiterentwicklung: Implementierung dynamischer Parameter (HBV-IWW-DYN)

Für die Untersuchungen mit dynamischen Modellparametern musste das hydrologische Modell weiterentwickelt werden. Der konzeptionelle Ansatz entspricht dabei exakt dem von HBV-IWW (Kapitel 3.1.1). In der Version HBV-IWW-DYN sind jedoch alle Parameter, ausgenommen der Muskingum Parameter, über die Zeit variabel anwendbar. Hierfür werden die Parameter als Zeitreihe an das Modell übergeben. Dies ermöglicht die Schätzung konstanter Parametersätze über eine bestimmte Periode, z.B. Monate oder Jahre, aber auch für jeden Zeitschritt variable Parameter.

3.2 Optimierungsalgorithmen

Optimierungsalgorithmen suchen nach dem minimalen bzw. maximalen Wert einer Zielfunktion ZF . Dies wird durch die Anpassung einer oder mehrerer Entscheidungsvariablen κ gesteuert. Generell können die Algorithmen in lokale und globale Optimierer unterteilt werden (Abbildung 3.2). Die lokalen Algorithmen, wie z.B. PEST (DOHERTY, 1994) folgen deterministischen Regeln und nutzen Informationen direkt aus der Zielfunktion z.B. der Steigung der Oberfläche der Zielfunktion (BLASONE *et al.*, 2007). Zu den globalen Suchalgorithmen gehören z.B. evolutionäre (*Shuffled Complex Evolution*, DUAN *et al.*, 1993), heuristische (*Simulated Annealing*, KIRKPATRICK *et al.*, 1983; *Dynamically Dimensioned Search*, TOLSON und SHOEMAKER, 2007) und genetische Algorithmen (HOLLAND, 1992). In dieser Arbeit wird sich auf die Erklä-

rung der beiden verwendeten Algorithmen, *Dynamically Dimensioned Search* und *Simulated Annealing* beschränkt.

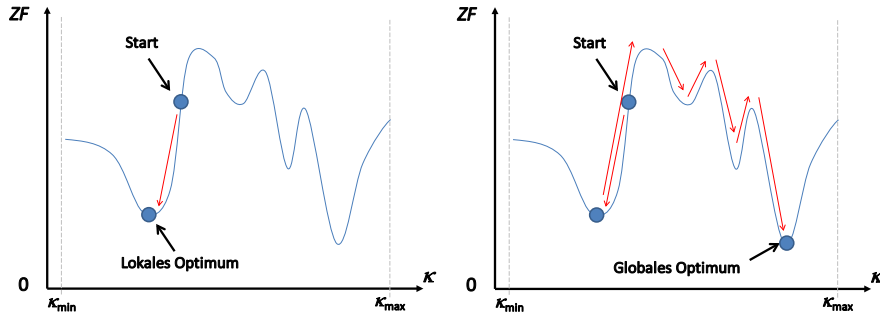


Abbildung 3.2: Prinzip der Optimierung für eine zu minimierende Zielfunktion ZF durch Veränderung einer Entscheidungsvariablen κ und Unterschied zwischen lokaler und globaler Optimierung.

3.2.1 Dynamical Dimension Search (DDS)

Der Algorithmus wurde von TOLSON und SHOEMAKER (2007) entwickelt um hochdimensionale Optimierungsprobleme zu lösen und ist ein heuristischer, nach einer Einzellösung suchender, Optimierungsalgorithmus. Mit einer steigenden Anzahl an Iterationen geht der Algorithmus von einer globalen zu einer lokalen Suche über. Die einzigen Einstellungen welche vorgenommen werden müssen sind die maximale Anzahl an Iterationen N_I , die Ober- und Untergrenzen \mathbf{x}^{\min} und \mathbf{x}^{\max} der gesuchten Entscheidungsvariablen des Vektors $\mathbf{x} = [\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_D]$ und der Parameter r , welcher den Einflussbereich der Modifikation der Entscheidungsvariablen \mathbf{x} steuert. Normalerweise wird dieser Parameter mit $r = 0,2$ eingestellt. Die Optimierung setzt sich aus folgenden Schritten zusammen:

1. Berechne die zu minimierende Zielfunktion $ZF^{t=0}$ (zu dieser Iteration auch die bisher beste Lösung ZF^b) mit gegebenen oder zufällig gewählten Variablen des Vektors $\mathbf{x}^{t=0} = [\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_D]$, wobei D die Gesamtzahl der gesuchten Variablen ist und \mathbf{x}^b in diesem Schritt $\mathbf{x}^{t=0}$ entspricht.
2. Modifiziere alle Entscheidungsvariablen κ_d nach folgendem Schema:

$$\kappa_d = \begin{cases} \kappa_d^b + (\kappa_d^{\max} - \kappa_d^{\min}) \cdot r \cdot N(0, 1) & \text{für } U(0, 1) < 1 - \frac{\ln(t)}{\ln(N_I)} \\ \kappa_d^b & \text{andernfalls,} \end{cases} \quad (3.16)$$

mit κ_d^b der besten bisher erzielten Entscheidungsvariablen für den Eintrag d , $N(0, 1)$ einer standardnormalverteilten Zufallszahl mit einem Mittelwert von 0 und einer Standardabweichung von 1, $U(0, 1)$ einer gleichverteilten Zufallszahl im Intervall $[0, 1]$ und N_I der Gesamtanzahl an Iterationen.

3. Wurde in Schritt 2 keine Entscheidungsvariablen κ_d aus dem Vektor \mathbf{x}^{t+1} verändert, wähle zufällig eine aus und modifiziere diese.
4. Teste für alle Entscheidungsvariablen κ_d , ob die Ober- und Untergrenzen eingehalten wurden und passe den Wert ggf. an:

$$\kappa_d = \begin{cases} \kappa_d^{\min} + (\kappa_d^{\min} - \kappa_d) & \text{für } \kappa_d < \kappa_d^{\min} \\ \kappa_d^{\max} - (\kappa_d - \kappa_d^{\max}) & \text{für } \kappa_d > \kappa_d^{\max} \end{cases} \quad (3.17)$$

und anschließend:

$$\kappa_d = \begin{cases} \kappa_d^{\min} & \text{für } \kappa_d > \kappa_d^{\max} \\ \kappa_d^{\max} & \text{für } \kappa_d < \kappa_d^{\min} \end{cases} \quad (3.18)$$

5. Falls $ZF^{t+1} < ZF^b$ setze $ZF^b = ZF^{t+1}$, sowie $\mathbf{x}^{t+1} = \mathbf{x}^t$ und $\mathbf{x}^b = \mathbf{x}^t$.
6. Setze $t = t + 1$ und gehe zurück zu Schritt 2 bis N_I erreicht ist.

Da mit steigender Anzahl an Iterationen die Wahrscheinlichkeit sinkt, dass mehrere Entscheidungsvariablen modifiziert werden, sorgt der Schritt 2 für einen stetigen Übergang von einer globalen hin zu einer lokalen Suche. Schritt 4 testet, ob die neuen Entscheidungsvariablen innerhalb der vorgegebenen Grenzen liegen und passt sie gegebenenfalls an. Über den Vergleich der neu erzielten Zielfunktion und dem zu dieser Iteration besten Ergebnis wird entschieden, ob die neuen Entscheidungsvariablen beibehalten oder verworfen werden.

3.2.2 Simulated Annealing (SA)

Der hier angewandte Algorithmus beruht auf den Konzepten der Originalversion von KIRKPATRICK *et al.* (1983), verzichtet allerdings neben der maximalen Anzahl an Iterationen auf ein weiteres Abbruchkriterium. Während am Anfang der Optimierung eine globale Suche zugelassen wird, tendiert der Algorithmus mit einer zunehmenden Anzahl an Iterationen, abhängig von den eingestellten Parametern, zu einer lokalen Suche. Die benötigten Einstellungen sind die Anzahl an Temperaturwechseln N_T , die Anzahl Iterationen bei gleichbleibender Temperatur N_I , die aktuelle Temperatur T_a , der Temperaturabminderungsfaktor ΔT im Intervall $[0, 1]$, sowie die

Ober- und Untergrenzen \mathbf{x}^{\min} und \mathbf{x}^{\max} der gesuchten Entscheidungsvariablen aus dem Vektor \mathbf{x} . Die eigentliche Optimierung setzt sich aus folgenden Schritten zusammen:

1. Berechne die zu minimierende Zielfunktion $ZF^{t=0}$ (zu dieser Iteration auch die bisher beste Lösung ZF^b) mit gegebenen oder zufällig gewählten Entscheidungsvariablen des Vektors $\mathbf{x}^{t=0} = [\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_D]$.
2. Wähle zufällig eine Entscheidungsvariable κ_d des Vektors \mathbf{x}^t und modifiziere ihn zwischen seiner Ober- und Untergrenze.
3. Berechne ZF^{t+1} mit den neuen Entscheidungsvariablen aus \mathbf{x}^{t+1} .
4. Teste, ob die neuen Entscheidungsvariablen akzeptiert oder verworfen werden:

$$\mathbf{x}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}^{t+1} & \text{für } ZF^{t+1} < ZF^t, \text{ oder} \\ \mathbf{x}^{t+1} & \text{für } U(0, 1) < \exp\left(\frac{ZF^b - ZF^{t+1}}{T_a}\right) \\ \mathbf{x}^t & \text{andernfalls.} \end{cases} \quad (3.19)$$

5. Falls $ZF^{t+1} < ZF^b$ setze $ZF^b = ZF^{t+1}$ und $\mathbf{x}^b = \mathbf{x}^{t+1}$.
6. Setze $t = t + 1$ und gehe zurück zu Schritt 2 bis eine bestimmte Anzahl an N_I Iterationen erreicht ist.
7. Setze $t = t + 1$, mindere die aktuelle Temperatur ab $T_a^{t+1} = T_a^t \cdot \Delta T$ und gehe zurück zu Schritt 2 bis eine bestimmte Anzahl an N_T Temperaturwechseln erreicht ist.

Ähnlich dem DDS-Algorithmus geht der *Simulated Annealing* Algorithmus mit einer ansteigenden Anzahl an Iterationen (hier Temperaturwechsel N_T) von einer globalen zu einer lokalen Suche über. Allerdings wird dies bei diesem Algorithmus nicht über die Anzahl der Entscheidungsvariablen gesteuert, sondern über die Akzeptanz der Zielfunktion. Aus Gleichung (3.19) wird ersichtlich, dass zu Anfang auch Änderungen in den Entscheidungsvariablen akzeptiert werden, welche zu einer Verschlechterung der Zielfunktion führen. Mit zunehmenden Temperaturwechseln und damit einhergehender Abkühlung der aktuellen Temperatur T_a wird die Wahrscheinlichkeit einer solchen Annahme jedoch immer geringer.

3.3 Linearer Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum (LT-B)

Die Regionalisierung mittels linearer Transferfunktionen ermöglicht die Schätzung der Modellparameter aller Spendergebiete (engl. *Donor Catchments*) in einem Schritt. Nach Abbildung 2.1 gehört sie zu den regressionsbasierten *One-Step-Regionalisierung*. In dieser Arbeit wurde sich in großen Teilen an dem von HUNDECHA und BÁRDOSSY (2004) vorgestellten Konzept orientiert. Die Methode verknüpft einzelne Modellparameter direkt mit Gebietseigenschaften:

$$\Phi_{s,p} = \sum_{k=1}^K a_{k,p} \cdot B_{k,s} + \sum_{m=1}^M b_{m,p} \cdot L_{m,s} + c_p \cdot Area_s + \dots + r_p \quad (3.20)$$

mit $s = 1, \dots, S$ und $p = 1, \dots, P$,

mit $\Phi_{s,p}$ als Parameterwert des Parameters p und der Einheit s (z.B. Teileinzugsgebiet). Die Variable $B_{k,s}$ steht für $k = 1, \dots, K$ verschiedene Bodencharakteristiken und $L_{m,s}$ ist die relative Fläche von $m = 1, \dots, M$ Landnutzungsklassen. Die Konstante r_p am Ende der Gleichung kann als Regressionskonstante angesehen werden.

Vor dem eigentlichen Training werden die jeweiligen Gebietseigenschaften mittels des maximalen Wertes skaliert, um so den Einfluss der jeweiligen Charakteristik auf die Parameterschätzung leichter interpretieren zu können. Kalibriert werden bei dieser Methode nicht direkt die Modellparameter sondern die Koeffizienten der linearen Funktion ($a_{k,p}, b_{m,p}, c_p, \dots, r_p$), welche für jedes Gebiet gleich sein müssen. Für den ersten Parameter $p = 1$ und für S Teileinzugsgebiete ergibt sich daher folgendes lineares Gleichungssystem:

$$\begin{aligned} \Phi_{1,1} &= a_{1,1} \cdot B_{1,1} + a_{2,1} \cdot B_{2,1} + \dots + c_1 \cdot Area_1 + \dots + r_1 \\ \Phi_{2,1} &= a_{1,1} \cdot B_{1,2} + a_{2,1} \cdot B_{2,2} + \dots + c_1 \cdot Area_2 + \dots + r_1 \\ &\vdots \\ \Phi_{S,1} &= a_{1,1} \cdot B_{1,S} + a_{2,1} \cdot B_{2,S} + \dots + c_1 \cdot Area_S + \dots + r_1 \end{aligned} \quad (3.21)$$

Es ist zu erkennen, dass die Parameter der verschiedenen Einzugsgebiete über die Koeffizienten und die Gebietseigenschaften indirekt miteinander verbunden sind. Während in dem gezeigten Beispiel die Berechnung der Modellparameter mit allen Gebietseigenschaften dargestellt ist, wird in der Praxis für jeden Parameter eine Auswahl mit einigen wenigen Eigenschaften zur Beschreibung der linearen Transferfunktionen vordefiniert. Dieser Schritt ist in der Regel von der Erfahrung und Einschätzung des jeweiligen Modellierers abhängig und somit stark

subjektiv. Da die Werte der Modellparameter unbekannt sind, ist eine direkte Schätzung der Koeffizienten nicht möglich. Im Folgenden werden die einzelnen Schritte der Kalibrierung der Koeffizienten und die damit einhergehend Parameterschätzung aufgeführt:

1. Definiere für jeden Modellparameter eine Auswahl an Gebietseigenschaften.
2. Ordne jedem Koeffizienten ($a_{k,p}$, $b_{m,p}$, c_p , ...) einen Startwert zu.
3. Berechne die Modellparameter mittels Gleichung (3.20).
4. Simuliere alle Spendereinzugsgebiete.
5. Berechne die Zielfunktion ZF nach Gleichung (3.22), welche sich aus der Güte aller Spendergebiete zusammensetzt.
6. Teste, ob die Koeffizienten akzeptiert oder verworfen werden (DDS-Algorithmus).
7. Modifiziere die Koeffizienten (DDS-Algorithmus) und gehe zurück zu Schritt 3 bis eine definierte Anzahl an Iterationen durchlaufen ist.

Sowohl das Testen der Zielfunktion als auch die Modifikation der Koeffizienten während des Kalibrierungsprozesses werden hier von dem DDS-Optimierungsalgorithmus (Kapitel 3.2.1) gesteuert. Der Algorithmus wurde ausgewählt, da er in vorangegangenen Untersuchungen für ähnliche Kalibrierungsprobleme eine überzeugende Leistung gezeigt hat (WALLNER *et al.*, 2012). Die Zielfunktion ZF aus Schritt 5 berechnet sich nach folgender Gleichung:

$$ZF = \frac{1}{G} \cdot \sum_{g=1}^G ((1 - NSE_g) + (1 - NSELog_g)) \rightarrow \min, \quad (3.22)$$

mit G als Gesamtanzahl der zu kalibrierenden Gebiete und NSE als *Nash-Sutcliffe Efficiency Criterion* nach NASH und SUTCLIFFE (1970):

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Obs_t - Sim_t)^2}{\sum_{t=1}^T (Obs_t - \overline{Obs})^2}, \quad (3.23)$$

mit Obs_t und Sim_t dem beobachteten bzw. simulierten Wert zum Zeitpunkt t und \overline{Obs} dem mittleren Abfluss über die Periode T . Der $NSELog_g$ berechnet sich ebenfalls mit der Gleichung (3.23), wobei die Abflüsse in diesem Fall zur Basis 10 logarithmiert werden.

Der NSE reagiert vor allem auf größere Abweichungen, welche meistens mit größeren Abflüssen einhergehen, sensitiv und gewichtet diese entsprechend mehr. Er ist daher vor allem für Aussagen bezüglich der Dynamik anzuwenden. Bei dem $NSELog$ hingegen wird dieser Effekt durch die Logarithmierung der Abflüsse etwas gedämpft, so dass er eher die Niedrigwasser (OUDIN *et al.*, 2006) und in Teilen die Bilanzen berücksichtigt.

3.4 Entwicklung eines nichtlinearen Transfers hydrologischer Modellparameter

3.4.1 Grundlagen *Self-Organizing Maps* (SOM)

Self-Organizing Maps (SOM), sind eine spezielle Art künstlicher neuronaler Netze und wurden in dieser Form von KOHONEN (1982) entwickelt. Neuronale Netze, bzw. auch alle anderen maschinellen Lernverfahren, können allgemein in drei Hauptgruppen unterteilt werden (ABU-MOSTAFA *et al.*, 2012; ERTEL, 2009):

- Lernen mit Lehrer - überwachtes Lernen (engl. *Supervised Learning*); Trainingsdaten sind vorhanden. Das System wird anhand bekannter Eingangs- und Zielmerkmale trainiert.
- Lernen durch Verstärkung (engl. *Reinforcement Learning*); Trainingsdaten sind nicht verfügbar. Das System wird durch eine Bewertung der Ergebnisse der jeweiligen ausgeführten Aktionen trainiert.
- Lernen ohne Lehrer - unüberwachtes Lernen (engl. *Unsupervised Learning*); Zielmerkmale sind nicht bekannt. Das System sucht nach Mustern in den Eingangsdaten.

Die *Self-Organizing Maps* gehören zu den unüberwachten Lernalgorithmen der Neuronalen Netze (KOHONEN, 1990). Der Algorithmus gruppiert hochdimensionale Eingangsdaten mit ähnlichen Mustern in benachbarte Regionen eines weniger dimensionalten Raums. In der Regel werden die Eingangsdaten auf eine 2-dimensionale Karte projiziert, welche aus I Knoten, auch Neuronen genannt, besteht (Abbildung 3.3). Die Anordnung der Knoten kann durch ein quadratisches oder hexagonales Gitter erfolgen. Die Größe sowie die Ausdehnung dieser Karte müssen vordefiniert werden. Um verschiedenen Fehlereinflüssen, aber auch der Rechenzeit gerecht zu werden, kann die Anzahl I der Ausgabeneuronen laut LÓPEZ GARCÍA und MACHÓN GONZÁLEZ (2004) nach folgender Gleichung geschätzt werden:

$$I = 5\sqrt{J}, \quad (3.24)$$

mit J als Anzahl der Eingangsvektoren. Desweiteren kann die Aufteilung der Karte in n_1 -Zeilen und n_2 -Spalten berechnet werden zu:

$$\frac{n_1}{n_2} = \sqrt{\frac{e_1}{e_2}}, \quad (3.25)$$

mit e_1 als größten und e_2 als zweitgrößten Eigenwert der Eingangsdaten.

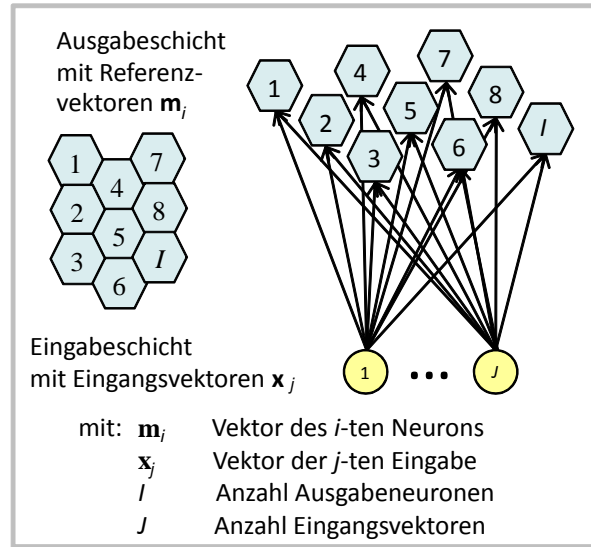


Abbildung 3.3: Schematische Skizze der Verknüpfung der Eingabe- und Ausgabeschicht einer *Self-Organizing Map*. Die Draufsicht zeigt die Anordnung für ein hexagonales Gitter.

Hinter jedem Ausgabeneuron steckt ein Referenzvektor $\mathbf{m}_i^t = [\mu_{i,1}^t, \mu_{i,2}^t, \dots, \mu_{i,N}^t]$ des N -dimensionalen Raums mit den Attributen μ . Jeder Eingangsvektor $\mathbf{x}_j = [\xi_{j,1}, \xi_{j,2}, \dots, \xi_{j,N}]$ mit den Attributen ξ ist direkt mit jedem Neuron der Ausgabeschicht verbunden (KOHONEN, 1995). Die Dimension der Referenzvektoren muss mit der der Eingangsvektoren übereinstimmen. Die Einträge in den Eingangsvektoren werden später für das Training der *Self-Organizing Map* verwendet. Um eine unbeabsichtigte Gewichtung eines der Attribute der Eingangsvektoren während des späteren Trainingsprozesses zu vermeiden müssen die Vektoren skaliert werden. Hierfür stehen verschiedene Methoden, wie z.B. die lineare Skalierung zwischen dem Intervall $[0, 1]$, zur Verfügung:

$$\xi_{j,n}^* = \frac{\xi_{j,n} - \min(\xi_{1:J,n})}{\max(\xi_{1:J,n}) - \min(\xi_{1:J,n})} \quad \text{mit } j = 1, \dots, J \quad \text{und } n = 1, \dots, N, \quad (3.26)$$

mit dem hochgestellten Index $*$, welcher den skalierten Wert des n -ten Merkmals der Eingangsvektoren kennzeichnet. Nach der Skalierung werden die Referenzvektoren mittels gleichverteilter Zufallszahlen besetzt:

$$\mu_{i,n}^{t=0} = U(0, 1) \quad \text{mit } i = 1, \dots, I \quad \text{und } n = 1, \dots, N, \quad (3.27)$$

mit $U(0, 1)$ als gleichverteilter Zufallszahl im Intervall $[0, 1]$. Alle Komponenten der *Self-Organizing Map* sind somit definiert. Das Training der SOM besteht aus den folgenden Schritten:

1. Setze $j = 1$ und wähle den Eingangsvektor \mathbf{x}_j .
2. Identifiziere den Knoten (Neuron) mit dem Referenzvektor \mathbf{m}_i^t , welcher dem Eingangsvektor \mathbf{x}_j am ähnlichsten ist. Dieses Neuron wird auch Siegerneuron oder auf Englisch *Best Matching Unit* (BMU) genannt:

$$c = \operatorname{argmin}_i \{|\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i^t|\}, \quad (3.28)$$

mit c als Position des Siegerneurons in der Karte.

3. Aktualisiere den Referenzvektor des Siegerneurons c und dessen Nachbarneuronen auf Basis des aktuellen Eingangsvektors \mathbf{x}_j :

$$\mathbf{m}_i^{t+1} = \mathbf{m}_i^t + \alpha^t \cdot h_{c,i}^t \cdot (\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i^t) \quad \text{mit } i = 1, \dots, I, \quad (3.29)$$

mit α^t als Lernrate, welche mit einer steigenden Anzahl an Iterationen abnimmt:

$$\alpha^t = \max \left(1 - \frac{t}{T_I}; 0, 01 \right), \quad (3.30)$$

und $h_{c,i}^t$ als Nachbarschaftsfunktion, welche den Einfluss der Veränderung der Nachbarneuronen von c bestimmt:

$$h_{c,i}^t = \begin{cases} 1 & \text{für } d_{i-c} \leq \max \left(\max(n_1, n_2) \cdot \frac{T_I + 1 - t}{T_I}; 1 \right) \\ 0 & \text{andernfalls,} \end{cases} \quad (3.31)$$

mit T_I als Gesamtanzahl an Epochen und d_{i-c} als geometrische Distanz zwischen dem jeweiligem Neuron i und dem Siegerneuron c auf der 2-dimensionalen Karte (Abbildung 3.4).

4. Setze $j = j + 1$ und gehe zurück zu Schritt 2 bis alle Eingangsvektoren berücksichtigt wurden.
5. Setze $t = t + 1$ und gehe zurück zu Schritt 1 bis eine bestimmte Anzahl an Iterationen T_I , für das Training der SOM eigentlich Epoche genannt, erreicht ist.

Zur Verdeutlichung wird in Abbildung 3.5 das prinzipielle Training der SOM graphisch illustriert. Dabei repräsentiert die blaue Fläche die Verteilung des Eingangsvektors \mathbf{x}_j und jeder Knoten des Gitters einen der Referenzvektoren \mathbf{m}_i^t . In dem linken Bild ist zu sehen, wie der zum Eingangsvektor \mathbf{x}_j nächstgelegene Knoten mit dem Referenzvektor des Siegerneurons \mathbf{m}_c lokalisiert und anschließend in dessen Richtung verschoben wird. Abhängig von der Nachbarschaftsfunktion wird allerdings nicht nur der Referenzvektor des Siegerneurons \mathbf{m}_c sondern

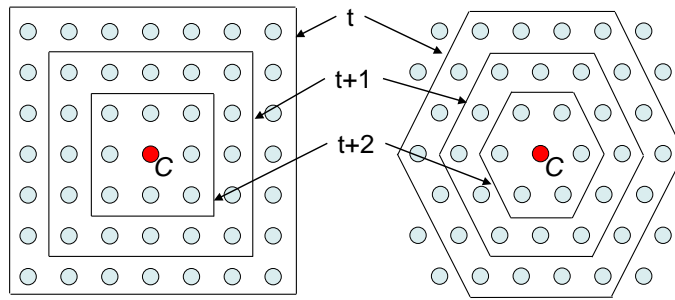


Abbildung 3.4: Prinzip der Verkleinerung des Nachbarschaftsradius nach KOHONEN (1995) mit fortschreitenden Epochen (Iterationen) für ein quadratisches und ein hexagonales Gitter.

auch dessen Nachbarschaft verschoben. Dabei wird mit fortschreitender Iterationszahl die Einwirkung auf die Nachbarschaft verringert (Abbildung 3.4). Die Referenzpunkte passen sich nach und nach an die Topologie der Eingangsdaten an. Die *Self-Organizing Maps* sind daher in der Lage, nichtlineare Strukturen der Eingangsdaten zu lernen. Das hier beschriebene Training der *Self-Organizing Map* orientiert sich an den in dieser Arbeit verwendeten Algorithmen (Visualisierungen ausgenommen, da diese mit der SOM-Toolbox für Matlab von VESANTO *et al.* (2000) realisiert wurden). In der Literatur sind verschiedene Ansätze für jeden der hier aufgeführten Trainingsschritte zu finden.

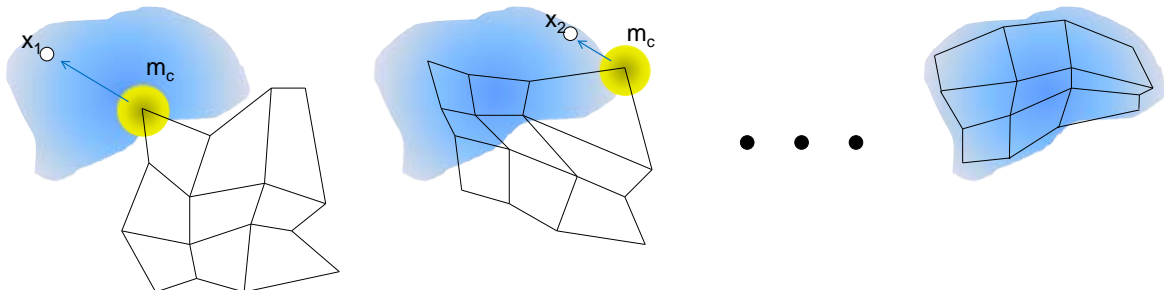


Abbildung 3.5: Darstellung des Trainings einer *Self-Organizing Map* nach STOWELL (2010). Die blaue Fläche repräsentiert die Verteilung der Eingangsdaten x_j , das Gitter steht für die Referenzvektoren m_i^j .

Zwei gängige Darstellungsweisen der *Self-Organizing Map* sind die *Component Planes*, welche die Verteilung des jeweiligen Attributs nach dem Training zeigen und die *Unified Distance Matrix* (U-Matrix), welche Information über die Ähnlichkeit benachbarter Ausgabeneuronen enthält. Für die U-Matrix werden zwischen den eigentlichen Ausgabeneuronen weitere Knoten eingeführt, welche die Euklidische Distanz zwischen den Referenzvektoren benachbarter Neuronen angeben. In der untersten Reihe der U-Matrix in Abbildung 3.6 sind mit roten Pfeilen die mit Referenzvektoren besetzten Neuronen und mit gelben Pfeilen die mit der Euklidischen

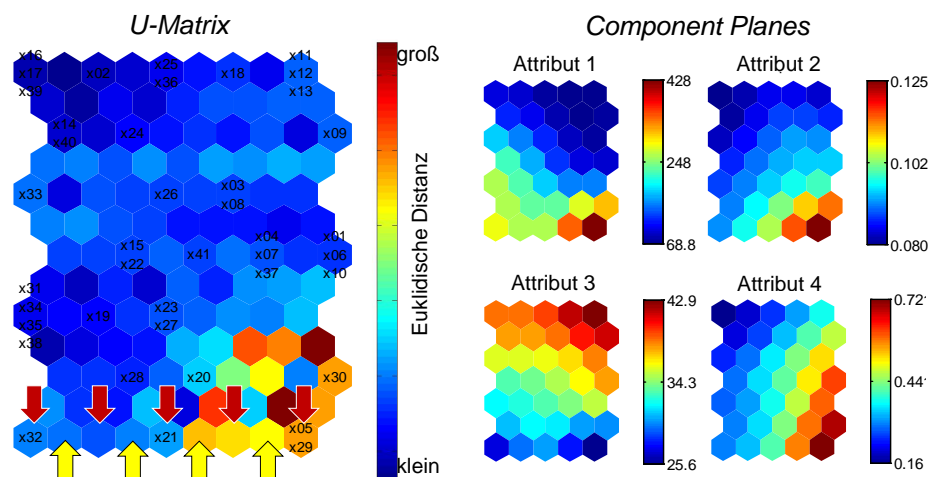


Abbildung 3.6: Beispiel für eine U-Matrix und *Component Planes* einer trainierten SOM (Die Graphiken wurden mit Hilfe der SOM-Toolbox für Matlab von VESANTO *et al.* (2000) erstellt).

Distanz markiert. Die Eingaben, bestehend aus $J = 41$ Eingangsvektoren ($\mathbf{x}_{01}, \mathbf{x}_{02}, \dots, \mathbf{x}_{41}$), werden in dieser Karte jeweils dem Neuron zugeordnet, dessen Referenzvektor am besten den jeweiligen Eingangsvektor beschreibt. In diesem Beispiel wurde die SOM anhand von 4 Attributen trainiert. Dies wird aus den 4 *Component Planes* ersichtlich. Jedes dieser *Component Planes* zeigt die Verteilung des jeweiligen Attributs nach dem Training der SOM. Die Einträge aus den *Component Planes* lassen sich durch die Lage auf der 2-dimensionalen Karte den jeweiligen Eingaben (\mathbf{x}_j) zuordnen. Für den Eingangsvektor \mathbf{x}_{29} (untere rechte Ecke der U-Matrix) kann z.B. für das Attribut 1 ein Wert von 428, für das Attribut 2 von 0,125, für das Attribut 3 von 25,6 und für das Attribut 4 von 0,72 ausgelesen werden. Dabei handelt es sich hierbei um die Werte aus den Referenzvektoren und nicht aus den original Eingangsvektoren.

Die *Self-Organizing Maps* wurden bereits in einigen hydrologischen Studien, z.B. zur Rekonstruktion von Abflusszeitreihen (ADELOYE und RUSTUM, 2012), Vorhersage des monatlichen Niederschlags (RIVERA *et al.*, 2012), Niederschlagsinterpolation (KALTEH und BERNDTSSON, 2007), Evaluierung hydrologischer Modelle (HERBST und CASPER, 2008) und zur Klassifikation von Einzugsgebieten (LEY *et al.*, 2011) erfolgreich angewendet.

3.4.2 Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum (SOM-B)

Ähnlich der LT-B-Regionalisierung aus Kapitel 3.3 ist die Methode dafür ausgelegt, Modellparameter mehrerer Einzugsgebiete mit Gebietseigenschaften zu verknüpfen und eine Auswahl an Spendergebieten simultan zu kalibrieren. Nach Abbildung 2.1 gehört sie zu der ähnlichkeitsbasierten *One-Step-Regionalisierung* und unterscheidet sich von der LT-B-Methode

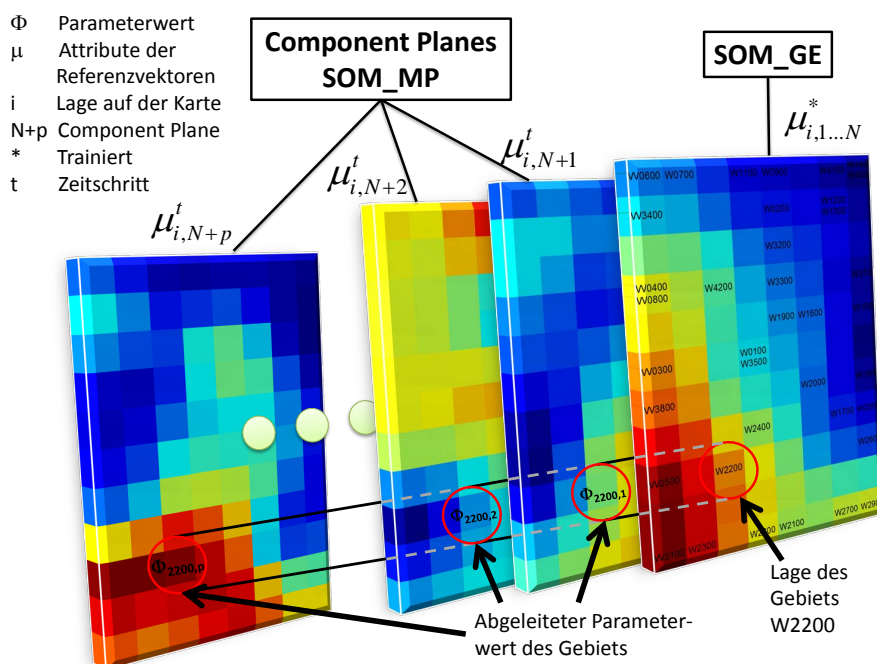


Abbildung 3.7: Schematischer Aufbau der SOM-B-Methode für den Transfer hydrologischer Modellparameter im Raum.

daher in der Transferfunktion. Neben dem Vorteil, dass ganze Parametersätze übertragen werden, sind nichtlineare Zusammenhänge analysierbar und dementsprechend auch nichtlineare Übertragungsfunktionen möglich. Desweiteren kann auf eine subjektive Auswahl an Gebietseigenschaften zur Beschreibung einzelner Modellparameter verzichtet werden. Die Methode ist daher deutlich objektiver als die in Kapitel 3.3 beschriebene LT-B-Regionalisierung.

In einem ersten Schritt wird eine *Self-Organizing Map* (SOM) anhand von Attributen ξ , welche aus den Gebietseigenschaften Ω gewonnen werden, trainiert. Das Ergebnis ist eine SOM, von jetzt an SOM_GE genannt, auf deren 2-dimensionaler Karte jedes Gebiet eine bestimmte Lage besitzt, welche während des gesamten weiteren Kalibrierungsprozesses nicht verändert wird (Abbildung 3.7). Gebiete mit ähnlichen Eigenschaften wurden automatisch in benachbarte Regionen gruppiert. Allerdings ist die Ähnlichkeit nicht alleine durch die geometrische Nähe auf der SOM, sondern auch durch die Euklidische Distanz der Referenzvektoren untereinander gegeben (siehe Erklärung zur U-Matrix in Kapitel 3.4.1).

Nach dem Training wird die SOM_GE um eine definierte Anzahl an *Component Planes* erweitert. Diese werden später die 2-dimensionale Verteilung der Modellparameter beschreiben. Diese Erweiterung wird ab jetzt SOM_MP genannt und muss folgende zwei Bedingungen erfüllen:

1. Die Größe und die Form der erweiternden *Component Planes* (SOM_MP) muss identisch mit der Größe und Form der SOM_GE sein.
2. Die Anzahl der erweiterten *Component Planes* muss der Anzahl der zu kalibrierenden Modellparameter entsprechen.

Jeder Knoten der *Component Planes* der SOM_MP kann als Bestandteil der erweiterten Referenzvektoren $\mathbf{m}_i^t = [\mu_{i,N+1}^t, \mu_{i,N+2}^t, \dots, \mu_{i,N+p}^t]$ des P -dimensionalen Raums angesehen werden, deren Attribute mit gleichverteilten Zufallszahlen im Intervall $[0,1]$ besetzt werden:

$$\mu_{i,N+p}^t = U(0,1) \quad \text{mit } i = 1, \dots, I \quad \text{und } p = 1, \dots, P, \quad (3.32)$$

wobei $N + p$ das jeweilige *Component Plane* der SOM_MP, also den späteren Modellparameter beschreibt. N entspricht der Anzahl der Attribute welche für das Training der SOM_GE verwendet wurden, P steht für die Gesamtanzahl der zu kalibrierenden Parameter und $U(0,1)$ gibt eine gleichverteilte Zufallszahl im Intervall $[0,1]$ an. Bis jetzt repräsentiert die SOM_MP eine 2-dimensionale Zufallsverteilung der Modellparameter. Da die Position jedes Gebietes auf der SOM_GE bekannt ist, können für jedes Gebiet ganze Modellparametersätze ausgelesen werden. Die Abbildung 3.7 demonstriert dies für das Gebiet W2200. Nach der Ermittlung der Position i des Gebiets W2200 auf der SOM_GE wird an diesem Knoten durch die *Component Planes* der SOM_MP gestoßen und die jeweiligen Werte ausgelesen. Da das Intervall der Einträge der SOM_MP zwischen 0 und 1 liegt, muss eine Skalierung der Parameterwerte erfolgen:

$$\Phi_{i,p} = (\Phi_p^{max} - \Phi_p^{min}) \cdot \mu_{i,N+p}^t + \Phi_p^{min}, \quad (3.33)$$

mit Φ_p^{max} als dem maximal möglichen, Φ_p^{min} dem minimal möglichen Wert für den Parameter p und $\mu_{i,N+p}^t$ dem Wert des Referenzvektors an der Position i und für das *Component Plane* $N + p$. Die maximalen und minimalen Parameterwerte müssen als Randbedingungen vordefiniert werden.

