



**TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DRESDEN**

Institut für Hydrologie und Meteorologie Lehrstuhl für Hydrologie

Jens Grundmann

**ANALYSE UND SIMULATION VON UNSICHERHEITEN
IN DER FLÄCHENDIFFERENZIIERTEN
NIEDERSCHLAGS-ABFLUSS-MODELLIERUNG**

Dresden, März 2010



Dresdner Schriften zur Hydrologie

Heft 8

Analyse und Simulation von Unsicherheiten in der flächendifferenzierten Niederschlags-Abfluss-Modellierung

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
Doctor rerum naturalium (Dr. rer. nat.)

vorgelegt der Fakultät Forst-, Geo- und Hydrowissenschaften
der Technischen Universität Dresden

von

Dipl.-Hydrol. Jens Grundmann

geb. am 25.09.1973 in Dresden

Gutachter:

Herr Prof. Dr. G.H. Schmitz, Technische Universität Dresden

Herr Prof. Dr. R. Liedl, Technische Universität Dresden

Herr Prof. Dr. M. Disse, Universität der Bundeswehr München

Prüfer:

Herr Prof. Dr. P. Krebs, Technische Universität Dresden (Vorsitz)

Herr Prof. Dr. G.H. Schmitz, Technische Universität Dresden

Herr Prof. Dr. R. Liedl, Technische Universität Dresden

Ort und Tag der Verteidigung: Dresden, 3.April 2009

Zusammenfassung

Die deterministische Modellierung des Niederschlags-Abfluss(N-A)-Prozesses mit flächendifferenzierten, prozessbasierten Modellen ist von zahlreichen Unsicherheiten beeinflusst. Diese Unsicherheiten resultieren hauptsächlich aus den genutzten Daten, die Messfehlern unterliegen sowie für eine flächendifferenzierte Modellierung entsprechend aufbereitet werden müssen, und der Abstraktion der natürlichen Prozesse im Modell selbst. Da N-A-Modelle in der hydrologischen Praxis vielfältig eingesetzt werden, sind Zuverlässigkeitsaussagen im Hinblick auf eine spezielle Anwendung nötig, um das Vertrauen in die Modellergebnisse zu festigen.

Die neu entwickelte Strategie zur Analyse und Simulation der Unsicherheiten eines flächendifferenzierten, prozessbasierten N-A-Modells ermöglicht eine umfassende, globale und komponentenbasierte Unsicherheitsbestimmung. Am Beispiel des mesoskaligen Einzugsgebiets der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz im mittleren Erzgebirge wird der Einfluss maßgebender Unsicherheiten im N-A-Prozess sowie deren Kombination zu einer Gesamt-Unsicherheit auf den Gebietsabfluss aufgezeigt. Zunächst werden die maßgebenden Unsicherheiten separat quantifiziert, wobei die folgenden Methoden eingesetzt werden:

- Monte-Carlo Simulationen mit flächendifferenzierten stochastischen Bodenparametern zur Analyse des Einflusses unsicherer Bodeninformationen,
- Bayes'sche Inferenz und Markov-Ketten-Monte-Carlo Simulationen, die eine Unsicherheitsbestimmung der konzeptionellen Modellparameter der Abflussbildung und -konzentration ermöglichen und
- Monte-Carlo Simulationen mit stochastisch generierten Niederschlagsfeldern, die die raum-zeitliche Variabilität interpolierter Niederschlagsdaten beschreiben.

Die Kombination der Unsicherheiten zu einer hydrologischen Unsicherheit und einer Gesamt-Unsicherheit erfolgt ebenfalls mit Monte-Carlo Methoden. Dieses Vorgehen ermöglicht die Korrelationen der Zufallsvariablen zu erfassen und die mehrdimensionale Abhängigkeitsstruktur innerhalb der Zufallsvariablen empirisch zu beschreiben.

Die Ergebnisse zeigen für das Untersuchungsgebiet eine Dominanz der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung im Gebietsabfluss gefolgt von den Unsicherheiten aus den Bodeninformationen und den konzeptionellen Modellparametern. Diese Dominanz schlägt sich auch in der Gesamt-Unsicherheit nieder. Die aus Messdaten abgeleiteten Unsicherheiten weisen eine Heteroskedastizität auf, die durch den Prozessablauf geprägt ist. Weiterhin sind Indizien für eine Abhängigkeit der Unsicherheit von der Niederschlagsintensität sowie strukturelle Defizite des N-A-Modells sichtbar.

Die neu entwickelte Strategie ist prinzipiell auf andere Gebiete und Modelle übertragbar.

Summary

Modelling rainfall-runoff (R-R) processes using deterministic, spatial distributed, process-based models is affected by numerous uncertainties. One major source of these uncertainties originates from measurement errors together with the errors occurring in the process of data processing. Inadequate representation of the governing processes in the model with respect to a given application is another source of uncertainty. Considering that R-R models are commonly used in the hydrologic practice a quantification of the uncertainties is essential for a realistic interpretation of the model results.

The presented new framework allows for a comprehensive, total as well as component-based estimation of the uncertainties of model results from spatial distributed, process-based R-R modelling. The capabilities of the new framework to estimate the influence of the main sources of uncertainties as well as their combination to a total uncertainty is shown and analysed at the mesoscale catchment of the Schwarze Pockau of the Ore Mountains.

The approach employs the following methods to quantify the uncertainties:

- Monte Carlo simulations using spatial distributed stochastic soil parameters allow for the analysis of the impact of uncertain soil data
- Bayesian inference und Markov Chain Monte Carlo simulations, yield an estimate of the uncertainty of the conceptual model parameters governing the runoff formation and - concentration processes.
- Monte Carlo simulations using stochastically generated rainfall patterns describing the spatiotemporal variability of interpolated rainfall data.

Monte Carlo methods are also employed to combine the single sources of uncertainties to a hydrologic uncertainty and a total uncertainty. This approach accounts for the correlations between the random variables as well as an empirical description of their multidimensional dependence structure.

The example application shows a dominance of the uncertainty resulting from the spatiotemporal rainfall distribution followed by the uncertainties from the soil data and the conceptual model parameters with respect to runoff. This dominance is also reflected in the total uncertainty. The uncertainties derived from the data show a heteroscedasticity which is dominated by the process. Furthermore, the degree of uncertainty seems to depend on the rainfall intensity. The analysis of the uncertainties also indicates structural deficits of the R-R model.

The developed framework can principally be transferred to other catchments as well as to other R-R models.

Inhaltsverzeichnis

1	EINLEITUNG.....	1
2	UNSICHERHEITEN IN DER HYDROLOGISCHEN MODELLIERUNG	4
2.1	Quellen der Unsicherheit.....	4
2.2	Wissensstand und Defizite.....	6
2.3	Präzisierung der Zielstellung und Auswahl maßgebender Einflussgrößen.....	10
3	METHODEN DER HYDROLOGISCHEN MODELLIERUNG UND UNSICHERHEITSBESTIMMUNG..	13
3.1	Hydrologische Modellierung.....	13
3.1.1	Grundlagen	13
3.1.2	Problematik physikalisch begründeter Modelle in der Mesoskala.....	14
3.1.3	Der Einsatz des hydrologischen Modells WaSiM-ETH als Niederschlags-Abfluss-Modell	15
3.2.	Inverse Parameterbestimmung	19
3.2.1	Zielfunktionen und Gütekriterien zur Simulation von Hochwasser	19
3.2.2	Suchverfahren.....	25
3.3	Methoden der Analyse und Modellierung von Unsicherheiten.....	27
3.3.1	Dynamic Identifiability Analysis (DYNIA).....	27
3.3.2	Generalised Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE).....	28
3.3.3	Das Prinzip der Pareto-Optimalität in der Unsicherheitsbestimmung.....	30
3.3.4	Bayes'sche Inferenz	31
3.4	Methoden der Simulation von Unsicherheiten	35
3.4.1	Monte-Carlo-Simulation und Latin-Hypercube-Sampling.....	35
3.4.2	Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode	38
3.4.2.1	Grundlagen	38
3.4.2.2	Der Shuffled-Complex-Evolution-Metropolis-Algorithmus (SCEM-UA).....	39
4	EINE NEUE STRATEGIE FÜR DIE ANALYSE UND SIMULATION DER UNSICHERHEITEN IN DER FLÄCHENDIFFERENZIERTEN NIEDERSCHLAGS-ABFLUSS-MODELLIERUNG.....	41
5	ANALYSE UND MODELLIERUNG DER UNSICHERHEITEN DER DATEN UND DER MODELLPARAMETER, AUFGEZEIGT AM BEISPIEL DER SCHWARZEN POCKAU	46
5.1	Das Untersuchungsgebiet der Schwarzen Pockau.....	46

5.2	Parameteranalyse und Unsicherheitsbestimmung des Niederschlags-Abfluss-Modells.....	50
5.2.1	Parametersensitivität und -identifizierbarkeit.....	51
5.2.1.1	Parameterauswahl und numerische Experimente	51
5.2.1.2	Ergebnisse und Diskussion.....	52
5.2.1.3	Erkenntnisse.....	59
5.2.2	Parameterinteraktionen.....	61
5.2.3	Informationsausschöpfung der Ganglinie bei der Hochwassermodellierung	64
5.2.4	Vergleich der Methoden zur Unsicherheitsbestimmung	66
5.2.4.1	Aufbau des Experiments.....	67
5.2.4.2	Ergebnisse und Diskussion.....	68
5.2.4.3	Auswahl einer geeigneten Methode.....	73
5.3	Problematik unsicherer Bodeninformationen.....	76
5.3.1	Datengrundlage.....	77
5.3.2	Pedotransferfunktionen zur Erfassung der Variabilität der bodenhydraulischen Charakteristika.....	78
5.3.3	Umsetzung eines Ähnlichkeitskonzeptes zur Verarbeitung der Bodenvariabilität im hydrologischen Modell.....	82
5.3.3.1	Das Konzept vom ähnlichen Boden.....	82
5.3.3.2	Auswahl und Anwendung eines Ähnlichkeitsansatzes.....	85
5.3.4	Zusammenfassung und Fazit	89
5.4	Problematik der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung	91
6	EINFLUSS DER MABGEBENDEN UNSICHERHEITEN AUF DIE NIEDERSCHLAGS-ABFLUSS-MODELLIERUNG AM BEISPIEL DER SCHWARZEN POCKAU	94
6.1	Kalibrierung und Validierung des Niederschlags-Abfluss-Modells	94
6.2	Simulation und Analyse der Unsicherheiten ausgewählter Einflussgrößen.....	96
6.2.1	Einfluss unsicherer Modellparameter.....	96
6.2.2	Einfluss unsicherer Bodeninformationen	100
6.2.3	Einfluss der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung	103
6.2.4	Vergleich der Einflussgrößen	107
6.3	Simulation und Analyse der Kombination der Unsicherheiten.....	109
6.3.1	Kombination unsicherer Bodeninformationen und Modellparameter zur hydrologischen Unsicherheit	109
6.3.2	Kombination der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung und der hydrologischen Unsicherheit zur Gesamt-Unsicherheit.....	115
6.3.3	Analyse des Überlagerungsverhaltens.....	117
6.4	Erkenntnisse aus den Simulationen.....	120
7	ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK	123

LITERATUR	128
SYMBOLVERZEICHNIS	138
ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS	140
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	142
TABELLENVERZEICHNIS	146
ANLAGEN	147
A1: Identifizierbarkeit der Modellparameter	147
A2: GLUE-Analyse für die besten 1 % der Simulationen	148
A3: Analyse der pareto-optimalen Parametersätze bestimmt mittels MOSCEM	149
B: Ausgewählte Pedotransferfunktionen	150

1 Einleitung

Das Jahrhunderthochwasser in den Einzugsgebieten von Elbe und Donau im August 2002 forderte Schätzungen der Münchner Rückversicherung zufolge mehr als 100 Menschenleben und verursachte einen volkswirtschaftlichen Schaden von mehr als 15 Mrd. Euro.¹ Weite Landesteile Deutschlands, Tschechiens und Österreichs standen unter Wasser, verursacht durch großräumige Flussüberschwemmungen. Doch nicht nur die Menschen in den Flussniederungen waren vom Hochwasser betroffen, sondern vor allem auch die Bewohner der Mittelgebirgsregionen, in denen orografisch bedingt mehr Niederschlag fällt und Hochwasser ihren Ursprung haben. Anders als in den Talauen der großen Flussläufe, wo aufgrund der Fließzeit im Gewässer eine mehr oder weniger zuverlässige Hochwasservorhersage möglich war, wurden die Menschen in den Hochwasserentstehungsgebieten vom Ausmaß des Ereignisses überrascht (Abbildung 1.1). Der Einsatz der Katastrophenschützer blieb auf die Rettung von Leib und Leben beschränkt. Ein präventives Eingreifen zur Bewältigung der Katastrophe war nicht möglich.



Abb. 1.1: Vom Hochwasser zerstörte Häuser, Weesenstein August 2002 (Foto: Stefan Häßler)

¹ http://www.munichre.com/publications/302-03630_de.pdf, 19.08.2008

Um zukünftig auch für kleine bis mesoskalige Gebirgseinzugsgebiete² ein erfolgreiches Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse zu ermöglichen, werden Hochwasservorhersagesysteme benötigt, die erhöhte wissenschaftliche und technische Anforderungen stellen. Dies hat die folgenden Gründe:

Erstens kann ein ausreichend langer Vorhersagehorizont, der den Einsatzkräften des Katastrophenschutzes genügend Zeit für präventive Maßnahmen bietet, nur durch den Einsatz von meteorologischen Kurzfristvorhersagen³ erzielt werden. Die Verwendung von quantitativen Niederschlagsvorhersagen in der Hochwasservorhersage für mesoskalige Gebirgseinzugsgebiete erfordert zwangsläufig auch den Einsatz von Niederschlags-Abfluss- (N-A) Modellen, die die Transformation des Niederschlags in Abfluss beschreiben⁴. Die N-A-Modelle müssen dabei in der Lage sein, auch in einem Bereich außerhalb bisheriger Messwerte zuverlässige Ergebnisse zu liefern, da Hochwasserereignisse sehr selten auftreten. Bedingt durch die Dynamik des N-A-Prozesses in diesen schnell reagierenden Einzugsgebieten ist eine hohe zeitliche Auflösung (Stundenwerte und kleiner) der Modellierung nötig. Zudem erfordert die Heterogenität der Landschaft, d.h. die unterschiedlichen Fließwege und Fließeigenschaften im Einzugsgebiet, eine flächendifferenzierte Betrachtungsweise. Modelle, die dies leisten können, arbeiten auf der Basis prozessbeschreibender Differentialgleichungen mit physikalisch interpretierbaren und aus Messungen ableitbaren Parametern. Da allerdings Modelle allein schon per Definition eine vereinfachte Abbildung eines Ausschnittes der Realität repräsentieren, wie auch deren Eingangsgrößen z.B. Niederschlagsvorhersagen und Bodenkarten unsicher sind, können die Ergebnisse einer derartigen deterministischen Modellierung mit erheblichen Unsicherheiten behaftet sein. Ohne deren Kenntnis kann die Glaubwürdigkeit der Hochwasservorhersage leicht in Frage gestellt werden.

Deshalb bedarf **zweitens** die Forderung nach einer hohen Zuverlässigkeit der Hochwasservorhersage auch einer Quantifizierung der Vorhersageunsicherheit. Diese Unsicherheit, im statistischen Sinne als Wahrscheinlichkeit P für die Sicherheit des Eintreffens eines Ereignisses oder respektive als Unsicherheit $1-P$ interpretiert, kann z.B. an das Überschreiten von Warnstufen geknüpft werden. Die Vorteile eines derartigen probabilistischen Vorhersagesystems formuliert Krzysztofowicz (2001) folgendermaßen:

- Die Vorhersage ist wissenschaftlich exakter und ehrlicher, da die Angabe einer Unsicherheit erfolgt.
- Die Vorhersage ermöglicht Behörden und Einsatzkräften, auf Risiko basierende Kriterien der Hochwasserbeobachtung, -warnung und vorsorge aufzustellen.
- Die Information über die Unsicherheit ermöglicht dem Nutzer Entscheidungen auf

² Dyck und Peschke (1995) definieren die Mesoskala bis zu einer Größenordnung von 1000 km².

³ Der deutsche Wetterdienst (DWD) charakterisiert den Bereich der Kurzfristvorhersage zwischen 3 - 72 h.

⁴ Gegebenenfalls ist zusätzlich ein hydraulisches Modell erforderlich, wenn Aussagen zu Überschwemmungsflächen benötigt werden bzw. komplizierte Rückstau- und Speichereffekte zu erwarten sind.

rationaler Grundlage zu treffen, da er sein persönliches Risiko mit einbeziehen kann. Dies erlaubt dem Bürger ein selbstbestimmteres Handeln und trägt so zur Vermeidung von Panik bei.

- Entscheidungen auf rationaler Grundlage bieten zusätzlich ökonomische Vorteile, die letztendlich für die Gesellschaft als Ganzes gut sind.

Eine umfassende Analyse und Modellierung der Unsicherheiten der flächendifferenzierten, prozessorientierten N-A-Modellierung ist letztendlich erforderlich, um in der Kombination mit der Unsicherheit der meteorologischen Vorhersage eine globale Vorhersageunsicherheit abzuleiten, die als wichtige Grundlage für ein effizientes Risikomanagement im Hochwasserfall dient.

Da N-A-Modelle in der Hydrologie vielfältig angewendet werden, u.a. zur Bestimmung von Bemessungswerten für Bauwerke am Gewässer oder im Rahmen von Wasserhaushaltsmodellen zur Analyse und Prognose z.B. des Wasserdargebots, sind Zuverlässigkeitsaussagen generell nötig, um das Vertrauen in die Ergebnisse einer deterministischen Modellierung zu festigen. Insofern ist die Aufgabe, einer Analyse und Simulation der Unsicherheiten in der flächendifferenzierten, prozessorientierten N-A-Modellierung allgemeiner zu lösen und nicht ausschließlich auf die Hochwasservorhersage zu fokussieren.

2 Unsicherheiten in der hydrologischen Modellierung

2.1 Quellen der Unsicherheit

Die physikalisch begründete Modellierung der Prozesse des Wassertransports und der Speicherung in Boden und Festgestein birgt eine Reihe von Unsicherheiten. Die wesentlichen Unsicherheitsquellen bei einer flächendifferenzierten hydrologischen N-A-Modellierung von Einzugsgebieten (EZG) können folgendermaßen charakterisiert werden.

Datenunsicherheit

Für den Aufbau und den Betrieb hydrologischer Modelle wird eine Vielzahl an Daten benötigt. Allen Daten gemeinsam sind Messfehler, die aufgrund der Ungenauigkeit des Messgerätes, der Methodik und des Messaufwandes entstehen. Zusätzlich resultieren Unsicherheiten aus der Aufbereitung der Daten in Form von Inter- und Extrapolationen sowie Up- und Downscaling für die hydrologische Modellierung.

Geodaten dienen dem Aufbau und der Parametrisierung des Modells. Beispielsweise sind für den Untergrund (Boden und Geologie) lediglich punktuelle Stichproben vorhanden, die nur einen begrenzten Einblick in die räumliche Heterogenität der hydraulischen Eigenschaften des EZG bieten. Die Klassifizierung und die Generalisierung der punktuellen Messwerte in Kartenwerken nach Bodenarten und Fazies führen zu einer Bandbreite an möglichen Parameterwerten für alle Orte im EZG, für die keine Messungen vorliegen. Diese Variabilität der bodenhydraulischen Eigenschaften wird in Modellen zurzeit nur auf der Feldskala berücksichtigt.

Die *Daten des antreibenden meteorologischen Inputs* werden punktuell an räumlich verteilten Stationen gemessen. Für eine flächendifferenzierte Modellierung ist eine Interpolation dieser Daten auf die Einzugsgebietsfläche und somit unbeobachtete Ortspunkte notwendig. Die gängigen Interpolationsverfahren (z.B. Kriging) liefern zwar eine Schätzung des mittleren Verhaltens der Klimagröße, aber weder die Variabilität noch der tatsächliche Wert der Klimagröße werden damit adäquat erfasst.

Outputdaten oder Vergleichsdaten dienen der Kalibrierung und Validierung der Berechnungsergebnisse des Modells (z.B. Abfluss, Grundwasserstände, Schneeverteilungen) an der Beobachtung. Die am häufigsten in der Hydrologie verwendeten Abflussdaten sind nicht direkt messbar, sondern werden mit Hilfe des Wasserstands über die WQ-Beziehung ermittelt. Messwerte, welche die Gültigkeit der WQ-Beziehung im Bereich extremer Hochwasser belegen, sind sehr selten und mit großer Unsicherheit behaftet. Somit ist die

Extrapolation der WQ-Beziehung in dem Bereich großer Hochwasser ebenfalls unsicher.

Modellstrukturunsicherheit

Unsicherheiten in der Modellstruktur entstehen zum Einen aufgrund von Vereinfachungen bei der Abbildung komplexer natürlicher Prozesse in mathematischen Gleichungen (Abstraktion). Werden hierbei wesentliche Prozesse nicht berücksichtigt oder in ihrem Wirkungsmechanismus nicht adäquat beschrieben, so ergeben sich Einschränkungen in der Eignung und der Flexibilität des Modells bei der Anpassung auf die Daten. Zum Anderen führt die räumliche Gliederung der Landschaft in Berechnungseinheiten (Raster oder Polygone, Grad der Aggregation) und die zeitliche Diskretisierung der Prozessabläufe zu weiteren strukturellen Unsicherheiten.

Unsicherheit in den Modellparametern

Allgemein lassen sich Modellparameter in Parameter für die numerische Lösung und konzeptionelle Parameter gliedern. Erstere beeinflussen die Genauigkeit und die Geschwindigkeit der numerischen Lösung der zugrundeliegenden Differentialgleichungen und sollten im Rahmen von Sensitivitäts- und Konvergenzanalysen ausreichend exakt bestimmt werden können. Letztere beschreiben den natürlichen Prozess anhand einer konzeptionellen Ersatzvorstellung und müssen, da sie nicht aus der Beobachtung ableitbar sind, durch eine Modellkalibrierung bestimmt werden. Da allerdings die räumlich differenzierte Modellierung eine Vielzahl an Parametern aufweist und die Kalibrierung des Modells häufig nur an einer einzigen Outputgröße, nämlich der Abflussganglinie, erfolgt, entsteht ein mathematisch überbestimmtes System, das mehrere Lösungen zulässt. Beven (1993) bezeichnet dieses Problem als „Äquifinalität“ der Modellparameter.

Unsicherheit in den Zustandsgrößen

Die Kenntnis des Gebietszustands am Beginn einer Modellierung oder Vorhersage beeinflusst maßgeblich die Güte der Modellaussage. Dieser Zustand, ausgedrückt als Gebietsfeuchte oder Speicherfüllung, charakterisiert die Abflussbereitschaft eines Einzugsgebietes und ist einer direkten Messung nur sehr eingeschränkt zugänglich.

Klimatische Unsicherheit

Nicht zuletzt unterliegt das Klima zufälligen zeitlichen und räumlichen Schwankungen, auf die der Mensch zunehmend Einfluss nimmt. Für Kurzfristvorhersagen, wie es bei der Hochwasservorhersage der Fall ist, sollten diese Schwankungen allerdings eine untergeordnete Rolle spielen.

2.2 Wissensstand und Defizite

Betrachtet man die Vielzahl an Einflussgrößen auf das Ergebnis einer hydrologischen Modellierung, so wird schnell klar, dass die Quantifizierung der Gesamtunsicherheit keine einfache Aufgabe ist. Den enormen Forschungsbedarf und die großen internationalen Anstrengungen auf diesem Gebiet zeigt nicht zuletzt die von der IAHS (International Association for Hydrological Sciences) 2003 ins Leben gerufene PUB-Initiative (Predictions in Ungauged Basins) zur Prognose in unbeobachteten Gebieten. Hauptziele sind u.a. die Verbesserung des hydrologischen Modellverständnisses sowie die Kalibrierung und die Unsicherheitsanalyse hydrologischer Modelle (Sivapalan et al., 2003).

So wurde in den letzten Jahren eine Reihe von statistischen, analytischen und numerischen Verfahren in der Hydrologie entwickelt und eingesetzt, um die Zuverlässigkeit der Modellergebnisse zu bewerten. Die folgende Zusammenstellung soll dabei einen kurzen Einblick in die Vielfalt der Methoden geben.

Melching (1995) diskutiert verschiedene analytische Methoden zur Schätzung des Vertrauensbereichs der Modellergebnisse, die auf der Entwicklung von Taylorreihen um die geschätzten Erwartungswerte der Parameter basieren (z.B. First-Order-Second-Moment Methode, Rosenblueth's Point Estimation Methode, Harr's Point Estimation Methode). Ein Vergleich der Arbeiten verschiedener Autoren (Binley et al., 1991; Lei und Schilling, 1994; Melching, 1992) zu den einzelnen Methoden zeigt zum Teil große Streuungen in den Ergebnissen, wobei die Monte-Carlo-Simulation als Referenzlösung dient. Den Verfahren liegt die Annahme zu Grunde, dass die Linearisierung der Gütefunktion am Erwartungswert der Modellparameter auch repräsentativ für die Gütefunktion über den gesamten Parameterbereich ist. Diese Annahme verliert für nichtlineare Modelle, wie hydrologische Modelle es sind, ihre Gültigkeit (Melching, 1995). Deshalb ist die Anwendung der analytischen Methoden für die Unsicherheitsbestimmung hydrologischer Modelle nur eingeschränkt möglich.