Die Modellparameter sind bis zu diesem Zeitpunkt voneinander unabhängig und repräsentieren zufällig generierte Parametersätze innerhalb definierter Ober- und Untergrenzen. Im nächsten Schritt werden die Parametersätze an das hydrologische Modell übergeben und die Abflussganglinien der Spendereinzugsgebiete simuliert. Die Güte der simulierten Abflussganglinien wird durch den Vergleich mit den beobachteten Abflussganglinien und der Berechnung einer Zielfunktion ZF bestimmt, wobei alle Spendergebiete gleich gewichtet werden.

Während des folgenden Kalibrierungsprozesses werden nicht die Modellparameter Φ des hydrologischen Modells, sondern die *Component Planes* $N + p$ der SOM_MP modifiziert. Dabei

werden, ähnlich der SOM Technik, Nachbarschaftsbeziehungen während der Kalibrierung erzwungen. Dieses Vorgehen gewährleistet, dass Gebiete welche durch ihre Eigenschaften in benachbarten Regionen der SOM_GE gruppiert wurden, ähnliche Parametersätze erhalten. Für die Optimierung wurde der *Simulated Annealing* Algorithmus (SA) von KIRKPATRICK *et al.* (1983) verwendet. Die Kalibrierung der Parameter bzw. der SOM_MP besteht aus folgenden Schritten:

1. Wähle zufällig ein *Component Plane* $N + p$ der SOM_MP.
2. Wähle zufällig einen Knoten o dieses *Component Planes*.
3. Ersetze den Wert des Knotens $\mu_{o,N+p}^{t+1}$ durch eine gleichverteilte Zufallszahl im Intervall $[0,1]$.
4. Aktualisiere die Werte des gewählten *Component Planes* $N + p$:

$$\mu_{i,N+p}^{t+1} = \mu_{i,N+p}^t + h_{o,i}^t \cdot (\mu_{o,N+p}^t - \mu_{i,N+p}^t) \quad \text{mit } i = 1, \dots, I, \quad (3.34)$$

mit der Nachbarschaftsfunktion:

$$h_{o,i}^t = \left(1 - \frac{d_{i,o}}{d_{\max}}\right)^2, \quad (3.35)$$

mit $d_{i,o}$ als Distanz zwischen dem gewählten Knoten o und dem aktuellen Knoten i und d_{\max} als maximal möglicher geometrischer Abstand zwischen zwei Knoten auf der SOM.

5. Berechne die neuen Parameter $\Phi_{i,p}$ aus der modifizierten SOM_MP nach Gleichung (3.33).
6. Simuliere alle Spendereinzugsgebiete.
7. Berechne die Zielfunktion ZF , welche sich aus der Güte aller Spendergebiete zusammensetzt (Gleichung (3.22)).
8. Teste, ob die neue SOM_MP akzeptiert oder verworfen wird (SA-Algorithmus).
9. Setze $t = t + 1$, mindere gegebenenfalls die aktuelle Temperatur (T_a) ab und gehe zurück zu Schritt 1 bis eine bestimmte Anzahl an Iterationen (Temperaturwechseln N_T) erreicht ist.

Generell basiert das Prinzip der präsentierten Methode auf der Klassifikation der Einzugsgebiete anhand ihrer Eigenschaften Ω mit anschließender simultaner Kalibrierung mehrerer Einzugsgebiete. Dabei wird die Schätzung der Parameter durch die Restriktion, dass Gebiete mit ähnlichen Eigenschaften Ω ähnliche Modellparameter Φ besitzen müssen, eingeschränkt. In Abbildung 3.8 sind die einzelnen Schritte der SOM-B noch einmal zusammengefasst.

Da die Trainingsdaten (Modellparameter Φ) nicht bekannt sind, sondern lediglich eine Be-

wertung des erzielten Ergebnisses (Güte der simulierten Abflüsse über die Zielfunktion ZF) nach jeder Iteration erfolgt, lässt sich die SOM-B in dieser Form als eine Kombination aus unüberwachtem Lernen und Lernen durch Verstärkung eingruppierten.

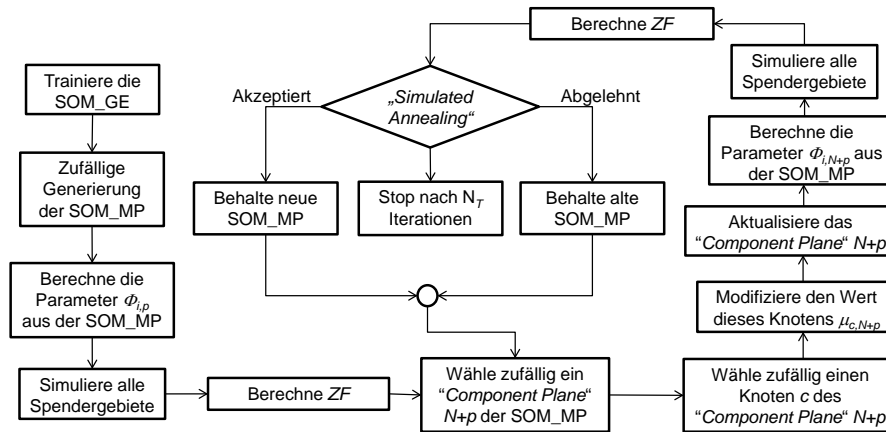


Abbildung 3.8: Prinzipieller Ablauf der SOM-B-Methode.

3.4.3 Transfer hydrologischer Modellparameter in der Zeit (SOM-B2)

Die Methodik des Transfers hydrologischer Modellparameter in der Zeit ist konzeptionell identisch zu dem Transfer im Raum. Für den zeitlichen Transfer werden die Modellparameter direkt mit ausgewählten Klimavariablen gekoppelt. Es wäre allerdings durchaus denkbar andere zeitlich variable Zustände, wie z.B. Bodenfeuchte oder direkt den Abfluss, für Untersuchungen der Modellstruktur heranzuziehen.

In einem ersten Schritt muss die zeitliche Auflösung (Δt z.B. Tage, Monate, Jahre, ...) für die Klassifikation bestimmt werden. Aus diesen Daten werden anschließend für jeden Zeitschritt Klimaindizes (KI) für das jeweilige Einzugsgebiet ermittelt, auf deren Basis eine *Self-Organizing Map* (SOM) trainiert wird. Diese SOM gruppiert ähnliche Perioden in benachbarte Regionen auf der 2-dimensionalen Karte und wird hier mit SOM_KI bezeichnet (Abbildung 3.9). Wie bereits angemerkt, ist die Ähnlichkeit nicht alleine durch die geometrische Nähe auf der SOM sondern auch durch die Euklidische Distanz der Referenzvektoren untereinander gegeben.

Zum jetzigen Zeitpunkt ist es mit dieser Methode noch nicht möglich, sowohl zeitlich, als auch räumlich zu regionalisieren. Für die Teileinzugsgebiete eines Einzugsgebiets wird daher pro Zeitschritt der gleiche Parametersatz angesetzt (*Lumped-Parameter*). Die Modellparameter variieren also zeitlich, aber nicht im Raum innerhalb eines Einzugsgebiets.

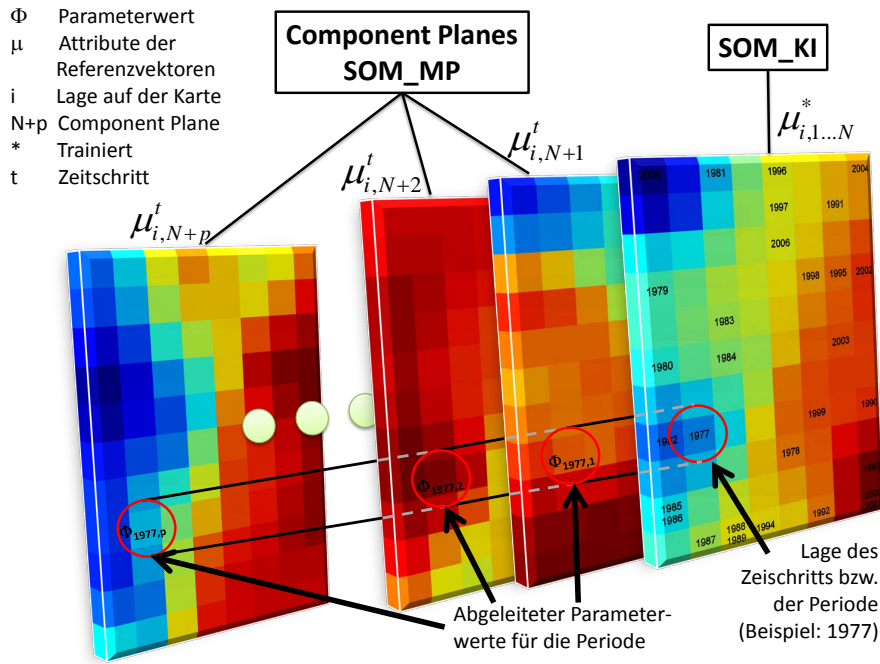


Abbildung 3.9: Prinzipieller Ablauf der SOM-B2-Methode für den Parametertransfer in der Zeit. Die Klassifikation erfolgt in diesem Beispiel nach ganzen Jahren.

Die SOM-B2 wurde für den Parametertransfer in der Zeit leicht weiterentwickelt. Eine Neuerung ist die Möglichkeit, mehrere Kalibrierungsläufe mit unterschiedlicher Initialisierung der SOM_MP zu starten, um die Unsicherheiten in der Parameterschätzung darzustellen. Eine weitere Neuerung betrifft den Schritt 3 des Kalibrierungsprozesses in Abschnitt 3.4.2. In der SOM-B wird der Wert des Attributs $\mu_{o,p}$ durch eine gleichverteilte Zufallszahl im Intervall $[0,1]$ besetzt. Die SOM-B2 hingegen analysiert den aktuellen Wert und verändert diesen mit zunehmender Iterationsanzahl in seiner näheren Umgebung:

$$\mu_{o,N+p}^{t+1} = \begin{cases} \mu_{o,N+p}^t + \frac{1 - \mu_{o,N+p}^t}{0,5} \cdot \Delta & \text{für } \Delta \geq 0 \\ \mu_{o,N+p}^t + \frac{\mu_{o,N+p}^t}{0,5} \cdot \Delta & \text{für } \Delta < 0, \end{cases} \quad (3.36)$$

mit:

$$\Delta = (\max T - \min T) \cdot U(0,1) + \min T - 0,5, \quad (3.37)$$

wobei $\min T$ und $\max T$ von der Anzahl der Iterationen abhängige Skalierungsfaktoren sind:

$$\min T = 0,4 \cdot \frac{n_T - 1}{N_T} \quad \text{und} \quad \max T = 1 - 0,4 \cdot \frac{n_T - 1}{N_T}, \quad (3.38)$$

mit n_T als Anzahl der bisherigen Temperaturwechsel (nicht mit t zu verwechseln) und N_T

der Gesamtanzahl an Temperaturwechseln. Die Terme 0,4 bzw. $1 - 0,4$ in Gleichung (3.38) gewährleisten, dass der Suchradius auch bei einer großen Anzahl an durchlaufenen Iterationen nicht zu stark eingeschränkt wird.

3.5 Weiterentwicklung einer Strategie zur Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken

Während die vorhergehende Methode vor allem den Optimierungsalgorithmus fokussierte, beschäftigt sich dieser Teil mit der Gestaltung der Zielfunktion ZF . Dabei sollen von der Methode folgende zwei Kriterien erfüllt werden:

1. Die Abbildung von Hochwasserabflüssen soll in die Zielfunktion mit eingehen, da die Simulation von Extremabflüssen eine Motivation dieser Arbeit ist.
2. Es soll eine (Re-) Kalibrierung mit Klimadatensätzen, wie z.B. Daten aus globalen oder regionalen Klimamodellen ermöglicht werden, welche keinen Echtzeitbezug haben.

Von HABERLANDT und RADTKE (2014) wurde bereits eine Studie zur Kalibrierung anhand von Extremwertteilungen vorgestellt. Dieses Vorgehen wird beiden Punkten gerecht. Bedingt durch die Einbeziehung der Verteilungsfunktion werden automatisch die Extremwerte in dem Kalibrierungsprozess berücksichtigt. Weiterhin muss es bei der Kalibrierung an Abflussstatistiken nicht zwingend einen zeitlichen Bezug zwischen den Klimainputdaten und beobachteten Abflüssen geben. Lediglich die Statistiken beider Datenquellen müssen korrespondieren. Das hydrologische Modell kann daher auch mit Eingangsdaten von statistischen Niederschlagsmodellen, Klimamodelldaten etc., welche keinen Echtzeitbezug haben, kalibriert werden.

In dieser Arbeit wurde die Kalibrierung anhand von Verteilungsfunktionen, abgeleitet aus der jährlichen Serie der Sommer- und Winterextreme, um die Dauerlinie und den Jahresgang erweitert (Abbildung 3.10). Für die Optimierung der Parameter kann jeder gängige Optimierungsalgorithmus sowie jedes gängige hydrologische Modell verwendet werden. Der eigentliche Kern dieser Strategie setzt sich aus folgenden Schritten zusammen:

1. Simuliere die langjährige, kontinuierliche Abflussganglinie mit dem hydrologischen Modell.
2. Leite aus der Abflussganglinie die entsprechenden Statistiken ab.
3. Berechne anhand der Abflussstatistiken die ZF nach:

$$ZF = 1 - (w_{dl} \cdot NSE_{dl} + w_{jg} \cdot NSE_{jg} + w_{se} \cdot NSE_{se} + w_{we} \cdot NSE_{we}) \rightarrow \min, \quad (3.39)$$

mit w als Gewichtungsfaktor des jeweiligen *Nash-Sutcliffe Efficiency Criterion* und der Bedingung, dass $\sum w = 1$ und $w_{dl}, w_{jg}, w_{se}, w_{wi} > 0$, mit den Indizes dl für die Dauerlinie, jg den Jahrgang, se die Verteilungsfunktion aus den jährlichen Serien der Sommerextreme und dementsprechend we derer aus den Winterextremen.

4. Verändere die Modellparameter (abhängig vom gewählten Optimierungsalgorithmus) und gehe zurück zu Schritt 1 bis ein festgelegtes Abbruchkriterium erfüllt ist.

Die Dauerlinie und der Jahrgang werden direkt aus den beobachteten bzw. simulierten Zeitreihen abgeleitet. Für die Ermittlung der theoretischen Verteilungsfunktionen der Extremabflüsse wird die zweiparametrische Gumbel-Verteilung verwendet:

$$F(x) = \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-c}{d}\right)\right), \quad (3.40)$$

mit $F(x)$ als Unterschreitungswahrscheinlichkeit, x als Zeitreihe der jährlichen Serie, c und d die zu schätzenden Parameter der Verteilungsfunktion. Zweiparametrische Verteilungen sind nach DWA-M552 (2012) bei kürzeren Zeitreihen den dreiparametrischen Verteilungsfunktionen vorzuziehen, da sie robuster sind. Allerdings erlauben sie daher auch weniger Flexibilität bei der Anpassung. Ein weiterer Zugewinn an Robustheit lässt sich durch die Verwendung der L-Momenten-Methode erreichen, welche auf größere Ausreißer weniger sensitiv reagiert (HOSKING und WALLIS, 1997):

$$d = \frac{l_2}{\ln(2)} \quad \text{und} \quad c = l_1 - \gamma \cdot d, \quad (3.41)$$

mit $l_1 = b_0$ bzw. $l_2 = 2b_1 - b_0$ dem ersten und zweiten L-Moment als Linearkombinationen der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (WGM) und $\gamma = 0,57721$ der Eulerschen Konstante. Die WGM b_0 und b_1 berechnen sich zu:

$$b_0 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N x_n \quad \text{und} \quad b_1 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=2}^N \frac{n-1}{N-1} \cdot x_n, \quad (3.42)$$

mit n dem aktuellen Rang und N der Länge der Zeitreihe x .

Aus der Unterschreitungswahrscheinlichkeit $F(x)$ lässt sich anschließend das Wiederkehrintervall bestimmter Hochwässer $T_a(x)$ bestimmen:

$$T_a(x) = \frac{1}{1 - F(x)}. \quad (3.43)$$

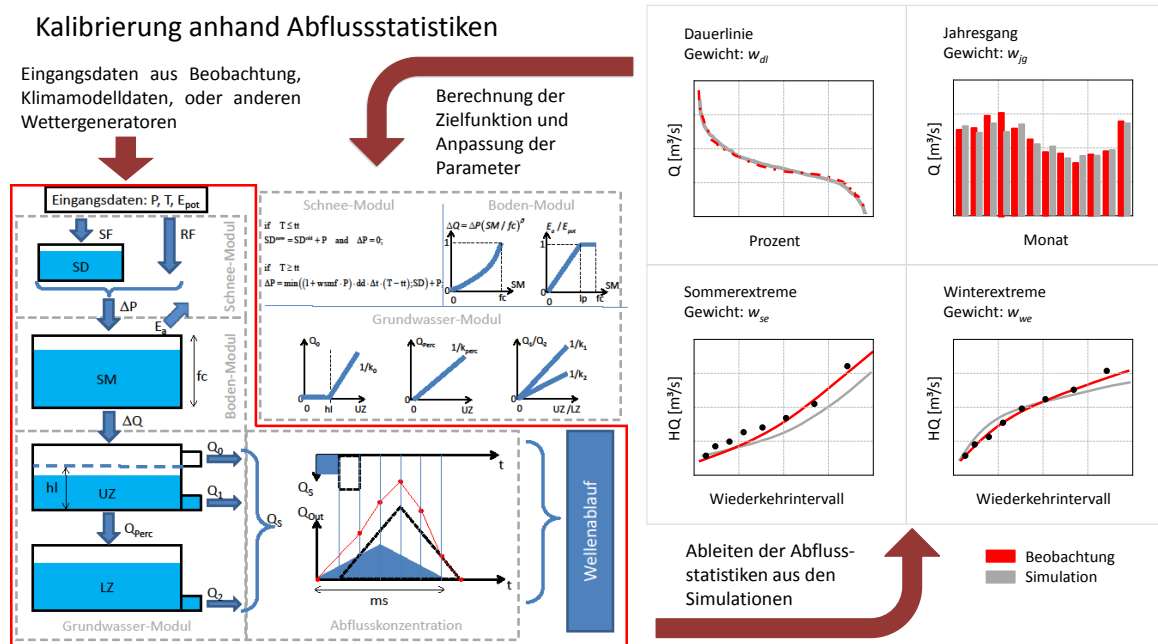


Abbildung 3.10: Schematischer Ablauf der Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken.

Ein Hochwasser, welches z.B. zu 99% unterschritten wird, tritt statistisch gesehen alle 100 Jahre einmal auf.

Die Berechnung der verschiedenen *Nash-Sutcliffe Efficiency Criteria* aus Gleichung (3.39) erfolgt nach dem Schema der Tabelle 3.2. Für die Berechnung des NSE_{dl} werden demnach die Abflusswerte von 6 Quantilen berechnet. Dies geschieht sowohl für die beobachtete als auch für die simulierte Dauerlinie. Die letzte Stützstelle mit einer Wahrscheinlichkeit von 97,5% wurde bewusst gewählt, um mehr Gewicht auf die höheren Abflüsse zu legen. Mittlere monatliche Abflüsse bilden die Basis für die Berechnung des NSE_{jg} . Da für jeden Monat die Werte ermittelt werden stehen demnach 12 Stützstellen zur Verfügung. Die Berechnung der Güte der

Tabelle 3.2: Ermittlung der NSE_x für die verschiedenen Abflussindizes (Wkt.: Unterschreitungswahrscheinlichkeit).

Abflussstatistik	NSE_x	Basis für die Berechnung
Dauerlinie	NSE_{dl}	5%, 25%, 50%, 75%, 95%, 97,5% Wkt.
Jahresgang	NSE_{jg}	jeder Monat
Extreme	$NSE_{se/we}$	10%, 20%, 50%, 80%, 90%, 95%, 98%, 99% Wkt.

Verteilungsfunktionen über den NSE_{se} bzw. NSE_{we} folgt dem Prinzip der Dauerlinie. Insgesamt werden für die Extreme allerdings die Werte von 8 Stützstellen ausgelesen. Die Wahrscheinlichkeiten werden so gewählt, dass sie sich relativ gleichmäßig über eine logarithmisierte Skala

verteilen (Abbildung 3.11). Die Werte lassen sich über die Inverse Gumbel-Verteilungsfunktion berechnen:

$$x = c + d \cdot \{-\ln[-\ln(F(x))]\}, \quad (3.44)$$

mit den aus der Schätzung bekannten Parametern c und d , sowie den in Tabelle 3.2 vorgegebenen Unterschreitungswahrscheinlichkeiten $F(x)$.

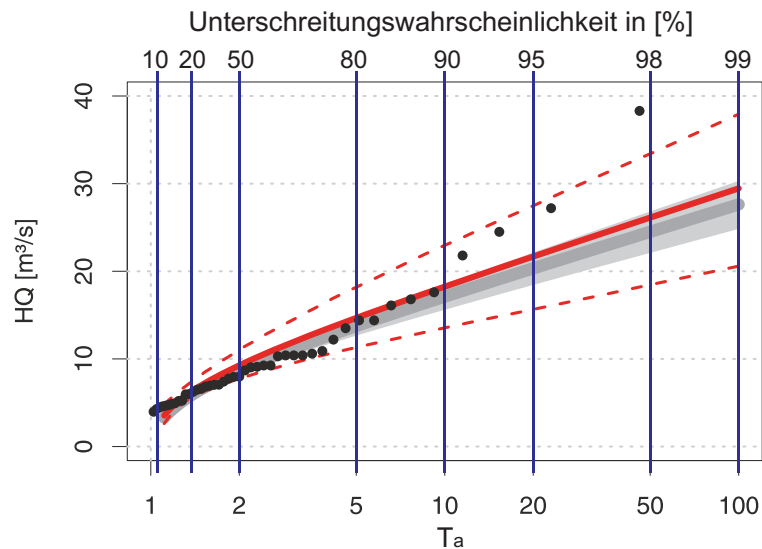


Abbildung 3.11: Auszulesende Stützstellen aus einer Extremwertverteilung für die Berechnung des NSE_{se} bzw. NSE_{we} (rot = Beobachtung; grau = Simulation).

Kapitel 4

Überblick Gebiet und Daten

Das Kapitel 4 gibt einen Überblick über das gesamte Aller-Leine-Einzugsgebiet und die Datengrundlagen. Da sowohl die Einzugsgebiete als auch die Daten zwischen den verschiedenen Untersuchungen variieren, folgen weiterführende und detaillierte Beschreibungen in den jeweiligen Kapiteln.

4.1 Aller-Leine-Einzugsgebiet

Das Aller-Leine-Einzugsgebiet liegt im südöstlichen Teil Niedersachsens (Abbildung 4.1). Das Gebiet erstreckt sich ca. 200 km von Süden nach Norden und bis zu ca. 140 km von West nach Ost. Die Gesamtfläche beträgt ca. 15.000 km². Das Einzugsgebiet schließt mit dem Harz, dem Weser- und Leine-Bergland, dem Weser-Aller-Flachland und der Lüneburger Heide unterschiedliche Naturräume des niedersächsischen Binnenlandes ein. Die mittlere Höhe beträgt 139 m ü. NN, wobei sich Teile des Harzes bis 1140 m ü. NN erheben. Bis zum Gebietsauslass (Pegel Rethem) flacht sich das Gebiet auf etwa 5 m ü. NN ab. Lediglich der nordöstliche Harz trägt über die Oker zum Abfluss der Aller bei. Der weitaus größere Anteil fließt bis zum Zusammenfluss in die Aller über die Leine ab.

Die Geologie der Harzregion ist hauptsächlich durch Granit geprägt. Nahe der Harzausläufer findet sich neben Flussablagerungen und Löss hauptsächlich Buntsandstein, Kreide und Kalkstein. Dieses Bild bleibt für die Leine bis zum Zusammenfluss mit der Aller weitestgehend erhalten, wobei sich flussabwärts auch Gletscherablagerungen finden. Die Aller ist deutlich von Flussablagerungen und zum Norden hin auch durch sandig, kiesige zum Teil auch tonig, schluffige Gletscherablagerung geprägt.

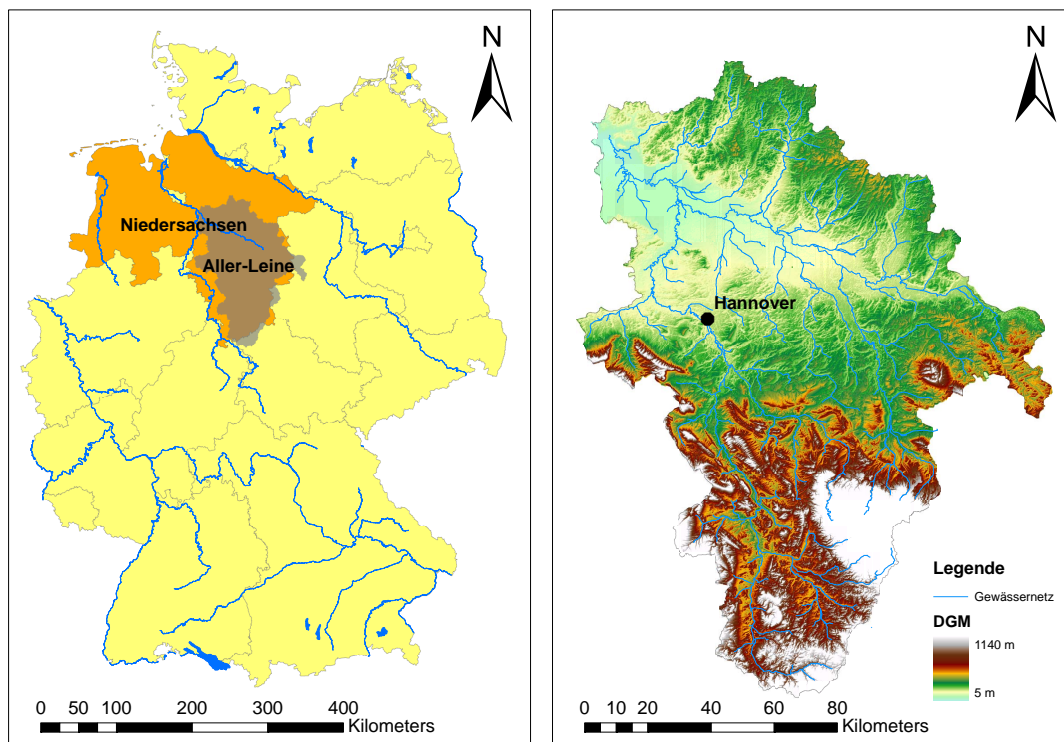


Abbildung 4.1: Lage des Aller-Leine-Einzugsgebiets in Deutschland und Detailansicht inklusive digitalem Geländemodell (DGM).

Das Einzugsgebiet besitzt ein feuchtgemäßigtes Klima. Bedingt durch den dominanten atlantischen Westwind, welcher feuchtwarme Luft transportiert, treten im Herbst und Winter primär länger anhaltende advektive Niederschlagsereignisse auf. Im Sommer sind dagegen hauptsächlich konvektive Ereignisse präsent (VAN DER HEIJDEN, 2013). Der Jahresniederschlag betrug während der Periode 1951-2000 im Mittel 806 mm, die Temperatur 8,6 °C. Allerdings sind diese Werte regional stark variabel. Während im Sieber-Einzugsgebiet im Harz 1542 mm Niederschlag im Jahresdurchschnitt fallen, beträgt der mittlere Jahresniederschlag im Fuhse-Einzugsgebiet im Norden Hannovers mit 729 mm nur etwa die Hälfte. Der mittlere Abfluss am Gebietsauslass (Pegel Rethem) beträgt 110 m³/s.

4.2 Daten

Zur Abgrenzung der Einzugsgebiete sowie deren Charakterisierung wurden verschiedene Flächendaten verwendet. Die hydrologische Modellierung benötigt desweiteren Klimadaten und Abflussmessungen für die Simulationen, welche in der Regel als Punktdaten vorliegen. Im Folgenden werden die verschiedenen Datentypen, deren Quellen und die angewandten

Methoden für die Datenaufbereitung vorgestellt.

4.2.1 Flächendaten

Die Tabelle 4.1 zeigt eine Übersicht der in dieser Arbeit verwendeten Flächendaten. Für die Abgrenzung der Einzugsgebiete wurde ein digitales Geländemodell (DGM) verwendet. Desweiteren können mit dem DGM auch topographische oder geomorphologische Gebietseigenschaften abgeleitet werden. Die räumliche Auflösung des Rasters welches innerhalb des Forschungsprojektes KLIFF (Klimafolgenforschung in Niedersachsen) bereitgestellt wurde beträgt 10 m x 10 m. Die Gebietseinteilung wurde mit den frei verfügbaren ArcGIS Erweiterungen *Arc Hydro Tools* und *HEC-GeoHMS* (FLEMING und DOAN, 2013) umgesetzt. Insgesamt wurden 41 Teilgebiete, untergliedert in 195 Teileinzugsgebiete, im Aller-Leine Gebiet erstellt (Abbildung 5.1). Nicht alle der 41 Gebiete wurden in allen Untersuchungen verwendet. Informationen hierzu finden sich in den jeweiligen Kapiteln.

Tabelle 4.1: Übersicht der Flächendaten.

Flächendaten	Quelle	Auflösung/Maßstab
Digitales Geländemodell	NLWKN	Raster 10 m x 10 m
Bodenkarte	BÜK1000	Maßstab 1:1.000.000
Landnutzung	Corine2000	Maßstab 1:100.000
Hydrogeologische Karte	LBEG	Maßstab 1:500.000

Die Landnutzung wurde aus der Landnutzungskarte des Projekts CORINE Land Cover 2000 (Corine2000) abgeleitet. Mit einem Maßstab von 1:100.000 werden insgesamt 44 Bodenbedeckungskategorien in 5 Hauptkategorien, (1) bebaute Flächen, (2) landwirtschaftliche Flächen, (3) Wälder und naturnahe Flächen, (4) Feuchtflächen und (5) Wasserflächen unterschieden (KEIL *et al.*, 2002). Die Landnutzung kann für die Jahre 1990 und 2000 abgefragt werden. Auch wenn sich die Landnutzung in den letzten Dekaden verändert hat, wurde innerhalb dieser Arbeit von einer statischen Landnutzung (Jahr 2000) ausgegangen. Aus der Corine2000 wurden die Vegetationsformen der verschiedenen Teileinzugsgebiete abgeleitet. Zwar wurde die Landnutzung als stationär betrachtet, die Vegetation geht aber trotzdem mit einem monatlich variablen Landnutzungsparameter nach der DVWK (1996), welcher den verschiedenen Vegetationsperioden gerecht werden soll, in das hydrologische Modell ein.

Für die Ermittlung von Bodenparametern wurde die Bodenübersichtskarte von Deutschland im Maßstab 1:1.000.000 (BÜK1000) verwendet (BGR, 1998). Auch wenn die räumliche Auflö-

sung auf den ersten Blick sehr grob erscheint, lässt sich die Wahl durch das stark konzeptionelle und horizontal ebenfalls grob gegliederte hydrologische Modell rechtfertigen. In der BÜK1000 wird zwischen 72 Bodenarten unterschieden, welche anhand ihrer Leitböden klassifiziert sind. Die Böden sind vertikal bis zu einer Tiefe von in der Regel 2 m in verschiedene Horizonte eingeteilt. Für jeden dieser Horizonte sind Informationen zu der Mächtigkeit der jeweiligen Schicht, Ton-, Schluff- und Sandgehalt, nutzbare Feldkapazität, Gesamtporenvolumen und weitere enthalten (VAN DER HEIJDEN, 2013). Ein weiterer Flächendatensatz welcher in dieser Arbeit Verwendung fand war die hydrogeologische Karte (HGU) im Maßstab 1:500.000 des Landesamtes für Bergbau, Energie und Geologie Niedersachsen (LBEG).

4.2.2 Punktdaten

Für die hydrologische Modellierung wurden die Klimavariablen Niederschlag P [mm], Temperatur T [°C] und potentiellen Verdunstung, hier mit E_{pot} [mm] bezeichnet, als Gebietsmittel benötigt. In der Regel werden diese Klimadaten punktuell an Messstationen aufgezeichnet, so dass eine Interpolation auf die Fläche erforderlich ist. Die in dieser Arbeit verwendeten Interpolationsmethoden sind die *Inverse Squared Distance Method* (IDW), *Ordinary Kriging* (OK) und *Kriging with an External Drift* (KED). Detaillierte Informationen zu den Interpolationsmethoden kann z.B. HABERLANDT (2007) entnommen werden. Da für die potentielle Verdunstung E_{pot} keine direkten Messungen vorlagen, wurde sie nach Turc-Wendling (DVWK, 1996) aus der Temperatur und der Globalstrahlung berechnet:

$$E_{pot} = \frac{s}{s + \gamma} \cdot \left(\frac{0,71 \cdot R_G}{L} + 0,27 \cdot f_K \right), \quad (4.1)$$

mit s [hPa/K] als Steigung der Sättigungsdampfdruckkurve, γ [hPa/K] als Psychrometerkonstante, R_G [W/m²] als Globalstrahlung, L [Wd/(m²mm)] der spezifischen Verdunstungswärme und f_K [mm/d] als Küstenfaktor. Der erste Term der Gleichung lässt sich mit folgender Gleichung annähern:

$$\frac{s}{s + \gamma} = 2,3 \cdot \frac{T + 22}{T + 123}, \quad (4.2)$$

mit T als aktuelle Tagestemperatur. Auch die spezifische Verdunstungswärme kann mittels der Temperatur durch folgende empirische Formel bestimmt werden:

$$L = 28,9 - 0,028 \cdot T. \quad (4.3)$$

Ist die Globalstrahlung nicht als Messwert vorhanden, kann diese aus der täglichen Sonnenscheindauer S , der Lage des Einzugsgebiets und der Jahreszeit berechnet werden.

Je nach Untersuchungen standen verschiedene Datenquellen zur Verfügung (Tabelle 4.2). Auf Tageswertbasis lagen für das Aller-Leine-Einzugsgebiet bereits interpolierte Klimadaten von HABERLANDT *et al.* (2011) vor. Einige Untersuchungen dieser Arbeit basierten auf Stundenwertdaten, welche neu aufbereitet werden mussten. Dies betraf neben Beobachtungsdaten auch die Klimamodelldaten für die Untersuchungen bezüglich des Änderungssignals von Hochwasserabflüssen. Basis hierfür bildet der UBA Lauf des regionalen Klimamodells REMO von JACOB *et al.* (2008). Details zur Weiterverarbeitung und Anwendung der jeweiligen Daten finden sich in den Kapiteln der entsprechenden Untersuchungen.

Tabelle 4.2: Übersicht der verschiedenen Klimadaten, welche im Rahmen dieser Arbeit benutzt wurden (Beo = Beobachtung; P = Niederschlag; T = Temperatur; S = Sonnenscheindauer; G_R = Globalstrahlung; St = Station; Int = Interpoliert; Ras = Raster).

Daten	Variable	Δt	Quelle	Anzahl/Dichte
Beo	P -St	h	DWD/Meteomedia	100
	P -St	d	DWD	190
	P -Int	d	HABERLANDT <i>et al.</i> (2011)	1 km x 1 km
	T -St	h	DWD	38
	T -Int	d	HABERLANDT <i>et al.</i> (2011)	1 km x 1 km
	S -Int	d	HABERLANDT <i>et al.</i> (2011)	1 km x 1 km
REMO	P -Ras	h	JACOB <i>et al.</i> (2008)	10 km x 10 km
	T -Ras	h	JACOB <i>et al.</i> (2008)	10 km x 10 km
	G_R -Ras	h	JACOB <i>et al.</i> (2008)	10 km x 10 km

Neben den Klimadaten wurden für die Kalibrierung des hydrologischen Modells die beobachteten Abflussganglinien benötigt. Diese sind an jedem der 41 Gebietsauslässe in stündlicher und täglicher Auflösung vorhanden, wobei die Länge der aufgezeichneten Perioden teils erheblich variiert. Bereitgestellt wurden sie vom Niedersächsischen Landesbetrieb für Wasserwirtschaft, Küsten- und Naturschutz. Weitere Informationen zu den jeweiligen Pegeln sind in Anhang A zusammengefasst.

Sowohl die meteorologischen als auch hydrologischen Daten wurden vor ihrer Verwendung hinsichtlich ihrer Konsistenz und Homogenität überprüft. Neben der Plausibilitätsprüfung von Mittelwerten und Extremwerten, wurden zusätzlich Doppelsummenanalysen durchgeführt. Für die Niederschläge ergaben die Auswertungen für einige Zeitschritte unrealistische Messwerte, welche von den weiteren Untersuchungen ausgeschlossen wurden. Auch bei den

4. Überblick Gebiet und Daten

Aufzeichnungen der Extremabflüsse mussten einige unplausible Werte aus den Auswertungen ausgeschlossen werden.

Kapitel 5

Transfer von hydrologischen Modellparametern im Raum

In diesem Kapitel wird die Regionalisierung von hydrologischen Modellparametern mittels der SOM-B und der LT-B-Methode (Kapitel 3.3 und 3.4.2) evaluiert und verglichen. Vor der Präsentation der Ergebnisse wird ein kurzer Überblick über die Daten und die Einzugsgebiete gegeben.

5.1 Gebiete und Daten

Die Untersuchungen wurden an 41 Kopfgebieten des Aller-Leine-Einzugsgebiets durchgeführt (Abbildung 5.1), welche in 12 Spender- und 29 Validierungsgebiete unterteilt wurden. Bei der Auswahl der Einzugsgebiete wurde darauf geachtet, dass Abflussmessungen in einer hohen zeitlichen Auflösung vorhanden sind und der anthropogene Einfluss möglichst gering ist. Letzterer Punkt ist wichtig, da bei einer künstlichen Überprägung des Abflussregimes durch Talsperren etc. die Regionalisierung negativ beeinflusst werden kann. Die Größe der Untersuchungsgebiete variiert zwischen 39 km^2 und 992 km^2 , die mittlere Höhe zwischen 33 m ü. NN nahe des Auslasses des Gesamtgebiets und 635 m ü. NN im Harz. Das *Semi-Distributed* HBV-IWW-Modell unterteilt die 41 Einzugsgebiete in weitere 195 Teileinzugsgebiete.