Krzysztofowicz und Kelly (2000) sowie Montanari und Brath (2004) verwenden ein Meta-Gauss-Modell, das die Normal-Quantil-Transformation nutzt, um Beobachtungs- und Modelloutputganglinien in die Normalverteilung zu überführen. Beide Größen werden als Realisierungen zweier stochastischer Prozesse betrachtet, auf die ein Gauss'sches Fehlermodell zur Beschreibung der Unsicherheit der Modellergebnisse angewendet wird. Dabei nutzen Montanari und Brath (2004) eine lineare Regressionsbeziehung zwischen den Residuen und dem simulierten Abfluss, um einen Konfidenzbereich für die Modellergebnisse zu erzeugen. Das Verfahren kann für analytische und numerische Modelle eingesetzt werden, ist aber auf kleine Abweichungen beschränkt (Gattke, 2006). Im Ergebnis beschreibt das Meta-Gauss-Modell die Unsicherheit der Modellierung. Eine Differenzierung der Unsicherheit hinsichtlich ihrer Quellen ist jedoch nicht möglich.

Neben den beispielhaft vorgestellten statistisch-analytischen Methoden werden in der hydrologischen Modellierung statistisch-numerische Methoden eingesetzt, um mit Hilfe von

Optimierungs- und Monte-Carlo Verfahren geeignete Stichproben der Modellparameter zur Charakterisierung der Unsicherheit der Modellergebnisse zu erzeugen.

Bereits Melching (1995) führt aus, dass die Monte-Carlo-Methode aufgrund ihrer Flexibilität und Robustheit wahrscheinlich die einzige Methode zur Bestimmung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen für hoch nichtlineare Systeme und komplexe Systemwechselwirkungen ist.

Beven et al. (1992) nutzen Monte-Carlo-Simulationen, um mit Hilfe der GLUE-Methodik Parametersätze abzuleiten, deren Gütefunktion einen festzulegenden Grenzwert unterschreitet. Gupta et al. (1998) verwenden das Prinzip der Pareto-Optimalität und bestimmen mit der multikriteriellen Optimierung Parametersätze aus einem „Kompromissbereich“, der für verschiedene Gütekriterien, die unterschiedliche Aspekte der Abflussganglinie beschreiben, optimale Lösungen liefert. Nachteilig an diesen Methoden ist, dass alle in der Modellierung enthaltenen Unsicherheiten (z.B. Input, Struktur, ...) auf die Unsicherheit der analysierten Parameter abgebildet wird. Dies führt in der Konsequenz zu sehr breiten Dichtefunktionen und einer geringen Identifizierbarkeit der Parameter (Kavetski et al., 2002).

Bates et al. (2001) formulieren ein exaktes Schema des statistischen Verfahrens der Bayes'schen Inferenz zur Bestimmung der Parameterunsicherheit, das zusätzlich durch die Annahme eines additiven Fehlermodells auch die Modellierungsunsicherheit charakterisiert. Dies führt im Ergebnis zu einer genaueren Bestimmung der Parameterunsicherheit mit kleineren Parameterspannweiten. Dabei verwenden Bates et al. (2001) die von Kuczera und Parent (1998) in der Hydrologie eingeführte Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode, um die *Posteriori*-Verteilung der Modellparameter zu bestimmen.

Thiemann et al. (2001) präsentieren einen rekursiven Ansatz der Bayes'schen Inferenz zur Parameterbestimmung (BaRE). Anders als bei der üblichen Vorgehensweise im Batch-Modus, bei dem eine Zeitreihe mit dem zu untersuchenden Modell wiederholt simuliert wird, um die Parameterunsicherheit und den Vertrauensbereichs der Modellierung zu bestimmen, entwickeln Thiemann et al. (2001) einen online-(updating)-Modus, der zeitschrittweise Abflussdaten assimiliert und auf der Basis dieser neuen Informationen die Unsicherheitsbestimmung vornimmt.

Kavetski et al. (2002) zeigen exemplarisch, wie Zielfunktionen basierend auf der Minimierung der kleinsten quadratischen Abweichung zu fehlerhaften Parameterbestimmungen führen, wenn Input- und Outputdaten fehlerhaft sind. Sie entwickeln mit der BATEA-Methodik (Bayesian Total Error Analysis) einen systematischen Ansatz, der mit Hilfe der Bayes'schen Inferenz und der Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode eine Analyse und Modellierung der Unsicherheiten für die Modellparameter sowie die Input- und Outputdaten erlaubt. Kuczera et al. (2006) und Kavetski et al. (2006b) demonstrieren den erfolgreichen Einsatz der BATEA-Methodik für Einzugsgebiete größer 2000 km² mit einfachen konzeptionellen N-A-Modellen. Die Methodik weist einen Weg, wie Unsicherheiten in den antreibenden Inputdaten von Output- und Parameterunsicherheiten getrennt werden kön-

nen. Eine Abgrenzung existierender struktureller Modellunsicherheiten ist allerdings nicht möglich.

Dieses Problem stellt wahrscheinlich die größte Herausforderung in der Unsicherheitsanalyse dar. Wagener et al. (2002; 2003) entwickeln zwar mit der DYNIA-Methodik ein Verfahren, das die Analyse struktureller Modellprobleme erlaubt und Bereiche potentieller Modellverbesserungen aufzeigen kann. Eine Quantifizierung der strukturellen Modellfehler ist jedoch nicht möglich.

Gupta et al. (2005) identifizieren die statistischen Annahmen zur Struktur des Modellfehlers als das größte Hindernis aktueller Bestimmungsmethoden der Unsicherheit.

Yang et al. (2007b) zeigen anhand der Methode der Bayes'schen Inferenz, wie verschiedene mathematische Formulierungen des Fehlermodells die Ergebnisse der Unsicherheitsbestimmung beeinflussen, wenn die Verteilungseigenschaften und Autokorrelationen der Residuen adäquat berücksichtigt werden.

Defizite und Forschungsbedarf

Trotz der zahlreichen Anstrengungen in den letzten Jahren zur Bestimmung der Unsicherheiten ist es noch nicht gelungen, einen zufriedenstellenden Ansatz zu entwickeln, der den Einfluss aller Unsicherheitsquellen separiert und die gesamte Unsicherheit bestimmen kann (Beven, 2006; Gupta et al., 2005; Kavetski et al., 2002; Kuczera et al., 2006). Die aufgezeigten Methoden wurden einerseits an einfachen konzeptionellen Modellen entwickelt, die die räumliche Struktur der Gebieteigenschaften in sehr abstrahierter und zusammengefasster Form beschreiben. Andererseits erfolgte der Test der Methoden zur Unsicherheitsbestimmung in Einzugsgebieten, die größer als die anvisierte Mesoskala sind.

Flächendifferenzierte, physikalisch basierte Modelle stellen zusätzliche Herausforderungen an die Unsicherheitsbestimmung der N-A-Modellierung dar, da diese Modelle, bedingt durch das Modellkonzept, höhere Anforderungen an Datenumfang, -menge und -qualität stellen, um die räumliche Heterogenität der Landschaft prozessbasiert beschreiben zu können. Der größere Stellenwert der Daten in der Modellierung gegenüber konzeptionellen Modellen muss sich auch in der Unsicherheitsbestimmung niederschlagen. Dies erfordert die Analyse und Modellierung der Datenunsicherheiten sowie deren Propagation durch das hydrologische Modell.

Ansätze zur Beschreibung der räumlichen Heterogenität der Daten und Untersuchungen zu deren Einfluss auf die Modellergebnisse sind durchaus in der hydrologischen Literatur zu finden. So entwickelten z.B. Yeh et al. (1985) einen stochastischen Ansatz zur Modellierung der räumlichen Heterogenität von Bodeneigenschaften, dessen Anwendung allerdings auf die Standort- bis Feldskala beschränkt ist. Christiaens et al. (2002b) analysierten die Variabilität der Bodenparameter in einem EZG mit dem flächendifferenzierten, physikalisch begründeten Einzugsgebietsmodells MIKE-SHE. Ihre Untersuchung zeigt den hohen Rechenaufwand bei einer Monte-Carlo-Simulation mit diesem Modelltyp bedingt durch

die große Parameteranzahl, wobei korrelative Abhängigkeiten der Parameter die Komplexität des Parametersamplings und der Unsicherheitsbestimmung zusätzlich erhöhen. Um die Parameteranzahl in der flächendifferenzierten Modellierung mit dem Modell SWAT einzuschränken, verwenden Yang et al. (2007a) aggregierte Parameter, die global die Unsicherheitsbestimmung von Parametergruppen steuern.

Doch nicht nur die Geodaten erfordern eine flächendifferenzierte Betrachtungsweise, sondern auch die Daten des antreibenden meteorologischen Inputs. Bisherige Anwendungen des Niederschlags in der Unsicherheitsbestimmung hydrologischer Modelle basieren auf dem Gebietsniederschlag, wie z.B. bei Krzysztofowicz (2002) zur Beschreibung der Unsicherheit in der Vorhersage oder bei Kavetski et. al. (2006a) zur Bestimmung der Unsicherheit in den Niederschlagsdaten mittels eines ereignisspezifischen Multiplikators. Die räumlich und zeitlich heterogene Struktur des Niederschlags bleibt dabei unberücksichtigt.

Zusammenfassend ergibt sich aus dem bisherigen Stand der Forschung für die Unsicherheitsbestimmung eines flächendifferenzierten, physikalisch basierten Modells ein Bedarf an:

- Strategien und Methoden für eine umfassende, komponentenbasierte Unsicherheitsbestimmung komplexer, flächendifferenzierter und physikalisch basierter Modelle,
- Methoden zur Analyse und Modellierung der Unsicherheit in den Daten, die deren Heterogenität in der Mesoskala beschreiben können (speziell für den Boden und den Niederschlag),
- Effiziente Verfahren zur Simulation der Unsicherheiten aus den räumlichen Strukturen für die Propagation durch das hydrologische Modell und für die Kombination verschiedener Unsicherheitsquellen.

2.3 Präzisierung der Zielstellung und Auswahl maßgebender Einflussgrößen

Das Ziel der vorliegenden Arbeit besteht in der Entwicklung einer Strategie, die eine umfassende Analyse, Modellierung und Simulation der Unsicherheiten eines flächendifferenzierten, prozessorientierten N-A-Modells ermöglicht. Da die Komplexität der Aufgabe, resultierend aus der Vielzahl an Unsicherheiten und den großen Datenanforderungen flächendifferenzierter Modelle, hoch ist, werden lediglich die entscheidenden Einflussgrößen des N-A-Prozesses auf die Simulation von Hochwasser, ausgelöst durch flüssigen Niederschlag, berücksichtigt. Dies sind:

- **Niederschlagsdaten** – sie sind die wichtigste Antriebsgröße des natürlichen Systems.
Die raum-zeitliche Verteilung der Niederschlagsintensität beeinflusst entscheidend, welche der zahlreichen Fließwege in einem EZG beansprucht werden. Die Überlagerung der Abflüsse der einzelnen Fließwege führt zur Bildung einer Hochwasserwelle und bedingt deren Form und Scheitelhöhe. Aufgrund der Dichte des Niederschlagsmessnetzes ist eine Interpolation der Messwerte auf die Gebietsfläche notwendig. Diese liefert lediglich eine mittlere Schätzung der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung, ohne die den Daten innewohnende Variabilität adäquat bei der Interpolation mit einzubeziehen. Um dieses Problem zu lösen, können mit Hilfe stochastischer Simulationen zusätzlich Niederschlagsfelder generiert werden. Der Fehler der Niederschlagsmessung selbst wird nicht berücksichtigt.
- **Bodendaten** – sie charakterisieren den maßgeblichen Transport- und Speicherraum.
In Abhängigkeit des Sättigungszustands und der hydraulischen Charakteristik des Bodens kann der auf die Bodenoberfläche gefallene Niederschlag infiltrieren, Sättigungsflächen bilden oder bei ausreichendem Geländegefälle oberflächennah abfließen. Insofern beeinflusst der Boden maßgeblich den Weg des Wassers in einem EZG und bestimmt zusätzlich dessen Verweilzeit. Flächendifferenzierte Bodeninformationen in der Mesoskala sind lediglich aus Bodenkarten breitenverfügbar. Dabei handelt es sich um klassifizierte Informationen zu Bodentypen und Bodenarten, die aufgrund ihrer Klassifikation eine Bandbreite an möglichen Parameterwerten zulassen. Stochastische Simulationen mit diesen Parameterwerten können die Variabilität der bodenhydraulischen Charakteristika in der N-A Modellierung berücksichtigen.
- **Konzeptionelle Modellparameter** – sie resultieren aus der vereinfachten Prozessbeschreibung im mathematischen Modell.
Aufgrund von Skalenproblemen und der Tatsache, dass bisher in der Hydrologie keine zusammenhängende physikalisch begründete Prozessbeschreibung existiert, enthalten selbst physikalisch basierte Modelle nach wie vor konzeptionelle Komponenten, deren Parameter mittels Kalibrierung bestimmt werden müssen. Die flächendifferenzierte Betrachtungsweise der Prozesse erhöht die Parameteranzahl zusätzlich und führt zu über-

parametrisierten Modellen. Aus der Wahrscheinlichkeit eine gleiche Anpassungsgüte im Kalibrierungsprozess für unterschiedliche Parametersätze zu erzielen („Äquifinalitätsproblematik“ (Beven, 1993)), ergibt sich die Unsicherheit der Modellparameter.