Die Eingangsdaten für das hydrologische Modell wurden für die Jahre 2003 bis 2008 als Gebietsmittel in stündlicher Auflösung aufbereitet. Die Basis für den Niederschlag P bilden hierfür 100 zeitlich hochaufgelöste Stationen. Die Messwerte wurden zu Stundenwerten aggregiert. Um die Stationsdichte zu vergrößern wurden zusätzlich 190 Tageswertstationen mit Hilfe der nächstgelegenen Stundenwertstation disaggregiert und in die Interpolation mit

5. Transfer von hydrologischen Modellparametern im Raum

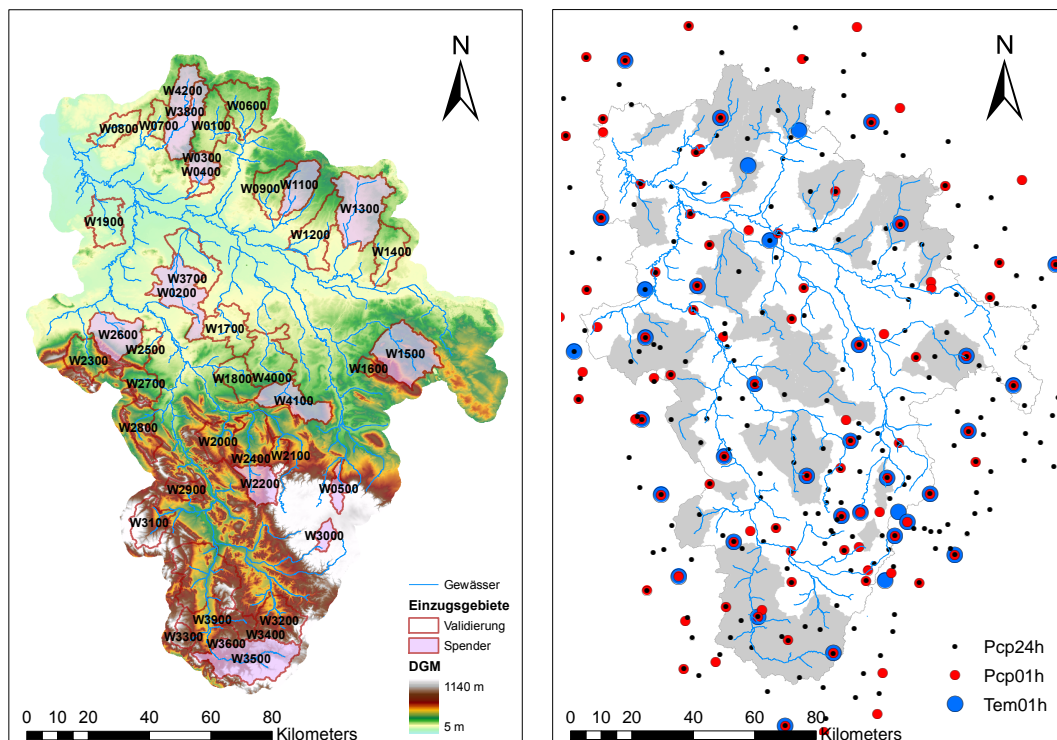


Abbildung 5.1: Lage der 41 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Stationsmessnetze (Pcp24h = täglicher Niederschlag; Pcp01h = stündlicher Niederschlag; Tem01h = stündliche Temperatur).

aufgenommen. Die Disaggregation orientiert sich an dem Tagesgang der nächstgelegenen Stundenwertstation und prägt diesen auf die Tageswertstation auf. Vor allem in Bereichen mit einem großen Gradienten in der mittleren räumlichen Niederschlagsverteilung wurde in Voruntersuchungen eine erhebliche Reduzierung des Volumenfehlers von bis zu 30% festgestellt. Die insgesamt 290 Niederschlagsstationen wurden mittels *Ordinary Kriging* (OK) über das gesamte Aller-Leine-Einzugsgebiet auf ein 1 km x 1 km Raster interpoliert. Die Interpolation der Temperatur (38 Stationen) wurde mit *Kriging with an External Drift* (KED) durchgeführt, wobei als Zusatzinformation die geodätische Höhe verwendet wurde.

Die potentielle Verdunstung wurde auf Basis der Sonnenscheindauer und der Temperatur berechnet. Die Sonnenscheindauer wurde aus den Daten von HABERLANDT *et al.* (2011) übernommen und für jedes Teileinzugsgebiet ausgelesen. Anschließend wurde mit Hilfe der Gebietstemperaturen die potentielle Verdunstung nach Gleichung (4.1) ermittelt. Da die Berechnung auf Tageswertbasis erfolgte, wurde die potentielle Verdunstung anschließend gleichmäßig über den jeweiligen Tag verteilt. Auf das Aufbrennen eines synthetischen Tagesgangs wurde verzichtet, da die Auswirkungen auf die Simulation vernachlässigbar gering sind.

Für jedes Teileinzugsgebiet wurden aus verschiedenen Datenquellen 18 Gebietseigenschaften

Tabelle 5.1: In 5 Hauptgruppen unterteilte Gebietseigenschaften mit Angabe der original Quelle (DEM = Digitales Geländemodell; BÜK1000 = Bodenübersichtskarte; CORINE2000 = Landnutzungsmappe der EU; HGU = Hydrogeologische Karte).

Gruppe	Eigenschaft	Einheit	Beschreibung	Quelle
Topographie	altM	m	Mittlere Höhe	DEM
	sloM	%	Mittleres Gefälle	DEM
	aspR	-	Hauptausrichtung	DEM
Geomorphologie	area	km ²	Gebietsgröße	DEM
	CiRa	-	Kreisförmigkeitsverhältnis	DEM
	LFP	m	Längster Fließpfad	DEM
	LFPS	m m ⁻¹	Gefälle des LFP	DEM
Boden und Geologie	FC	vol.%	Feldkapazität	BÜK1000
	AWC	vol.%	Nutzbare Feldkapazität	BÜK1000
	TPV	vol.%	Gesamtporenvolumen	BÜK1000
	Kf	mm h ⁻¹	hydr. Leitfähigkeit	BÜK1000
	Clay	%	Anteil Ton	BÜK1000
	BFR	d	Abgeleitete Speicherkonstante	HGU/Abfluss
Landnutzung	LUA	-	Landwirtschaft	CORINE2000
	LUC	-	Stadt	CORINE2000
	LUF	-	Wald	CORINE2000
Klima	Pcp	mm	Mittlerer Tagesniederschlag	Aufzeichnungen
	Tem	°C	Mittlere Tagestemperatur	Aufzeichnungen

Ω abgeleitet. Die Gebietseigenschaften wurden in die 5 Hauptgruppen Topographie, Geomorphologie, Geologie, Landnutzung und Klima eingeteilt (Tabelle 5.1). Alle Eigenschaften wurden als stationär angenommen, auch wenn z.B. das Klima oder die Landnutzung innerhalb hydrologischer Betrachtungszeiträume variieren können. Sowohl die topographischen als auch die geomorphologischen Eigenschaften wurden aus dem Digitalen Geländemodell (DGM) mit einer räumlichen Auflösung von 10 m x 10 m (Tabelle 4.1) abgeleitet. Generell wurden die Gebietseigenschaften flächengewichtet auf Teileinzugsgebietsebene aggregiert. Eine Ausnahme ist die Hauptausrichtung aspR mit Werten zwischen 0 und 1. Je näher der Wert an 0 ist, desto größer ist der Anteil des jeweiligen Gebiets, welcher nach Süden ausgerichtet ist.

Die geologischen Eigenschaften, ausgenommen der abgeleiteten Speicherkonstante BFR, wurden aus der BÜK1000 ermittelt. Die BFR basiert auf der Verknüpfung von Speicherkonstanten und hydrogeologischen Einheiten. Die Speicherkonstanten wurden für jedes der 41 Einzugsgebiete mittels eines automatischen Basisabflussfilters nach ARNOLD *et al.* (1995) berechnet, anschließend mit der mittleren hydrogeologischen Einheit des Gebiets verknüpft und auf alle Teileinzugsgebiete übertragen. Der BFR ist demnach eine auf regionalisierten Abflussstatistiken

5. Transfer von hydrologischen Modellparametern im Raum

beruhende Charakteristik.

Die Landnutzung wurde in die 3 Kategorien Landwirtschaft, Siedlung und Wald aufgeteilt und als prozentualer Anteil der jeweiligen Landnutzung des betrachteten Gebiets angegeben. Die Landnutzung wurde nach der in Tabelle 5.1 beschriebenen Landnutzungskarte CORINE2000 ermittelt. Die Berechnung der beiden Klimacharakteristiken, mittlerer täglicher Niederschlag und mittlere Temperatur, basiert auf langen beobachteten Zeitreihen der Jahre 1951 bis 2009.

In Abbildung 5.2 sind die Boxplots der Werte der verschiedenen Gebietseigenschaften für alle Teileinzugsgebiete separat für die 12 Spender- und die 29 Validierungsgebiete dargestellt. Die Verteilung der Eigenschaften zwischen den Spender- und Validierungsgebieten ist für die meisten Eigenschaften relativ ähnlich. Dies bedeutet allerdings nicht zwingend, dass auch die Kombinationen dieser Gebietseigenschaften zwischen den Gebieten ähnlich sind. Größere Abweichungen zwischen Spender- und Validierungsgebieten wurden z.B. für die hydraulische Leitfähigkeit K_f und die abgeleitete Speicherkonstante BFR festgestellt.

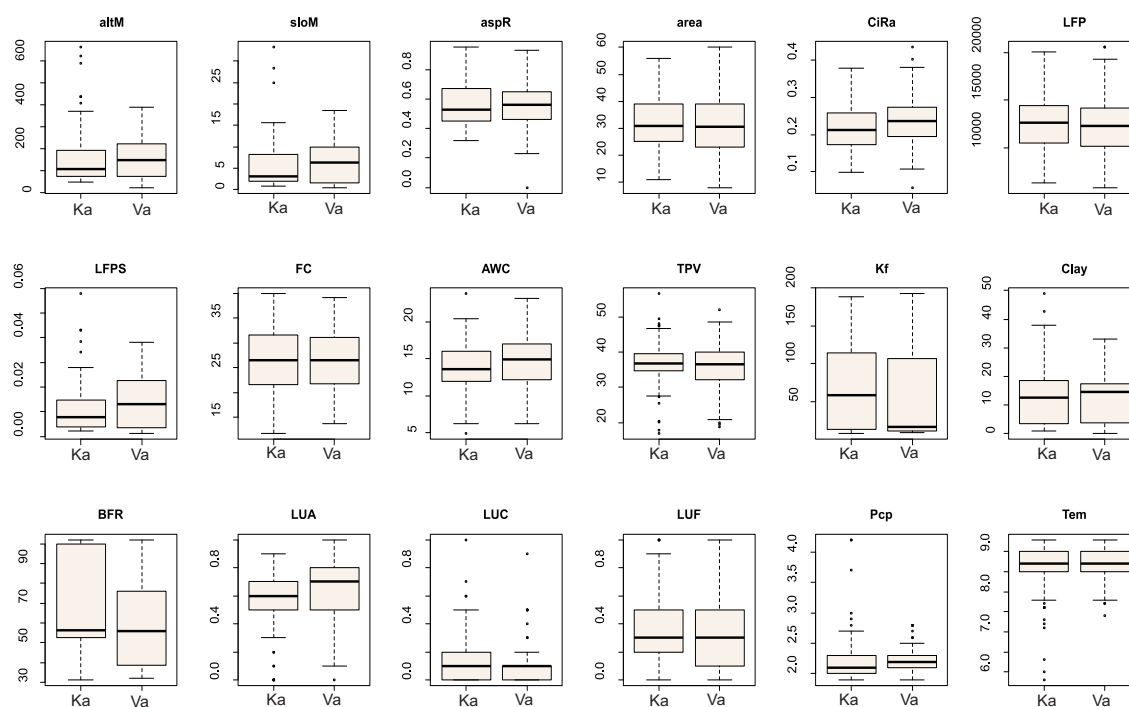


Abbildung 5.2: Verteilung der Gebietseigenschaften über alle Teileinzugsgebiete (Ka = Spendergebiete; Va = Validierungsgebiete). Die Einheiten der Gebietseigenschaften sind in Tabelle 5.1 gelistet.

5.2 Vergleich LT-B und SOM-B

5.2.1 Rahmenbedingungen des Methodenvergleichs

Um einen möglichst objektiven Vergleich der SOM-B und LT-B-Methode zu gewährleisten wurden alle Randbedingungen der beiden Regionalisierungsmethoden soweit möglich gleich gesetzt. Sowohl die Kalibrierung mit der SOM-B als auch der LT-B-Methode wurde mit 5000 Iterationen limitiert. Jedes der 12 Spendergebiete wird dementsprechend 5000 Mal simuliert. Die in dieser Untersuchung angesetzten Unter- und Obergrenzen der Modellparameter sind in Tabelle 5.2 dargestellt. Da die Methode später auch für die Modellierung von Spitzenabflüssen angewendet werden soll, wurden die Simulationen kontinuierlich auf stündlicher Basis durchgeführt. Die 29 verbleibenden Einzugsgebiete wurden für die räumliche Validierung angesetzt. Die Abflüsse wurden für die Jahre 2003 bis 2008 simuliert. Das erste Jahr diente als Initialisierungsphase um die Anfangsfüllstände der Speicher des hydrologischen Modells vor der eigentlichen Evaluation möglichst realitätsnah zu bestimmen. Die Jahre 2004, 2007 und 2008 wurden für die Kalibrierung verwendet, dementsprechend 2005 und 2006 für die zeitliche Validierung.

Um die Eignung der neu entwickelten SOM-B-Methode zu testen, wurden die Ergebnisse direkt mit denen aus der LT-B-Methode verglichen. Aus den insgesamt 18 Gebietseigenschaften Ω wurden für die erste Untersuchung 11 Gebietseigenschaften (siehe Abbildung 5.4) für die Beschreibung der Modellparameter Φ der Teileinzugsgebiete verwendet. Für die LT-B-Methode mussten die Zusammenhänge zwischen den Gebietseigenschaften und den Modellparametern vordefiniert werden (Tabelle 5.3). Die Auswahl der Gebietseigenschaften wurde subjektiv durch Expertenwissen festgelegt. Die maximale Anzahl an Gebietseigenschaften zur Beschreibung eines Modellparameters wurde auf 3 begrenzt. Mit dieser Einschränkung soll eine Überanpassung (*Overfitting*) des Modells verhindert werden. Insgesamt stehen 44 frei zu kalibrierende Koeffizienten zur Verfügung, deren Schätzung durch die Verknüpfung mit Gebietseigenschaften allerdings konditioniert wird.

Einige der Gebietseigenschaften wurden mehrere Male zur Beschreibung verschiedener Modellparameter verwendet, was eine höhere Gewichtung dieser Eigenschaften während des Regionalisierungsprozesses impliziert. Um alle Randbedingung zwischen der LT-B und der SOM-B-Regionalisierung so weit wie möglich identisch zu halten, wurde diese Gewichtung auch für das Training der SOM_GE verwendet. Dies wurde durch die Mehrfachnennung entsprechender Gebietseigenschaften in den Eingangsvektor \mathbf{x}_j berücksichtigt. Die Eigenschaft altM wird zum Beispiel dreimal für die Beschreibung der Zusammenhänge in der LT-B-Methode

Tabelle 5.2: Ober- und Untergrenzen der Modellparameter (siehe auch Tabelle 3.1).

Modul	Parameter	Einheit	Min	Max
Schnee	$wsmf$	mm^{-1}	1	4
	tt	$^{\circ}\text{C}$	-1,5	1,5
	dd	$\text{mm } ^{\circ}\text{C}^{-1} \text{ d}^{-1}$	0,5	5
Boden	fc	mm	50	300
	lp	-	0,1	0,95
	β	-	0,5	4
Grundwasser	hl	mm	1	30
	k_0	d	0,25	5
	k_1	d	3	40
	k_2	d	50	500
	k_{perc}	d	3	40
Abflusskonzentration	ms	h	3	10
Wellenablauf	mx	-	0,1	0,4
	mk	h	0,25	10

verwendet, dementsprechend wird sie auch dreimal als Attribut ξ für das Training der SOM_GE aufgeführt und bekommt somit automatisch mehr Gewicht bei der Klassifizierung ähnlicher Einzugsgebiete.

Die Größe der SOM wurde mit 15 zu 20 Knoten definiert. Das übersteigt mit einer Gesamtanzahl von 300 Neuronen die nach Gleichung (3.24) empfohlenen 70 Neuronen. Voruntersuchungen haben jedoch gezeigt, dass diese Anzahl für den Parametertransfer ungeeignet ist. Die Auswirkung der Größe der SOM wird später noch diskutiert werden.

Der DDS-Optimierungsalgorithmus der LT-B-Methode benötigt neben der Gesamtanzahl an Iterationen und den minimalen bzw. maximalen Parameterwerten lediglich die Einstellung des Parameters r , welcher bei den empfohlenen 0,2 belassen wurde. Beim SA-Algorithmus der SOM-B wurde bei den Einstellungen der Parameter N_T , N_I , T_a und ΔT darauf geachtet, dass bis zur Hälfte der durchlaufenen Iterationen global gesucht und dann in eine lokale Optimierung übergegangen wird.

5.2.2 Zusammenhang von Gebietseigenschaften und Modellparametern

In diesem Kapitel werden die kalibrierten Zusammenhänge zwischen Modellparametern Φ und Gebietseigenschaften Ω der beiden Regionalisierungsmethoden diskutiert. Die Strukturen der

Zusammenhänge zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften sind dabei sehr unterschiedlich. Während bei der LT-B-Methode jeder Parameter direkt mit einigen Eigenschaften verknüpft ist, werden bei der SOM-B-Methode ganze Parametersätze den Gebietseigenschaften zugeordnet. Desweiteren wird bei der LT-B-Methode von linearen Zusammenhängen ausgegangen. Die Tabelle 5.3 zeigt die vordefinierten Transferfunktionen mit ihren kalibrierten Koeffizienten der LT-B-Methode.

Theoretisch können die Werte der Koeffizienten hinsichtlich ihrer Relevanz interpretiert werden. Eine Annahme wäre, je kleiner der Wert eines Koeffizienten im Vergleich zu den anderen desselben Parameters, desto kleiner ist der Einfluss dieser Gebietseigenschaft. Auch die Richtung in welche sich die verschiedenen Eigenschaften auf die Schätzung der Modellparameter auswirken könnte interpretiert werden. Diese Annahmen wären korrekt, wenn die Beziehungen zwischen Gebietseigenschaften und Modellparametern generell physikalisch sinnvoll wären und das *Equifinality*-Problem, welches auf der Interaktion der Parameter beruht, keinen Einfluss auf die Schätzung der Koeffizienten hätte. Die Analyse der Koeffizienten zeigt allerdings, dass die Interpretation der Koeffizienten nicht immer zu logischen Ergebnissen führt, was im Folgenden anhand der Speicherkonstante k_1 demonstriert werden soll.

Während die Beziehung zwischen k_1 und dem mittleren Gefälle $sloM$ aus hydrologischer Sicht plausibel erscheint, bei einem größeren Gefälle fließt das Wasser schneller aus dem Einzugsgebiet, ist der aus der linearen Transferfunktion interpretierbare Einfluss der Konduktivität K_f fragwürdig. Für Einzugsgebiete mit einer hohen Konduktivität wäre demnach eine größere Retentionszeit zu erwarten. Generell widerspricht dies allerdings dem hydrologischen Verständnis, da eine höhere Konduktivität mit einer größeren Fließgeschwindigkeit und somit einer kleineren Retentionszeit einhergeht. Ähnliche Widersprüche sind auch in anderen Beziehungen zu finden.

Für diese Ergebnisse können verschiedene Faktoren verantwortlich sein, z.B. die genannte *Equifinality*, eine ungeeignete Auswahl an Gebietseigenschaften zur Beschreibung des jeweiligen Modellparameters, die Modellstruktur und/oder Interaktionen zwischen den Modellparametern. Für eine Verbesserung in der Regionalisierung, mit Fokus auf die hydrologische Interpretierbarkeit, könnten weitere Kombinationen an Gebietseigenschaften für die Beschreibung der Modellparameter untersucht werden. Desweiteren könnten die Suchräume der Koeffizienten beschränkt werden, wobei mit diesem Schritt zusätzliche Subjektivität in den Regionalisierungsprozess der LT-B-Methode gebracht werden würde.

In der Abbildung 5.3 ist die U-Matrix der trainierten SOM-B zu sehen. Jedes der 195 Teileinzugsgebiete aus den 41 Einzugsgebieten wurde dem Neuron zugeordnet, welches am besten die

Tabelle 5.3: Vordefinierte Zusammenhänge zwischen Modellparametern Φ und Gebietseigenschaften Ω der linearen Transferfunktionen (LT-B) mit den kalibrierten Koeffizienten (a_x, r).

$\Phi =$	$a_1 \cdot$	$\Omega_1 +$	$a_2 \cdot$	$\Omega_2 +$	$a_3 \cdot$	$\Omega_3 +$	r
<i>wsmf</i>	-0,08	altM	-0,23	LUF	-	-	4,00
<i>tt</i>	0,86	altM	0,44	aspR	-	-	-0,78
<i>dd</i>	-1,49	altM	-0,04	aspR	-0,50	LUF	3,89
<i>fc</i>	-86,51	FC	177,29	TPV	-	-	143,77
<i>lp</i>	-0,54	aspR	0,08	LUF	-	-	1,01
β	-0,99	sloM	-0,69	Clay	2,22	LUA	3,47
<i>hl</i>	-19,92	sloM	0,11	FC	4,53	LUF	25,62
<i>k₀</i>	-2,00	sloM	1,98	LFP	1,93	Kf	1,13
<i>k₁</i>	-7,32	sloM	-6,97	LFP	4,20	Kf	13,20
<i>k₂</i>	-249,24	sloM	100,66	Kf	-97,73	BFR	279,15
<i>k_{perc}</i>	-0,04	sloM	-3,44	Kf	-1,18	BFR	6,78
<i>ms</i>	-8,83	sloM	1,17	LFP	0,71	LUF	1,05

Charakteristik des jeweiligen Teilgebietes beschreibt. Die Lage der Spenderteileinzugsgebiete (STEZG) ist mit einem schwarzen Punkt, die der Validierungsteileinzugsgebiete (VTEZG) mit einem roten Punkt gekennzeichnet. Insgesamt wurden die 73 Teileinzugsgebiete der 12 Spendergebiete auf 58 Neuronen in der SOM_GE verteilt. Die übrigen 122 Teileinzugsgebiete der 29 Validierungsgebiete verteilten sich auf 100 der Ausgabeneuronen. Die Färbung der U-Matrix gibt Aufschluss über die Euklidische Distanz zwischen den verschiedenen Neuronen. Je größer diese ist, desto unterschiedlicher sind auch die Neuronen und deren Inhalte zueinander.

Auch wenn die STEZG einen großen Teil der U-Matrix abdecken, können einige Regionen in der Karte mit einer geringen Dichte an STEZG lokalisiert werden. Es ist davon auszugehen, dass wegen fehlenden Informationen die Regionalisierung von Modellparametern in diesen Bereichen unsicherer ist. Jedoch ist nicht nur die geometrische Lage auf der Karte, sondern auch eine große Euklidische Distanz zwischen den Neuronen wie in der rechten oberen Ecke, ein Indiz für unsichere Übertragbarkeiten, wenn keine Information innerhalb dieser Gruppierungen enthalten ist. Im Gegensatz zu der LT-B-Methode würden sich somit schon aus der Lage der Untersuchungsgebiete auf der U-Matrix erste Einschätzungen machen lassen, wie robust die Regionalisierung verschiedener Gebiete ist. Es muss dabei allerdings bedacht werden, dass die Gruppierung nur so gut wie die ausgewählten Gebietseigenschaften sein kann.

Neben der U-Matrix sind die *Component Planes* eine weitere Ausgabe der SOM-B (Abbildung 5.4). Diese zeigen die 2-dimensionale Verteilung der Gebietseigenschaften und der

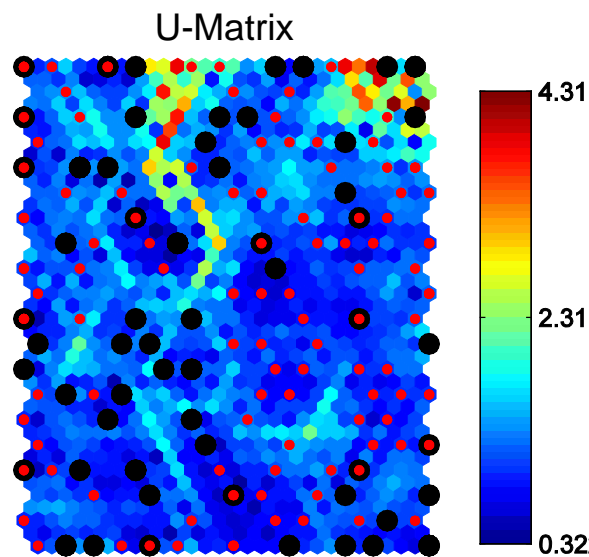


Abbildung 5.3: U-Matrix und Lage der Spender- (schwarze Punkte) und Validierungsgebiete (rote Punkte). Die Auswertung wurde mit der SOM Toolbox von VESANTO *et al.* (2000) erstellt.

Modellparameter nach dem Training der SOM-B. Bis auf wenige Attribute können unterschiedliche Muster für die Gebietseigenschaften festgestellt werden. Lediglich altM und sloM bzw. LUF und LUA ähneln sich stark. Das zeigt, dass die meisten Eigenschaften unterschiedliche Informationen enthalten. Allerdings kann zum jetzigen Zeitpunkt nicht gesagt werden, inwiefern die Gebiete durch diese Informationen auch nach hydrologischen Gesichtspunkten richtig klassifiziert werden.

Im Gegensatz zur LT-B-Methode, in welcher einzelne Modellparameter direkt mit einer vordefinierten Auswahl an Gebietseigenschaften verknüpft wurden, regionalisiert die SOM-B ganze Parametersätze abhängig von der Ähnlichkeit der verschiedenen (Teil-) Gebiete. In den meisten Fällen sind die *Component Planes* der SOM-B in Abbildung 5.4 systematisch geordnet. Die Modellparameter sind also nicht zufällig verteilt, sondern folgen einer bestimmten Struktur.

Die Zusammenhänge zwischen den Modellparametern und den Gebietseigenschaften wurden visuell mit Hilfe der *Component Planes* interpretiert. Die beiden Speicherkonstanten k_0 und k_2 zeigen kleine Werte, wenn das mittlere Gefälle sloM hoch ist. Wie bereits diskutiert, ist dieses Ergebnis aus hydrologischer Sicht plausibel. Ähnlich der LT-B-Methode sind jedoch auch Zusammenhänge der Speicherkonstanten zu anderen Gebietseigenschaften erkennbar (z.B. Kf, TPV), welche aus hydrologischer Sicht unplausibel erscheinen. Die SOM-B erlaubt aber im Gegensatz zu der LT-B-Methode die Analyse der Interaktionen verschiedener Gebietseigenschaften bzw. Modellparameter. Aus dieser ist gut zu erkennen, dass sowohl die hydraulische

5. Transfer von hydrologischen Modellparametern im Raum

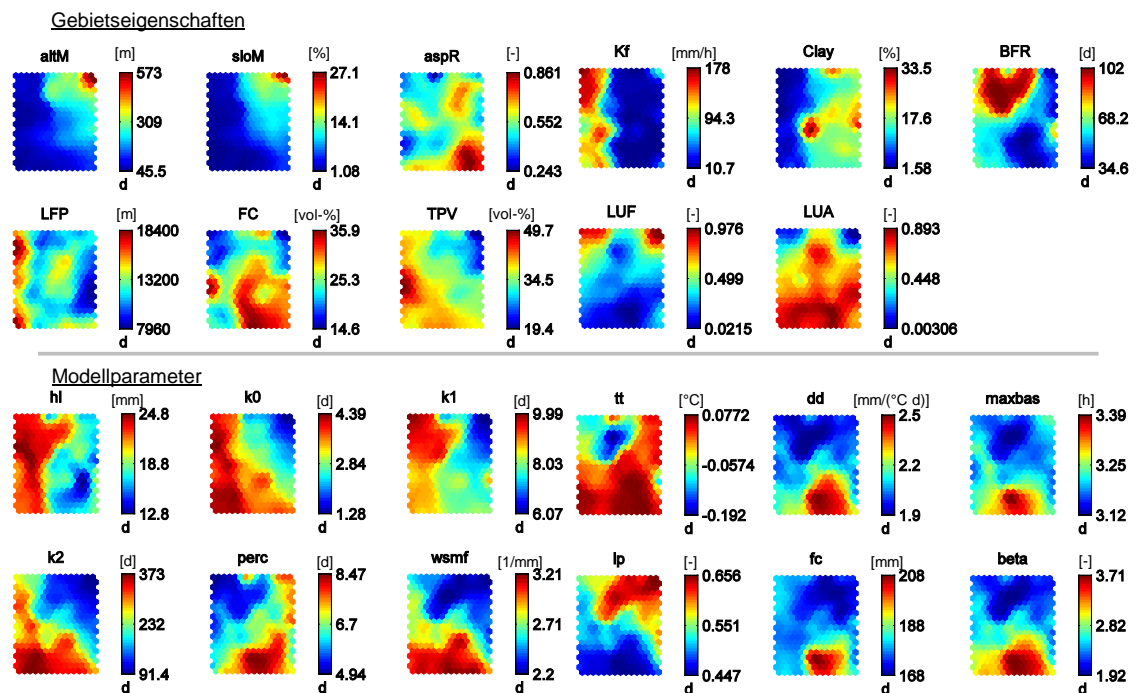


Abbildung 5.4: *Component Planes* der Gebietseigenschaften und der Modellparameter nach dem Training der SOM-B.

Leitfähigkeit K_f als auch das Gesamtporenvolumen TPV große Werte in Bereichen besitzen, in welchen das mittlere Gefälle $sloM$ klein ist. Es kann daher davon ausgegangen werden, dass $sloM$ die dominantere Eigenschaft ist und die anderen beiden überlagert, wenn es um die Retentionszeit in Einzugsgebieten geht. Das heißt aber nicht, dass die anderen Eigenschaften, welche keinen klaren Zusammenhang mit Modellparametern aufweisen, keinerlei Einfluss haben.

Weitere direkte Zusammenhänge welche aus den *Component Planes* hervorgehen sind eine Korrelation zwischen dem Anteil an Ton $Clay$ und dem Grenzwert für Oberflächenabfluss hl , sowie der Speicherkonstanten des Zwischenabflusses k_1 . Die abgeleitete Speicherkonstante BFR weist in Teilen klare Relationen zu der Speicherkonstante der Perkolations k_{perc} auf, wobei ein physikalisch begründeter Zusammenhang nicht immer ersichtlich ist.

Im Gegensatz zu der LT-B-Methode wurden diese Zusammenhänge nicht vordefiniert, sondern resultierten automatisch aus dem Training der SOM_MP. Neben den Relationen zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften sind auch Interaktionen zwischen den Modellparametern, z.B. dem maximalen Bodenspeicher fc , dem Grad-Tag-Faktor dd und dem empirischen Formfaktor β zu erkennen.

Die Interpretation der optimierten Zusammenhänge zwischen Gebietseigenschaften und Mo-

dellparametern zeigt, dass die SOM-B deutlich transparenter ist als die LT-B-Methode und Einblicke in die Interaktionen zwischen Modellparametern und Gebietseigenschaften erlaubt, sowie die Ähnlichkeit der Spender- und Validierungsgebiete hinsichtlich ihrer Gebietseigenschaften ersichtlich macht.

5.2.3 Modellgüte mit regionalisierten Parametern

In diesem Kapitel werden die Auswirkungen der mit den LT-B bzw. SOM-B regionalisierten Modellparametern auf die Güte der Abflusssimulationen untersucht. Güten mit *Nash-Sutcliffe Efficiency Criteria* (*NSE*) und logarithmierte *Nash-Sutcliffe Efficiency Criteria* (*NSELog*) größer 0,4 werden hierbei als zufriedenstellend eingestuft. In Abbildung 5.5 sind diese Bereiche durch die weißen Flächen gekennzeichnet. Werte kleiner 0 sind nicht in der Grafik dargestellt, werden aber in der Berechnung der aggregierten Gütemaße verwendet.

Lediglich 1 Spendergebiet weist Werte kleiner 0 auf, wenn die Parameter mit der SOM-B-Methode bestimmt wurden. Die Schätzung der Parameter mit der LT-B-Methode weist hingegen für insgesamt 3 Spendergebiete Gütemaße kleiner 0 auf. Der mittlere *NSE* (LT-B/SOM-B: 0,65/0,68) und der mittlere *NSELog* (LT-B/SOM-B: 0,61/0,67) zeigt während der Kalibrierungsperiode für beide Methoden ein gutes Ergebnis. Für die Validierungsperiode verringert sich die Güte, wobei die Abnahme des *NSE* (LT-B/SOM-B: 0,53/0,54) vor allem auf das Einzugsgebiet Vienenburg (W0500) zurückgeführt werden kann. Der mittlere *NSE* verbessert sich stark (LT-B/SOM-B: 0,60/0,64), wenn dieses Gebiet von der Auswertung ausgeschlossen wird.

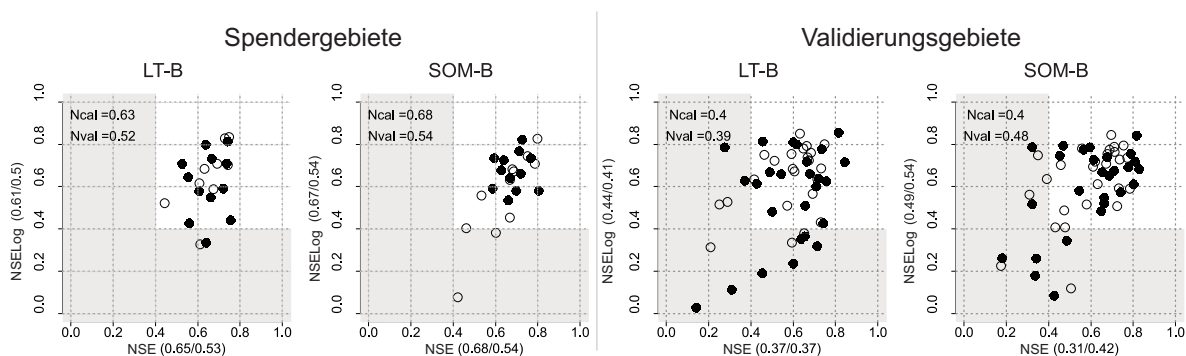


Abbildung 5.5: Güte der Spender- und Validierungsgebiete mit geschätzten Modellparametern der LT-B und SOM-B-Methode (schwarze Punkte = Kalibrierungsperiode, weiße Punkte = Validierungsperiode). Die Werte in den Klammern geben die mittleren *NSEs* der Kalibrierungs- bzw. Validierungsperiode über die 12 Spender- und 28 Validierungsgebiete. *Ncal* und *Nval* sind die gemittelten *NSEs* und *NSELogs* für die Kalibrierungs- und Validierungsperiode.

Wie zu erwarten resultiert der räumliche Transfer der Parameter ebenfalls in einer Abnahme der Modellgüte, wobei dies vor allem auf das Einzugsgebiet der Örtze (W0600) zurückgeführt werden kann. Der mittlere NSE über alle Validierungsgebiete vergrößert sich während der Kalibrierungsperiode von 0,37 auf 0,55 für die LT-B-Methode, bzw. von 0,31 auf 0,56 für die SOM-B-Methode, wenn dieses Einzugsgebiet aus der Auswertung ausgeschlossen wird. Die Ergebnisse zeigen, wie sensitiv die mittleren NSE über alle Gebiete für nur eine Fehlanpassung der Modellparameter sein können.

Als globales Gütemaß wird der mittlere NSE und $NSELog$ über alle Gebiete für die Kalibrierungs- ($Ncal$) bzw. die Validierungsperiode ($Nval$) zusammengefasst:

$$\begin{aligned} Ncal &= \frac{NSE_{cal} + NSELog_{cal}}{2} \\ Nval &= \frac{NSE_{val} + NSELog_{val}}{2}. \end{aligned} \tag{5.1}$$

Die Interpretation des $Ncal$ und des $Nval$ ist dabei identisch mit der des NSE . Die Ergebnisse zeigen, dass die SOM-B ($Ncal/Nval$: 0,68/0,54) für die Spendergebiete eine etwas bessere Güte aufweist als die LT-B-Methode ($Ncal/Nval$: 0,63/0,52). Dieses Ergebnis ist zu erwarten, da die SOM-B basierend auf Neuronalen Netzen deutlich flexiblere Anpassungen erlauben sollte als lineare Transferfunktionen. Allerdings kann diese, während des Trainings als positiv wahrgenommene Flexibilität, leicht zu einer Überanpassung des Systems führen.

Die räumliche Validierung zeigt für die Kalibrierungsperiode für die SOM-B ($Ncal$: 0,40) und die LT-B-Methode ($Ncal$: 0,40) im Mittel ähnliche Ergebnisse. Die Güte der SOM-B ($Ncal$: 0,48) verbessert sich gegenüber der LT-B-Methode ($Nval$: 0,39), wenn die Validierungsperiode betrachtet wird. Sowohl für den NSE als auch den $NSELog$ werden während dieser Periode bessere Ergebnisse erzielt.

In Abbildung 5.6 ist die räumliche Verteilung der NSE und $NSELog$ der beiden Regionalisierungsmethoden dargestellt, welche sich in großen Teilen ähneln. Unabhängig von der Methode ist es nicht möglich Modellparameter für das Einzugsgebiet W0600 zu regionalisieren. Die Analyse der Abflussganglinie hat gezeigt, dass es im Vergleich zu den anderen Einzugsgebieten in dieser Region deutliche Unterschiede in der Hydrologie gibt (z.B. ein hoher Basisabflusssindex von 0,9). Dies könnte eine Erklärung für das Scheitern des Parametertransfers für dieses Gebiet sein. Es ist anzunehmen, dass eine Regionalisierung in der Regel nur zwischen hydrologisch ähnlichen Gebieten zuverlässig funktioniert und eine Extrapolation kritisch sein kann (BÁRDOSSY und SINGH, 2011).

Weitere Einzugsgebiete bei welchen die Simulation mit regionalisierten Modellparametern zu

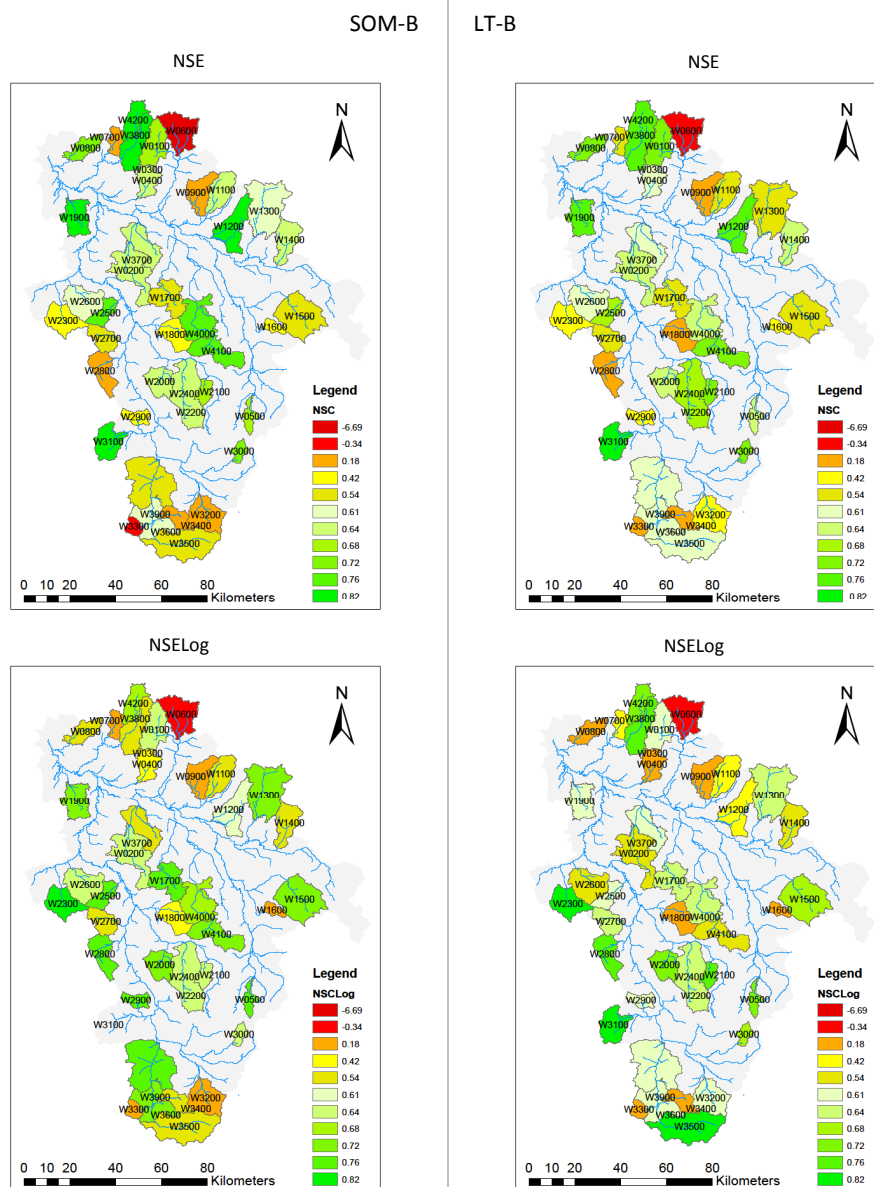


Abbildung 5.6: Räumliche Verteilung der Güte aller Einzugsgebiete für die Kalibrierungsperiode mit regionalisierten Modellparametern der SOM-B und LT-B-Methode.

unbrauchbaren Ergebnissen führt, sind W0900, W1600, W2800, W3300 und W3400, allesamt Validierungsgebiete. Die beiden Gebiete W3300 und W3400 sind bekannt dafür, dass sie schwer zu modellieren sind. Unter Anbetracht der kleinen Anzahl an Spendergebieten sind die hier erzielten Ergebnisse beider Regionalisierungsmethoden durchaus positiv zu bewerten. In der Regel kann angenommen werden, dass eine Vergrößerung der Anzahl an Spendergebieten zu einem besseren Ergebnis der Regionalisierung führt.

Trotz alledem wird die Regionalisierung von Modellparametern immer mit Verlusten der Güte

einhergehen. Die Gründe hierfür können in der Wahl ungeeigneter Methodiken, Datenfehlern und/oder unzulänglicher Modellstrukturen liegen. Im Folgenden wird beispielhaft für das Nette-Einzugsgebiet (W2400) die Auswirkung einer Regionalisierung der Modellparameter auf die simulierte Abflussganglinie analysiert. Das Nette-Einzugsgebiet, welches über den Pegel Derneburg abfließt liegt an den westlichen Harzausläufern. Das Gebiet ist 309 km² groß, liegt im Mittel auf 206 m Höhe und hat einen jährlichen Niederschlag von 872 mm. In Abbildung 5.7 sind für die Jahre 2004 bis 2006 die Simulationen mit geschätzten Parametern aus (a) einer direkten Modellkalibrierung, (b) der Regionalisierung mit der LT-B-Methode und (c) der Regionalisierung mit der SOM-B-Methode, der beobachteten Abflussganglinie des Pegels Derneburg gegenübergestellt.

Die direkte Kalibrierung des hydrologischen Modells anhand der Abflussganglinie führt zu einem *NSE* von 0,77 während der Kalibrierungsperiode. Mit beiden Regionalisierungsmethoden verringert sich die Güte der Simulationen für dieselbe Periode (LT-B/SOM-B: 0,67/0,65). Während die Wellenabflachung von beiden Methoden gut reproduziert wird, sind vor allem bei der Simulation der Spitzenabflüsse Schwächen zu erkennen. Es ist anzunehmen, dass bei dem Transfer der Modellparameter zwar die generellen Charakteristiken übertragen werden können, nicht jedoch die, welche die Dynamiken der Hochwassergenese beschreiben.

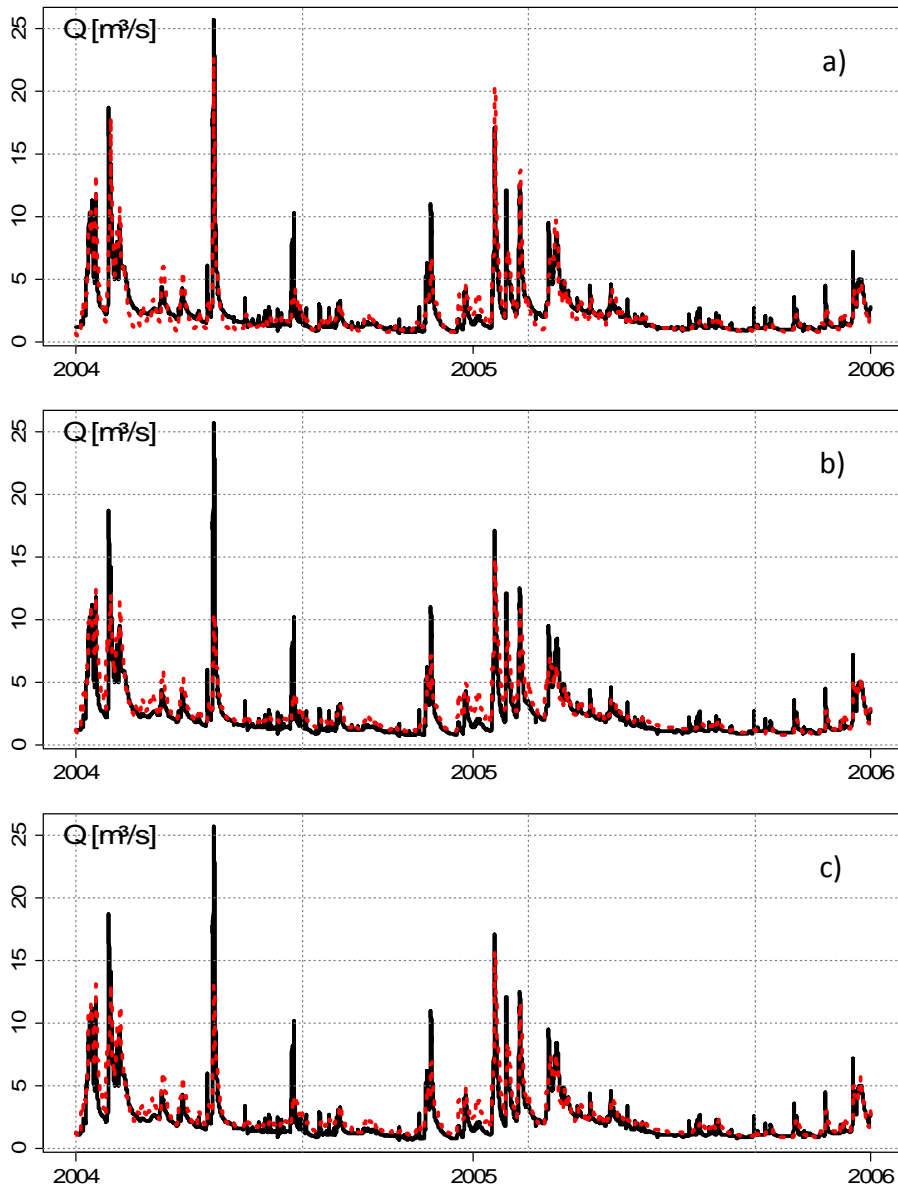


Abbildung 5.7: Abflussganglinie am Pegel Derneburg; (a) Kalibrierung des Modells direkt an der Abflussganglinie, (b) Regionalisierte Modellparameter mit der LT-B-Methode, (c) Regionalisierte Modellparameter mit der SOM-B-Methode (schwarz = Beobachtung; rot = Simulation).

5.3 Einfluss verschiedener Einstellungen der SOM-B auf die Modellgüte

Im Folgenden wird die Sensitivität verschiedener Einstellungen der SOM-B auf die Güte der Simulation mit den regionalisierten Modellparametern diskutiert. Die Faktoren, welche betrachtet wurden sind die Anzahl der zu kalibrierenden Modellparameter, verschiedene Kombinationen an Gebietseigenschaften für das Training der SOM_GE und verschiedene Größen und Nachbarschaftsfunktionen der SOM. Als Referenzlauf dienen die Einstellungen aus dem vorhergehenden Kapitel. Da für das Einzugsgebiet W0600 keine akzeptablen Ergebnisse erzielt werden konnten, wurde dieses aus den folgenden Untersuchungen ausgeschlossen.

5.3.1 Einfluss der Anzahl der Modellparameter

Eine große Anzahl an zu kalibrierenden Parametern führt zu einer komplexeren Oberfläche der Zielfunktion (BEVEN und BINLEY, 1992). Daher wurde der Einfluss der Anzahl an frei zu kalibrierenden Modellparametern auf die Modellgüte mit regionalisierten Parametern analysiert. Die Anzahl der Modellparameter wurde von 4, auf 6, 8, 10 und schließlich 12 erhöht und die erzielten Simulationsgüten verglichen. Die Parameter wurden vorrangig nach ihrer Sensitivität ausgewählt. Zusätzlich wurde darauf geachtet, dass in jeder Auswahl mindestens ein Parameter der verschiedenen Module aus HBV-IWW berücksichtigt wird (siehe Abbildung 3.1). Die verbleibenden Modellparameter wurden mittels der SOM-B für alle 41 Einzugsgebiete simultan vorkalibriert und fixiert. Die Kombinationen der zu kalibrierenden Modellparameter sowie die Ergebnisse dieser Untersuchung sind in Tabelle 5.4 dargestellt.

Tabelle 5.4: Einfluss unterschiedlicher Anzahl an frei zu kalibrierenden Modellparametern auf die Güte, unterteilt nach Spender- und Validierungsgebieten. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.

ID	Parameter Kombination	Spender		Validierung		NSum
		NCal	NVal	NCal	NVal	
1	k_0, k_2, tt, fc	0.64	0.44	0.53	0.50	0.53
2	$k_0, k_2, k_{perc}, tt, lp, fc$	0.67	0.54	0.54	0.53	0.56
3	$hl, k_0, k_1, k_2, tt, lp, fc, \beta$	0.66	0.50	0.54	0.52	0.55
4	$hl, k_0, k_1, k_2, k_{perc}, wsmf, tt, lp, fc, \beta$	0.68	0.50	0.56	0.54	0.57
5*	$hl, k_0, k_1, k_2, k_{perc}, wsmf, tt, dd, ms, lp, fc, \beta$	0.68	0.54	0.56	0.53	0.57

Für eine leichtere Bewertung wurde ein gewichteter *NSE* (*NSum*) aus den einzelnen Gütekriterien berechnet. Die Gewichtung wurde anhand der Länge der Zeitreihen und der Anzahl an

Einzugsgebieten bestimmt:

$$NSum = \frac{(NCal_{Do} \cdot yc \cdot nd + NVal_{Do} \cdot yv \cdot nd) + (NCal_{Va} \cdot yc \cdot nv + NVal_{Va} \cdot yv \cdot nv)}{(yc \cdot nd + yv \cdot nd) + (yc \cdot nv + yv \cdot nv)}, \quad (5.2)$$

mit yc als Variable, welche die 3 Jahre der Kalibrierungsperiode berücksichtigt, yv dementsprechend die 2 Jahre aus der Validierungsperiode und die Faktoren nd bzw. nv für die Anzahl der Spender- bzw. Validierungsgebiete. Der Index Do bezeichnet die Spendergebiete, Va die Validierungsgebiete.

Das beste Ergebnis ($NSum = 0,57$) wird mit 10 bzw. 12 frei zu kalibrierenden Parameter erzielt. Allerdings ist die Variabilität in den Güten der Simulationen so gering, dass dies auch auf die Fluktuationen in der Kalibrierung zurückzuführen sein kann. Eine Ausnahme ist die Kalibrierung mit nur 4 Modellparametern. Hier verringert sich speziell für die Validierungsperiode die Güte der Simulationen. Die Vorparametrisierung der fixierten Modellparameter trägt demzufolge zu größeren Unsicherheiten bei, als wenn diese Parameter in den Regionalisierungsprozess integriert werden.

5.3.2 Einfluss verschiedener Kombinationen an Gebietseigenschaften

Eine der grundlegenden Annahmen der SOM-B-Methode ist, dass Einzugsgebiete mit ähnlichen Gebietseigenschaften Ω ein ähnliches hydrologisches Verhalten und somit ähnliche Modellparameter besitzen. Die Auswahl der Gebietseigenschaften, welche das Gebiet auch aus hydrologischer Sicht am besten beschreiben ist daher eine der größten Herausforderungen. Da die optimale Wahl der Gebietseigenschaften ein eigenes Forschungsthema darstellt, wurde innerhalb dieser Arbeit lediglich die Sensitivität der Methode auf verschiedene Kombinationen an Gebietseigenschaften untersucht. Hierfür wurden 5 Datensätze mit unterschiedlich kombinierten Gebietseigenschaften zusammengestellt. Die Zusammenstellung beruht dabei auf der subjektiven Einschätzung des Autors. In Tabelle 5.5 sind die Kombinationen mit den Gütekriterien zusammengestellt.

Ähnlich der Güten bei einer unterschiedlichen Anzahl an Modellparametern aus dem Kapitel 5.3.3, variieren die $NSEs$ in Bereichen zu erwartender Fluktuationen, so dass kein einheitlicher Trend festzustellen ist. Lediglich für die ID (1) mit 5 Gebietseigenschaften ist ein Verlust in der Modellgüte, hauptsächlich während der Validierungsperiode, festzustellen. Dies kann in einer schlechten Auswahl an Gebietseigenschaften, welche die Hydrologie der Gebiete nur unzureichend beschreibt begründet sein.

Tabelle 5.5: Einfluss unterschiedlicher Kombinationen an Gebietseigenschaften Ω auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.

ID	Gebietseigenschaften Kombination	Spendergebiete		Validierung		
		<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NSum</i>
1	altM, sloM, TPV, Pcp, LUF	0.62	0.44	0.54	0.42	0.51
2	altM, sloM, aspR, LFP, FC, TPV, Kf, Clay, BFR, LUF, LUA	0.70	0.56	0.54	0.49	0.56
3*	3altM, 7sloM, 3aspR, 3LFP, 2FC, TPV, Kf, Clay, 2BFR, 5LUF, LUA	0.68	0.54	0.56	0.53	0.57
4	Alle 18 Ω ohne Gewichtung	0.70	0.54	0.54	0.53	0.57
5	Alle 18 Ω mit Gewichtung "3"	0.69	0.52	0.55	0.49	0.55

5.3.3 Einfluss der Größe der SOM und der Nachbarschaftsfunktionen

Um den Einfluss der Größe der SOM zu untersuchen, wurden Karten mit unterschiedlichen Größen, 10 x 15 Knoten bis 30 x 35 Knoten, für die Regionalisierung der Modellparameter generiert. Voruntersuchungen zeigten, dass Karten mit der nach Gleichung (3.24) berechneten Größe zu keinen sinnvollen Ergebnissen führten. Die Größe der SOM sollte einen direkten Einfluss auf die Variabilität der Parameterverteilung haben; je größer die SOM, desto größer die Variabilität. Die dadurch größere Flexibilität sollte eine bessere Anpassung während der Kalibrierung ermöglichen. Allerdings müssen wie bei jeder Ausweitung der Freiheitsgrade, die Auswirkungen auf die Robustheit der Methode beachtet werden.

Tabelle 5.6: Einfluss der Größe der *Self-Organizing Map* auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.

ID	Size	Spendergebiete		Validierung		
		<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NSum</i>
1	10 x 15	0.68	0.54	0.55	0.52	0.56
2*	15 x 20	0.68	0.54	0.56	0.53	0.57
3	20 x 25	0.68	0.51	0.55	0.52	0.56
4	25 x 30	0.68	0.56	0.54	0.55	0.57
5	30 x 35	0.68	0.53	0.52	0.50	0.54

Anders als erwartet unterscheidet sich die Güte der mit verschiedenen SOM Größen simulierten Spendergebiete kaum. Auch für die Validierungsgebiete ist kein klarer Trend zu erkennen. Vermutlich ist der Zugewinn an Flexibilität durch die Änderung der Größe stark durch die Nachbarschaftsfunktion in Gleichung (3.35) eingeschränkt, in welche unter anderem die maximal mögliche Distanz zweier Knoten (d_{max}) eingeht. Da die SOM mit 25 x 30 Knoten das

beste Ergebnis für die Validierungsergebnisse zeigt, wurde diese ausgewählt um verschiedene Nachbarschaftsfunktionen zu testen. Innerhalb dieser Studie wurde hierfür die Potenz der Nachbarschaftsfunktion in Gleichung (3.35) verändert. In der Tabelle 5.7 sind die Potenzen und die erzielten Gütekriterien zusammengestellt.

Tabelle 5.7: Einfluss verschiedener Exponenten in der Nachbarschaftsfunktion auf die Regionalisierung. Die ID mit dem * steht für den Referenzlauf.

ID	Size	Exponent	Spendergebiete		Validierung		
			<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NCal</i>	<i>NVal</i>	<i>NSum</i>
1	25 x 30	1	0.64	0.50	0.54	0.48	0.54
2*	25 x 30	2	0.68	0.56	0.54	0.55	0.57
3	25 x 30	3	0.70	0.55	0.56	0.53	0.58
4	25 x 30	4	0.72	0.54	0.56	0.54	0.58
5	25 x 30	5	0.72	0.54	0.53	0.49	0.55

Bei einer Potenz von 1 nimmt die Modifikation der Nachbarneuronen mit zunehmendem Abstand linear ab. Die Verteilung der Parameter ist gegenüber dem Referenzlauf mit einer Potenz von 2 daher unflexibler. Dies führt sowohl bei den Spendergebieten als auch den Validierungsgebieten zu einem Verlust in der Güte. Im Gegensatz hierzu führt eine Erhöhung der Potenz auf 3, 4 bzw. 5 zu einer größeren Flexibilität und daher zu einer besseren Anpassung der Spendergebiete während der Kalibrierungsperiode. Diese Verbesserung lässt sich allerdings nicht für die Validierungsgebiete feststellen, wobei speziell im Fall der Potenz von 5 eine Abnahme in der Güte zu erkennen ist, was auf eine Überanpassung des Systems hindeutet.

Die meisten Einstellungen haben keine klare Änderung in der Modellierungsgüte hervorgerufen. Die Voreinstellungen der SOM-B mit 15 x 20 Knoten trainiert an 11 gewichteten Gebiets-eigenschaften, mit 12 freien Modellparametern und mit einer Nachbarschaftsfunktion der Potenz 2, wie sie in Kapitel 5.2 verwendet wurde, zeigten im Vergleich ein zufriedenstellendes Regionalisierungsergebnis. Die Analysen beruhen lediglich auf einem Kalibrierungslauf. Für zukünftige Untersuchungen wäre die Betrachtung der Unsicherheiten ein weiterer Schritt die verschiedenen Einstellungen besser bewerten zu können.

Kapitel 6

Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

In diesem Kapitel wird der zeitliche Transfer von hydrologischen Modellparametern mittels der SOM-B2-Methode (Kapitel 3.4.3) untersucht. Ziel ist es zu überprüfen, ob mit dynamischen Modellparametern gegenüber statischen Modellparametern ein besseres Ergebnis erreicht werden kann. Da dynamische Parameter mit einer größeren Anzahl an Freiheitsgraden einhergehen, sollen auch die Unsicherheiten in der Parameterschätzung betrachtet werden.

6.1 Gebiete und Daten

Der zeitliche Transfer wurde an 7 Einzugsgebieten (Abbildung 6.1), welche allesamt im Aller-Leine-Einzugsgebiet liegen, getestet. Die Einzugsgebiete wurden so ausgewählt, dass sie ein großes Spektrum der im Gesamtgebiet vorkommenden Charakteristiken abdecken. Für robuste Aussagen war weiterhin die Verfügbarkeit langer Abflusszeitreihen (>25 Jahre) an den Gebietsauslässen eine Restriktion bei der Auswahl der Gebiete. Die Größe der Gebiete reicht von 44 km² bis zu 331 km². Das kleinste Einzugsgebiet (Sieber) wird horizontal in lediglich 2, das größte Gebiet (Ise) in 11 Teileinzugsgebiete untergliedert. Das Einzugsgebiet der Sieber ist mit einer mittleren Höhe von 635 m ü. NN auch das am höchstgelegene Gebiet in dieser Untersuchung. Der mittlere Jahresniederschlag für den Betrachtungszeitraum von 1977-2006 schwankt innerhalb der ausgewählten Gebiete zwischen 726 mm und 1534 mm. Weitere Gebietcharakteristiken können der Tabelle 6.1 entnommen werden.

Die Eingangsdaten für das hydrologische Modell wurden für die die Periode 01.11.1977 bis 31.10.2006 in täglicher Auflösung vorbereitet. Die Klimadaten lagen bereits als Flächendaten

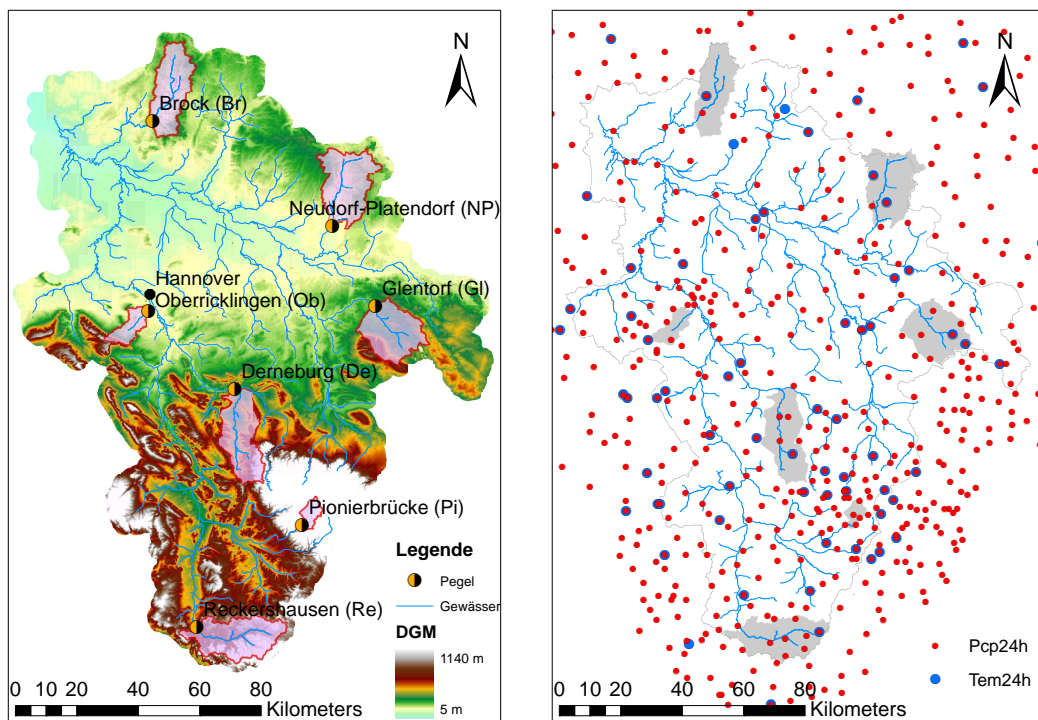


Abbildung 6.1: Lage der 7 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Stationsverteilung nach den Daten von HABERLANDT *et al.* (2011).

auf einem 1 km x 1 km interpoliertem Raster vor. Der Niederschlag P und die tägliche Sonnenscheindauer S wurden mittels *Ordinary Kriging* (OK) interpoliert, die Temperatur T mittels *Kriging with an External Drift* (KED) mit der geodätischen Höhe als Zusatzinformation. Details zu der Interpolation können HABERLANDT *et al.* (2011) entnommen werden. Wie auch schon in Kapitel 5 wurde aus der Lage der Einzugsgebiete und der täglichen Sonnenscheindauer die potentielle Verdunstung nach Turc-Wendling (Gleichung (4.1)) bestimmt. Abflusszeitreihen für die Kalibrierung des hydrologischen Modells standen für jedes Einzugsgebiet für den gesamten Betrachtungszeitraums zur Verfügung.

Für den zeitlichen Transfer der Modellparameter mussten die Klimazeitreihen klassifiziert werden (SOM-B2; Kapitel 3.4.3). Die Klassifizierung wurde für jeden Zeitschritt auf Tagesbasis realisiert. Eine Verwendung der unbearbeiteten Zeitreihen ist wegen der hohen Variabilität der Klimavariablen zwischen einzelnen Tagen nicht zu empfehlen, da falsche Rückschlüsse gezogen werden würden. Aufgrund dessen wurden 2 verschiedene Strategien untersucht. Zum einen wurde die Klassifikation auf Basis von jährlichen Mittelwerten des Niederschlags, der Temperatur und der potentiellen Verdunstung (Abbildung 6.2, linkes Bild), zum anderen auf Basis eines einseitigen gleitenden Mittels über 61 Tage (Abbildung 6.2, rechtes Bild) durchgeführt. Während es bei den jährlichen Mitteln methodenbedingt zu Sprüngen in der

zeitlichen Verteilung der Modellparameter kommen kann, hat das gleitende Mittel den Vorteil stetiger Übergänge zwischen den Zeitschritten.

Tabelle 6.1: Übersicht der Einzugsgebiete. Die Klimacharakteristiken wurden auf Basis täglicher Beobachtungen für den Zeitraum 1977-2006 berechnet (P = Niederschlag; T = Temperatur; E_{pot} = potentielle Verdunstung).

ID	EZG	Pegel	Fläche [km ²]	Höhe [m]	P [mm/a]	T [°C]	E_{pot} [mm/a]	TEZG
Br	Böhme	Brock	286	79	867	8.6	608	8
De	Nette	Derneburg	307	210	886	8.5	587	10
Gl	Schunter	Glentorf	290	139	726	8.8	613	10
NP	Ise	Neudorf-Plattendorf	331	79	733	8.8	621	11
Ob	Ihme	Oberricklingen	86	101	780	9.0	605	2
Pi	Sieber	Pionierbrücke	44	635	1534	6.0	553	2
Re	O-Leine	Reckershausen	319	345	790	7.8	589	10

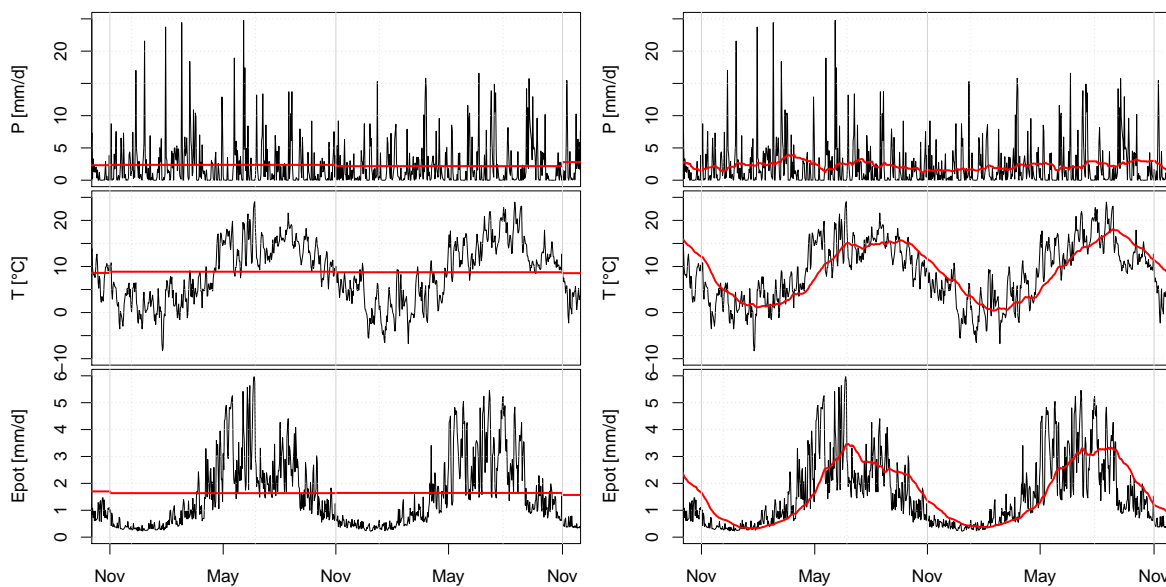


Abbildung 6.2: Jahresliches Mittel und gleitendes Mittel über 61 Tage der Klimavariablen für das Obere-Leine-Einzugsgebiet (Re) während der Periode 2000-2001 (schwarz = originale Zeitreihe; rot = modifizierte Zeitreihe).

6.2 Vergleich der Modellgüte mit statischen und dynamischen Modellparametern

Wie bereits in Kapitel 3.4.3 beschrieben, ist zum jetzigen Zeitpunkt ein gleichzeitiger Transfer im Raum und in der Zeit mit der SOM-B bzw. SOM-B2-Methode nicht möglich. Im Gegensatz zu Kapitel 5 mussten die verschiedenen Einzugsgebiete daher getrennt simuliert werden. Des Weiteren wurden für die einzelnen Teileinzugsgebiete innerhalb eines Einzugsgebiets keine räumlich variablen Modellparameter, sondern *Lumped* Parametersätze geschätzt. Die Ober- und Untergrenzen der Modellparameter wurden durch Voruntersuchungen festgelegt und sind in Tabelle 6.2 dargestellt.

Tabelle 6.2: Ober- und Untergrenzen der Modellparameter für die einzelnen Einzugsgebiete. Erklärungen zu den Parametern sind in Tabelle 3.1 zu finden.

Ω	Br		De		Gl		NP		Ob		Pi		Re	
	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+
<i>wsmf</i>	1	5	1	3	1	4	1	5	2	5	2	4	1	4
<i>tt</i>	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-0,5	1	-1	1	-1	1
<i>dd</i>	2	6	2	6	2	6	2	6	2	6	1	3	2	6
<i>fc</i>	200	420	250	540	210	480	140	380	180	400	40	150	177	432
<i>lp</i>	0,2	0,95	0,1	0,8	0,1	0,9	0,1	0,95	0,2	0,8	0,4	0,95	0,2	0,8
β	0,7	5,2	1,2	5,1	1,3	6	1,2	6	2	7	1,5	4	1,2	4,5
<i>hl</i>	11	27	9	18	5	11	12	33	6	16	16	40	17	40
<i>k₀</i>	1	6	1	3	2	5	2	6	2	5	0,5	4	0,5	2
<i>k₁</i>	9	22	8	22	7	16	7	18	5	12	6	13	11	23
<i>k₂</i>	280	550	170	380	200	450	322	600	170	380	30	160	180	400
<i>k_{perc}</i>	5	14	9	24	12	40	8	31	11	32	7	22	17	50
<i>ms</i>	3	7	3	7	3	9	3	8	4	12	5	10	4	9

Insgesamt wurden 3 Kalibrierungsstrategien (statisch; dynamisch-jährliche Mittel; dynamisch-gleitende Mittel) analysiert, wobei die statische Kalibrierung von *Lumped* Parametersätzen unter Verwendung des *Simulated Annealing* Algorithmuses den Referenzlauf darstellt. Für die Abbildung der Unsicherheiten in der Parameterschätzung wurden 100 Parametersätze kalibriert, welche auf je 1000 Iterationen beruhen. Die hydrologischen Simulationen umfassen den Zeitraum von 01.11.1977 bis 31.10.2006 und basieren auf Tageswerten.

Das Modell wurde an den Perioden 1979 bis 1981, 1991 bis 1993 und 2004 bis 2006 kalibriert. Das erste Jahr wurde für die Initialisierung der Speicherfüllungen als Einschwingjahr verwendet und geht nicht in die Auswertungen mit ein. Die verbleibenden 19 Jahre dienen

der Validierung. Die Aufteilung der Kalibrierungsperiode in 3 Blöcke verfolgt das Ziel, den Einfluss von einer sich zeitlich ändernden Stationsdichte auszumitteln. Vor allem für die Schätzung der dynamischen Parameter würden ansonsten irreführende Ergebnisse erzielt werden, da Zusammenhänge von Klimaindizes und Modellparametern auf unterschiedlicher Datenbasis trainiert und angewendet würden.

In einem ersten Schritt wurden die dynamischen Modellparameter auf Basis der mittleren jährlichen Klimavariablen geschätzt. Hierzu wurden die Zeitreihen anhand des mittleren jährlichen Niederschlags, der mittleren jährlichen Temperatur und der mittleren jährlichen potentiellen Verdunstung mit der SOM_KI klassifiziert. Die Jahre in denen die 3 Klimavariablen ähnliche Werte aufweisen wurden dementsprechend in benachbarte Regionen der SOM_KI gruppiert und erhielten über das anschließende Training der SOM_MP ähnliche Parametersätze. Die Größe der SOM wurde nach Gleichung (3.24) geschätzt. Bei insgesamt 28 zu klassifizierenden Jahren ergeben sich abgerundet 24 Knoten, welche in 4 Spalten und 6 Reihen aufgeteilt wurden.

Die Güten dieser Simulationen sind dem Referenzlauf in der Abbildung 6.3 gegenübergestellt. Auf der x-Achse werden die *NSE* bzw. *NSELog* der statisch kalibrierten Parametersätze (Referenzlauf) dargestellt, auf der y-Achse die Güten der Simulationen mit dynamischen Modellparametern. Alle Punkte oberhalb der Diagonalen deuten auf eine bessere Güte durch die Simulationen mit den dynamischen Modellparametern hin.

Aus den 100 Realisationen wurden die Mediane der Güten für die Kalibrierung (graue Punkte) und der Validierung (rote Punkte) berechnet. Die Linien durch die Medianpunkte zeigen die Spannweiten der Güten, welche sich aus den verschiedenen Realisierungen ergeben.

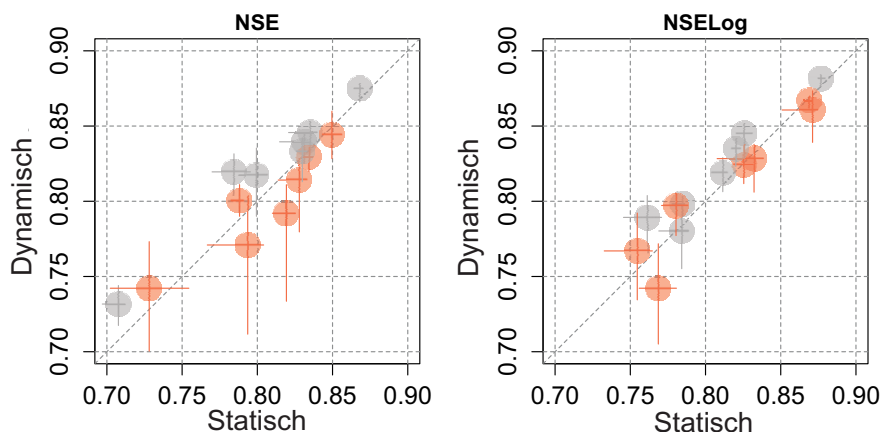


Abbildung 6.3: Simulationsgüte des hydrologischen Modells für die 7 Einzugsgebiete mit statisch und dynamisch kalibrierten Parametern. Der Parametertransfer basiert auf jährlichen Mittel der Klimavariablen. Die Punkte geben die Mediane der 100 Realisierungen, welche durch die Striche gekennzeichnet sind an (grau = Kalibrierung; rot = Validierung).

Für die Kalibrierungsperiode werden mit den dynamischen Modellparametern im Median durchweg bessere *NSE* erzielt als mit statischen Parametern. Die Variabilität in den Gütekriterien weist für die dynamischen Parameter auf keine wesentlich größere Unsicherheit hin wie mit den statischen Parametern. Ein ähnliches Muster zeigt die Auswertung des *NSELog*.

Für die Validierungsperiode veränderte sich vor allem für den auf Spitzenabflüsse sensitiveren *NSE* dieses Ergebnis. 5 der insgesamt 7 Einzugsgebiete deuten auf eine schlechtere Güte der Simulationen mit den dynamischen Modellparametern gegenüber den statischen Modellparametern hin. Die Spannweite der 100 Realisationen nimmt deutlich zu, was auf größere Unsicherheiten in der Schätzung der dynamischen Parameter hinweist. Dies kann auf die höhere Flexibilität der dynamischen Modellparameter zurückgeführt werden.

Der *NSELog* zeigt während der Validierungsperiode, wenn auch nicht so deutlich wie für den *NSE*, ebenfalls eine Abnahme in der Simulationsgüte mit den dynamischen Parametern. Die Validierung zeigt, dass der auf Jahresmitteln basierende Transfer von Modellparametern in der Zeit zu keiner Verbesserung der Modellergebnisse führt.