Abbildung 2.1 zeigt die benannten Einflussgrößen zusammen mit den Aufgaben, die sich bei der Bestimmung der Unsicherheiten in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung ergeben. Im Ergebnis des zu entwickelnden Lösungsweges soll eine Strategie erarbeitet werden, mit der sowohl der Einfluss der einzelnen Unsicherheiten auf den Abfluss eines EZG analysiert werden kann als auch die Überlagerung von Unsicherheiten und die Bestimmung einer Gesamt-Unsicherheit möglich wird. Dabei ist die Strategie soweit offen zu gestalten, dass eine beliebige Erweiterung auf weitere Unsicherheitsquellen, Modelle und Methoden möglich ist.

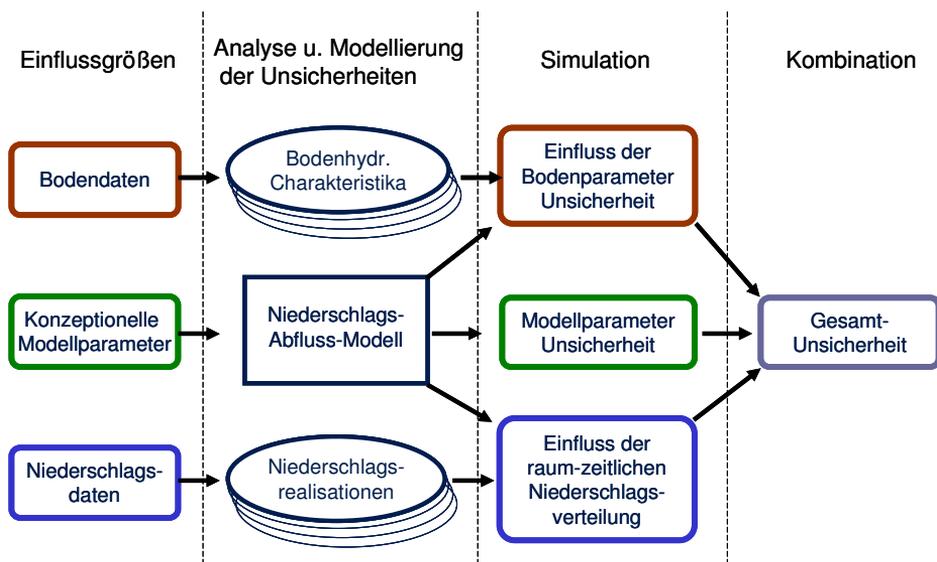


Abb. 2.1: Einflussgrößen und Aufgaben bei der Bestimmung der Unsicherheiten in der N-A-Modellierung

Aus dieser Zielstellung heraus leitet sich eine Reihe von Aufgaben ab, die im Folgenden kurz in Bezug auf die Gliederung der Arbeit dargestellt werden.

Kapitel 3 enthält zunächst eine Recherche und Beschreibung der wichtigsten Methoden und Werkzeuge, die im Rahmen der Arbeit zur Analyse, Modellierung und Simulation der Unsicherheiten genutzt werden. Zudem wird das verwendete N-A-Modell vorgestellt. Darauf aufbauend wird in Kapitel 4 die neue Strategie entwickelt und ein Überblick über den Lösungsweg zur Bestimmung der Unsicherheiten gegeben. In Kapitel 5 wird zunächst das Untersuchungsgebiet beschrieben. Anschließend folgt gemäß Abbildung 2.1 die Analyse und Modellierung der Unsicherheiten der einzelnen Einflussgrößen. Dabei umfasst der

Schritt der Analyse eine umfassende statistische Untersuchung der Einflussgrößen hinsichtlich ihrer Zusammenhangsstruktur und Variabilität. Im Schritt der Modellierung sind dann geeignete Methoden zu identifizieren bzw. zu entwickeln, die diese Variabilität mit Hilfe eines Modells beschreiben können. Konkret bedeutet das für die konzeptionellen Modellparameter, dass zunächst eine Analyse des hydrologischen Modells durchzuführen ist. In deren Verlauf sind die relevantesten Modellparameter für die Hochwassermodellierung zu ermitteln und hinsichtlich ihrer Interaktionen zu den Bodeneigenschaften und der Modellstruktur zu untersuchen. Im Anschluss kann dann geprüft werden, inwieweit hydrologische Prozessmodelle den bisher entwickelten Methoden der Unsicherheitsmodellierung zugänglich sind. Daraus ist ein geeignetes Verfahren zu identifizieren. Die Niederschlags- und Bodendaten sind zunächst hinsichtlich ihrer Unsicherheit resultierend aus den Datenquellen zu analysieren. Anschließend müssen geeignete Methoden entwickelt werden, die einerseits eine Modellierung der Unsicherheiten und andererseits eine effiziente Verarbeitung mit einem flächendifferenzierten hydrologischen Modell erlauben. Kapitel 6 präsentiert, entsprechend Abbildung 2.1, die Anwendung der neuen Strategie zur Simulation und Kombination der Unsicherheiten für das Untersuchungsgebiet. Anhand der Auswirkungen auf die Variabilität des Gebietsabflusses werden die Ergebnisse für die globale und komponentenbezogene Unsicherheitsbestimmung der Einflussgrößen ausgiebig analysiert und diskutiert. Das Kapitel 7, Zusammenfassung und Ausblick, beschließt die Arbeit.

3 Methoden der hydrologischen Modellierung und Unsicherheitsbestimmung

3.1 Hydrologische Modellierung

3.1.1 Grundlagen

Modelle sind ein unverzichtbares Werkzeug in der täglichen Arbeit eines Hydrologen. Sie sind ein vereinfachtes, die wesentlichen Prozesse beschreibendes, reduziertes Abbild eines Originals, mit denen die Untersuchung und Prognose komplexer natürlicher Systeme auf anschauliche Weise möglich wird. Da sich dieses Original in der Hydrologie über mehrere Skalen vom Labormaßstab bis zum globalen Wasserkreislauf erstreckt, basieren hydrologische Modelle in der Regel auf Kombinationen mathematischer Gleichungen. Aufgrund der zahlreichen Aufgaben eines Hydrologen existieren eine Vielzahl an Modellen die Dyck und Peschke (1995) nach den folgenden Ordnungskriterien gliedern:

- Zweck der Modellanwendung (Vorhersage, Simulation, Bemessung, ...)
- Typ des zu modellierenden Systems (Hydrotop, Flussabschnitt, Flussgebiet, ...)
- zu betrachtende hydrologische Prozesse oder Variablen (Abflussvorgänge, Infiltration, Verdunstung, Sedimenttransport, ...)
- Grad der Kausalität (Black-Box, konzeptionell, physikalisch-begründet)

Gemäß der Zielstellung der Arbeit liegt das Hauptaugenmerk auf hydrologischen Modellen zur Beschreibung der N-A-Prozesse in der Mesoskala. Trotz der auch hier existierenden Vielfalt an Modellen unterschiedlicher Kausalität, umfasst die hydrologische Modellierung stets die gleichen Aufgaben, die Abbildung 3.1 veranschaulicht.

In Abhängigkeit des Zieles der Modellierung, den Gebiets-eigenschaften und den zur Verfügung stehenden Daten wird eine Modellstruktur festgelegt. Eine anschließende Sensitivitätsanalyse vermittelt eine Vorstellung dahingehend, welche Parameter entscheidenden Einfluss auf den Modelloutput haben. Dieses Wissen wird im Prozess der Kalibrierung verwendet, um den Modelloutput bestmöglich an die Beobachtung des EZG anzupassen. Eine nachfol-

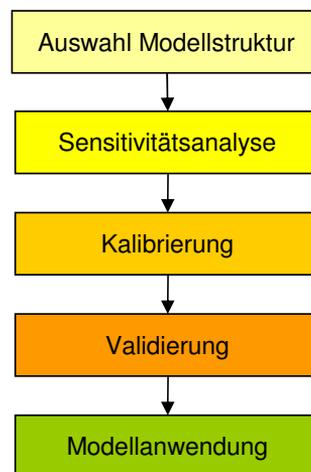


Abb. 3.1: Vorgehensweise bei der hydrologischen Modellierung

gende Validierung dient der Überprüfung der ermittelten Parameter an bisher nicht verwendeten Beobachtungsdaten. Kann die Überprüfung erfolgreich bewertet werden, steht das Modell für seine tatsächliche Anwendung bereit.

3.1.2 Problematik physikalisch begründeter Modelle in der Mesoskala

Bei der physikalisch begründeten Modellierung ist man bestrebt, die natürlich ablaufenden Prozesse mit Hilfe fundierter physikalischer Gesetzmäßigkeiten zu beschreiben. Die Parameter der Modelle sollten dabei möglichst direkt messbar oder wenigstens aus Messungen ableitbar sein. Idealerweise sollte die Anwendung eines komplett physikalisch basierten Modells ohne den Prozess der Kalibrierung möglich sein. Basierend auf der von Freeze und Harlan (1969) veröffentlichten „Blaupause“ für eine physikalisch begründete Modellstruktur in der Gebietshydrologie wurden zahlreiche Modelle entwickelt. Hierzu gehören z.B. SHE (Abbott et al., 1986) mit den Varianten MIKE SHE (Refsgaard und Storm, 1995) und SHETRAN (Ewen et al., 2000), TOPOG (Vertessy et al., 1993), CATFLOW (Maurer, 1997) und HydroSphere (Matanga et al., 2004).

Die Heterogenität des Naturraums, insbesondere von Vegetation, Landnutzung und Boden, führt in der Hydrologie zwangsläufig zu einem flächendifferenzierten Einsatz physikalisch begründeter Modelle, die in eine Gliederung in Berechnungseinheiten (Raster, Hydrotope, etc.) mündet. Der hohe Datenaufwand und die damit einhergehenden Probleme bei der Parameterbestimmung beschränkten die Anwendung derartiger Modelle bisher meist auf kleinräumige Gebiete und den Wissenschaftsbereich (Uhlenbrook, 2005). Zunehmend breitenverfügbare Kartenwerke in hoher räumlicher Auflösung sowie die Fortschritte der Fernerkundungsmethoden, der Rechentechnik und der Informatik durch bessere Sensoren, schnellere Computer und die Parallelisierung von Algorithmen, ermöglichen den Einsatz dieser Modelle auch auf größeren Gebieten und Skalen. Dies führt allerdings zu Problemen bei Skalenübergängen, da die Skala der Feldmessung eine andere ist als die Skala des Modellgrids (der Berechnungseinheit im hydrologischen Modell) und diese wiederum eine andere ist als die Skala der Prozessbeschreibungsalgorithmen (Madsen, 2003). Deshalb ist, auch bedingt durch

- die Heterogenität der Gebietseigenschaften und die damit verstärkte extreme Nicht-linearität des N-A-Prozesses im Einzugsgebietsmaßstab,
- das Fehlen einer allgemein gültigen hydrologischen Gleichung und
- die große Abhängigkeit von den Rand- und Anfangsbedingungen, die oft nur unzureichend bestimmt sind,

nach wie vor eine Kalibrierung von Parametern an Messwerten erforderlich (Blöschl und Grayson, 2002). Somit beinhalten selbst physikalisch basierte Modelle in der Einzugsgebietshydrologie einen gewissen Grad an Konzeptionalität in der Prozessbeschreibung und der Parameterbestimmung. Eine reine Vorwärtsparametrisierung und Modellanwendung, wie es z.B. für unbeobachtete Gebiete notwendig ist, ist deshalb nur eingeschränkt mög-

lich. Exakter Weise wird deshalb in der Einzugsgebietshydrologie die Bezeichnung prozessbasierte oder -orientierte Modellierung anstelle physikalisch basierter Modellierung verwendet.