Die zweite Variante dynamisch kalibrierter Modellparameter basiert auf der Klassifikation von einem gleitenden Mittel über 61 Tage der Klimadaten. Jeder Zeitschritt kann mit einem eigenen Parametersatz besetzt werden, so dass die Übergänge der Modellparameter fließend sind. Die Größe der SOM wurde nach Gleichung (3.24) geschätzt. Dabei wurde davon ausgegangen, dass die größten Variationen innerhalb der Jahre zu beobachten sind, so dass insgesamt 365 Tage das Datenfeld ausreichend abdecken sollten. Daraus ergeben sich 96 Knoten, welche in 8

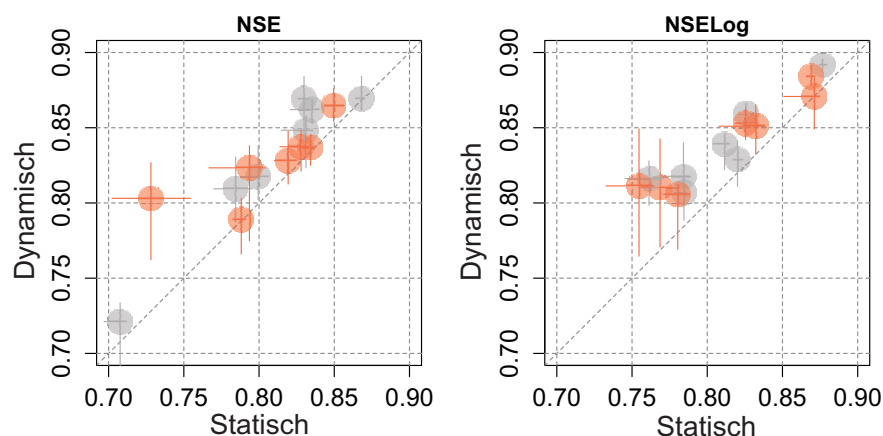


Abbildung 6.4: Simulationsgüte des hydrologischen Modells für die 7 Einzugsgebiete mit statisch und dynamisch kalibrierten Parametern. Der Parametertransfer basiert auf gleitenden Mitteln über 61 Tage der Klimavariablen. Die Punkte geben die Mediane der 100 Realisationen, welche durch die Striche gekennzeichnet sind an (grau = Kalibrierung; rot = Validierung).

Spalten und 12 Reihen aufgeteilt wurden. In Abbildung 6.4 sind die Güten der dynamischen Kalibrierung denen des Referenzlaufs gegenübergestellt. Für die Kalibrierungsperiode weisen 6 der 7 Einzugsgebiete mit den dynamischen Parametern eine bessere Güte gegenüber dem Referenzlauf auf. Einzig für ein Gebiet verbessert sich der *NSE* im Median nicht. Allerdings liegt der Wert mit ca. 0,87 in einem Bereich, in welchem weitere Verbesserungen nur schwer zu erreichen sind. Die Spannweite der 100 Realisationen weist auf eine größere Unsicherheit in der Schätzung mit dynamischen Parametern hin. Die mit dynamischen Parametern schlechtesten erzielten Ergebnisse liegen jedoch, verglichen mit den schlechtesten Anpassungen aus den statischen Parametern, in den meisten Fällen noch über der Diagonalen.

Im Gegensatz zu den dynamischen Parametern, welche auf Jahresbasis ermittelt wurden, zeigt der *NSE* auch während der Validierungsperiode eine Verbesserung gegenüber den statischen Modellparametern. Die Spannweite der Realisationen ist größer als mit den statischen Modellparametern, allerdings liegt auch hier der Schnittpunkt der schlechtesten Realisierung der Simulationen mit dynamischen und statischen Parametern in den meisten Fällen über der Winkelhalbierenden.

Gleiches kann für den *NSELog* beobachtet werden. Vor allem die unteren Gütewerte verbessern sich deutlich. Auch hier liegen die Schnittpunkte der schlechtesten Realisationen aus statischen und dynamischen Parametern über der Diagonalen. Der *NSELog* reagiert im Gegensatz zum *NSE* weniger auf die Dynamik.

Der Vergleich zwischen dynamischen und statischen Modellparametern zeigt, dass bei geeigneter Klassifikation des Klimas bzw. des vorhergehenden Wettergeschehens eine Verbesserung der Modellgüte erzielt werden kann. Da die jährlichen Mittel als Basis dieser Klassifikation keinen positiven Einfluss auf die Modellgüte zeigen, wird für die weiteren Auswertungen lediglich das einseitige gleitende Mittel über 61 Tage betrachtet.

6.3 Zusammenhang zwischen Klimavariablen und dynamischen Modellparametern

Nachdem der positive Einfluss der dynamischen Modellparameter auf die Güte der Simulation geprüft wurde, soll im Folgenden der Zusammenhang zwischen den Klimavariablen und den dynamischen Modellparametern diskutiert werden. In Abbildung 6.5 sind für das Einzugsgebiet der Böhme (Br) der Verlauf der 3 Klimavariablen und der 12 Modellparameter für 4 Jahre dargestellt. Die Fluktuation (Rauschen) des Niederschlags *P* ist im Vergleich zu der Temperatur

T und der potentiellen Verdunstung E_{pot} wesentlich größer. Für diese Klimavariablen kann visuell daher kein zeitlicher Zusammenhang zu den Modellparametern abgeleitet werden.

Anders verhält es sich für die Temperatur und die potentiellen Verdunstung, welche weniger Rauschen aufweisen und jahreszeitlich bedingt große Periodizitäten zeigen. Diese sind in Teilen auch in den Modellparametern zu finden. Der Grenzwert für Oberflächenabfluss hl , die Speicherkonstante des Oberflächenabflusses k_0 , des Zwischenabflusses k_1 , des Basisabflusses k_2 und der Perkolation k_{perc} lassen z.B. einen klaren Zusammenhang zu diesen Klimavariablen erkennen. Für andere Parameter wie dem Limit der potentiellen Verdunstung lp oder dem maximalen Bodenspeicher fc sind zwar ebenfalls Veränderungen über die Zeit zu sehen, allerdings sind diese deutlich schwächer ausgeprägt.

Die Schneeparameter können nur während des Winterhalbjahres einen Einfluss auf das Abflussregime haben. Sowohl für die Grenztemperatur tt als auch den Grad-Tag-Faktor dd sind leichte Periodizitäten in der Zeitreihe der Modellparameter zu sehen. Allerdings sind die Magnituden, speziell die des dd relativ gering im Verhältnis zu der Spannweite, welche durch die 100 Realisationen aufgezeigt wird.

Die großen Spannweiten zwischen den Realisationen sind auf Interaktionen zwischen den Modellparametern zurückzuführen. Speziell zwischen den 100 Parameterrealisationen des Bodenmoduls (fc , lp , β) sind große Korrelationen bis zu 0,95 vorhanden. Da es jedoch nicht das Ziel dieser Arbeit ist diese Unsicherheiten bzw. Interaktionen zu quantifizieren, wird auf eine weiterführende Auswertung und Diskussion verzichtet.

Um die Zusammenhänge aus der Kalibrierung der dynamischen Parameter mit den Klimavariablen zu verdeutlichen, wurde für die Parameter der mittlere zeitliche Verlauf berechnet und dem der Klimavariablen gegenübergestellt. Die Abbildung 6.6 zeigt die *Component Planes* des gleitenden Mittels über 61 Tage der Klimavariablen und den mit der SOM-B2 trainierten Modellparametern für das Böhme-Einzugsgebiet (Br).

Die *Component Planes* zeigen, dass der Grenzwert für Oberflächenabfluss hl einen größeren Wert aufweist, wenn die Temperatur bzw. die potentielle Verdunstung klein sind. Diese Beziehung kann auch für die anderen 6 Einzugsgebiete festgestellt werden (siehe Anhang B.1). Der Parameterwert variiert je nach Gebiet zwischen 1 mm und 5 mm und hat somit einen Einfluss auf die Simulation des Oberflächenabflusses. Möglicherweise ist der Einfluss der geringen Verdunstung während der Winterperiode zu groß auf die Bildung des Oberflächenabflusses, welchem durch die zeitliche Anpassung von hl leicht entgegengewirkt wird.

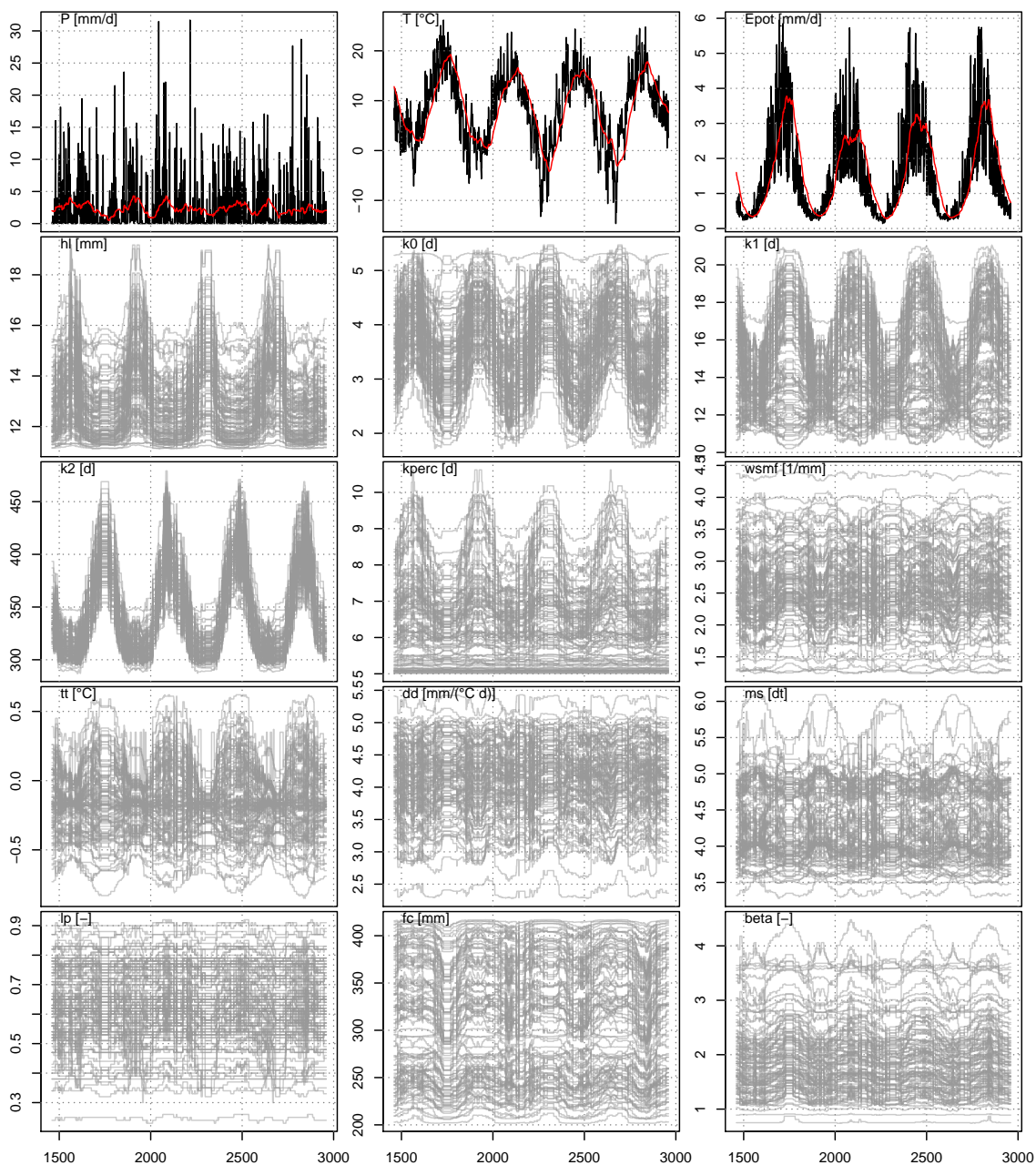


Abbildung 6.5: Zeitlicher Verlauf der Klimadaten und der Modellparameter für eine 4 Jahres Periode des Einzugsgebiets der Böhme (Br).

Für die Böhme (Br) sind für den mittleren Verlauf der Speicherkonstante des Oberflächenabflusses k_0 und des Zwischenabflusses k_1 ebenfalls Relationen zu den Klimavariablen zu erkennen. Diese Muster sind für die restlichen Einzugsgebiete allerdings nur in Teilen zu finden, so dass eine Generalisierung dieser Aussagen nicht möglich ist.

Ein klarer Zusammenhang ist für die Speicherkonstante des Basisabflusses k_2 zu erkennen. Alle Einzugsgebiete weisen darauf hin, dass die Speicherkonstante in wärmeren Perioden

6. Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

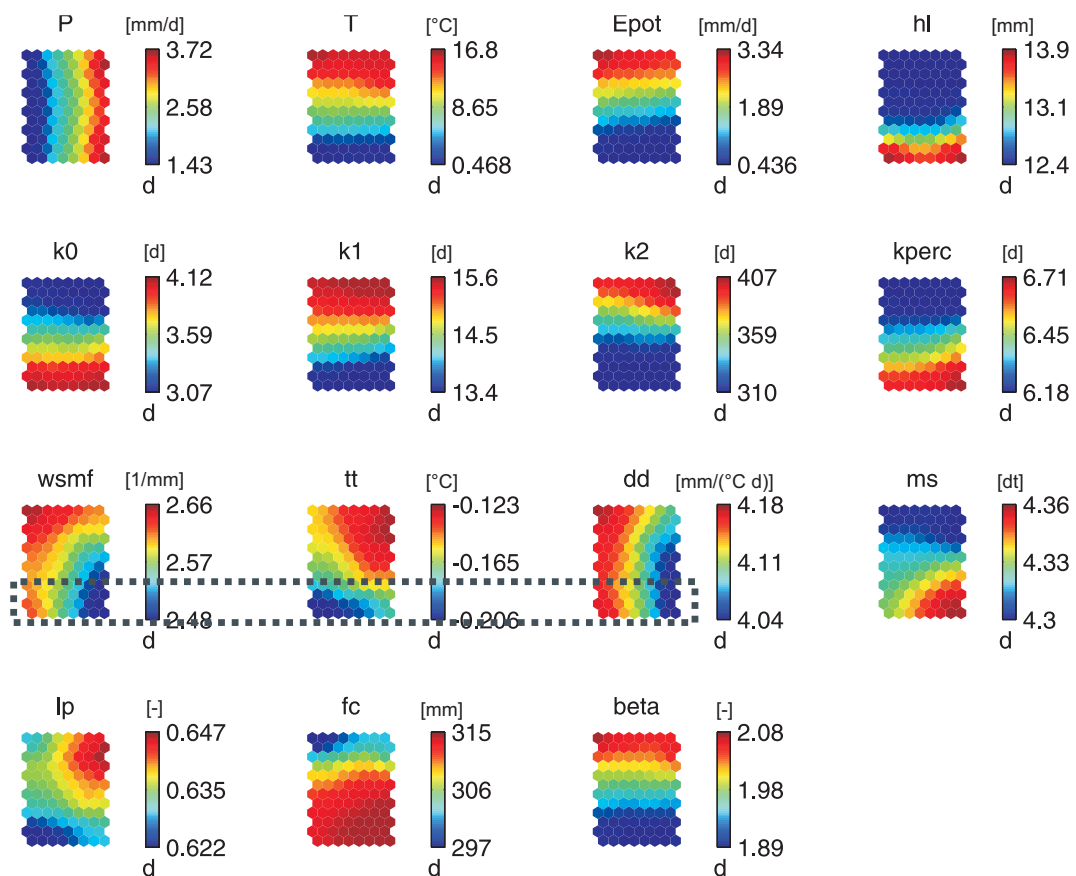


Abbildung 6.6: *Component Planes* des Böhme-Einzugsgebiets (Br) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

mit größere Verdunstung höhere Werte annimmt. Es kann davon ausgegangen werden, dass in den Zeiträumen mit großer Verdunstung der untere Grundwasserspeicher weniger gefüllt ist. Der Basisabfluss Q_2 hat mit der Speicherfüllung einen direkten linearen Zusammenhang. Scheinbar wird hierbei der reale Basisabfluss überschätzt, was bei den dynamischen Parametern durch eine längere mittlere Verweilzeit (größerer k_2 Wert) kompensiert wird. Die zeitliche Veränderung schwankt je nach Gebiet zwischen 37 d bis 126 d und scheint einer der zeitlich sensitivsten Modellparameter zu sein.

Die Speicherkonstante der Perkolation k_{perc} weist einen entgegengesetzten Trend zu k_2 bzw. den Klimavariablen auf. Dementsprechend wird in Perioden mit höherer Verdunstung etwas mehr Wasser in den unteren Grundwasserspeicher geleitet, welches dann aber durch den k_2 Parameter während der Sommerperiode eine längere Verweilzeit in diesem Speicher hat. Der zeitliche Einfluss dieses Parameters ist zwischen den Gebieten sehr unterschiedlich. Während für die Böhme die Werte im Mittel zwischen 6,18 d und 6,71 d liegen, treten für die Schunter

(Abbildung B.2) mit Werten zwischen 15,2 d und 19,7 d deutlich größere Differenzen auf.

Die Parameter des Schneemoduls ($wsmf$, tt , dd) sind nur während den kühleren Perioden von Interesse, da sie sonst keinen Einfluss auf die Simulationen haben. In Abbildung 6.6 ist der interessante Bereich durch einen gestrichelten Rahmen markiert. Scheinbar nimmt der Nass-Faktor $wsmf$ einen kleineren Wert an, wenn der Niederschlag größer ist. Für 2 weitere Einzugsgebiete (GI, NP) können ähnliche Muster erkannt werden. Eine Generalisierung ist allerdings nicht möglich. Dies gilt auch für die Grenztemperatur tt und den Grad-Tag-Faktor dd . Zusätzlich sind die zeitlichen Variationen in den Parameterwerten zu gering um Einfluss auf die Gesamtgüte haben zu können. Eine Ausnahme bildet für einige Gebiete der Grad-Tag-Faktor, welcher bis zu $0,5 \text{ [mm } ^\circ\text{C}^{-1} \text{ d}^{-1}]$ variieren kann.

Auch für den Parameter der triangularen Einheitsganglinie ms und das Limit der potentiellen Verdunstung lp sind keine eindeutigen Tendenzen zu erkennen. Bis auf das Einzugsgebiet der Böhme (Br) zeigen die Auswertungen des maximalen Bodenspeichers fc tendenziell größere Werte bei einer höheren potentiellen Verdunstung und Temperatur. Deutlichere Muster sind bei dem empirischen Formfaktor β zu erkennen. Dieser nimmt für alle Gebiete tendenziell zu, wenn die Verdunstung größer ist. Sowohl für fc als auch β variieren die Parameter in Bereichen, welche sich auf die Abflusssimulation auswirken können.

Um die Zusammenhänge quantitativ bewerten zu können, wurde für jedes Gebiet der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman zwischen dem zeitlichen Verlauf der Modellparameter und den Klimavariablen berechnet. Bei dem Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman ist eine lineare Abhängigkeit der Daten nicht zwingend erforderlich. Daher kommt dieses Maß dem Konzept der SOM-B2 näher als z.B. der Korrelationskoeffizient nach Pearson. Für jede der 100 Realisierungen wurde ein Korrelationskoeffizient pro Parameter und Klimavariablen bestimmt. Diese 100 Koeffizienten sind für den Niederschlag in Form von Boxplots in der Abbildung 6.7 dargestellt. Die Korrelation der Parameter des Schneemoduls ($wsmf$, tt , dd) zu den Klimavariablen wurde nur für Zeitschritte mit einer gleitenden Mitteltemperatur kleiner 2°C berechnet. Somit wird gewährleistet, dass diese Parameter nur für Perioden in welchen sie zum Abflussgeschehen beitragen können in die Evaluation einfließen.

Wie schon die Auswertung der *Component Planes* der SOM gezeigt hat, ist der Zusammenhang zwischen den Modellparametern und dem Niederschlag generell gering. Die größte Korrelation wird für einige Parameter des Schneemoduls erreicht. Die betrifft vor allem den Grad-Tag-Faktor dd .

Die Korrelationskoeffizienten der Modellparameter zu der Temperatur T sind in Abbildung 6.8 dargestellt. Der negative Zusammenhang mit dem Grenzwert für Oberflächenabfluss hl ist bis

6. Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

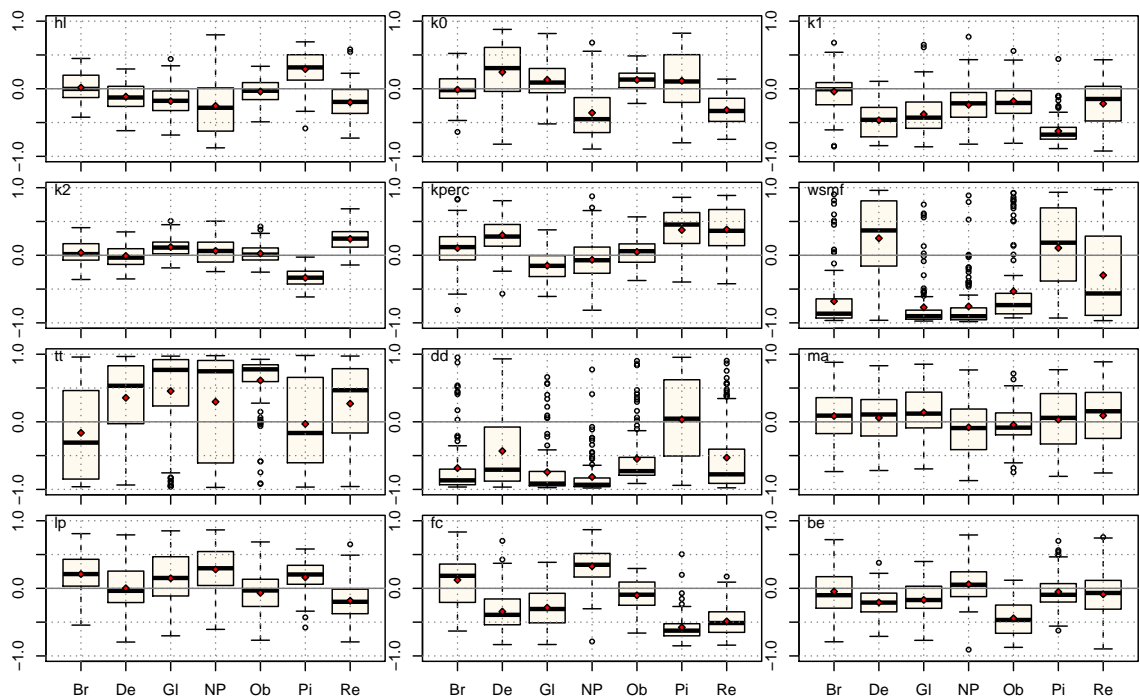


Abbildung 6.7: Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman zwischen den Modellparametern und dem Niederschlag P . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen.

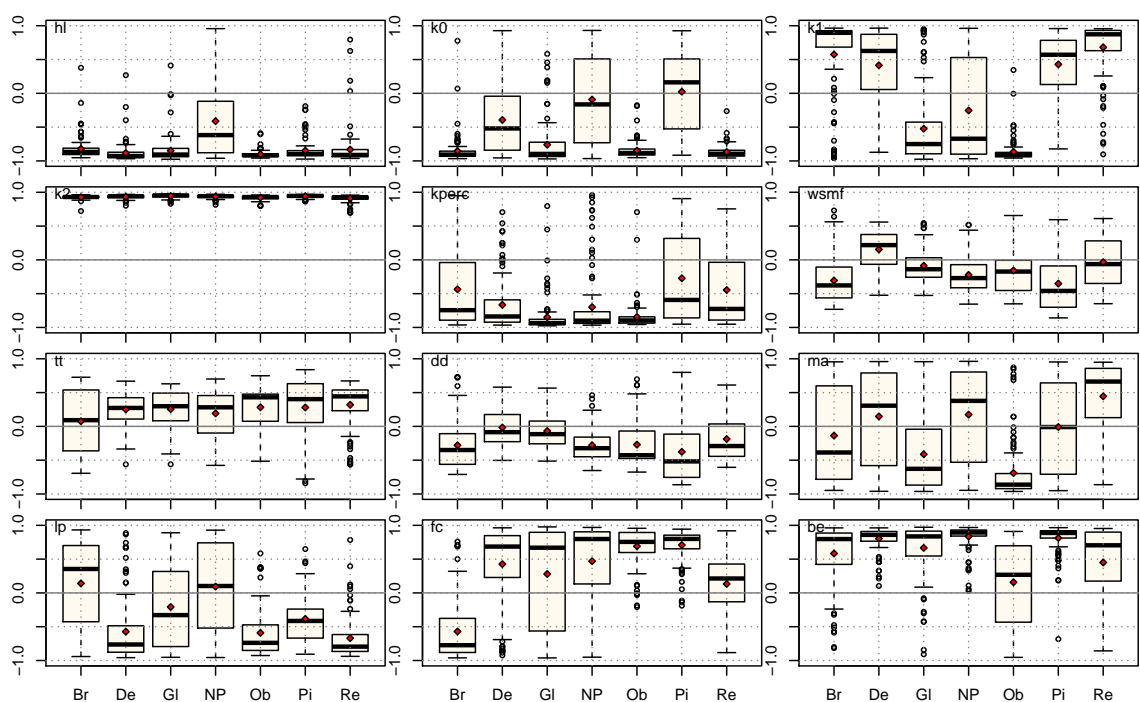


Abbildung 6.8: Korrelation nach Spearman zwischen den Modellparametern und der Temperatur T . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen.

auf das Ise-Einzugsgebiet (NP) deutlich zu erkennen. Wie erwartet ist die Speicherkonstante des Basisabflusses k_2 der Parameter mit der größten Korrelation zu der Temperatur T . Die beiden Speicherkonstanten des Oberflächen- bzw. Zwischenabflusses zeigen hingegen keinen eindeutigen Zusammenhang zur Temperatur. Neben dem für den Basisabflusses steuernden k_2 Parameter, bestätigt sich die Abhängigkeit der beiden Bodenmodul Parameter fc und β von der Temperatur.

Auf eine Darstellung der Korrelationen zwischen den Modellparametern und der potentiellen Verdunstung (Anhang B.2) wird an dieser Stelle verzichtet, da sie in großen Teilen identisch zu dem gezeigten Ergebnis der Temperatur ist.

Die Auswertung hat gezeigt, dass die den Basisabfluss steuernde Speicherkonstante k_2 sowohl eine große zeitliche Variabilität als auch eine große Korrelation zu den Klimavariablen potentielle Verdunstung und Temperatur aufweist. Auch andere Parameter, wie hl , fc und β zeigten auf klimatische oder wetterbedingte Änderungen eine gewisse Sensitivität.

6.4 Einfluss dynamischer Modellparameter auf unterschiedliche Abflusskennwerte

Nach der Diskussion der Zusammenhänge zwischen den Modellparametern und den Klimaindizes wurde in diesem Kapitel der Einfluss dynamischer Modellparameter auf verschiedene Abflusskennwerte untersucht. Des Weiteren wurde analysiert, wie sich die dynamischen Modellparameter unter saisonalen und klimatischen Veränderungen auf die Abflusssimulation auswirken.

In einem ersten Schritt erfolgte eine Einteilung der Abflüsse in verschiedene Abflussbereiche. In Abbildung 6.9 ist die Unterschreitungsdauerlinie mit einigen Quantilen und dem Mittelwert eingezeichnet. Für die niedrigeren Abflüsse wurde das 5%-Quantil und das 25%-Quantil ermittelt. Die größeren Abflüsse wurden durch das 75% und 95%-Quantile erfasst. Zusätzlich wurden noch die mittleren Abflüsse und der Median analysiert. Besonderes Augenmerk galt der Nachbildung der Spitzenabflüsse. Diese wurden über den maximalen Abfluss der jeweiligen Periode beurteilt.

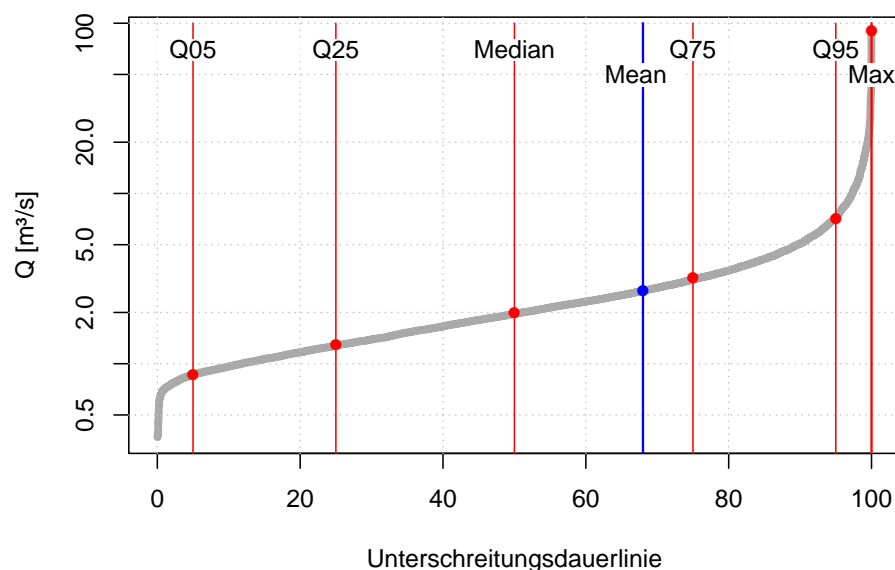


Abbildung 6.9: Beispiel der Einteilung nach unterschiedlichen Abflusskennwerten anhand der Unterschreitungsdauerlinie des Pegels Derneburg (De).

Um die saisonale und klimatische Auswirkung der dynamischen Modellparameter bewerten zu können, wurden die Quantile und der Mittelwert für die jeweiligen Betrachtungszeiträume berechnet. In Abbildung 6.10 ist die Zeitreihe der mittleren jährlichen Abflüsse für die 7 Einzugsgebiete dargestellt. Die Evaluierung auf jährlicher Basis gibt Aufschluss über den Einfluss

der dynamischen Parameter auf die Simulationen unter klimatischen Gesichtspunkten. Neben der Beobachtung sind auch die mittleren jährlichen Abflüsse, abgeleitet aus den Simulationen mit den 100 statischen bzw. dynamischen Parametersätzen, zu sehen. In der linken oberen Hälfte einer jeden Grafik ist der *Root Mean Square Error (RMSE)* für die Validierungsperiode der statischen und dynamischen Parametersätze gegeben:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Obs_t - Sim_t)^2}, \quad (6.1)$$

mit Obs_t und Sim_t dem beobachteten bzw. simulierten Abfluss zum Zeitpunkt t und T der gesamten Anzahl an Zeitschritten.

Generell werden die mittleren Abflüsse bis auf einige Ausnahmen gut simuliert. Größere Abweichungen können beispielsweise während einiger Jahre für das Einzugsgebiet der Böhme erkannt werden. Neben Problemen mit der Struktur des hydrologischen Modells oder der Parametrisierung, können diese Differenzen auch aus einer sich ändernden Messnetzdicke stammen, welche sich negativ auf die Simulationen auswirkt.

Bis auf 2 Einzugsgebiete (Br und Pi) zeigt der *RMSE* bessere Ergebnisse, wenn die Abflussganglinie mit dynamisch kalibrierten Parametern simuliert wurde. Der Unterschied zu den mit statischen Parametern erzielten Güten ist allerdings sehr gering. Es ist nicht zu erkennen in welchen Bereichen sich der mittlere jährliche Abfluss zwischen den dynamisch und statisch simulierten Läufen unterscheidet.

Um den Einfluss der Kalibrierung auf das saisonale Verhalten der Simulationen zu untersuchen, wurden in einem weiteren Schritt die simulierten mittleren monatlichen Abflüsse aller Einzugsgebiete analysiert (Abbildung 6.11). Für die Ermittlung der mittleren monatlichen Abflüsse wurden lediglich die Validierungsjahre verwendet, so dass die gleiche Datenbasis wie bei den jährlichen mittleren Abflüssen zu Grunde liegt.

Die Simulationen zwischen den statischen und dynamischen Parametersätzen unterscheiden sich stärker als für die mittleren jährlichen Abflüsse. Für Br, De, Gl und NP nähern sich die Simulationen der dynamischen Parameter vor allem in den Sommermonaten bis Anfang Herbst besser an die Beobachtung an als die Simulationen mit statischen Parametern. Auch in den restlichen Bereichen sind Verbesserungen der Simulationen mit dynamischen Parametern zu erkennen. Im Vergleich zu den dynamischen Parametern weisen die statischen Parameter ein schmaleres Unsicherheitsband auf. Allgemein ist die Güte der simulierten mittleren monatlichen Abflüsse bis auf das Einzugsgebiet der Oberen-Leine (Re) mit den dynamischen Parametersätzen besser.

6. Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

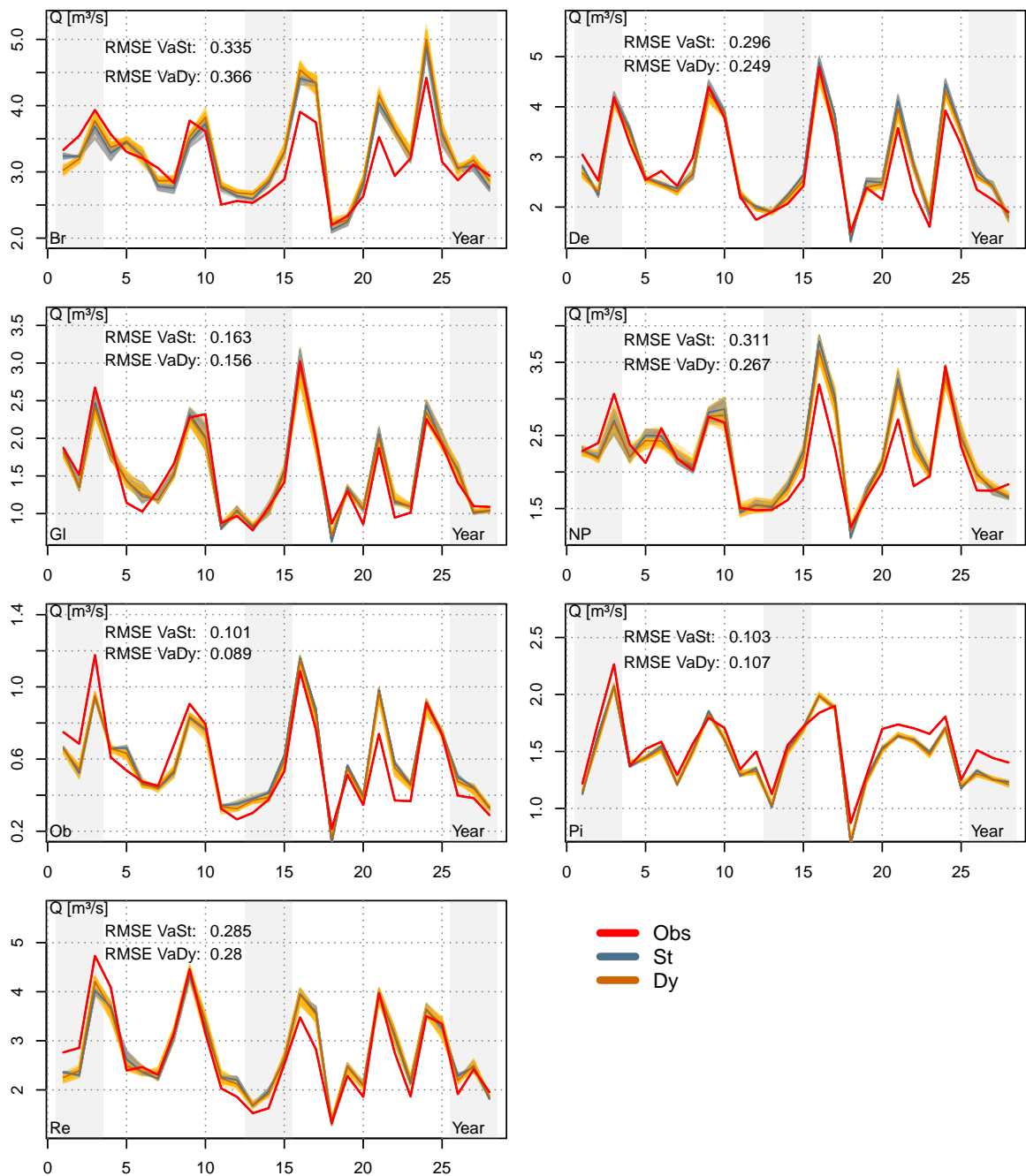


Abbildung 6.10: Mittlerer jährlicher Abfluss aller Einzugsgebiete. Die dunklen durchgezogenen Linien stehen für den Median aus den Simulationen mit den 100 Realisationen. Die grauen Bereiche zeigen die Kalibrierungsperioden (VaSt = Validierung statische Parameter; VaDy = Validierung dynamische Parameter).