3.1.3 Der Einsatz des hydrologischen Modells WaSiM-ETH als Niederschlags-Abfluss-Modell

WaSiM-ETH (Schulla, 1997) ist ein flächendetailliertes, raster-basiertes hydrologisches Modell. Es ermöglicht die Modellierung der Prozesse des Wasserhaushalts auf einem regelmäßigen Raster für Zeitschrittweiten von wenigen Minuten bis Tagen. Die Hauptkomponenten des modular aufgebauten Modells, mit einigen ausgewählten Berechnungsansätzen, sind:

- Interpolation der meteorologischen Eingangsdaten
- Niederschlagskorrektur und topografieabhängige Strahlungskorrektur
- Potentielle und reale Evapotranspiration (Penman-Monteith nach Morecs-Schema (Thompson et al., 1981))
- Schneeakkumulation und Schneeschmelze (Anderson, 1973; Braun, 1985)
- Gletschermodul (Hock, 1998)
- Interzeption
- Infiltration und Bildung von Oberflächenabfluss (Peschke, 1987)
- Bodenspeicher und ungesättigte Zone (Version 1: Topmodel (Beven und Kirkby, 1979), Version 2: Richards-Gleichung)
- Evapotranspiration aus dem Boden, von der Vegetation, dem Interzeptionsspeicher und der Schneedecke
- Abflussbildung, Abflusskonzentration und Abflusstransport
- Grundwassermodul

Im Rahmen dieser Arbeit wird WaSiM-ETH 6.4 (Version 2) zur N-A-Simulation extremer Abflüsse eingesetzt. Das Hauptaugenmerk der Modellierung liegt deshalb auf dem im Hochwasserfall für die Abflussbildung und -konzentration einflussreichsten Teil, dem Bodenkompartment. Da WaSiM-ETH gleichzeitig Gegenstand umfangreicher Unsicherheitsuntersuchungen ist, soll das Bodenmodul an dieser Stelle ausführlicher vorgestellt und diskutiert werden.

Die Infiltration des Wassers in den Boden wird mit einem Ansatz nach Peschke (1987) berechnet, der auf den Vorstellungen von Green und Ampt (1911) aufbaut. Die nicht infiltrierende Wassermenge bildet als erste Abflusskomponente den Oberflächenabfluss. Die Bewegung des Wassers in der ungesättigten Bodenzone wird mit dem physikalisch basierten Bodenwassertransportmodell der eindimensionalen Richards-Gleichung (Richards, 1931) für jede Rasterzelle auf einer homogenen, vertikal diskretisierten Bodensäule simu-

liert.

$$\frac{\partial \Theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(k(\Theta) \frac{\partial \Psi(\Theta)}{\partial z} \right) \quad (3.1)$$

- mit Θ Wassergehalt [m^3/m^3]
 t Zeit [s]
 k hydraulische Leitfähigkeit [m/s]
 Ψ hydraulische Höhe als Summe aus Saugspannung ψ und geodätischer Höhe h [m]
 z Vertikalkoordinate [m]

Die Parametrisierung des Modells erfolgt über die bodenspezifischen hydraulischen Charakteristika der Leitfähigkeitsfunktion $k(\Theta)$ und der Retentionsfunktion $\Theta(\psi)$. Diese können entweder direkt über gemessene Stützstellen oder mit dem Bodenmodell nach Mualem/van Genuchten (MVG) (van Genuchten, 1980) beschrieben werden.

$$\Theta(\psi) = \Theta_r + \frac{\Theta_s - \Theta_r}{\left[1 + (\alpha\psi)^n \right]^m} \quad (3.2)$$

$$k(\Theta) = k_s \cdot \left[\frac{\Theta - \Theta_r}{\Theta_s - \Theta_r} \right]^\ell \cdot \left[1 - \left\{ 1 - \left(\frac{\Theta - \Theta_r}{\Theta_s - \Theta_r} \right)^{1/m} \right\}^m \right]^2 \quad (3.3)$$

- mit ψ aktuelle Saugspannung [m]
 α empirischer Parameter [m⁻¹]
 m empirischer Parameter mit $m = 1 - 1/n$
 n empirischer Parameter [-]
 ℓ Tortuositätskoeffizient [-] mit $\ell = 0,5$
 Θ aktueller Wassergehalt [-]
 Θ_r residualer Wassergehalt [-]
 Θ_s Sättigungswassergehalt [-]
 k_s gesättigte hydraulische Leitfähigkeit [m/s]

Aus dem Bodenwasser wird als zweite Abflusskomponente der Interflow q_{if} generiert. Dieser kann aus jeder Diskretisierungsschicht der Bodensäule entweder über die Bodenfeuchte (Gleichung 3.4) oder mittels der Entwässerungsdichte dr und der Hangneigung β der Rasterzelle (Gleichung 3.5) erzeugt werden, wobei das Minimum aus beiden Gleichungen entscheidet.

$$q_{ifl(1)} = (\Theta(\psi) - \Theta_{\psi=3.45}) \cdot \Delta z \cdot \Delta t \quad (3.4)$$

$$q_{ifl(2)} = k_s(\Theta_i) \cdot \Delta z \cdot dr \cdot \tan \beta \quad (3.5)$$

mit $\Theta_{\psi=3.45}$ Wassergehalt bei Saugspannung $\psi = 3.45$ m [-]
 Θ_i Wassergehalt in der betrachteten Schicht i [-]

Ein einfaches Grundwassermodell auf Basis eines Linearspeichers liefert als dritte Abflusskomponente den Basisabfluss. Die Abflusskonzentration der Komponenten erfolgt durch eine Kombination aus Einzellinearspeicher und Flächenlaufzeitfunktion, welche die Prozesse der Retention und Translation beschreiben. Die Überlagerung (Superposition) der Abflusskomponenten am Gebietsauslass bildet den Gesamtabfluss, der für größere Gebiete mit einem Translations-Diffusionsansatz weiter transportiert werden kann. Abbildung 3.2 zeigt den entsprechenden Ausschnitt des Bodenmodells aus dem Modellschema von WaSiM-ETH einschließlich des Wirkungsraums der Parameter. Tabelle 3.1 enthält die Parametererklärungen.

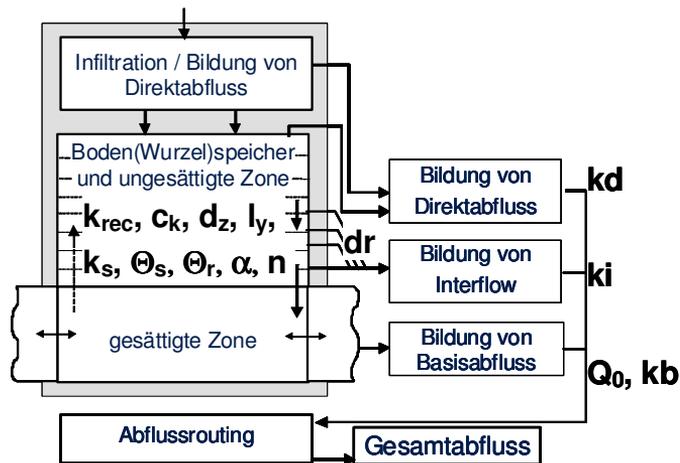


Abb. 3.2: Das Bodenmodell und zugehörige Parameter des hydrologischen Modells WaSiM-ETH 6.4 (Version 2) modifiziert nach Schulla und Jasper (1998).

Insgesamt wirken 14 verschiedene Parameter des Bodenmoduls zusammen, um aus einem auf die Bodenoberfläche auftreffenden Niederschlag eine Ganglinie des Gesamtabflusses zu erzeugen. Die Parameter im linken Teil von Abbildung 3.2 (Tabelle 3.1 unterer Teil) beschreiben den Bodenwassertransport mit dem physikalisch basierten Modellkonzept der Richards-Differentialgleichung. Sie sind für jede Bodenart festzulegen, wodurch sich ihre Anzahl mit der Anzahl unterschiedlicher Böden im EZG multipliziert. Die Parameter c_k , l_y und d_z werden für die numerische Lösung der Differentialgleichung benötigt und sind vorab zu bestimmen. Alle weiteren Parameter werden üblicherweise aus Messungen oder Bodenkarten abgeleitet.

Tab. 3.1: Parameter des Bodenmodells von WaSiM-ETH 6.4 (Version 2) modifiziert nach Schulla und Jasper (1998).

Parameter	Einheit	Erklärung
kd	h	Speicherkonstante Direktabfluss
ki	h	Speicherkonstante Interflow
Q_0	mm/h	Skalierung für den Basisabfluss
kb	m	Speicherkonstante für Basisabfluss
dr	-	Entwässerungsdichte für den Interflow bzw. lineare Skalierung des Interflows ($d_r > 0$)
θ_s	-	Sättigungswassergehalt
θ_r	-	Restwassergehalt
k_s	m/s	Sättigungsleitfähigkeit
α	m^{-1}	MVG-Parameter
n	-	MVG-Parameter
k_{rec}	-	k_s -Abnahme mit der Tiefe
l_y	-	Anzahl Bodenschichten
d_z	m	Dicke der Bodenschichten
c_k	-	Begrenzung im k_s -Wert-Verhältnis zwischen zwei Bodenschichten

Die Parameter im rechten Teil von Abbildung 3.2 (Tabelle 3.1 oberer Teil) sind Bestandteil der Beschreibung der Abflussbildung und -konzentration mit einer konzeptionellen Modellvorstellung. Sie sind für jedes Teilgebiet festzulegen, wodurch sich ihre Anzahl mit der Anzahl an Teilgebieten multipliziert. Die Untergliederung eines EZG in Teilgebiete wird von dessen Entwässerungsstruktur und den vorhandenen Beobachtungspegeln beeinflusst.

WaSiM-ETH gehört somit zu den hybriden Modellen, die eine Kombination aus physikalisch basierten und konzeptionellen Modellbausteinen beinhalten. Eine Kalibrierung des Modells ist deshalb erforderlich und wird in erster Linie für die konzeptionellen Modellparameter erfolgen. Eine Flächengliederung des Modells infolge räumlich verteilter Bodenarten und Landnutzungsformen sowie eine Untergliederung in Teilgebiete führen zu einer großen Parameteranzahl und erhöhen den Aufwand bei der Modellkalibrierung.

3.2. Inverse Parameterbestimmung

Die inverse Parameterbestimmung dient der Lösung der Kalibrierungsaufgabe. Dazu sind die Parameter des hydrologischen Modells derart zu variieren, dass der Modelloutput bestmöglich die Beobachtung des natürlichen Systems beschreibt. Um dieses Ziel zu erreichen, sind eine Reihe von Entscheidungen notwendig, die in Abhängigkeit des Modellierungszieles getroffen werden müssen. Dazu gehören:

- i. die Auswahl der Daten, an denen die Kalibrierung des Modells erfolgt,
- ii. die Auswahl der zu kalibrierenden Parameter,
- iii. die Spezifikation von Gütekriterien und Zielfunktionen,
- iv. die Auswahl einer Optimierungsstrategie sowie eines geeigneten Parametersuchverfahrens.

Punkt (i) erfordert eine sorgfältige Prüfung der Daten hinsichtlich Konsistenz und Homogenität. Punkt (ii) kann im Rahmen einer Sensitivitätsanalyse des Modells bewältigt werden und sollte im Ergebnis die Parameter beinhalten, die am stärksten den Modelloutput beeinflussen. Die Punkte (iii) und (iv) werden nachfolgend konkreter beleuchtet.

3.2.1 Zielfunktionen und Gütekriterien zur Simulation von Hochwasser

Gütekriterien ξ bewerten den Abstand zwischen dem gemessenen Output Y des natürlichen Systems und dem simulierten Output $\hat{Y}(\theta)$ des hydrologischen Modells für den gewählten Parametervektor θ anhand einer mathematischen Vorschrift. Diese Vorschrift basiert entweder auf einer statistischen Analyse der Residuen (den Differenzen zwischen der Messung und der Simulation) oder orientiert sich an hydrologischen Aspekten des Modellierungszieles. Die Zielfunktion F formuliert das Optimierungsproblem, dass z.B. mit Hilfe automatischer Parametersuchverfahren gelöst werden kann.