6.4 Einfluss dynamischer Modellparameter auf unterschiedliche Abflusskennwerte

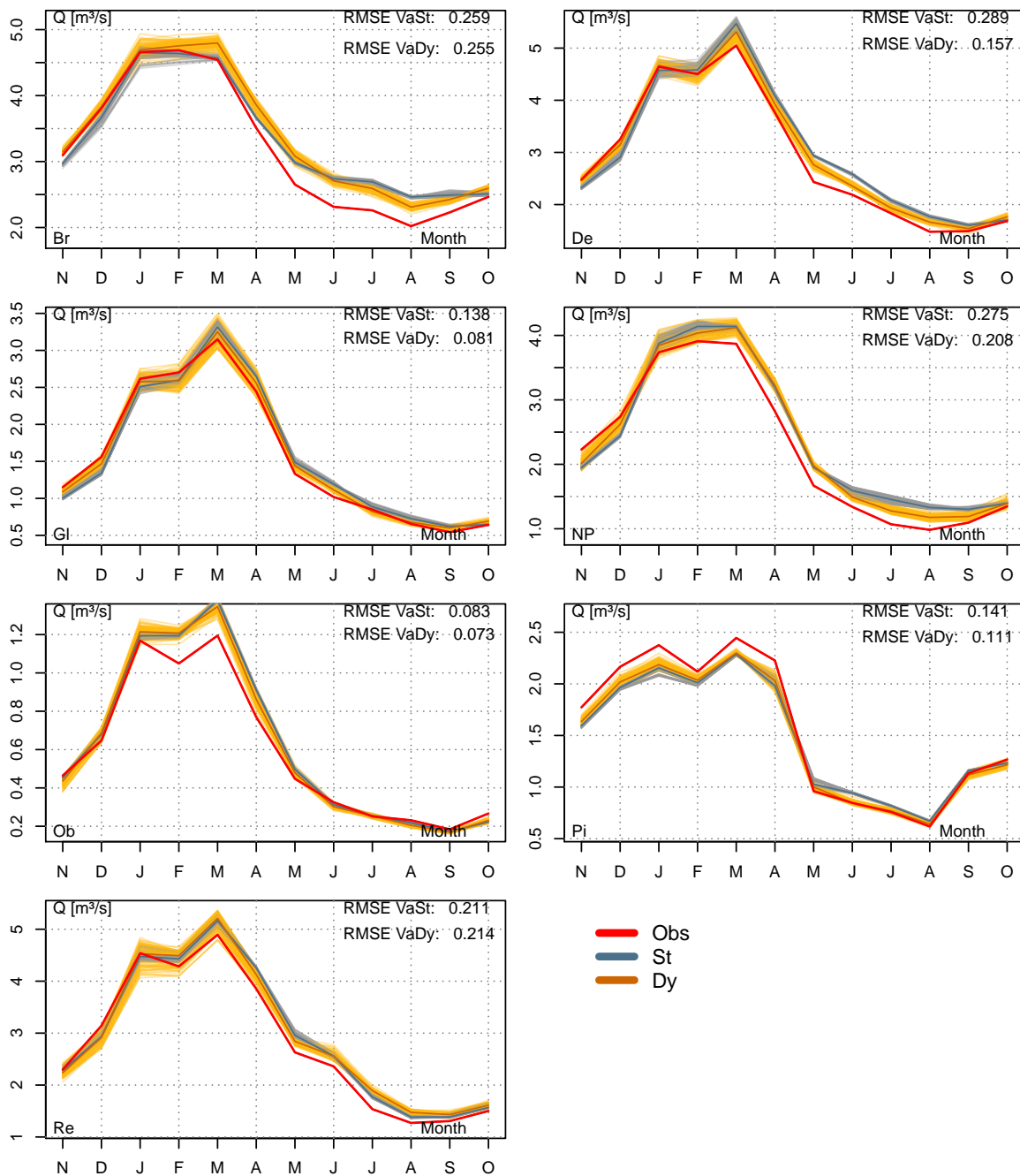


Abbildung 6.11: Über alle Validierungsjahre monatlich gemittelter Abfluss aller Einzugsgebiete. Die dunklen durchgezogenen Linien stehen für den Median aus den Simulationen mit den 100 Realisationen. Die grauen Bereiche zeigen die Kalibrierungsperioden (VaSt = Validierung statische Parameter; VaDy = Validierung dynamische Parameter).

6. Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

Um einen Gesamtüberblick des Einflusses der beiden Parametersätze auf alle Abflusskennwerte zu erlangen, werden in einem weiteren Schritt die $RMSEs$ der Simulationen mit statischen und dynamischen Parametern ins Verhältnis gesetzt:

$$RMSE_{Ver} = \frac{RMSE_{St}}{RMSE_{Dy}} - 1, \quad (6.2)$$

wobei der Index St für statische Parameter und Dy für dynamische Parameter steht. $RMSE_{Ver}$ gibt an, ob sich die Simulation mit den dynamischen Parametern gegenüber den statischen verbessert. Werte größer 0 deuten auf eine Verbesserung durch die Simulation mit dynamischen Parametern hin. In Abbildung 6.12 ist der $RMSE_{Ver}$ für alle Einzugsgebiete, saisonale und jährliche Betrachtungen, sowie den verschiedenen Abflusskennwerten zusammengestellt. Die

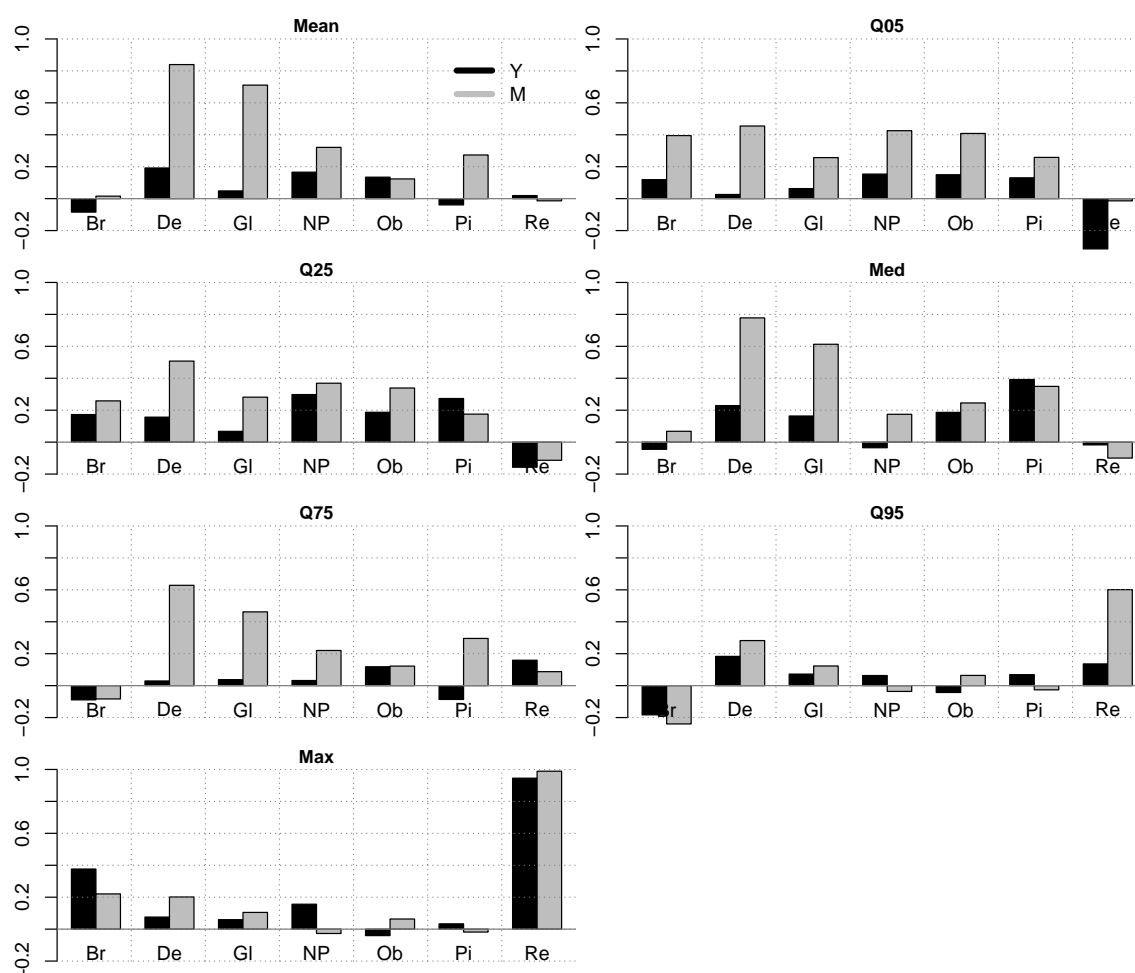


Abbildung 6.12: $RMSE_{Ver}$ für verschiedene Abflusskennwerte. Die schwarzen Balken (Y) stehen für das Verhältnis der Analysen auf Jahresbasis die grauen Balken (M) für die Analysen der Abflüsse auf Monatsbasis (Saisons). Werte größer 0 deuten auf eine Verbesserung hin, wenn mit dynamischen Parametern simuliert wurde.

schwarzen Balken zeigen die Auswertung basierend auf jährlichen Abflüssen (Klima), die grauen Balken auf monatlichen Abflüssen (Saisons). Wie bereits für den mittleren Abfluss (Mean) beschrieben, ist für die Auswertungen auf Jahresbasis in einigen Fällen eine leichte Verbesserung der dynamischen Parametersätze im Vergleich zu den statischen Parametersätzen zu erkennen. Deutlicher wird der Vorteil dynamischer Parameter für die Betrachtung der monatlichen Mittelwerte. Lediglich für das Einzugsgebiet Re wurde hier eine minimale Abnahme in der Güte der Simulationen mit dynamischen Parametern festgestellt.

Die Güte kleinerer Abflüsse (Q05) wird durch die dynamischen Parameter tendenziell positiv beeinflusst. Einzig das Gebiet der Oberen-Leine (Re) weist auf Verschlechterungen für die Auswertungen auf Jahresbasis hin. Vor allem die innerjährlichen Schwankungen werden mit den dynamischen Parametern besser simuliert. In Abbildung 6.13 ist dies beispielhaft für das Einzugsgebiet der Böhme (Br) dargestellt.

Während bei der jährlichen Betrachtung beide Parametersätze Schwierigkeiten haben die mittleren 5%-Quantile nachzubilden, wirken sich die dynamischen Parameter bei der saisonalen Betrachtung positiv auf die Simulation aus. Dies betrifft sowohl die nassere Winter- als auch die trockenere Sommerperiode. Ein ähnliches Muster zeigen die mit dynamischen Modellparametern simulierten 25%-Quantil Abflüsse. Für den Median streuen die Ergebnisse der verschiedenen Einzugsgebiete, wobei tendenziell eine Verbesserung mit dynamischen Parametern festzustellen ist. Diese nimmt mit größer werdendem Abfluss ab. Speziell für das 95%-Quantil kann keine größere Verbesserung gegenüber den statischen Modellparametern festgestellt werden. Die Analyse dynamischer Modellparameter auf die Simulation von Spitzenabflüssen zeigt, dass sich die Güte einzelner Einzugsgebiete drastisch verbessert. Dies betrifft vor allem das Einzugsgebiet der Oberen-Leine (Re) und der Böhme (Br), welches in Abbildung 6.14 dargestellt ist.

Die Verbesserung in der Güte ist hauptsächlich auf den Spitzenabfluss während des 24ten

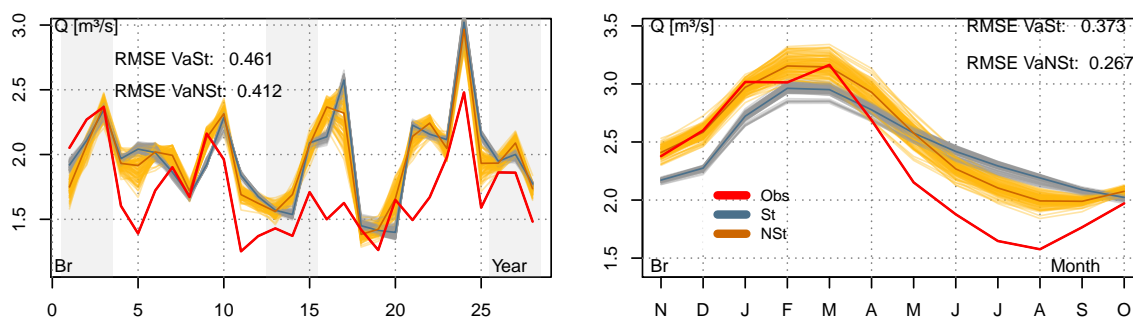


Abbildung 6.13: 5%-Abflussquantil basierend auf jährlichen (links) und saisonalen (rechts) Betrachtungen für das Einzugsgebiet der Böhme (Br).

6. Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Zeit

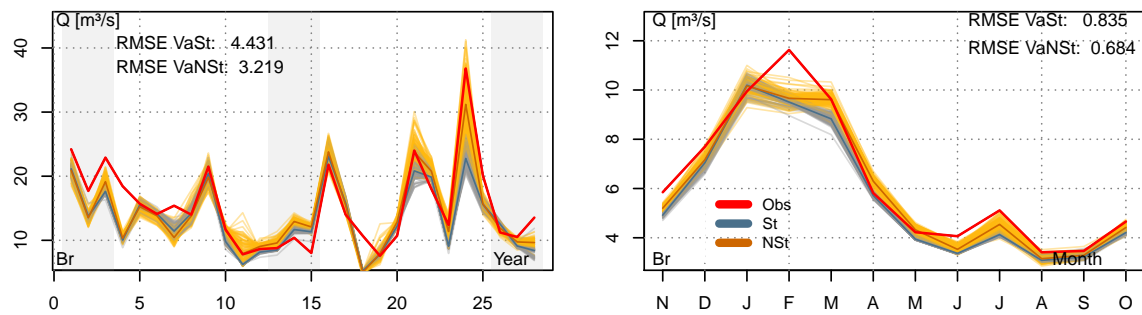


Abbildung 6.14: Maximaler Abfluss basierend auf jährlichen (links) und saisonalen (rechts) Betrachtungen für das Einzugsgebiet der Böhme (Br).

Simulationsjahres zurückzuführen. Die verbleibenden 5 Einzugsgebiete weisen keine großen Verbesserungen, im Gegenzug allerdings auch keine wesentliche Verschlechterung in der Güte mit den dynamischen Modellparametern auf.

Die Untersuchungen haben gezeigt, dass sich die dynamischen Modellparameter vor allem auf saisonaler Ebene positiv auswirken. Bessere Güten auf klimatischer Betrachtungsebene konnten hauptsächlich für die Spitzenabflüsse von 2 Einzugsgebieten festgestellt werden.

Kapitel 7

Anwendung dynamischer Modellparameter in der Klimafolgenforschung

In diesem Kapitel wird der zeitliche Transfer von hydrologischen Modellparametern in der Klimafolgenforschung angewendet. Ziel ist es, den Einfluss dynamischer Modellparameter auf das Änderungssignal aus simulierten Extremabflüssen zu analysieren.

Für die Simulation von Spitzenabflüssen in mesoskaligen Einzugsgebieten sind stündliche Zeitschritte empfehlenswert. So ist z.B. der Tagesmittelwert des 4. Juni 1981 am Pegel Reckershausen mit $86,7 \text{ m}^3/\text{s}$ aufgezeichnet, während der Spitzenabfluss mit $133,0 \text{ m}^3/\text{s}$ bestimmt wurde. Abweichungen zwischen Tagesmitteln und Spitzenabflüssen von bis zu 40% und mehr sind auf diesen räumlichen Skalen keine Seltenheit.

Für eine ausreichende Konditionierung des hydrologischen Modells auf Hochwasserabflüsse stehen im Untersuchungsgebiet keine ausreichend langen Abflusszeitreihen mit stündlicher Auflösung zur Verfügung. HABERLANDT und RADTKE (2014) haben in ihrer Untersuchung gezeigt, dass eine Kalibrierung an Abflussstatistiken unter Einbezug der Extremwertstatistik eine Möglichkeit ist, das Modell an selten auftretenden Ereignissen zu trainieren.

7.1 Gebiete und Daten

Die Untersuchung wurde an 3 Einzugsgebieten (Abbildung 7.1) des Aller-Leine-Einzugsgebiets durchgeführt. Ein Kriterium für die Auswahl der Einzugsgebiete war das Vorhandensein von

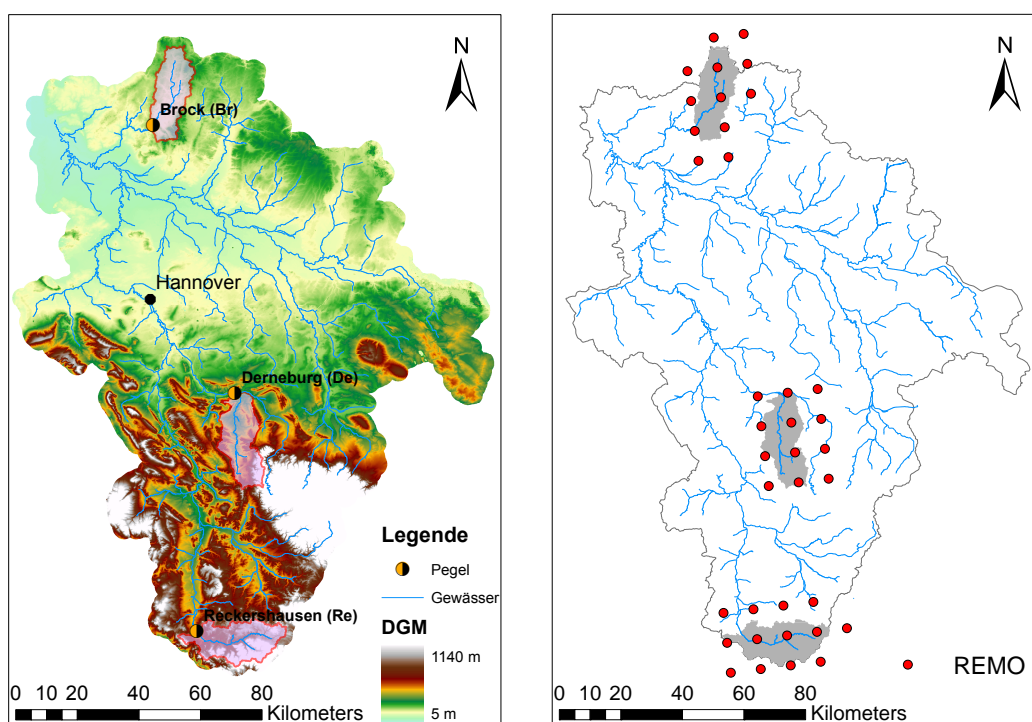


Abbildung 7.1: Lage der 3 Untersuchungsgebiete im Aller-Leine-Einzugsgebiet und Rasterpunkte des regionalen Klimamodells REMO.

langen Zeitreihen (>25 Jahre) der Spitzenabflüsse sowie kontinuierlicher Abflussmessungen auf Tageswertbasis. Zeitlich höher aufgelöste Messungen liegen im Aller-Leine-Einzugsgebiet lediglich für kurze Perioden vor. Die Größe der Einzugsgebiete variiert zwischen 286 km² (Böhme bis Pegel Brock), 307 km² (Nette bis Pegel Derneburg) und 319 km² (Obere-Leine bis Pegel Reckershausen). In Tabelle 6.1 sind weitere Charakteristiken der Einzugsgebiete zusammengefasst.

Die Klimadaten für die hydrologische Modellierung stammen zum einem aus stündlichen Beobachtungen für den Zeitraum 2003 bis 2008, zum anderen aus dem regionalen Klimamodell REMO (JACOB *et al.*, 2008). Die zeitliche hochaufgelösten Beobachtungsdaten und deren Aufbereitung wurde bereits in Kapitel 5.1 beschrieben.

REMO ist ein vom Max Planck Institut für Meteorologie (MPI-M) entwickeltes dynamisches *Downscaling*-Verfahren von globalen Klimamodelldaten. Die Lage der einzelnen REMO Gitterpunkte ist in Abbildung 7.1 dargestellt. Die räumliche Auflösung der Gitter beträgt 10 km x 10 km. Die stündlichen Klimadaten wurden mittels der *Inverse Squared Distance Method* (IDW) auf ein ebenfalls 10 km x 10 km großes Raster interpoliert. Die Interpolation folgt den "Hinweisen für REMO-Datennutzer", welche eine Mittelung über mehrere Raster empfehlen,

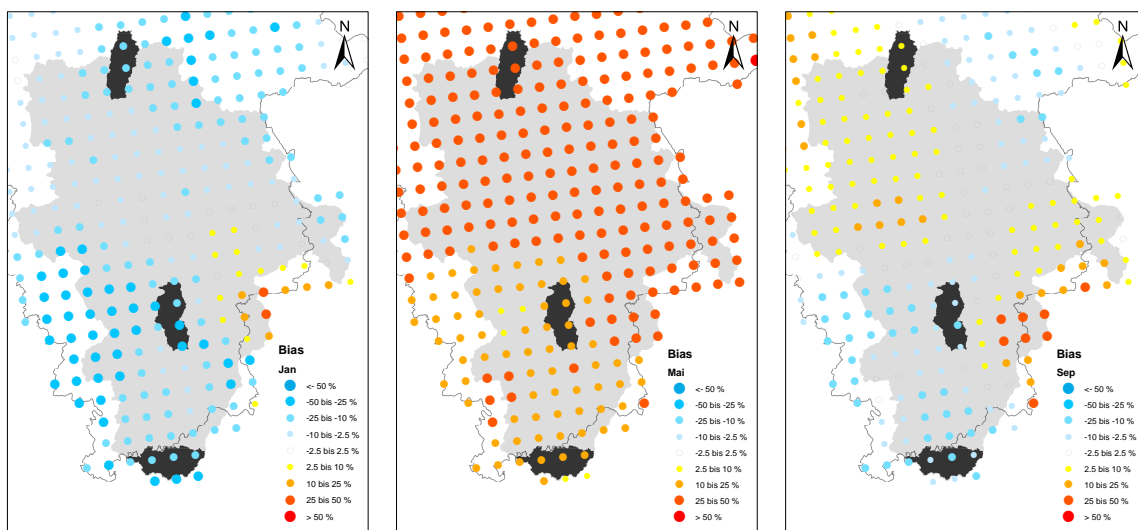


Abbildung 7.2: Mittlerer monatlicher *Bias* des Niederschlags für die Monate Januar (links), Mai (mitte) und September (rechts) ausgewertet für die Jahre 1951 bis 2000.

da z.B. der Niederschlag nicht gitterpunktsgenau abgebildet wird.

Von REMO stehen 3 verschiedene Läufe zur Verfügung. Innerhalb dieser Studie wurde sich auf Analysen mit dem UBA-Lauf (JACOB *et al.*, 2008) beschränkt. Weiterhin wird zwischen Kontrollläufen und Szenarioläufen unterschieden. Der Kontrolllauf (20C) bildet das Klima der Vergangenheit für den Zeitraum 1951 bis 2000 ab. Die Zukunft wird durch verschiedene Szenarios, welche zukünftige soziale, ökonomische und politische Entwicklung abschätzen, beschrieben. In dieser Arbeit wurde das A1B Szenario (IPPC WORKING GROUP III, 2000) verwendet. Die Daten für das Zukunftsszenario liegen in stündlicher Auflösung für den Zeitraum 2001 bis 2100 vor. Aus REMO wurden die 3 Klimavariablen Niederschlag, Temperatur und Globalstrahlung für die hydrologischen Simulationen aufbereitet. Die potentielle Verdunstung wurde aus der Globalstrahlung und der Temperatur nach Gleichung (4.1) berechnet.

In der Regel sind Klimamodelldaten mit einem *Bias* behaftet (MUERTH *et al.*, 2013). Die Abbildung 7.2 zeigt den mittleren monatlichen *Bias* von REMO der Periode 1951-2000 für verschiedene Monate:

$$Bias = \left(\frac{REMO}{Beobachtung} - 1 \right) \cdot 100. \quad (7.1)$$

Aus der Grafik geht hervor, dass der *Bias* sowohl zeitlich als auch räumlich stark variiert. Auch die anderen Klimavariablen weisen eine Abweichung zu der Beobachtung auf. Die Abbildung 7.3 zeigt den mittleren monatlichen *Bias* der verwendeten Eingangsdaten über alle Teileinzugsgebiete. REMO zeigt im Mittel für das Böhme-Einzugsgebiet (Br) die geringsten Abweichungen zu den beobachteten Werten. Eine Ausnahme bildet die Temperatur, welche

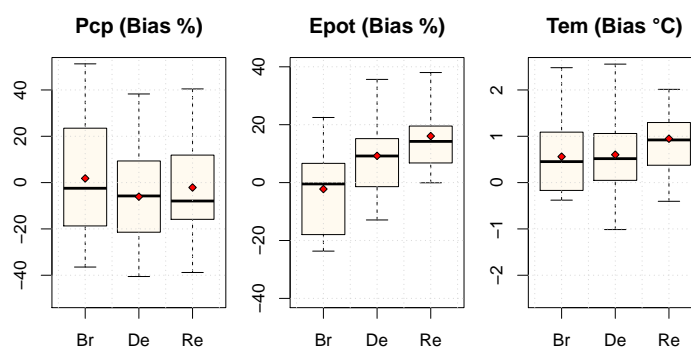


Abbildung 7.3: Boxplots des *Bias* von mittleren monatlichem Niederschlag, potentieller Verdunstung und Temperatur aller Teileinzugsgebiete. Die roten Punkte geben die Mittelwerte wieder.

allerdings im Modell nur während der Schneeschmelze Auswirkungen hat. Der Median des Niederschlags für dieses Gebiet wird um 8 % unterschätzt, während die potentielle Verdunstung eine Überschätzung von etwa 14 % aufweist. Die Temperatur wird um etwa 0,9 °C überschätzt. Die Einzugsgebiete der Nette (De) und der Oberen-Leine (Re) weisen deutlich größere Abweichungen auf. Speziell die starke Überschätzung der potentiellen Verdunstung des Oberen-Leine-Einzugsgebiets kann zu Problemen in der späteren Simulation führen.

Obwohl eine Vielzahl an Korrekturmöglichkeiten zur Verfügung stehen und in verschiedenen Studien auch schon zum Einsatz kamen (THEMESSL *et al.*, 2011; TEUTSCHBEIN und SEIBERT, 2010) sind diese nicht unumstritten. EHRET *et al.* (2012) argumentieren, dass eine Biaskorrektur die Unsicherheiten eher verdeckt, als diese zu reduzieren. Auch HUANG *et al.* (2012) verzichteten in ihrer Studie auf eine Korrektur, da sie Bedenken bezüglich der Funktionsfähigkeit dieser Methoden haben. Da die Zuverlässigkeit der Biaskorrektur von Klimamodelldaten bisher scheinbar nur unzureichend erforscht ist und in der Fachwelt kontrovers diskutiert wird, wurde in der vorliegenden Untersuchung auf eine Korrektur der Daten verzichtet.

Für die Kalibrierung des hydrologischen Modells anhand von Abflussstatistiken wurden langjährige Aufzeichnungen der Abflusszeitreihen und der Spitzenabflüsse benötigt. Die Spitzenabflüsse liegen als Momentaufnahmen vor und wurden für das Sommer- und Winterhalbjahr getrennt betrachtet. Aus den langjährigen Abflusszeitreihen auf Tageswertbasis wurden der Jahresgang und die Unterschreitungsdauerlinie abgeleitet. Zusätzlich wurde für die Validierung des Modells die Abflusszeitreihe stündlich aufgelöster Daten für den Zeitraum 2004 bis 2008 aufbereitet. In Tabelle 7.1 sind die verschiedenen Perioden für die jeweiligen Gebiete zusammengestellt.

Tabelle 7.1: Zeitreihe der Abflussaufzeichnungen der verschiedenen Gebiete.

Beschreibung	Böhme (Br)	Nette (De)	O-Leine (Re)
Täglicher Abfluss und monatliche Spitzenabflüsse	1961-2005	1978-2007	1974-2005
Stündliche Abflüsse	2004-2008		

7.2 Kalibrierung mit Klimamodelldaten und Abflussstatistiken

Die 3 Einzugsgebiete wurden mit REMO Eingangsdaten des Kontrollaufs 20C für die Periode 1970 bis 2000 auf Stundenbasis simuliert. Das erste Jahr wurde als Einschwingphase genutzt, um die Speicherfüllungen des hydrologischen Modells möglichst realitätsnah abzubilden. Für die verbleibenden 30 Jahre wurden anschließend die Dauerlinie, die mittleren monatlichen Abflüsse und die Extremwertstatistik für den Sommer und Winter aus den Simulationen abgeleitet. Die Kalibrierung des hydrologischen Modells erfolgte nach der in Kapitel 3.5 dargestellten Prozedur anhand von Abflussstatistiken durch die Optimierung der Zielfunktion nach Gleichung (3.39). Für die Simulationen werden hierfür die Klimamodelldaten aus REMO als Eingangsdaten verwendet. Die korrekte Abbildung des Klimas durch das Klimamodell ist daher eine Grundvoraussetzung für die Anwendung der Methode, da ansonsten unplausible Parameterwerte geschätzt werden können.

Das Modell wurde mit statischen und mit dynamischen Modellparametern kalibriert. Die Ober- und Untergrenzen der Parameter sind in Tabelle 7.2 dargestellt. Für die Klassifizierung der dynamischen Parameter wurde wie in der vorhergehenden Untersuchung das einseitige gleitende Mittel über 61 Tage aus dem Niederschlag, der Temperatur und der potentiellen Verdunstung angesetzt. Um die Unsicherheiten in der Parameterschätzung aufzuzeigen, wurden 10 Parametersätze kalibriert. Eine größere Stichprobe würde zu einer besseren Einschätzung der Unsicherheiten führen, war allerdings wegen der hohen Rechenkapazität zum jetzigen Zeitpunkt nicht zu verwirklichen.

In Abbildung 7.4 ist die aus der Beobachtung und der Simulation mit statischen und dynamischen Modellparametern abgeleitete Gumbelverteilung der Hochwasserquantile für das Einzugsgebiet der Böhme (Br), unterteilt für Sommer und Winter, dargestellt. Das 95% Konfidenzintervall wurde mittels dem *Bootstrap*-Verfahren nach EFRON und TIBSHIRANI (1986) aus

Tabelle 7.2: Ober- und Untergrenzen der Modellparameter für die Kalibrierung mit REMO Klimadaten an Abflussstatistiken.

Modul	Parameter	Einheit	Min	Max
Schnee	$wsmf$	mm^{-1}	1	5
	tt	$^{\circ}\text{C}$	-1	1
	dd	$\text{mm } ^{\circ}\text{C}^{-1} \text{ d}^{-1}$	2	6
Boden	fc	mm	50	600
	lp	-	0,1	0,95
	β	-	0,5	5,0
Grundwasser	hl	mm	1	40
	k_0	d	1	5
	k_1	d	8	30
	k_2	d	50	550
	k_{perc}	d	9	50
Abflusskonzentration	ms	h	3	10
Wellenablauf	mx	-	0,1	0,4
	mk	h	0,25	10

einem *Resampling* (1000 Realisationen) der jährlichen Serien mit anschließender Anpassung der Verteilungsfunktion ermittelt.

Der Vergleich zwischen den hydrologischen Sommerhalbjahren zeigt, dass mit den dynamischen Modellparametern eine bessere Anpassung der Verteilungsfunktion ermöglicht wird. Die abgeleitete Verteilung aus den Simulationen mit den statischen Parametern liegt innerhalb des Vertrauensbereichs der Beobachtung. Für das Winterhalbjahr lässt sich kein Unterschied zwischen den mit statischen und dynamischen Parametern simulierten Extremwertstatistiken erkennen.

In Abbildung 7.5 ist der *RMSE* für die aus den Simulationen und Beobachtungen abgeleiteten Gumbelverteilungen gezeigt. Die Berechnung beruht auf dem Abgleich der in Abbildung 3.11 dargestellten Quantile (10%, 20%, 50%, 80%, 90%, 95%, 98%, 99%). Die Boxplots zeigen die Spannweiten der Güten, welche aus den 10 Parametersätzen resultieren.

Die meisten Realisationen der 10 Parametersätze zeigen für das Böhme-Einzugsgebiet (Br) mit den dynamischen Modellparametern eine Verbesserung in der Simulation der Extremwertstatistik des Sommerhalbjahres, jedoch nicht für das Winterhalbjahr. Für das Einzugsgebiet der Nette (De) verbessert sich die Simulation sowohl für die Winter- als auch die Sommerextreme. Speziell letztere werden mit den statischen Parametern deutlich schlechter nachgebildet. Dieses

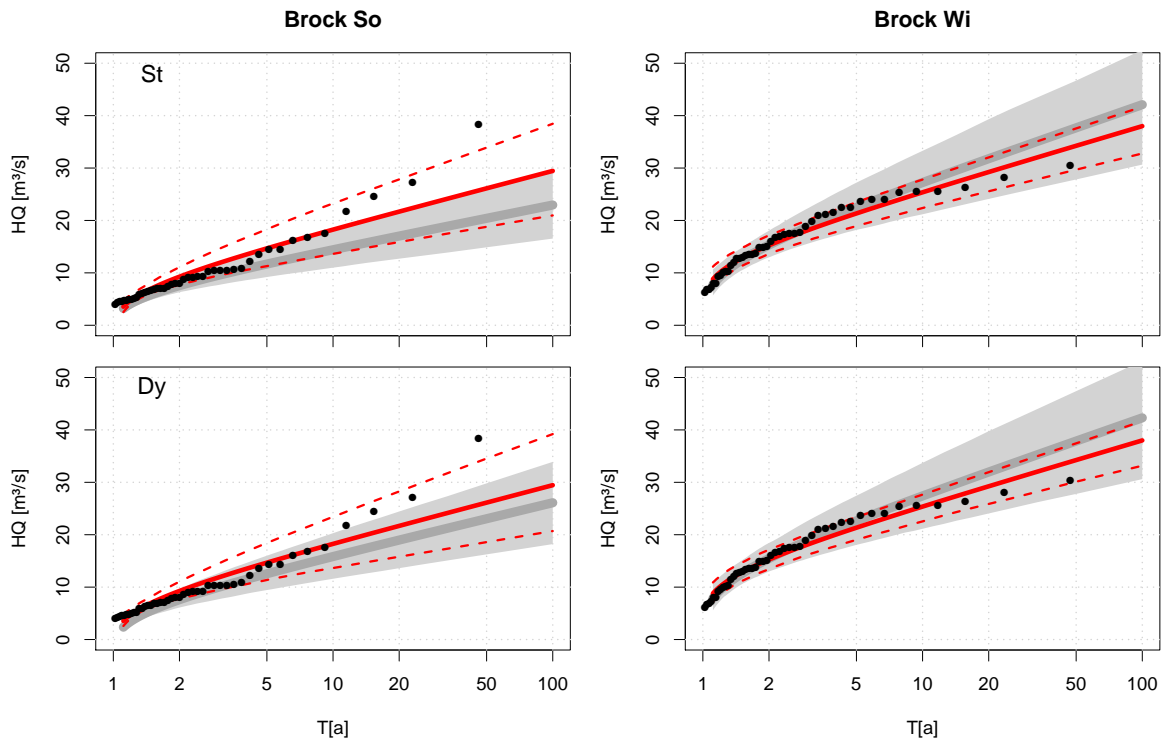


Abbildung 7.4: Verteilungsfunktion der HQs mit 95%-Konfidenzintervall des hydrologischen Sommer- und Winterhalbjahres für das Einzugsgebiet der Böhme (Br). In der oberen Reihe ist die Simulation mit statischen, in der unteren die mit dynamischen Modellparameter gezeigt (schwarze Punkte = Lage der beobachteten jährlichen Serie; rote Linien = angepasste Gumbelverteilung an die Beobachtung; graue Linien = angepasste Gumbelverteilung an die Spitzenabflüsse der Simulation)

Muster ist auch für das Einzugsgebiet der Oberen-Leine (Re) zu erkennen. Die Güte der mit dynamischen Modellparametern erhaltenen Verteilungsfunktion variiert stärker als die der

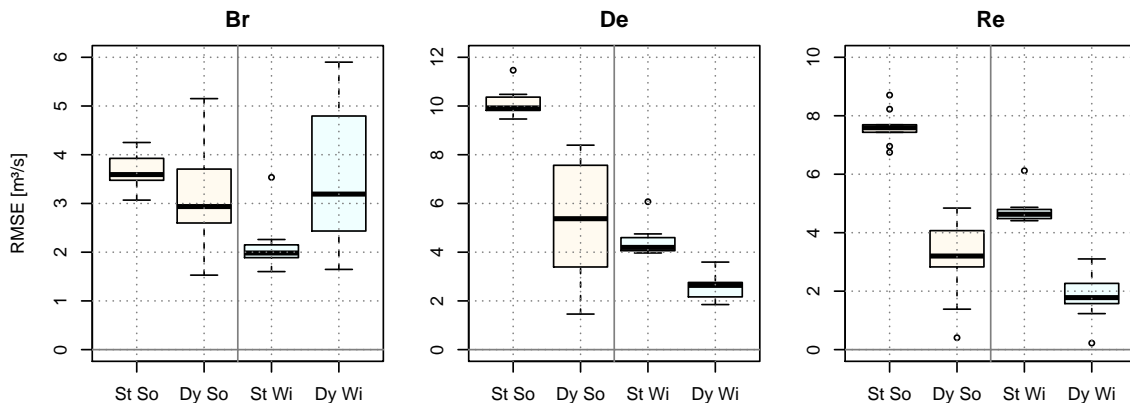


Abbildung 7.5: RMSE ausgewählter Hochwasserquantile der Gumbelverteilung, abgeleitet aus der Beobachtung und den Simulationen mit den 10 Parametersätzen (St = Stationär; Dy = Dynamisch; So = Sommer; Wi = Winter).

statischen Parameter. Bis auf das Böhme-Einzugsgebiet sind die schlechteren Anpassungen der dynamischen Parameter dennoch besser als die besten Anpassungen der statischen Modellparameter. Ein ähnliches Ergebnis wurde in der vorhergehenden Untersuchung in Kapitel 6.2 festgestellt.

Da die Extremwertverteilung eine Komponente der Zielfunktion (Gleichung (3.39)) während der Optimierung war, ist dieses Ergebnis ein Teil der Kalibrierung. Die Validierung der Parametersätze erfolgte daher anhand von mit beobachteten Klimadaten simulierten Abflussganglinien, welche direkt mit der beobachteten Abflussganglinien verglichen wurden. Die Abbildung 7.6 zeigt die beobachtete (rot) und die simulierte Abflussganglinie (grau) der 10 statischen bzw. dynamischen Parametersätze für das Einzugsgebiet der Böhme (Br). Die Validierung des Nette-Einzugsgebiets und der Oberen-Leine ist in Anhang C zu sehen.

Die Simulationen beider Kalibrierungsstrategien weisen ein zufriedenstellendes Ergebnis auf. Mit den statischen Parametern werden sowohl die niedrigeren Abflüsse als auch die Spitzenabflüsse sehr gut nachgebildet. Mit den dynamischen Parametern werden die Spitzenabflüsse in der Regel überschätzt.

Um die Güte der Validierung quantitativ zu erfassen, wurde für die Jahre 2005-2008 der *NSE* für jeden der 10 Modelparametersätze berechnet (Abbildung 7.7). Das Jahr 2004 diente als

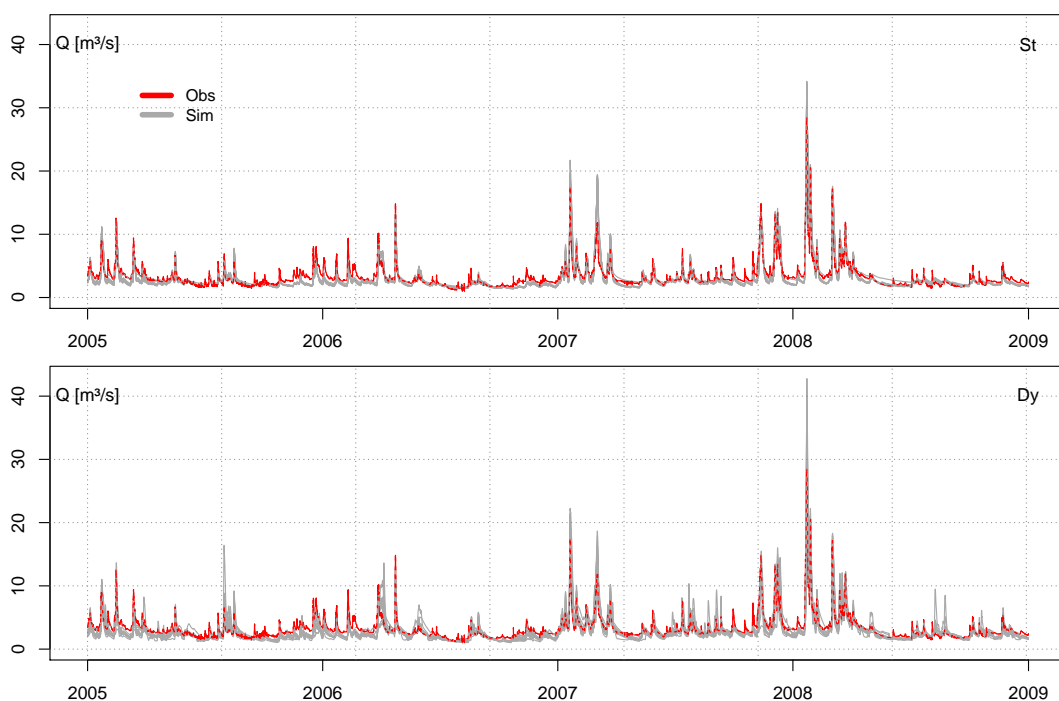


Abbildung 7.6: Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Böhme am Pegel Brock (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).

Einschwingphase. Die Ergebnisse der Einzugsgebiete Böhme (Br) und Nette (De) deuten auf eine plausible Schätzung der statischen Parametersätze hin. Speziell das Böhme-Einzugsgebiet (Br) zeigt mit *NSEs* um ca. 0,75 eine zufriedenstellende Modellgüte. Auch die Güten des Nette-Einzugsgebiets mit *NSEs* um ca. 0,6 deuten auf vertrauenswürdige Parametersätze hin. Die statischen Parametersätze der Oberen-Leine (Re) zeigen hingegen ein sehr schlechtes Ergebnis für die Validierung und müssen als unplausibel eingestuft werden.

Die Simulationsgüte der Validierung nimmt mit den dynamischen Modellparametern gegenüber den statischen Modellparametern für alle 3 Einzugsgebiete ab. Auch die Variation der *NSEs* zwischen den 10 Parametersätzen vergrößert sich, was auf die größere Flexibilität in der Anpassung mit den dynamischen Parametern zurückgeführt werden kann. Trotz alledem bewegen sich die Parametersätze für das Einzugsgebiet der Böhme (Br) und der Nette (De) in akzeptablen Bereichen. Die Validierung der dynamischen Parametersätze der Oberen-Leine (Re) zeigt mit den dynamischen Modellparametern eine zusätzliche Verschlechterung gegenüber den statischen Modellparametern.

Wie erwähnt ist die korrekte Abbildung des Klimas durch die Klimamodelle eine Grundvoraussetzung für die Anwendung der Methode, da ansonsten unplausible Modellparameter geschätzt werden können. Die Abbildung 7.3 zeigt, dass diese Voraussetzung nicht immer gegeben ist. Die schlechteste Übereinstimmung zwischen den REMO und Beobachtungsklimadaten wurde für das Obere-Leine (Re) festgestellt. Dies geht auch mit dem schlechten Ergebnis der Validierung der Parametersätze für dieses Gebiet konform.

Neben den Eingangsdaten können weiter Fehlerquellen in der dynamischen Parameterisierung und/oder der Kalibrierung anhand von Abflussstatistiken liegen. Die Anwendung dynamischer Parameter wurde jedoch bereits in Kapitel 6.2 erfolgreich validiert. Desweiteren treten auch

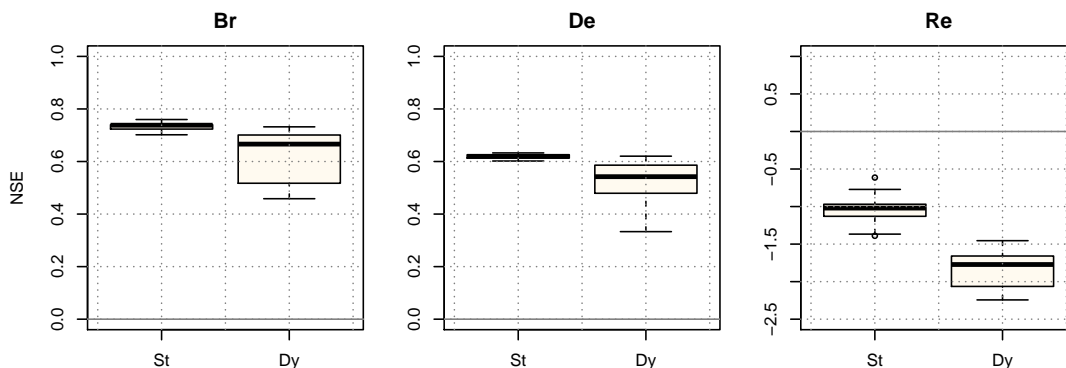


Abbildung 7.7: *NSEs* für die Validierung der 10 Parametersätze mit beobachteten Klimadaten und Abflussmessung auf Stundenwertbasis für die Jahre 2005-2008.

mit den statischen Modellparameter ähnliche Probleme für dieses Gebiet auf. Die Kalibrierung an Abflussstatistiken wurde in dieser Arbeit nicht explizit getestet. Allerdings zeigten 2 der 3 Gebiete ein positives Ergebnis während der Validierungsperiode. Zusätzlich wurde die Eignung der Methode bereits in anderen Studien (z.B. HABERLANDT und RADTKE, 2014) gezeigt. Es kann daher mit hoher Wahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass die schlechten Ergebnisse des Oberen-Leine-Einzugsgebiets (Re) auf die mangelnde Qualität der REMO Daten zurückzuführen sind.

7.3 Einfluss dynamischer Modellparameter auf das Änderungssignal von Hochwasserabflüssen

Nach der Evaluierung der Kalibrierung mit Klimamodelldaten anhand von Abflussstatistiken wurde das Änderungssignal von Hochwasserabflüssen analysiert. Hierzu wurden mit den 10 dynamischen und statischen Parametersätzen und REMO-UBA-20C Klimadaten die Abflüsse der Jahre 1971 bis 2000 simuliert. Diese bilden die Grundlage für die Ermittlung des HQ100 der Vergangenheit. Das erste Jahr wurde für die Initialisierung der Speicherfüllstände verwendet und fließt nicht in die Auswertungen mit ein. Da die verschiedenen Methoden lediglich relativ zueinander verglichen werden und nicht der Bemessung baulicher Anlagen dienen ist eine Extrapolation auf ein Wiederkehrintervall von 100 Jahren mit 30 Jahren Datenbasis gerechtfertigt.

In einem weiteren Schritt wurde mit diesen Parametersätzen der Abfluss für die ferne Zukunft 2071-2100 simuliert und daraus das HQ100 bestimmt. Als Eingangsdaten dienten REMO-UBA-A1B Szenario Klimadaten. Die aus den 10 Realisationen gemittelten HQ100 der Vergangenheit (20C) und der fernen Zukunft (A1B) sind in Tabelle 7.3 zusammengestellt. Das Änderungssignal berechnet sich dabei wie folgt:

$$\Delta = \frac{\text{HQ100}_{A1B}}{\text{HQ100}_{20C}} - 1. \quad (7.2)$$

Die Absolutwerte der beobachteten HQ100 werden mit den dynamischen Parametern besser nachgebildet als mit den statischen Parametern. Dies trifft vor allem während der Sommerperiode für das Einzugsgebiet der Nette (De) und der Oberen-Leine (Re) zu. Für das Einzugsgebiet der Böhme (Br) weichen die mittleren Absolutwerte der HQ100 und damit einhergehend das Änderungssignal Δ der Simulationen mit den statischen und dynamischen Parametern nur geringfügig voneinander ab.

7.3 Einfluss dynamischer Modellparameter auf das Änderungssignal von Hochwasserabflüssen

Tabelle 7.3: Aus der Beobachtung und den Simulationen abgeleitete HQ100 [m³/s] und Änderungssignale Δ in Prozent. Für die 10 Parametersätze wurde hier das mittlere HQ100 bzw. Änderungssignal bestimmt.

Gebiet	Parameter	Beo	Sommer			Beo	Winter		
			20C	A1B	Δ [%]		20C	A1B	Δ [%]
Br	St	29,4	23,5	24,1	2,6	38,1	42,0	41,4	-1,4
	Dy		24,5	25,3	3,3		44,5	45,8	2,9
De	St	56,9	45,0	61,9	37,6	62,8	64,2	96,9	50,9
	Dy		54,2	72,22	33,3		61,1	104,5	71,0
Re	St	63,0	49,3	108,7	120,5	76,5	72,5	120,7	66,5
	Dy		57,5	94,4	64,2		76,9	126,4	64,4

Für die 2 anderen Einzugsgebiete sind hingegen teils erhebliche Unterschiede in den mittleren Änderungssignalen zu erkennen. Für das Obere-Leine-Einzugsgebiet (Re) weicht dieses zwischen den Simulationen mit den dynamischen Parametern (64,2%) und den statischen Parametern (120,5%) während der Sommerperiode stark voneinander ab. Die Ergebnisse in diesem Gebiet sind allerdings wegen der unplausiblen Parameterschätzung mit großen Unsicherheiten behaftet. Auch das Nette-Einzugsgebiet (De) zeigte Abweichungen zwischen den beiden Parametersätzen, welche aber vornehmlich für die Winterperiode auftreten.

In Abbildung 7.8 sind die Boxplots des Änderungssignals aus den 10 Realisationen der statischen und dynamischen Modellparameter für die 3 Einzugsgebiete gegenübergestellt. Die Boxplots weisen wegen der größeren Spannweiten der Änderungssignale mit dynamischen Modellparametern auf größere Unsicherheiten hin. Dies entspricht auch dem Ergebnis der vorausgegangen Validierung der Parametersätze.

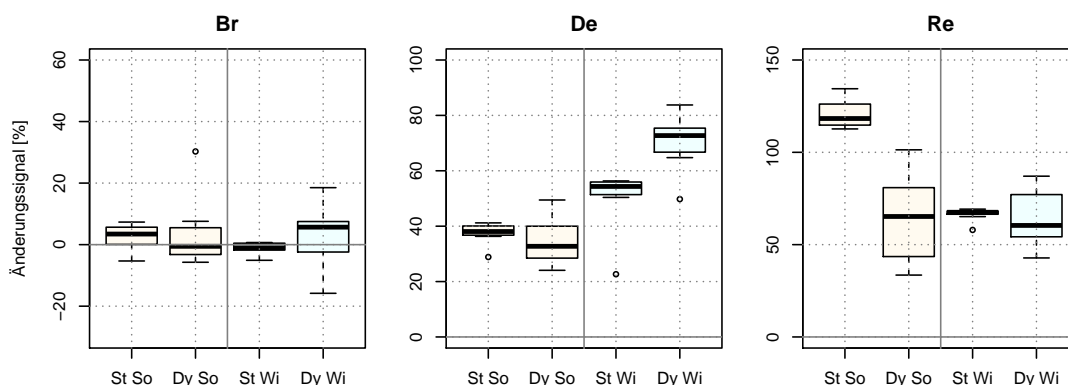


Abbildung 7.8: Änderungssignal des HQ100 abgeleitet mittels statischer und dynamischer Modellparameter.

Kapitel 8

Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick

8.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden neue Strategien für die Kalibrierung von Niederschlag-Abfluss-Modellen (N-A-Modelle) entwickelt und angewendet. Im Fokus stand dabei die Entwicklung einer Methode für den Transfer von hydrologischen Modellparametern sowohl im Raum als auch in der Zeit. Diese Methode basiert auf *Self-Organizing Maps* (SOM) Techniken und ist dem maschinellen Lernen zuzuordnen. Diese Techniken sind vorteilhaft, wenn Zusammenhänge zwischen verschiedenen Attributen vorhanden sind, diese aber nicht durch eine Funktion mathematisch beschrieben werden können.

Die SOM wurde für die Klassifikation von ähnlichen Gebieten (räumlicher Transfer) bzw. ähnlichen Perioden (zeitlicher Transfer) eingesetzt. Anschließend wurde die SOM erweitert, um hydrologische Modellparameter aus ihr ableiten zu können. In einem ersten Schritt wurde die Methode für die Regionalisierung (SOM-B) von hydrologischen Modellparametern angewendet und mit einer Referenzmethode, basierend auf linearen Transferfunktionen (LT-B) verglichen.

Die Ergebnisse haben gezeigt, dass die Regionalisierung von Parametern mit der SOM-B-Methode generell möglich ist. Allerdings führt die SOM-B gegenüber der Referenzmethode (LT-B) lediglich zu marginalen Verbesserungen in den Simulationsgütern. Die SOM-B ist jedoch deutlich objektiver und transparenter als vergleichbare Ansätze und erlaubt Einblicke in die Datenstrukturen, wie beispielsweise die Interaktion der Modellparameter oder die Lage von Spender- und Validierungsgebieten auf der U-Matrix.

Nicht für alle Validierungsgebiete konnten plausible Parametersätze regionalisiert werden. Speziell das Einzugsgebiet der Örtze (W0600) weist große Abweichungen in den Simulationsergebnissen mit den regionalisierten Parametersätzen auf. Durch die Analyse der Abflussganglinie für das Einzugsgebiet der Nette konnte des Weiteren exemplarisch gezeigt werden, dass der generelle Verlauf der Abflussganglinie mit regionalisierten Modellparametern simuliert werden konnte, aber nicht die Spitzenabflüsse. Für allgemeingültige Aussagen müssten an dieser Stelle allerdings weiterführende Untersuchungen durchgeführt werden. Eine Sensitivitätsanalyse des SOM-B Algorithmus zeigte keine großen Auswirkungen auf die Simulationsgüte mit den regionalisierten Modellparametern. Es wird davon ausgegangen, dass die Auswahl der Gebietseigenschaften für die Klassifikation der Teilgebiete den größten Einfluss hat.

Nach erfolgreicher Analyse des Modellparametertransfers im Raum wurde der Transfer von dynamischen Modellparametern in der Zeit mit der leicht modifizierten SOM-B2 untersucht. Die Klassifikation der Zeitreihe erfolgte auf der Basis der Klimavariablen Niederschlag, Temperatur und Verdunstung. Die dynamischen Modellparameter wurden mit statischen Modellparametern verglichen. Generell verbesserten sich die Simulationsergebnisse, wenn dynamische Modellparameter verwendet wurden, welche auf der Klassifikation ähnlicher Perioden mittels einseitiger gleitender Mittel über 61 Tage von Klimavariablen basieren. Eine Klassifikation auf Basis von jährlichen Mitteln führte zu schlechteren Validierungsergebnissen. Die Unsicherheiten in der Parameterschätzung vergrößerten sich für die dynamisch geschätzten Parameter. Allerdings lieferten die schlechtesten Realisierungen mit den dynamischen Parametern bessere oder gleichwertige Ergebnissen wie mit den statischen Parametern.

Für einige Modellparameter konnte ein Zusammenhang mit den Klimavariablen nachgewiesen werden. Sehr deutlich wurde eine Relation zwischen der Speicherkonstante des Basisabflusses k_2 und der Temperatur T bzw. der potentiellen Verdunstung E_{pot} festgestellt. Für andere Parameter ist die Variation resultierend aus den 100 Parameterrealisationen oftmals größer als die zeitliche Variation. Es wird angenommen, dass dies in der Interaktion der Parameter untereinander und dem daraus entstehenden *Equifinality*-Problem begründet ist. Die Analysen haben außerdem gezeigt, dass verschiedene Prozesse, welche in dem hydrologischen Modell nicht korrekt beschrieben sind durch die SOM-B2 identifiziert werden können.

Weiterhin wurde untersucht, auf welche Abflusskennwerte sich die dynamischen Parameter auswirken und ob Verbesserungen in der Güte auf saisonaler oder klimatischer Ebene geschehen. Vor allem für die niedrigeren Abflüsse werden bei saisonaler Betrachtung mit den dynamischen Parametern bessere Ergebnisse erzielt. Für die maximalen Abflüsse konnten die Simulationsergebnisse von 2 Einzugsgebieten auch auf klimatischer Betrachtungsebene

verbessert werden.

Die Anwendung des zeitlichen Modellparametertransfers wurde anschließend in der Klimafolgenforschung untersucht. Hierfür wurde das hydrologische Modell mit Daten aus dem regionalen Klimamodell (REMO) anhand von Abflussstatistiken, unter anderem der Extremwertverteilung, kalibriert und in einem weiteren Schritt für die Prognose zukünftiger Hochwasserabflüsse verwendet. Es wurden statische und dynamische Parameter kalibriert und deren Simulationsergebnisse miteinander verglichen.

Der *Bias* in REMO variiert sowohl zeitlich als auch räumlich. Der Niederschlag wird dabei im Mittel unterschätzt, während die potentielle Verdunstung und die Temperatur überschätzt werden. Die aus den Simulationen abgeleitete Extremwertstatistik zeigte mit den dynamischen Modellparametern eine bessere Übereinstimmung mit den Beobachtungen als mit den statischen Modellparametern. Allerdings wiesen auch hier die dynamischen Parameter größere Unsicherheiten in der Schätzung auf.

Da die Extremwertverteilung Teil der Zielfunktion war, wurden die Parametersätze anschließend durch die Simulation mit beobachteten Klimadaten und den Vergleich mit beobachteten Abflusszeitreihen validiert. Generell zeigten hier die Simulationen mit den statischen Parametern ein besseres Ergebnis. Die Validierung des Einzugsgebiets der Oberen-Leine (Re) wies auf große Probleme in der Parameterschätzung mit der angewandten Methodik hin. Dies konnte mit größter Wahrscheinlichkeit auf den *Bias* in den Klimamodelldaten zurückgeführt werden, mit welchen das hydrologische Modell kalibriert wurde.

Die Änderungssignale des 100-jährigen Hochwassers (HQ100), welches zwischen der Vergangenheit (1971-2000) und der fernen Zukunft (2071-2100) berechnet wurden, zeigen teils große Differenzen zwischen dynamischer und statischer Parametrisierung. Das Ergebnis der Oberen-Leine (Re) muss jedoch wegen der unplausiblen Validierungsergebnisse kritisch betrachtet werden.

8.2 Diskussion und Ausblick

WAGENER *et al.* (2007) weisen in ihrer Arbeit darauf hin, dass das Verständnis über die aus hydrologischer Sicht dominanten Gebietseigenschaften das Ziel einer Einzugsgebiets-Klassifikation ist. Die Relevanz der richtigen Gebietseigenschaften für die Funktionsfähigkeit der SOM-B liegt in der Annahme der Methode begründet, dass physikalisch ähnliche Gebiete ähnliche Modellparameter besitzen. Für weiterführende Untersuchungen wäre daher die Entwicklung einer objektiven Methodik zur Bestimmung der aus hydrologischer Sicht ausschlaggebenden Gebietscharakteristiken zu empfehlen. Ähnliches gilt für die Anwendung von dynamischen Modellparametern, deren Transfer auf der Auswahl geeigneter Klimaindizes beruht.

Wegen der großen Unsicherheiten in der hydrologischen Modellierung sollten laut BEVEN und YOUNG (2013) Studien, welche auf eine Betrachtung der Unsicherheiten verzichten, von der Fachwelt nicht akzeptiert werden. Die Regionalisierung der SOM-B basiert zum jetzigen Zeitpunkt lediglich auf der Kalibrierung eines Parametersatzes. Für zukünftige Untersuchungen wäre es daher wichtig, die Unsicherheiten in der Parameterschätzung zu quantifizieren und darzustellen.

Während sich die Unsicherheiten in der Parameterschätzung anhand der Spendergebiete ermitteln lassen, können für unbeobachtete Gebiete keine direkten Aussagen geschlussfolgert werden. Gerade der Modellparametertransfer kann jedoch zu unplausiblen Ergebnissen führen und geht dementsprechend mit großen Unsicherheiten einher, wie die Auswertung der Simulation des Einzugsgebiets der Örtze (W0600) gezeigt hat. Die Quantifizierung von Unsicherheiten regionalisierter Modellparameter wäre ein wichtiger Schritt in der Weiterentwicklung der SOM-B-Methode. Evtl. kann die Analyse der Ähnlichkeit von Spender- und Validierungsgebieten durch die Lage auf der U-Matrix hier zielführend sein.

BÁRDOSSY und DAS (2008) haben gezeigt, dass unterschiedliche Eingangsdatendichten für die Kalibrierung und Anwendung eines hydrologischen Modells einen negativen Einfluss auf die Simulationsgüte haben können. Ihre Untersuchung basierte dabei auf der Schätzung stationärer Modellparameter. Für dynamische Modellparameter muss davon ausgegangen werden, dass sich dieser Effekt wegen der größeren Flexibilität verstärkt. Weiterführende Analysen hinsichtlich des Einflusses einer sich ändernden Stationsdichte bei der Kalibrierung mit dynamischen Parametern wären daher vonnöten, um die Ergebnisse besser einschätzen zu können.

Die Anwendung der dynamischen Modellparameter in der Klimafolgenforschung haben gezeigt, dass Unterschiede zu den statischen Referenzparametern zwar vorhanden sind, die weitaus

größeren Unsicherheiten jedoch aus dem *Bias* in den Klimamolldaten stammen. Zum jetzigen Zeitpunkt ist daher der Fokus primär auf die Eingangsdaten zu legen, da erst bei korrekter Abbildung des Klimas weiterführende Untersuchungen mit dynamischen Modellparametern in der Klimafolgenforschung sinnvoll erscheinen.

Generell konnten die entwickelten Methoden in dieser Arbeit erfolgreich validiert werden. Viele der in Kapitel 2.3 angesprochenen Schwächen bezüglich des Parametertransfers wie dem *Equifinality*-Problem, der Berücksichtigung von Parameterinteraktionen, der unzureichenden Transparenz der Übertragung von Modellparametern und Subjektivität, konnten mit der präsentierten Methode teilweise eliminiert oder zumindest entgegengewirkt werden. Die Anwendung der SOM-B erfolgte bereits in der Praxis für die Prognose von Hochwasserabflüssen in der Klimafolgenforschung innerhalb des KLIFF-Projekts (WALLNER *et al.*, 2013a). Die SOM-B2 kann in zukünftigen Untersuchungen zur Identifizierung von Modellschwächen herangezogen werden und somit zur Verbesserung des Modellkonzepts beitragen.

Literatur

- ABU-MOSTAFA, Y. S., M. MAGDON-ISMAIL und H. LIN (2012). *Learning From Data - A short course*. AMLBook.
- ADELOYE, A. J. und R. RUSTUM (2012). „Self-organising map rainfall-runoff multivariate modelling for runoff reconstruction in inadequately gauged basins“. *Hydrology Research* 43.5, S. 603–617.
- ALMEIDA, S., N. BULYGINA, N. MCINTYRE, T. WAGENER und W. BUYTAERT (2013). „Improving parameter priors for data-scarce estimation problems“. *Water Resources Research* 49.9, S. 6090–6095.
- ARNOLD, J. G., P. M. ALLEN, R. MUTTIAH und G. BERNHARDT (1995). „Automated Base Flow Separation and Recession Analysis Techniques“. *Ground Water* 33.6, S. 1010–1018.
- BÁRDOSSY, A. und T. DAS (2008). „Influence of rainfall observation network on model calibration and application“. *Hydrology and Earth System Sciences* 12.1, S. 77–89.
- BÁRDOSSY, A. und K. S. SINGH (2011). „Regionalization of hydrological model parameters using data depth“. *Hydrology Research* 42.5, S. 356–371.
- BEVEN, K. J., M. J. KIRKBY, N. SCHOFIELD und A. F. TAGG (1984). „Testing a physically-based flood forecasting model (TOPMODEL) for three U.K. catchments“. *Journal of Hydrology* 69.1-4, S. 119–143.
- BEVEN, K. und A. BINLEY (1992). „The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction“. *Hydrological Processes* 6.3, S. 279–298.
- BEVEN, K. und J. FREER (2001). „Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology“. *Journal of Hydrology* 249.1-4, S. 11–29.
- BEVEN, K. und P. YOUNG (2013). „A guide to good practice in modeling semantics for authors and referees“. *Water Resources Research*, n/a–n/a.

- BGR (1998). *Bodenübersichtskarte der Bundesrepublik Deutschland 1:1.000.000 (BÜK1000) Version 2.0*. Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe, Hannover.
- BLASONE, R.-S., H. MADSEN und D. ROSBJERG (2007). „Parameter estimation in distributed hydrological modelling: comparison of global and local optimisation techniques“. *Nordic Hydrology* 38, S. 451–476.
- BRIGODE, P., L. OUDIN und C. PERRIN (2013). „Hydrological model parameter instability: A source of additional uncertainty in estimating the hydrological impacts of climate change?“ *Journal of Hydrology* 476.0, S. 410–425.
- BRONSTERT, A. (2004). „Rainfall-runoff modelling for assessing impacts of climate and land-use change“. *Hydrological Processes* 18.3, S. 567–570.
- BULYGINA, N., N. MCINTYRE und H. WHEATER (2009). „Conditioning rainfall-runoff model parameters for ungauged catchments and land management impacts analysis“. *Hydrology and Earth System Sciences* 13, S. 893–904.
- CALLAU PODUJE, A. C., A. BELLI und U. HABERLANDT (2013). „Dam risk assessment based on univariate versus bivariate statistical approaches - a case study for Argentina“. *Hydrological Sciences Journal*, S. .-.
- CALVER, A. und R. LAMB (1996). „Flood Frequency Estimation Using Continuous Rainfall-Runoff Modelling“. *Physics and Chemistry of the Earth* 20, S. 479–483.
- CAMERON, D., K. BEVEN, J. TAWN, S. BLAZKOVA und P. NADEN (1999). „Flood frequency estimation by continuous simulation for a gauged upland catchment (with uncertainty)“. *Journal of Hydrology* 219, S. 169–187.
- CASTIGLIONI, S., A. CASTELLARIN, A. MONTANARI, J. O. SKØIEN, G. LAAHA und G. BLÖSCHL (2011). „Smooth regional estimation of low-flow indices: physiographical space based interpolation and top-kriging“. *Hydrology and Earth System Sciences* 15.3, S. 715–727.
- CHOI, H. T. und K. BEVEN (2007). „Multi-period and multi-criteria model conditioning to reduce prediction uncertainty in an application of TOPMODEL within the GLUE framework“. *Journal of Hydrology* 332.3-4, S. 316–336.
- CHOW, V. T., D. R. MAIDMENT und L. W. MAYS (1988). *Applied Hydrology*. McGraw-Hill, New York.

- CIBIN, R., P. ATHIRA, K. P. SUDHEER und I. CHAUBEY (2013). „Application of distributed hydrological models for predictions in ungauged basins: a method to quantify predictive uncertainty“. *Hydrological Processes*, S. –.
- CORON, L., V. ANDRÉASSIAN, C. PERRIN, J. LERAT, J. VAZE, M. BOURQUI und F. HENDRICKX (2012). „Crash testing hydrological models in contrasted climate conditions: An experiment on 216 Australian catchments“. *Water Resources Research* 48.5, W05552.
- DE VOS, N. J., T. H. M. RIENTJES und H. V. GUPTA (2010). „Diagnostic evaluation of conceptual rainfall-runoff models using temporal clustering“. *Hydrological Processes* 24.20, S. 2840–2850.
- DOHERTY, J. (1994). *PEST - Model-Independent Parameter Estimation User Manual: 5th Edition User Manual: 5th Edition*. Techn. Ber. Watermark Numerical Computing.
- DUAN, Q. Y., V. K. GUPTA und S. SOROOSHIAN (1993). „Shuffled Complex Evolution Approach for Effective and Efficient Global Minimization“. *Journal of Optimization Theory and Applications* 76, No.3, S. 501–521.
- DVWK (1996). *Ermittlung der Verdunstung von Land- und Wasserflächen. DVWK Merkblatt 238/1996*. Deutscher Verband für Wasserwirtschaft und Kulturbau e.V.(DVWK), Hennef.
- DWA-M552 (2012). *Ermittlung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten*. Techn. Ber.
- EFRON, B. und R. TIBSHIRANI (1986). „Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy“. *Statistical Science* 1, S. 54–77.
- EHRET, U., E. ZEHE, V. WULFMEYER, K. WARRACH-SAGI und J. LIEBERT (2012). „HESS Opinions SShould we apply bias correction to global and regional climate model data?““ *Hydrology and Earth System Sciences* 16.9, S. 3391–3404.
- ERTEL, W. (2009). *Grundkurs Künstliche Intelligenz - Eine praxisorientierte Einführung*. Bd. 2. Vieweg+Teubner, Wiesbaden.
- FELDMAN, A. D. (2000). *Hydrological Modeling System HEC-HMS - Technical Reference Manual*. Techn. Ber. US Army Corps of Engineers.
- FERNANDEZ, W., R. M. VOGEL und A. SANKARASUBRAMANIAN (2000). „Regional calibration of a watershed model“. *Hydrological Sciences Journal* 45.5, S. 689–707.
- FLEMING, M. J. und J. H. DOAN (2013). *HEC-GeoHMS Geospatial Hydrologic Modeling Extension*. Techn. Ber. US Army Corps of Engineers.

- HABERLANDT, U. und I. RADTKE (2014). „Hydrological model calibration for derived flood frequency analysis using stochastic rainfall and probability distributions of peak flows“. *Hydrology and Earth System Science* 18.1, S. 353–365.
- HABERLANDT, U., B. KLÖCKING, V. KRYSANOVA und A. BECKER (2001). „Regionalisation of the base flow index from dynamically simulated flow components - a case study in the Elbe River Basin“. *Journal of Hydrology* 248.1-4, S. 35–53.
- HABERLANDT, U., H. MÜLLER, S. v.D.HEIJDEN, A. VERWORN, C. BERNDT, J. DIETRICH, M. WALLNER und F. KRAUSE (2011). *Regionalisierung von Klimabeobachtungsdaten und Klimavariablen der WETTREG- und REMO-Szenarien für Niedersachsen als Grundlage für mittel- bis großskalige Modellierungen*. Techn. Ber. Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau, Leibniz Universität Hannover.
- HABERLANDT, U. (2007). „Geostatistical interpolation of hourly precipitation from rain gauges and radar for a large-scale extreme rainfall event“. *Journal of Hydrology* 332, S. 144–157.
- HE, Y., A. BÁRDOSSY und E. ZEHE (2011). „A review of regionalisation for continuous streamflow simulation“. *Hydrology and Earth System Sciences* 15, S. 3539–3553.
- HERBST, M. und M. C. CASPER (2008). „Towards model evaluation and identification using Self-Organizing Maps“. *Hydrology and Earth System Sciences* 12.2.
- HOLLAND, J. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems - An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. MIT PRESS, Cambridge.
- HOSKING, J. R. M. und J. R. WALLIS (1993). „Some statistics useful in regional frequency analysis“. *Water Resources Research* 29.2, S. 271–281.
- HOSKING, J. und J. WALLIS (1997). *Regional Frequency Analysis: an Approach Based on L-Moments*. Cambridge University Press, New York.
- HUANG, S., F. F. HATTERMANN, V. KRYSANOVA und A. BRONSTERT (2012). „Projections of climate change impacts on river flood conditions in Germany by combining three different RCMs with a regional eco-hydrological model“. *Climate Change*, S. 1–33.
- HUNDECHA, Y. und A. BÁRDOSSY (2004). „Modeling of the effect of land use changes on the runoff generation of a river basin through parameter regionalization of a watershed model“. *Journal of Hydrology* 292.1-4, S. 287–295.

- HUNDECHA, Y., T. B. M. J. OUARDA und A. BÁRDOSSY (2008). „Regional estimation of parameters of a rainfall-runoff model at ungauged watersheds using the spatial structures of the parameters within a canonical physiographic-climatic space“. *Water Resources Research* 44.1, W01427.
- IPPC WORKING GROUP III (2000). „IPPC Special Report - Emissions Scenarios“. *Intergovernmental Panel on Climate Change*.
- JACOB, D., H. GÖTTEL, S. KOTLARSKI, P. LORENZ und K. SIECK (2008). „Klimaauswirkungen und Anpassung in Deutschland - Phase 1: Erstellung regionaler Klimaszenarien für Deutschland“. *UBA Forschungsbericht 204 41 138* UBA-FB 000969, S. 1–159.
- KALTEH, A. M. und R. BERNDTSSON (2007). „Interpolating monthly precipitation by self-organizing map (SOM) and multilayer perceptron (MLP)“. *Hydrological Sciences Journal* 52.2, S. 305–317.
- KEIL, M., B. MOHAUPT-JAHR, R. KIEFL und G. STRUNZ (2002). „Das Projekt CORINE Land Cover 2000 in Deutschland“. *Tagungsband 19. DFD-Nutzerseminar*, S. 95–104.
- KIRKPATRICK, S., C. D. GELATT und M. P. VECCHI (1983). „Optimization by Simulated Annealing“. *Science* 220.4598, S. 671–680.
- KLEMES, V. (1986). „Operational testing of hydrological simulation models“. *Hydrological Sciences Journal* 31.1, S. 13–24.
- KOHONEN, T. (1982). „Analysis of a simple self-organizing process“. *Biological Cybernetics* 44.2, S. 135–140.
- KOHONEN, T. (1990). „The Self-Organizing Map“. *Proceedings of the IEEE* 78, NO. 9, S. 1464–1480.
- KOHONEN, T. (1995). *Self-Organizing Maps*. Springer Series in Information Science. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York.
- KUMAR, R., L. SAMANIEGO und S. ATTINGER (2010). „The effects of spatial discretization and model parameterization on the prediction of extreme runoff characteristics“. *Journal of Hydrology* 392.1-2, S. 54–69.
- LAIQ, F., D. GANORA, P. CLAPS und G. GALEATI (2011). „Spatially smooth regional estimation of the flood frequency curve (with uncertainty)“. *Journal of Hydrology* 408.1-2, S. 67–77.

- LEY, R., M. C. CASPER, H. HELLEBRAND und R. MERZ (2011). „Catchment classification by runoff behaviour with self-organizing maps (SOM)“. *Hydrology and Earth System Sciences* 15, S. 2947–2962.
- LINDSTRÖM, G., B. JOHANSSON, M. PERSSON, M. GARDELIN und S. BERGSTRÖM (1997). „Development and test of the distributed HBV-96 hydrological model“. *Journal of Hydrology* 201.1-4, S. 272–288.
- LÓPEZ GARCÍA, H. und I. MACHÓN GONZÁLEZ (2004). „Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring“. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17.3, S. 215–225.
- LUO, J., E. WANG, S. SHEN, H. ZHENG und Y. ZHANG (2012). „Effects of conditional parameterization on performance of rainfall-runoff model regarding hydrologic non-stationarity“. *Hydrological Processes* 26.26, S. 3953–3961.
- MANIAK, U. (2005). *Hydrologie und Wasserwirtschaft - Eine Einführung für Ingenieure*. Bd. 5. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York.
- MCINTYRE, N., H. LEE, H. WHEATER, A. YOUNG und T. WAGENER (2005). „Ensemble predictions of runoff in ungauged catchments“. *Water Resources Research* 41.12, W12434.
- MERZ, R. und G. BLÖSCHL (2004). „Regionalisation of catchment model parameters“. *Journal of hydrology* 287.1-4, S. 95–123.
- MERZ, R., J. PARAJKA und G. BLÖSCHL (2011). „Time stability of catchment model parameters: Implications for climate impact analyses“. *Water Resources Research* 47, W02531, S. 1–17.
- MILLY, P. C. D., J. BETANCOURT, M. FALKENMARK, R. M. HIRSCH, Z. W. KUNDZEWICZ, D. P. LETTENMAIER und R. J. STOUFFER (2008). „Stationarity Is Dead: Whither Water Management?“ *Science* 319.5863, S. 573–574.
- MOHAMOUD, Y. M. (2008). „Prediction of daily flow duration curves and streamflow for ungauged catchments using regional flow duration curves“. *Hydrological Sciences Journal* 53.4, S. 706–724.
- MUERTH, M. J., B. GAUVIN ST-DENIS, S. RICARD, J. A. VELÁZQUEZ, J. SCHMID, M. MINVILLE, D. CAYA, D. CHAUMONT, R. LUDWIG und R. TURCOTTE (2013). „On the

- need for bias correction in regional climate scenarios to assess climate change impacts on river runoff“. *Hydrology and Earth System Sciences* 17.3, S. 1189–1204.
- MUNICH RE (2013). *Überschwemmungen dominieren Naturkatastrophenstatistik im 1. Halbjahr 2013*. Presseinformation Münchener Rückversicherungs-Gesellschaft, München.
- MURPHY, C., R. FEALY, R. CHARLTON und J. SWEENEY (2006). „The reliability of an ‘off-the-shelf’ conceptual rainfall runoff model for use in climate impact assessment: uncertainty quantification using Latin hypercube sampling“. *Area* 38.1, S. 65–78.
- NASH, J. E. und I. V. SUTCLIFFE (1970). „River Flow Forecasting through Conceptual Models - Part I - A Discussion of Principles“. *Journal of Hydrology* 10, S. 282–290.
- O’LOUGHLIN, F., M. BRUEN und T. WAGENER (2013). „Parameter sensitivity of a watershed-scale flood forecasting model as a function of modelling time-step“. *Hydrology Research* 44.2, S. 334–350.
- LOUDIN, L., V. ANDRÉASSIAN, T. MATHEVET, C. PERRIN und C. MICHEL (2006). „Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations“. *Water Resources Research* 42.7, W07410.
- LOUDIN, L., A. KAY, V. ANDRÉASSIAN und C. PERRIN (2010). „Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar?“ *Water Resources Research* 46.11, W11558.
- PARAJKA, J., G. BLÖSCHL und R. MERZ (2007). „Regional calibration of catchment models: Potential for ungauged catchments“. *Water Resources Research* 43.6, W06406.
- PATHIRAJA, S., S. WESTRA und A. SHARMA (2012). „Why continuous simulation? The role of antecedent moisture in design flood estimation“. *Water Resources Research* 48.6, W06534.
- RAZAVI, T. und P. COULIBALY (2013). „Streamflow Prediction in Ungauged Basins: Review of Regionalization Methods“. *Journal of Hydrologic Engineering* 18.8, S. 958–975.
- RIVERA, D., M. LILLO, C. UVO, M. BILLIB und J. ARUMÍ (2012). „Forecasting monthly precipitation in Central Chile: a self-organizing map approach using filtered sea surface temperature“. *Theoretical and Applied Climatology* 107.1-2, S. 1–13.