Zielfunktionen

Im einfachsten Fall besteht die Zielfunktion in der Minimierung eines Gütekriteriums.

$$F(\theta) = \min(\xi(\theta)) \quad (3.6)$$

Eine herkömmliche manuelle *Trial-and-error*-Kalibrierung eines Modells besitzt den Vorteil, dass der Experte viele unterschiedliche Kriterien visuell anwendet, um die Güte der Modellierung zu charakterisieren, z.B. das Volumen eines Hochwasserereignisses, die Hö-

he und den Zeitpunkt des Scheitelabflusses, die Form und den zeitlichen Verlauf des Rückgangs der Hochwasserwelle (Gupta et al., 2003). Die Verwendung mehrerer Gütekriterien und deren Verknüpfung zu einer aggregierten Zielfunktion ermöglicht auch bei der automatisierten Parametersuche mehr Informationen in die Bewertung der Anpassungsgüte mit einzubeziehen. Allerdings beinhalten aggregierte Zielfunktionen neben der Auswahl der Gütekriterien auch immer das Problem, dass zusätzlich Wichtungsfaktoren w_i bei Gütekriterien gleicher Maßeinheit (Gleichung 3.7) (Wagener et al., 2000) oder Transformationsfaktoren A_i bei unterschiedlichen Gütekriterien (Gleichung 3.8) (Madsen, 2000) eingeführt und bestimmt werden müssen.

$$F_{agg}(\theta) = \sum_{i=1}^N w_i \cdot F_i(\theta) \quad (3.7)$$

$$F_{agg}(\theta) = \left[(F_1(\theta) + A_1)^2 + (F_2(\theta) + A_2)^2 + \dots + (F_i(\theta) + A_i)^2 \right]^{1/2} \quad (3.8)$$

Ein objektives Verfahren, das den Vorteil der manuellen Modellkalibrierung in die automatische Parametersuche mit einbeziehen kann, stellt die Mehrziel- oder auch multikriterielle Optimierung des Modells nach dem Prinzip der Pareto-Optimalität dar (Gupta et al., 1998).

$$\text{Min}\{F_1(\theta), F_2(\theta), \dots, F_i(\theta)\}, \theta \in \Theta \quad (3.9)$$

Darin sind F_1 bis F_i unterschiedliche Zielfunktionen für einen bestimmten Parametersatz θ . Der Parameterraum Θ ist ein Hyperkubus, der durch die oberen und unteren Grenzen eines jeden Parameters θ definiert wird. Bedingt durch die in Kapitel 2.1 vorhandenen Unsicherheiten ist die Lösung des in Gleichung 3.9 dargestellten Optimierungsproblems nicht ein einzelner Parametersatz, sondern enthält mehrere Kompromisslösungen oder auch als nicht dominant charakterisierte Parametersätze, die als Pareto-Set bezeichnet werden.

Abbildung 3.3 verdeutlicht das Prinzip der Pareto-Optimalität für den einfachen Fall zweier Parameter (θ_1, θ_2) und zweier Zielfunktionen (F_1, F_2) . Der linke Teil von Abbildung 3.3 zeigt Isolinien von Werten der Zielfunktionen im Parameterraum, wobei die Punkte A und B die optimalen Parametersätze (Minima) für die Zielfunktionen F_1 und F_2 charakterisieren. Die Verbindungslinie zwischen beiden Punkten beschreibt die Menge alle Parametersätze der Kompromisslösung, für die eine Verbesserung einer Zielfunktion zu einer Verschlechterung der anderen führt.

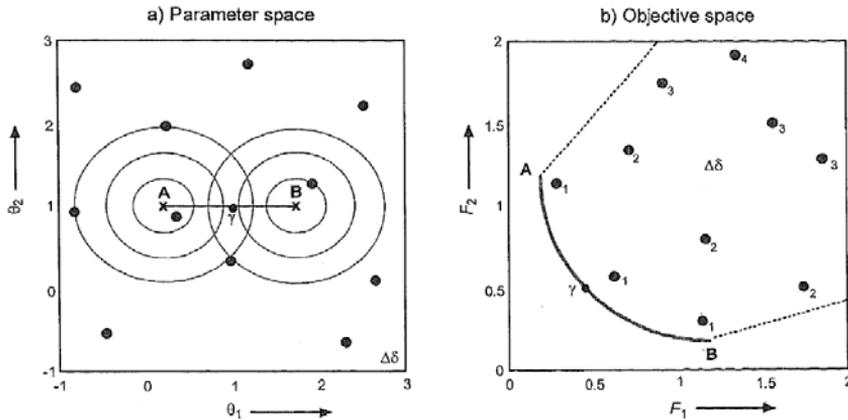


Abb. 3.3: Prinzip der Pareto-Optimalität (Vrugt et al., 2003b)

Der rechte Teil von Abbildung 3.3 veranschaulicht das Optimierungsproblem, dessen Lösung die Berechnung der pareto-optimalen Parametersätze, des Pareto-Sets, darstellt (Goldberg, 1989). Als solches bezeichnet man alle Punkte im Parameterraum, für die gilt (Chankong und Haimes, 1993):

- Es ist nicht möglich, eine bessere Parameterkombination bezüglich einer Zielfunktion zu finden, ohne dabei eine andere Zielfunktion zu verschlechtern.
- Für alle Parameterkombinationen (Modelle) außerhalb des Pareto-Sets gibt es mindestens ein Modell, das bezüglich aller Zielfunktionswerte besser ist.

Gütekriterien

Die hydrologische Fachliteratur hält eine Vielzahl an Publikationen bereit, die verschiedene Gütekriterien diskutieren und bewerten (Gupta et al., 1998; Hall, 2001). Die in dieser Arbeit verwendeten Gütekriterien zur Analyse der Hochwasser werden im Folgenden präsentiert.

Am gebräuchlichsten sind Gütekriterien die auf der Minimierung der Summe der kleinsten quadratischen Abweichungen zwischen dem gemessenen Output Y und dem simulierten Output \hat{Y} basieren. Dazu gehören der RMSE^5 , der dieselbe Einheit wie die Beobachtung aufweist, oder die von Nash und Sutcliffe (1970) eingeführte normierte Form des RMSE, die Nash-Sutcliffe-Effizienz (NSE), die z.B. einen Vergleich der Modellierungsgüte in verschiedenen Einzugsgebieten erlaubt.

⁵ Root mean square error (Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers)

$$RMSE(\theta) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t(\theta))^2} \quad (3.10)$$

mit $\hat{y}_t(\theta)$ simulierter Output zum Zeitpunkt t für den gewählten Parametersatz θ
 y_t beobachteter Output zum Zeitpunkt t
 N Anzahl der Zeitschritte der Analyse

$$NSE(\theta) = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t(\theta))^2}{\sum_{t=1}^N (y_t - \bar{y})^2} \quad (3.11)$$

mit \bar{y} Mittelwert des beobachteten Outputs

Beide Kriterien charakterisieren die Standardabweichung der Residuen, wobei von unabhängigen und normal-verteilten Residuen ausgegangen wird. Ein häufig diskutierter Nachteil der beiden Kriterien ist, dass aufgrund der quadratischen Abweichung der Residuen größere Abflüsse stärker berücksichtigt werden als kleinere, da in der Regel die absoluten Differenzen zwischen der Beobachtung und der Simulation bei hohen Abflusswerten größer sind. Betrachtet man allerdings einen mehrjährigen Kalibrierungszeitraum, so treten große Abflüsse deutlich seltener auf als kleine, speziell bei zusätzlich hoher zeitlicher Auflösung.

Um diesem Umstand zu begegnen, können z.B. einzelne Zeitschritte speziell gewichtet werden. Häufig wird hierfür die Summe der gewichteten quadratischen Abweichung (SSE) benutzt.

$$SSE(\theta) = \sum_{t=1}^N (w_t (y_t - \hat{y}_t(\theta)))^2 \quad (3.12)$$

mit w_t Wichtungsfaktor für den Zeitschritt t

Neben diesen globalen Kriterien⁶ werden Gütekriterien verwendet, die spezielle Eigenschaften der Hochwasserganglinie charakterisieren. Dies sind die relative Differenz zwischen den beobachteten und simulierten Hochwasserscheitelwerten (rPD) und Volumina der Hochwasserwellen (rVD) sowie die Abweichung in der Scheiteleintrittszeit (TD).

⁶ Global im Sinne der Anwendung des Gütekriteriums auf alle Beobachtungspunkte innerhalb der Kalibrierungsperiode

$$rPD(\theta) = \frac{|\max(q) - \max(\hat{q}(\theta))|}{\max(q)} \quad (3.13)$$

$$rVD(\theta) = \left(\left| \sum_{t=1}^N q_t - \sum_{t=1}^N \hat{q}_t(\theta) \right| \right) / \sum_{t=1}^N q_t \quad (3.14)$$

$$TD(\theta) = t_{\max(q)} - t_{\max(\hat{q}(\theta))} \quad (3.15)$$

mit $\hat{q}(\theta)$ simulierter Abfluss für den gewählten Parametersatz θ
 q beobachteter Abfluss
 t Zeitschritt

Gleichung 3.16 formuliert unter Verwendung der Gleichungen 3.13 - 3.15 ein aggregiertes Gütekriterium, um die Güte der Modellanpassung an ein Hochwasserereignis durch Wichtung der drei Merkmale einer Hochwasserwelle zu beschreiben.

$$PTV(\theta) = rPD(\theta) + 0.1 * TD(\theta) + 3 * rVD(\theta) \quad (q \geq 2 * MQ) \quad (3.16)$$

Informationsausschöpfung der Ganglinie

Auch Boyle et al. (2000) führen aus, dass Gütekriterien, die das Modellverhalten über den gesamten Kalibrierungszeitraum bewerten und damit oft über verschiedene hydrologische Abflussphasen integrieren, nicht zur alleinigen Einschätzung der Modellgüte geeignet sind. Sie schlagen deshalb eine Einteilung bzw. Maskierung der Ganglinie in verschiedene Antwortphasen des hydrologischen Systems vor, um mehr Informationen aus den verfügbaren Daten zu erhalten. Diese Phasen werden mit sogenannten lokalen Gütekriterien beschrieben. Eine Einteilung der Ganglinie in verschiedene Phasen kann nach folgenden Gesichtspunkten durchgeführt werden:

- i. Erfahrung
- ii. Hydrologisches Verständnis: Einteilung der Ganglinie in unterschiedliche Antwortmodi des EZG (z.B. Hochwasserabfluss, Schneeschmelze)
- iii. Parametersensitivität: Sehr informative Phasen sind solche mit hoher Sensitivität der Parameter bezüglich des Outputs. Diese Phasen werden gezielt zur Kalibrierung der entsprechenden Parameter genutzt.
- iv. Gleiche Eigenschaften der Daten (z.B. bestimmt durch eine Clusteranalyse).

Das wohl einfachste Maskierungsverfahren ist die Einteilung der Ganglinie in Hoch-, Mittel- und Niedrigwasserphasen auf der Basis von Grenzwerten, die z.B. aus der Dauerlinie abgeleitet werden können. Nachteilig bei diesem Verfahren ist die Abhängigkeit der Er-

gebnisse von den gewählten Grenzwerten. Zudem werden die hydrologischen Prozesse der Gangliniesynthese nicht berücksichtigt.

Eine Einteilung der Abflussganglinie nach hydrologischen Gesichtspunkten schlagen Boyle et al. (2000) vor. Das Maskierungsschema (Abbildung 3.4, links) berücksichtigt, dass das Abflussverhalten eines EZG in Zeiten mit und ohne Niederschlagsantrieb unterschiedlich ist. Anhand des Gebietsniederschlags wird die Abflussganglinie in drei Phasen unterteilt. Zunächst werden die Zeitschritte als *driven*, d.h. durch Niederschlag angetrieben, definiert, die durch den Niederschlag verschoben um die Konzentrationszeit des Abflusses im EZG beeinflusst sind. Die verbleibenden Zeitschritte werden als *non-driven* bezeichnet und mit Hilfe eines Grenzwertes in *quick*, dominiert durch Interflow, und *slow*, dominiert durch Basisabfluss, unterteilt. Boyle et al. (2000) liefern für die Wahl eines Grenzwertes eine Reihe von Vorschlägen (z.B. Mittelwert der logarithmierten Abflüsse, Median oder Mittelwert der Abflüsse, ein Drittel des Mittelwerts der Quadratwurzel der Abflüsse, ...), wobei letztendlich eine experimentelle Bestimmung in Abhängigkeit der Gebietscharakteristika im Vorfeld erfolgen sollte.

Ein Maskierungsschema bestehend aus vier Phasen stellen Wagener und Wheeler (2002) vor (Abbildung 3.4, rechter Teil). Das Schema basiert ausschließlich auf der Analyse der Abflussdaten und separiert die Ganglinie zunächst in die Phase *driven*, bei einem positiven Anstieg der Ganglinie, und die Phase *non-driven*, bei einem negativen Anstieg. Anschließend werden die beide Phasen mit Hilfe von Grenzwerten in *slow* und *quick* unterteilt. Die Unterteilung der Phase *driven* erfolgt dabei anhand des Mittelwerts der Abflüsse dieser Phase während für die Phase *non-driven* die Hälfte des Mittelwerts verwendet wird.