- SAMANIEGO, L., R. KUMAR und S. ATTINGER (2010). „Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale“. *Water Resources Research* 46.5, W05523.
- SCHULLA, J. (2013). *Model Description WaSiM (Water balance Simulation Model)*. Techn. Ber. Hydrology Software Consulting J. Schulla, Zürich.
- SEIBERT, J. (1999). „Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall-runoff model“. *Agricultural and Forest Meteorology* 98-99.0, S. 279–293.
- SIVAPALAN, M. (2003). „Prediction in ungauged basins: a grand challenge for theoretical hydrology“. *Hydrological Processes* 17.15, S. 3163–3170.
- SMHI (2008). *Integrated Hydrological Modelling System - Manual Version 6.0*. Techn. Ber. Swedish Meteorological und Hydrological Institute.
- STOWELL, D. (2010). „Making music through real-time voice timbre analysis: machine learning and timbral control“. Diss. Queen Mary University.
- TEUTSCHBEIN, C. und J. SEIBERT (2010). „Regional Climate Models for Hydrological Impact Studies at the Catchment Scale: A Review of Recent Modeling Strategies“. *Geography Compass* 4.7, S. 834–860.
- THEMESSL, M., A. GOBIET und A. LEUPRECHT (2011). „Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models“. *International Journal of Climatology* 31.10, S. 1530–1544.
- THOMAS, D. M. und M. A. BENSON (1970). *Generalization of Streamflow Characteristics From Drainage-Basin Characteristics*. Geological Survey Water-Supply. Washington: United States Government Printing Office.
- TOKAR, A. und P. JOHNSON (1999). „Rainfall-Runoff Modeling Using Artificial Neural Networks“. *Journal of Hydrologic Engineering* 4.3, S. 232–239.
- TOLSON, B. A. und C. A. SHOEMAKER (2007). „Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration“. *Water Resources Research* 43, W01413, S. 1–16.
- UN (2011). *World Population Prospects: Main Results*. United Nations, Department of Economic und Social Affairs, Population Division, New York.

- VAN DER HEIJDEN, S. (2013). „Fuzzyregelbasierte Metamodellierung von Nitrattransport für großskalige Entscheidungsunterstützung“. Diss. Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau, Leibniz Universität Hannover.
- VAZE, J., D. A. POST, F. H. S. CHIEW, J. M. PERRAUD, N. R. VINEY und J. TENG (2010). „Climate non-stationarity - Validity of calibrated rainfall-runoff models for use in climate change studies“. *Journal of Hydrology* 394.3-4, S. 447–457.
- VESANTO, J., J. HIMBERG, E. ALHONIEMI und J. PARHANKANGAS (2000). *SOM Toolbox for Matlab 5*. Techn. Ber. Helsinki University of Technology.
- VIVIROLI, D., H. MITTELBACH, J. GURTZ und R. WEINGARTNER (2009). „Continuous simulation for flood estimation in ungauged mesoscale catchments of Switzerland - Part II: Parameter regionalisation and flood estimation results“. *Journal of Hydrology* 377, S. 208–225.
- WAGENER, T., N. MCINTYRE, M. J. LEES, H. S. WHEATER und H. V. GUPTA (2003). „Towards reduced uncertainty in conceptual rainfall-runoff modelling: dynamic identifiability analysis“. *Hydrological Processes* 17.2, S. 455–476.
- WAGENER, T. und H. S. WHEATER (2006). „Parameter estimation and regionalization for continuous rainfall-runoff models including uncertainty“. *Journal of Hydrology* 320.1-2, S. 132–154.
- WAGENER, T., M. SIVAPALAN, P. TROCH und R. WOODS (2007). „Catchment Classification and Hydrologic Similarity“. *Geography Compass* 1/4, S. 901–931.
- WALLNER, M., U. HABERLANDT und J. DIETRICH (2012). „Evaluation of different calibration strategies for large scale continuous hydrological modelling“. *Advances in Geosciences* 31, S. 67–74.
- WALLNER, M., U. HABERLANDT, F. KRAUSE, S. VAN DER HEIJDEN, N. MAIER, J. DIETRICH, A. FANGMANN, M. GELLESZUN, K. FÖRSTER, M. GOCHT, K. STEIN, G. MEON, M. HEROLD, T. PTAK, M. SAUTER, V. SPERING, F. VERWORN, K. ROSENWINKEL, A. HEUER, S. LANGE, C. FORBERG, A. HAAS, B. RESTEMEYER, B. GERKENSMEIER, M. ANHALT und H. J. (2013a). *Abschlussbericht KLIFF Forschungsthema 6: Binnengewässer - Auswirkungen von Klimaänderungen auf Wasserdargebot, Hochwasserrisiko und Gewässerbelastung in Niedersachsen (KLIFWA) - unveröffentlicht*. Techn. Ber. Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau, Leibniz Universität Hannover.

- WALLNER, M., U. HABERLANDT und J. DIETRICH (2013b). „A one-step similarity approach for the regionalization of hydrological model parameters based on Self-Organizing Maps“. *Journal of Hydrology* 494.0, S. 59–71.
- WILBY, R. L. (2005). „Uncertainty in water resource model parameters used for climate change impact assessment“. *Hydrological Processes* 19.16, S. 3201–3219.
- WINSEMIUS, H. C., B. SCHAEFLI, A. MONTANARI und H. H. G. SAVENIJE (2009). „On the calibration of hydrological models in ungauged basins: A framework for integrating hard and soft hydrological information“. *Water Resources Research* 45.12, W12422.
- YOUNG, A. R. (2006). „Stream flow simulation within UK ungauged catchments using a daily rainfall-runoff model“. *Journal of Hydrology* 320.1-2, S. 155–172.

Anhang

A Pegeldaten Übersicht

Tabelle A.1: Übersicht Pegel mit stündlichen Zeitreihen im Aller-Leine-Einzugsgebiet.

Stations ID	Pegel	Gewässer	Fläche km ²	XX-GK3	YY-GK3	Start-Std	Ende-Std
4854112	Aligse	Burgdorfer Aue	180.0	3567170	5808450	01/01/2003	02/01/2009
4886165	Bad Salzdetfurth	Lamme	127.0	3569590	5771010	01/01/2003	02/01/2009
4836128	Beedenbostel	Aschau	148.0	3584750	5836900	01/01/2004	01/01/2009
4886183	Borsumer Pass	Bruchgraben	116.0	3567520	5788880	01/01/2003	02/01/2009
4894119	Brock	Böhme	285.0	3550540	5861700	01/01/2004	01/01/2009
4843105	Broistedt	Fuhse	181.0	3590140	5784920	01/01/2005	01/01/2008
4886155	Derneburg	Nette	309.0	3577160	5774560	01/01/2003	02/01/2009
4888137	Düendorf	Südaue	189.0	3528840	5806730	01/01/2003	02/01/2009
4896111	Frankenfelderbruch	Alpe	164.0	3527360	5845480	01/01/2004	01/01/2009
4881137	Gartemühle	Garte	86.3	3565440	5706660	01/01/2004	01/01/2008
4828120	Glentorf	Schunter	296.0	3622982	5801530	01/01/2005	01/01/2008
4881142	Göttingen	Leine	633.0	3563680	5713510	01/01/2004	01/01/2008
4886143	Gr.Rhüden	Nette	125.0	3577330	5756950	01/01/2005	01/01/2007
4885162	Hallerburg	Haller	104.0	3549040	5782360	12/11/2003	02/01/2009
4892106	Hörsten	Meiße	79.6	3561120	5849320	01/01/2004	01/01/2009
4884122	Kuventhal	Krummes Wasser	61.8	3558440	5745970	01/01/2004	01/01/2008
4898107	Lehringen	Lehrde	100.0	3528130	5861490	01/01/2004	01/01/2009
4881166	Leineturm	Leine	990.0	3566750	5730680	01/01/2004	01/01/2008
4836118	Luttern	Lutter	145.0	3588420	5838200	01/01/2004	01/01/2009
4881129	Mariengarten	Dramme	45.2	3560500	5701580	01/01/2004	01/01/2008
4885150	Mehle	Saale	136.0	3547880	5775080	01/11/2004	02/01/2009
4892110	Meißendorf	-	109.0	3556737	5844213	01/01/2004	01/01/2009
4872119	Meitze	Wietze	242.0	3554320	5825960	01/01/2003	02/01/2009
4816123	Neudorf-Platendorf	Ise	334.0	3608950	5827762	01/01/2004	01/01/2008
4834114	Neuhaus S	Schwarzwasser	210.0	3589460	5827300	01/01/2004	01/01/2009
4828132	Niedersicke	Wabe	40.1	3611724	5787701	01/01/2005	01/01/2008
4887121	Oberricklingen	Ihme	86.7	3549160	5800050	01/01/2003	02/01/2009
4884110	Oldendorf	Ilme	149.0	3553200	5742190	01/01/2004	01/01/2008
4845103	Peine	Fuhse	360.0	3582870	5799730	01/01/2005	01/01/2008
4882161	Pionierbrücke	Sieber	44.5	3599050	5730500	01/11/2000	31/12/2008
4863115	Poitzen	Írtze	198.0	3575780	5863410	01/01/2004	01/01/2009
4881121	Reckershausen	Leine	321.0	3564820	5697260	01/01/2004	01/01/2008
4866111	Reiningen	Wietze	159.0	3570960	5865480	01/01/2004	01/01/2009
4888121	Rodenberg	Rodenberger Aue	154.0	3524540	5798260	01/01/2003	02/01/2009
4882122	RollshausenH	Hahle	184.0	3584660	5715880	01/01/2004	01/01/2008
4886129	Sehlde	Neile	59.9	3587580	5766160	01/01/2005	01/01/2007
4894107	Tetendorf	Böhme	110.0	3556850	5871260	01/01/2004	01/01/2009
4821125	Vienenburg R	Radau	57.5	3607857	5759226	01/01/2005	01/01/2008
4813127	Warmenau Kl.A	Kleine Aller	141.0	3618439	5815485	01/01/2005	01/01/2008
4894120	Westerharl Süd	Bomlitz	60.8	3544880	5864750	01/01/2004	01/01/2008
4872128	Wieckenberg	Wietze	399	3557210	5833810	01/01/2004	01/01/2009

Tabelle A.2: Übersicht Pegel mit täglichen Zeitreihen im Aller-Leine-Einzugsgebiet.

Stations ID	Pegel	Gewässer	Fläche km ²	XX-GK3	YY-GK3	Start-Tag	Ende-Tag
4854112	Aligse	Burgdorfer Aue	180.0	3567170	5808450	01/04/1984	31/12/2007
4886165	Bad Salzdettfurth	Lamme	127.0	3569590	5771010	01/11/1967	31/12/2007
4836128	Beedenbostel	Aschau	148.0	3584750	5836900	01/11/1984	31/12/2007
4886183	Borsumer Pass	Bruchgraben	116.0	3567520	5788880	01/06/1966	31/12/2007
4894119	Brock	Böhme	285.0	3550540	5861700	01/11/1960	31/12/2007
4843105	Broistedt	Fuhse	181.0	3590140	5784920	01/11/1981	31/12/2006
4886155	Derneburg	Nette	309.0	3577160	5774560	01/09/1977	31/12/2007
4888137	Düendorf	Südaue	189.0	3528840	5806730	01/11/1980	31/12/2007
4896111	Frankenfelderbruch	Alpe	164.0	3527360	5845480	01/11/1963	31/12/2007
4881137	Gartemühle	Garte	86.3	3565440	5706660	01/11/1983	31/12/2006
4828120	Glentorf	Schunter	296.0	3622982	5801530	01/11/1965	31/12/2006
4881142	Göttingen	Leine	633.0	3563680	5713510	01/11/1958	31/12/2006
4886143	Gr.Rhüden	Nette	125.0	3577330	5756950	01/11/1961	31/12/2006
4885162	Hallerburg	Haller	104.0	3549040	5782360	01/11/1973	31/12/1997
4892106	Hörsten	Meiße	79.6	3561120	5849320	01/11/1960	31/12/2007
4884122	Kuventhal	Krummes Wasser	61.8	3558440	5745970	01/11/1961	31/12/2006
4898107	Lehringen	Lehrde	100.0	3528130	5861490	01/11/1954	31/12/2007
4881166	Leineturm	Leine	990.0	3566750	5730680	01/11/1980	31/12/2006
4836118	Luttern	Lutter	145.0	3588420	5838200	01/11/1984	31/12/2000
4881129	Mariengarten	Dramme	45.2	3560500	5701580	01/11/1963	31/12/2006
4885150	Mehle	Saale	136.0	3547880	5775080	01/11/1961	31/12/2007
4892110	Meißendorf	-	109.0	3556737	5844213	01/01/2004	31/12/2008
4872119	Meitze	Wietze	242.0	3554320	5825960	01/11/1966	31/12/2007
4816123	Neudorf-Platendorf	Ise	334.0	3608950	5827762	01/11/1966	31/12/2006
4834114	Neuhaus S	Schwarzwasser	210.0	3589460	5827300	01/11/1960	31/12/2007
4828132	Niedersicke	Wabe	40.1	3611724	5787701	01/11/1965	31/12/2006
4887121	Oberricklingen	Ihme	86.7	3549160	5800050	01/11/1970	31/12/2007
4884110	Oldendorf	Ilme	149.0	3553200	5742190	01/11/1961	31/12/2006
4845103	Peine	Fuhse	360.0	3582870	5799730	01/11/1964	31/12/2006
4882161	Pionierbrücke	Sieber	44.5	3599050	5730500	01/11/1929	31/12/2006
4863115	Poitzten	Írtze	198.0	3575780	5863410	01/01/2000	31/12/2007
4881121	Reckershausen	Leine	321.0	3564820	5697260	01/11/1963	31/12/2006
4866111	Reiningen	Wietze	159.0	3570960	5865480	01/11/1985	31/12/2007
4888121	Rodenberg	Rodenberger Aue	154.0	3524540	5798260	01/11/1963	31/12/2007
4882122	RollshausenH	Hahle	184.0	3584660	5715880	01/11/1961	31/12/2006
4886129	Schlde	Neile	59.9	3587580	5766160	01/11/1984	31/03/2007
4894107	Tetendorf	Böhme	110.0	3556850	5871260	01/11/1985	31/12/2000
4821125	Vienenburg R	Radau	57.5	3607857	5759226	01/11/1963	31/12/2006
4813127	Warmenau Kl.A	Kleine Aller	141.0	3618439	5815485	01/11/1981	31/12/2006
4894120	Westerharl Süd	Bomlitz	60.8	3544880	5864750	01/11/1989	31/12/2000
4872128	Wieckenberg	Wietze	399	3557210	5833810	01/11/1960	31/12/2007

Tabelle A.3: Übersicht Pegel und Aufzeichnung der Extremwerte im Aller-Leine-Einzugsgebiet.

Stations ID	Pegel	Gewässer	Fläche km ²	XX-GK3	YY-GK3	Start-Ext	End-Ext
4854112	Aligse	Burgdorfer Aue	180.0	3567170	5808450	1985	2005
4886165	Bad Salzdettfurth	Lamme	127.0	3569590	5771010	1968	2005
4836128	Beedenbostel	Aschau	148.0	3584750	5836900	1984	2005
4886183	Borsumer Pass	Bruchgraben	116.0	3567520	5788880	1967	2005
4894119	Brock	Böhme	285.0	3550540	5861700	1960	2005
4843105	Broistedt	Fuhse	181.0	3590140	5784920	1982	2005
4886155	Derneburg	Nette	309.0	3577160	5774560	1978	2005
4888137	Düendorf	Südaue	189.0	3528840	5806730	1981	2005
4896111	Frankenfelderbruch	Alpe	164.0	3527360	5845480	1960	2005
4881137	Gartemühle	Garte	86.3	3565440	5706660	1984	2005
4828120	Glentorf	Schunter	296.0	3622982	5801530	1966	2005
4881142	Göttingen	Leine	633.0	3563680	5713510	1958	2005
4886143	Gr.Rhüden	Nette	125.0	3577330	5756950	1962	2005
4885162	Hallerburg	Haller	104.0	3549040	5782360	1973	2005
4892106	Hörsten	Meiße	79.6	3561120	5849320	1961	2005
4884122	Kuventhal	Krummes Wasser	61.8	3558440	5745970	1962	2005
4898107	Lehringen	Lehrde	100.0	3528130	5861490	1955	2005
4881166	Leineturm	Leine	990.0	3566750	5730680	1981	2005
4836118	Luttern	Lutter	145.0	3588420	5838200	1985	2000
4881129	Mariengarten	Dramme	45.2	3560500	5701580	1964	2005
4885150	Mehle	Saale	136.0	3547880	5775080	1962	2005
4892110	Meißendorf	-	109.0	3556737	5844213	1961	2005
4872119	Meitze	Wietze	242.0	3554320	5825960	1967	2005
4816123	Neudorf-Platendorf	Ise	334.0	3608950	5827762	1966	2005
4834114	Neuhaus S	Schwarzwasser	210.0	3589460	5827300	1960	2005
4828132	Niedersicke	Wabe	40.1	3611724	5787701	1966	2005
4887121	Oberricklingen	Ihme	86.7	3549160	5800050	1970	2005
4884110	Oldendorf	Ilme	149.0	3553200	5742190	1961	2005
4845103	Peine	Fuhse	360.0	3582870	5799730	1965	2005
4882161	Pionierbrücke	Sieber	44.5	3599050	5730500	1952	2005
4863115	Poitzten	Írtze	198.0	3575780	5863410	2001	2005
4881121	Reckershausen	Leine	321.0	3564820	5697260	1964	2005
4866111	Reiningen	Wietze	159.0	3570960	5865480	1986	2005
4888121	Rodenberg	Rodenberger Aue	154.0	3524540	5798260	1964	2005
4882122	RollshausenH	Hahle	184.0	3584660	5715880	1962	2005
4886129	Sehlde	Neile	59.9	3587580	5766160	1985	2005
4894107	Tetendorf	Böhme	110.0	3556850	5871260	1986	2000
4821125	Vienenburg R	Radau	57.5	3607857	5759226	1964	2005
4813127	Warmenau Kl.A	Kleine Aller	141.0	3618439	5815485	1982	2005
4894120	Westerharl Süd	Bomlitz	60.8	3544880	5864750	1989	2000
4872128	Wieckenberg	Wietze	399	3557210	5833810	1961	2005

B Zeitlicher Transfer hydrologischer Modellparameter

B.1 SOM-Analyse Modellparameter vs. Klimaindizes

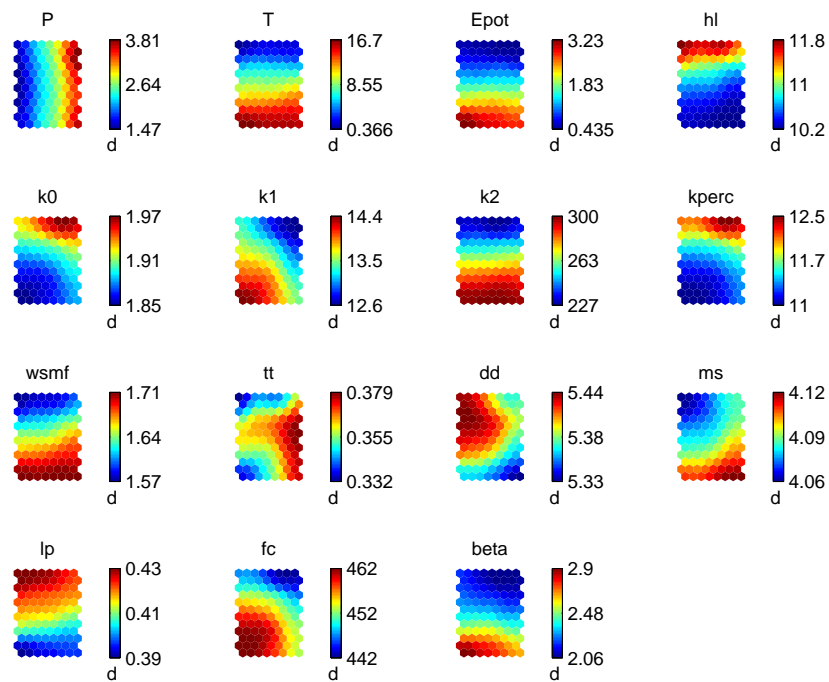


Abbildung B.1: *Component Planes* des Nette-Einzugsgebiets (De) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

B. Zeitlicher Transfer hydrologischer Modellparameter

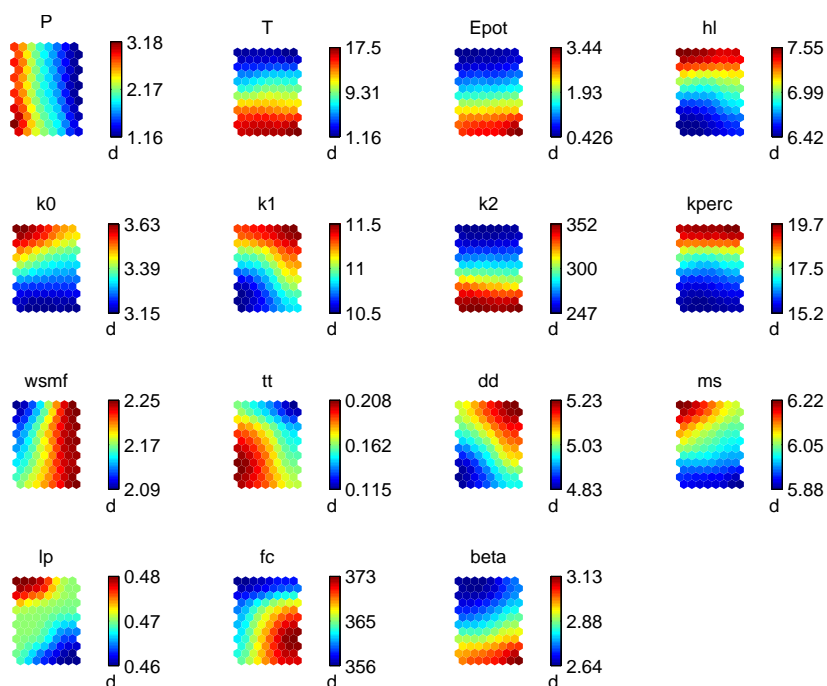


Abbildung B.2: *Component Planes* des Schunter-Einzugsgebiets (GI) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

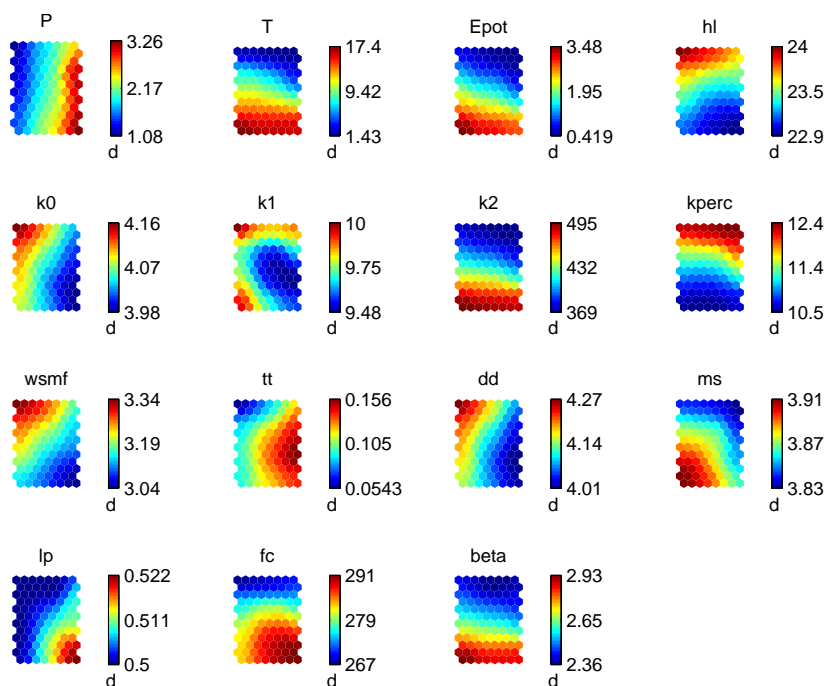


Abbildung B.3: *Component Planes* des Ise-Einzugsgebiets (NP) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

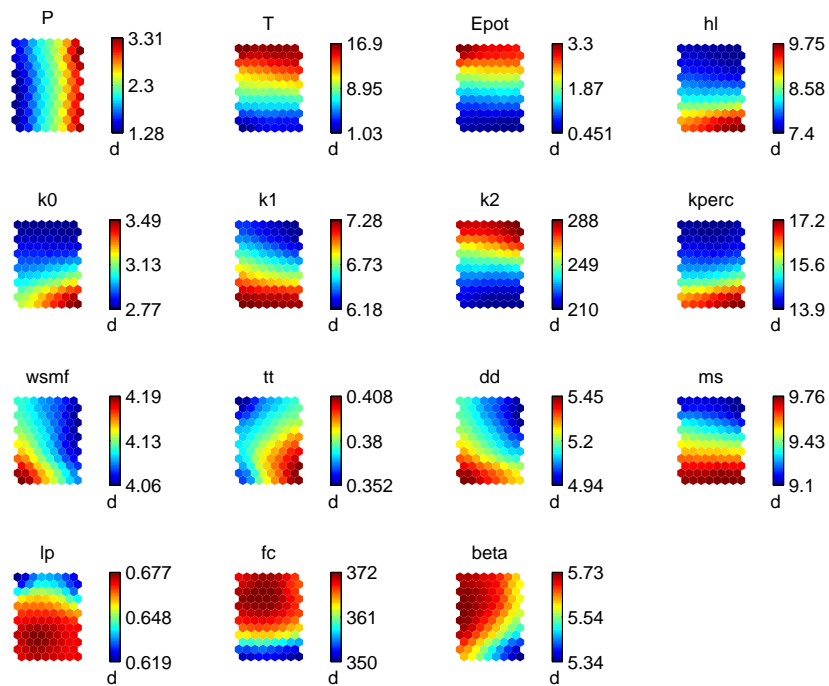


Abbildung B.4: *Component Planes* des Ihme-Einzugsgebiets (Ob) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

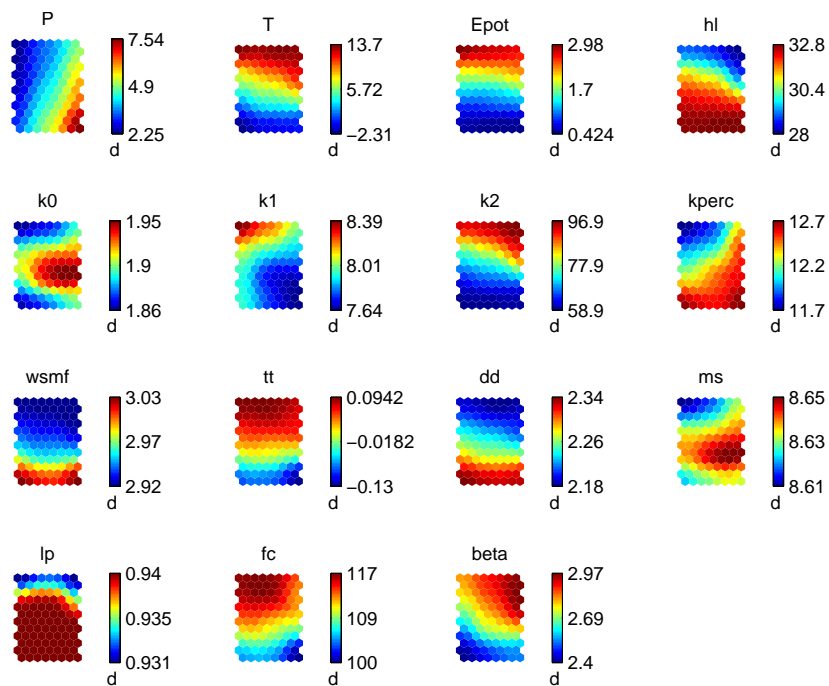


Abbildung B.5: *Component Planes* des Sieber-Einzugsgebiets (Pi) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

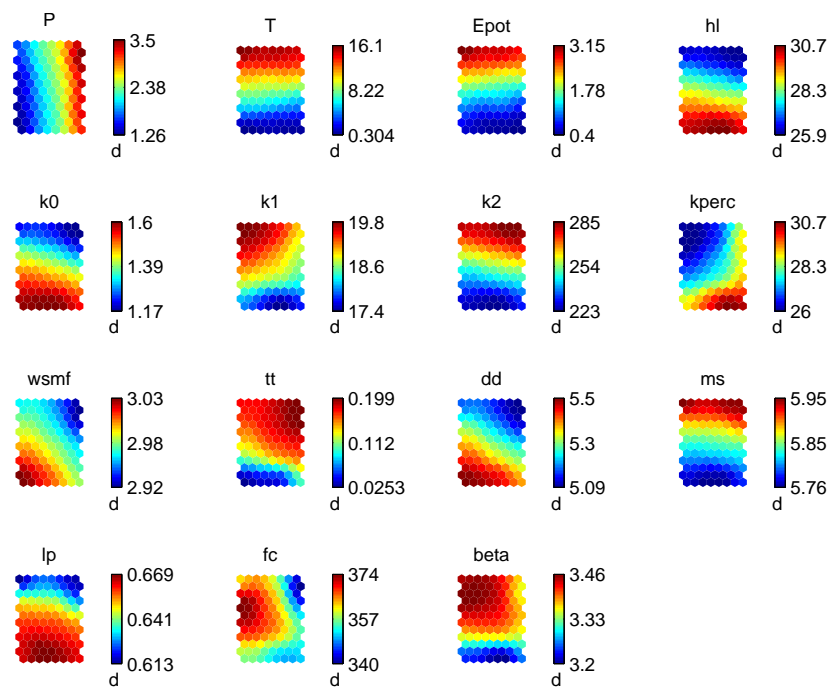


Abbildung B.6: *Component Planes* des Obere-Leine-Einzugsgebiets (Re) nach dem Training der SOM-B2. Für die Darstellung wurde aus den 100 Realisationen der Mittelwert der Parameterwerte zu jedem Zeitschritt berechnet.

B.2 Korrelation potentielle Verdunstung vs. Modellparameter

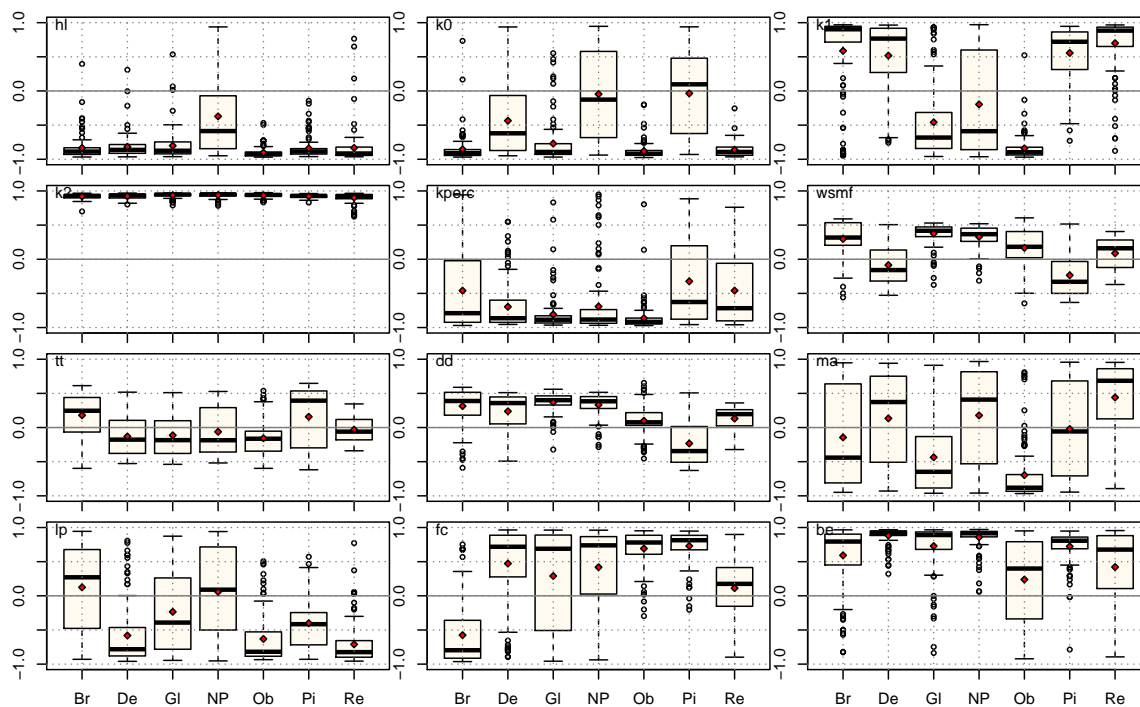


Abbildung B.7: Korrelation nach Spearman zwischen den Modellparametern und der potentiellen Verdunstung E_{pot} . Die Boxplots repräsentieren die 100 Realisationen.

C Validierung der an Abflussstatistiken kalibrierten Modellparameter

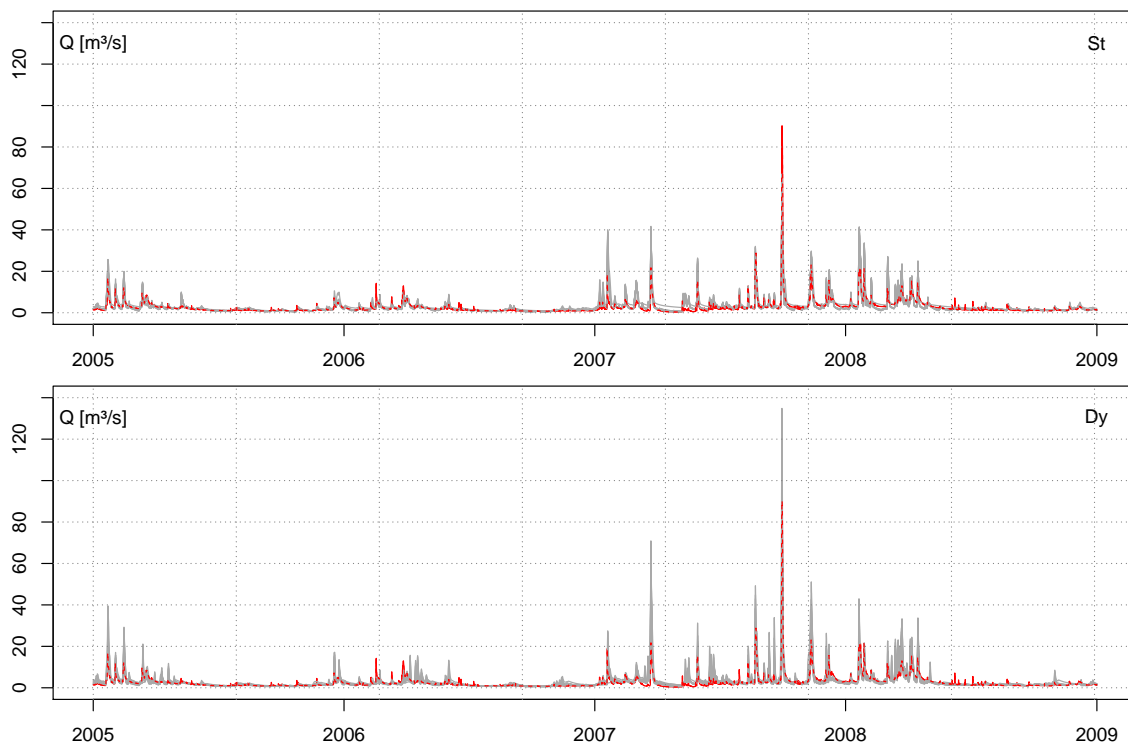


Abbildung C.1: Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Nette am Pegel Derneburg (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).

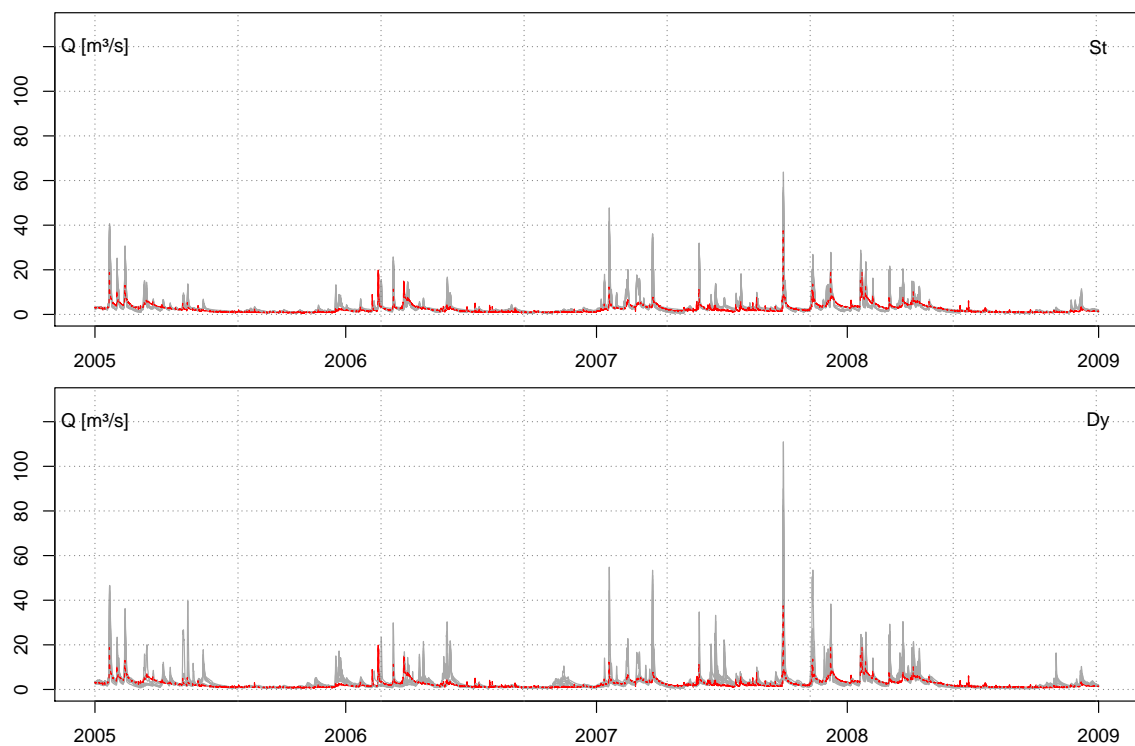


Abbildung C.2: Beobachtete und simulierte Abflussganglinie des Einzugsgebiets der Oberen-Leine am Pegel Reckershausen (rot = Beobachtung; grau = simulierte Abflüsse mit den 10 Parametersätzen).