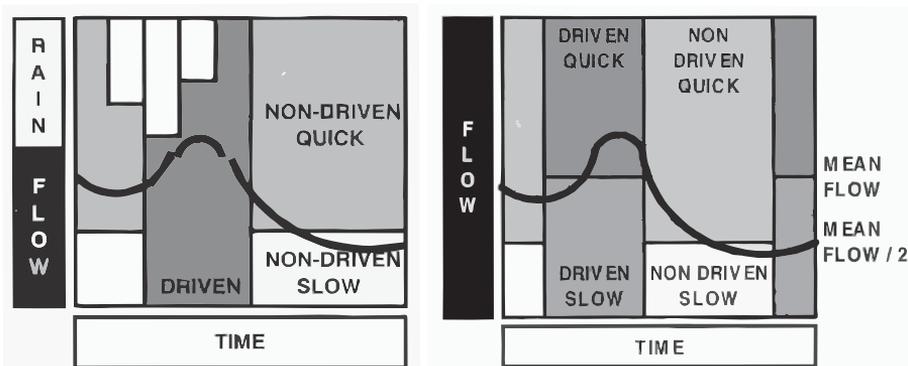


Abb. 3.4: Maskierung der Abflussganglinie nach Boyle et al. (2000), linker Teil, und Wagener und Wheeler (2002), rechter Teil, für verschiedene Antwortmodi eines Einzugsgebietes (modifiziert nach Wagener (2004)).

Boyle et al. (2000) und Wagener und Wheeler (2002) berechnen in ihren Untersuchungen für jeden maskierten Ganglinienabschnitt den RMSE (Gleichung 3.10). Die so erhaltenen lokalen Gütekriterien lassen sich z.B. im Rahmen einer Mehrziel-Optimierung (Gleichung 3.9) einsetzen oder durch das Einführen zusätzlicher Wichtungsfaktoren in eine aggregierte Zielfunktion (Gleichung 3.7) überführen.

3.2.2 Suchverfahren

Der Mangel an Geschwindigkeit und Objektivität bei der manuellen *Trial-and-error*-Kalibrierung führt zur Anwendung automatischer Suchverfahren für die Parameterbestimmung von N-A-Modellen (Dawdy und O'Donnell, 1965). Erste Ansätze basierten auf sogenannten direkten lokalen Suchstrategien. Ausgehend von einem Startpunkt z.B. einem vorzuziehenden Parametersatz in einem möglichen Parameterraum, folgt die Suche einem vorgegebenen Regelwerk, um Parametersätze zu lokalisieren, die einen besseren Zielfunktionswert aufweisen. Die Suche wird dabei solange ausgeführt, bis ein spezifiziertes Abbruchkriterium erreicht ist. Beispielhaft für ein direktes lokales Suchverfahren steht der Downhill-Simplex-Algorithmus, der von Nelder und Mead (1965) entwickelt wurde.

Potentiell leistungsfähiger als die direkten Methoden sind gradienten-basierte Verfahren, die erste und/oder zweite Ableitungen der Zielfunktionsoberfläche nutzen. Sie beziehen somit mehr Informationen über die Zielfunktionsoberfläche, z.B. die Richtung des Gradienten an einem speziellen Punkt, zu jedem Iterationsschritt ein und sollten deshalb das Abbruchkriterium schneller erreichen (Hendrickson et al., 1988). Ein verbreitetes gradienten-basiertes Suchverfahren ist der Gauss-Marquardt-Levenberg(GML) Algorithmus. Detaillierte Informationen hierzu sind bei Mohamed und Walsh (1986) sowie Doherty (2004) zu finden.

Lokale Suchverfahren sind sehr effizient bei der Suche des Optimums unimodaler Zielfunktionsoberflächen. Allerdings können die Zielfunktionsoberflächen von N-A-Modellen eine Vielzahl an lokalen Optima aufweisen. In solchen Fällen sind lokale Suchverfahren ungeeignet, weil die Lage des Optimums vom Startpunkt der Suche abhängig ist. Sorooshian und Gupta (1995) fassen die Ursachen für Schwierigkeiten bei der automatischen Kalibrierung hydrologischer Modelle im Hinblick auf die Zielfunktionsoberfläche wie folgt zusammen:

- Der Parameterraum enthält mehrere Regionen mit einer Vielzahl lokaler Optima.
- Die Zielfunktionsoberfläche weist Diskontinuitäten auf, die durch die Verwendung von Grenzwerten und Fallunterscheidungen in den Modellgleichungen und der daraus resultierenden Modellstruktur verursacht werden.
- Die Modellparameter haben eine unterschiedliche Sensitivität und weisen untereinander Interaktionen auf, die meist nichtlinear sind.
- Die Zielfunktionsoberfläche um das globale Optimum ist häufig von nicht konvexer Form.

Diese Erkenntnisse führen zum Einsatz sogenannter globaler Suchverfahren in der hydrologischen Modellierung. Dabei ist unter global der Umstand zu verstehen, dass der Algorithmus den gesamten Parameterraum hinsichtlich des globalen Optimums unabhängig von den Startwerten analysiert und nicht in einem lokalen Optimum der Zielfunktionsoberfläche verbleibt. Globale Verfahren sind z.B. reine Zufallsverfahren (Monte-Carlo-Simulationen), adaptive Zufallsverfahren (Masri et al., 1980) und evolutionäre Optimie-

rungsmethoden.

Verbreitete evolutionäre Suchverfahren sind unter anderem der Shuffle-Complex-Evolution(SCE)-Algorithmus (Duan et al., 1992) und genetische Algorithmen (Goldberg, 1989; Wang, 1991). Im Ergebnis zahlreicher Studien zum Vergleich globaler und lokaler Suchstrategien für die Kalibrierung von hydrologischen Modellen erweist sich der SCE-Algorithmus als ein effektives und effizientes Suchverfahren (Franchini et al., 1998; Gan und Biftu, 1996; Thyer et al., 1999). Ausgangspunkt des SCE-Verfahrens ist zunächst eine zufällig generierte Stichprobe von Parametersätzen aus dem Parameterraum, die sogenannte Startpopulation. Diese Startpopulation wird anschließend in eine festzulegende Anzahl von Komplexen, welche einer wiederholenden Abfolge verschiedener Suchstrategien und Methoden unterzogen werden, unterteilt. Unter Anderem sind das (i) die konkurrierende Entwicklung der Komplexe, (ii) die kontrollierte Zufallssuche, (iii) die Simplex-Methode und (iv) das Mischen von Komplexen. Dabei ermöglicht Methode (iv) einen Informationsaustausch zwischen den Komplexen, der sicherstellt, dass der Algorithmus in Richtung des globalen Optimums konvergiert. Detaillierte Informationen sind bei Duan et al. (1993; 1992) zu finden.

Die Suchverfahren SCE und GML werden im Rahmen der Arbeit eingesetzt. Dazu werden die Implementierungen aus der PEST-Toolbox verwendet (Doherty, 2004).

Die bisher vorgestellten Algorithmen liefern eine optimale Lösung (den Parametersatz) anhand einer einzigen Zielfunktion. Sie werden deshalb auch als Einzel- oder *Single-objective*-Verfahren bezeichnet. Sind mehrere Zielfunktionen in die Parametersuche einzubeziehen, werden multikriterielle Optimierungsverfahren eingesetzt. Die Lösung dieser Verfahren besteht nicht in einem einzelnen optimalen Parametersatz, sondern liefert eine Menge von Lösungen, die dem Prinzip der Pareto-Optimalität folgen (siehe Kapitel 3.2.1). Yapo et al. (1998) entwickelt auf Basis des SCE-Verfahrens den MOCOM-Algorithmus (Multi-Objective Complex Evolution Method), der von Vrugt et al. (2003b) zu dem MOSCEM-Algorithmus (Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metropolis) weiterentwickelt wurde. MOSCEM verknüpft die Stärken des SCE-Verfahrens, der Entwicklung und dem Informationsaustausch unabhängiger Komplexe, mit dem probabilistischen, kovarianzbasierten Suchverfahren nach Metropolis et al. (1953) und einer verbesserte Methode für das Pareto-Ranking nach Zitzler und Thiele (1999). Dadurch erzeugt MOSCEM eine nahezu gleichmäßig verteilte Annäherung an die „wahre“ Pareto-Front mit einem einzigen Optimierungslauf, wobei die Extrema der Pareto-Front (die Punkte A und B in Abbildung 3.3 rechter Teil) mit erfasst werden.

Tang et al. (2006) und Wöhling et al. (2008) vergleichen in ihren Arbeiten aktuelle multikriterielle Suchverfahren mit dem MOSCEM-Algorithmus. Sie unterstreichen dabei die prinzipielle Eignung von MOSCEM zur Bestimmung pareto-optimaler Parametersätze auch wenn andere Algorithmen, wie z.B. SPEA2 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) (Zitzler et al., 2001) oder AMALGAM (Vrugt und Robinson, 2007), das eine Weiterentwicklung von MOSCEM darstellt, eine bessere Performance zeigen.

3.3 Methoden der Analyse und Modellierung von Unsicherheiten

Aufgrund der zahlreichen Fehlereinflüsse und Unsicherheitsquellen bei der hydrologischen Modellierung (Kapitel 2.1) sind die Parameter eines hydrologischen Modells ebenfalls unsichere Größen. Um die daraus resultierende Variabilität der Parameter eines hydrologischen Modells und der Modellergebnisse zu beschreiben, werden in der Hydrologie eine Reihe von statistischen, analytischen und numerischen Verfahren eingesetzt. Die im Rahmen der Arbeit verwendeten Methoden zur Analyse und Modellierung der Unsicherheiten hydrologischer Modell werden im Folgenden vorgestellt.

3.3.1 Dynamic Identifiability Analysis (DYNIA)

Das DYNIA-Verfahren (Wagener et al., 2002) ermöglicht, die Wirksamkeit einzelner Parameter im Prozessablauf zu lokalisieren und sensitive Parameterbereiche zu identifizieren, die bevorzugt zur Abbildung des Systemverhaltens unter den gegebenen Daten beitragen. Ausgehend von den Ergebnissen einer Monte-Carlo-Simulation wird mit dem Verfahren anhand des in den Beobachtungsdaten vorhandenen Informationsgehalts ein Identifizierbarkeitsmaß bestimmt. Dieses Maß erlaubt Rückschlüsse auf die Eignung der Modellstruktur zur Abbildung der hydrologischen Prozesse sowie der Eignung und die Charakteristik der Modellparameter für eine Unsicherheitsanalyse zu ziehen.

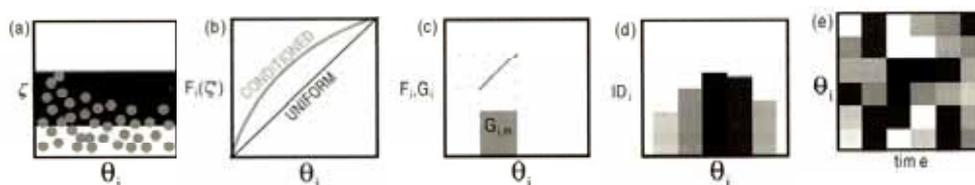


Abb. 3.5: Arbeitsschritte des DYNIA-Verfahrens, modifiziert nach Wagener et al. (2002)

DYNIA basiert im Wesentlichen auf der Methodik der „Generalized Sensitivity Analysis“ (GSA) (Spear und Hornberger, 1980) und den Ideen von Beck (1985). Anders als bei der GSA wird nicht der gesamte Zeitraum global analysiert, sondern ein Zeitfenster, das über dem aktuellen Zeitpunkt zentriert und entlang der Zeitreihe verschoben wird. Ausgangspunkt der Analyse bilden die Ergebnisse einer Monte-Carlo-Simulation, die mit ausgewählten Parametern θ_i in einem gleichverteilten Parameterraum durchgeführt wird. Entsprechend eines Gütekriteriums ζ werden für jedes Zeitfenster die Parametersätze herausgefiltert, die zu den besten 10 % der Simulationen (Abbildung 3.5a) gehören. Die ausgewählten Parametersätze werden über dem Parameterbereich normiert (Abbildung 3.5b) und

auf einer konstanten Klassenanzahl und -breite klassifiziert. Anschließend wird ein Identifizierbarkeitsmaß bestimmt, das dem Anstieg der empirischen Verteilungsfunktion der klassifizierten Parameter pro Klasse entspricht und Ausdruck der Häufigkeit der Parameter pro Klasse ist (Abbildung 3.5c). Dieses Maß wird mittels einer Grauskala kodiert (Abbildung 3.5d) und für den aktuellen Zeitpunkt sozusagen in der Draufsicht dargestellt (Abbildung 3.5e). Anschließend wird die Berechnung für alle Zeitpunkte wiederholt, indem das Zeitfenster entlang der Zeitreihe verschoben wird. Im Ergebnis erhält man Abbildung 3.5e, in der die dunklen Farben Maxima der Identifizierbarkeit im Parameterbereich als Funktion der Zeit signalisieren. Die Wahl der Fensterbreite ist dabei dem Nutzer überlassen und in Abhängigkeit von der Wirkungslänge des zu analysierenden Parameters zu wählen.

Vorraussetzung für DYNIA ist ein N-A-Modell, dessen Parameter einer Monte-Carlo-Simulation unterzogen werden können. Die Auswahl der Parameter obliegt dem Anwender entsprechend dem Ziel seiner Untersuchung, ebenso wie die Festlegung eines sinnvollen Parameterbereiches, der mit einer ausreichenden Anzahl an Simulationen beprobt werden muss. Zur Durchführung von DYNIA wird innerhalb der Arbeit die Monte-Carlo-Analysis-Toolbox verwendet (Wagener et al., 2004), in der das Verfahren implementiert ist.

Wagener et al. (2003; 2004) analysieren anhand konzeptioneller N-A-Modelle den Einfluss der Modellstruktur auf die Unsicherheitsbestimmung. Sie zeigen, wie eine größere Parameteranzahl zwar zu einer besseren Abbildung der hydrologischen Prozesse beiträgt aber gleichzeitig auch zu einer geringeren Identifizierbarkeit der Parameter führt. Grundmann (2006) untersucht die Eignung der Methodik zur Parameteranalyse für ein flächendifferenziertes, prozessbasiertes N-A-Modell unter hoher zeitlicher Dynamik und Auflösung. Cullmann (2007) verwendet DYNIA, um anhand der Dauerlinie Abhängigkeiten der Modellparameter vom Abflusswert zu analysieren.

3.3.2 Generalised Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE)

Die GLUE-Methode stellt die von Beven und Binley (1992) vorgeschlagene Lösung zur Bewältigung der Äquifinalität (Beven, 1993) dar. Sie berücksichtigt, dass es im Angesicht von Daten- und Modellfehlern nicht möglich ist, einen einzigen optimalen Parametersatz zu bestimmen. Das Ziel der Methode ist es, die Parametersätze, respektive Modelle, zu ermitteln, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit, ausgedrückt durch ein Likelihoodmaß, das Verhalten des natürlichen Systems korrekt repräsentieren. Dabei verwendet die GLUE-Methodik den Begriff der Likelihood in einem weitläufigeren Sinne als dem traditionell statistischen, wie z.B. bei der Maximum-Likelihood Methode. Als Likelihoodmaß können alle Gütekriterien verwendet werden, die in der Lage sind, Parametersätze, respektive Modelle, hinsichtlich ihrer Eignung das Systemverhalten abzubilden, zu unterscheiden. Das Likelihoodmaß L muss monoton steigend und größer Null sein, sowie in der Summe über alle Parametersätze Eins ergeben. Deshalb erfolgt die Berechnung nach dem folgenden Pseudo-Code:

$L = 1 - \xi$	% Umrechnung des Gütekriteriums ξ in Likelihoodmaß L für alle Parametersätze
IF MIN (L) < 0 THEN L = L - MIN (L)	% Korrektur, wenn $L < 0$
$L = L / \text{SUM}(L)$	% Normierung von L

Da GLUE eine wahrscheinlichkeitsbasierte Technik ist, kann sie trotz der verwendeten Pseudo-Wahrscheinlichkeit innerhalb einer Bayes'schen statistischen Modellierung eingesetzt werden, um eine *A-priori*-Parameterverteilung mittels des Modells und der Likelihoodfunktion an den Daten zu konditionieren und die resultierende *Posteriori*-Verteilung hinsichtlich der Parameter- und Outputunsicherheiten zu analysieren (Freer et al., 1996). Die wesentlichen Schwierigkeiten bei der Anwendung der Methode bestehen in der subjektiven Wahl des Gütekriteriums und in der Wahl eines Grenzwertes des Likelihoodmaßes, der nach der Terminologie von Hornberger und Spear (1981) die Stichprobe klassifiziert in *behavioural*, wenn die Parametersätze das Systemverhalten repräsentieren, oder in *non-behavioural* für den umgekehrten Fall. Die Gruppe der *Behavioural*-Parametersätze stellt die Lösung des Äquifinalitäts-Problems dar. Dabei bezieht sich die Aussage der Äquifinalität nicht auf einzelne Parameter, sondern stets auf die Kombination unterschiedlicher Parameter zu einem Parametersatz. Die statistische Analyse der Parameterkombinationen und der damit verbundenen Simulationsergebnisse quantifiziert die Unsicherheit der Parameter und der Ergebnisse der Modellierung. Die *Non-behavioral*-Parametersätze des Modells werden ohne weitere Analyse verworfen.

Die GLUE-Methode beinhaltet zusammenfassend die folgenden Arbeitsschritte:

- i. die Festlegung eines zulässigen Parameterraumes, indem die Parameter während der Generierung der *Priori*-Verteilung variieren dürfen,
- ii. die Auswahl einer Sampling-Methode für den Parameterraum,
- iii. die Auswahl einer Likelihoodfunktion und die Festlegung eines Grenzwertes, der die Parametersätze in *behavioural* und *non-behavioural* unterteilt,
- iv. die Durchführung der Modellsimulationen für die generierten Parametersätze,
- v. die statistische Analyse der Gruppe der *Behavioural*-Parametersätze (Modelle).

Beven und Freer (2001) verallgemeinern die GLUE-Methodik für die Analyse von Umweltmodellen und unterstreichen deren Eignung für die Analyse der Modellstrukturunsicherheit. Die Methodik ist aufgrund ihrer Einfachheit sehr verbreitet, was sich in einer Vielzahl an Anwendungen niederschlägt. Beispielhaft seien hier die Arbeiten von Freer et al. (1996), Aronica et al. (2002), Christiaens und Feyen (2002a), Montanari (2005) und Gattke (2006) zu nennen.

3.3.3 Das Prinzip der Pareto-Optimalität in der Unsicherheitsbestimmung

Gupta et al. (1998) führen aus, dass simulierte Zeitreihen trotz ähnlicher Güte erhebliche Unterschiede im zeitlichen Verlauf aufweisen können. Bedingt durch die in Kapitel 2.1 benannten Unsicherheiten zeigen die Simulationsergebnisse unterschiedlich gute Anpassungen an einzelne Abschnitte einer beobachteten Abflussganglinie (z.B. Niedrigwasserbereich, Hochwasserscheitel, -rückgang), so dass die Berechnung der Modellgüte über den gesamten Zeitraum der Beobachtung zu gleichen Ergebnissen führen kann. Gupta et al. (1998) folgern daraus, dass das verwendete Maß zur Bewertung der Modellgüte die Simulationsergebnisse nicht ausreichend unterscheidet. Sie schlagen deshalb die Verwendung mehrerer Gütekriterien vor, um die in der beobachteten Ganglinie enthaltenen Informationen zu den ablaufenden hydrologischen Prozessen besser in die Parameterbestimmung des hydrologischen Modells einzubeziehen. Mit Hilfe der multikriteriellen Optimierung (Kapitel 3.2.2) erzeugen Gupta et al. (1998) eine Menge von Parametersätzen, die dem Prinzip der Pareto-Optimalität (Kapitel 3.2.1) unterliegen. Diese pareto-optimalen Parametersätze beschreiben eine Menge an Kompromisslösungen zwischen den Gütekriterien, die in einzelnen Abschnitten der simulierten Zeitreihen gegenüber der beobachteten Abflussganglinie optimale Lösungen aufweisen.

Die statistische Analyse der pareto-optimalen Parametersätze und der zugehörigen simulierten Zeitreihen charakterisieren – wie bei der GLUE-Methode – die Unsicherheit der Parameter und der Modellierung. Allerdings ist der Ansatz für die Unsicherheitsbestimmung der beiden Methoden verschieden. Während die GLUE-Methode die Unsicherheit als Ursache eines bezüglich einer Zielfunktion mathematisch überbestimmten Systems beschreibt, resultiert die Unsicherheit nach dem Prinzip der Pareto-Optimalität aus der Tatsache, dass bisher keine Zielfunktion existiert, die alle Reaktionen des natürlichen Systems adäquat erfassen kann. Die Ergebnisse der Methoden können sich dabei durchaus überschneiden, weshalb eine komplementäre Anwendung beider Methoden als sinnvoll anzusehen ist (Rojanschi, 2006; Schaefli, 2005).

Aufgrund der Vielfalt an Modellausgaben komplexer hydrologischer Modelle und Formulierungsmöglichkeiten von Zielfunktionen sind unterschiedliche Einsatzformen des Prinzips der Pareto-Optimalität zur Unsicherheitsbestimmung möglich. Madsen (2003) unterscheidet hinsichtlich:

- i. verschiedener Messgrößen, die Vergleichszwecken dienen und zum Teil unterschiedliche Maßeinheiten aufweisen können (z.B. Grundwasserstand, Abfluss, Wassergehalt im Boden),
- ii. verschiedener Messstandorte einer Messgröße oder
- iii. verschiedener Antwortmodi eines Gebietes (z.B. Hochwasserabfluss, Niedrigwasserabfluss, Schneeschmelzabfluss).

Dabei charakterisiert Madsen (2003) den unter (i) genannten Anwendungsfall als multi-

kriteriell (*multi-criterial*), während (ii) und (iii) im eigentlichen Sinne als Mehrziel-Optimierungen (*multi-objective*) zu bezeichnen sind, wobei Fall (iii) der von Gupta et al. (1998) vorgeschlagenen Vorgehensweise entspricht.

Neben dem Einsatz multikriterieller Optimierungsverfahren (siehe Kapitel 3.2.2) ist die Bestimmung der pareto-optimalen Parametersätze auch durch eine mehrfache Ausführung gewöhnlicher Einzel-Optimierungsverfahren mit einer gewichteten Zielfunktion (Gleichung 3.8) möglich (Madsen, 2000; Rojanschi, 2006).

Anwendungen zur Pareto-Optimalität in der hydrologischen Modellierung sind zusätzlich zu den bereits in Kapitel 3.2.2 zitierten Autoren auch bei Boyle et al. (2000) und Parajka et al. (2007) zu finden.

3.3.4 Bayes'sche Inferenz

Die inverse Parameterbestimmung (Kapitel 3.2) betrachtet die Kalibrierung eines hydrologischen Modells als ein Optimierungsproblem. Neben der Bestimmung des Parametersatzes, der am wahrscheinlichsten die Beobachtung beschreibt, ist es auch erforderlich, die Unsicherheit, respektive den Fehler der Parameterbestimmung zu ermitteln. Nun ist diese Unsicherheitsbestimmung innerhalb des hydrologischen Optimierungsproblems nicht einfach erhältlich, jedoch ist sie ein natürliches Ergebnis eines exakten statistischen Schließens, das mit der Bayes'schen statistischen Analyse durchgeführt werden kann. Dabei erlaubt die Bayes'sche Analyse zusätzlich die Kombination von qualitativen und quantitativen Informationen z.B. durch Kombination der Daten mit dem intuitiven Wissen und der Erfahrung hydrologischer Praktiker über die Parameter ihrer Modelle via einer *Priori*-Verteilung.

Die Bayes'sche Analyse basiert auf dem Satz von Bayes (Bayes, 1763) und der darauf aufbauenden Bayes'schen Theorie, die die Axiome und Gesetzmäßigkeiten der Wahrscheinlichkeitstheorie nutzt. Die Anwendung des Satzes von Bayes auf die hydrologische Modellierung führt zu einer *Posteriori*-Dichtefunktion $p(\theta|X,Y)$, ausgedrückt als bedingte Verteilung der Modellparameter θ an die Beobachtungen des antreibenden Modellinputs X (z.B. Niederschlag, Verdunstung, etc.) und des Modelloutputs Y (z.B. Abfluss, Grundwasserstände, etc.).

$$p(\theta|X,Y) = \frac{p(X,Y|\theta) * p(\theta)}{p(X,Y)} \quad (3.17)$$

Mit anderen Worten beschreibt die *Posteriori*-Verteilung die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Modellparameter bei Kenntnis der Beobachtungen. Sie ist somit Ausdruck der Unsicherheit der Modellparameter und damit Zielgröße bei der Unsicherheitsbestimmung.

Die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(\theta)$ wird als *Priori*-Verteilung bezeichnet, die das Vorwissen über die Parameter enthält. $p(X, Y)$ entspricht der totalen Wahrscheinlichkeit der Beobachtungen. $p(X, Y|\theta)$ ist die bedingte Verteilung der Daten an die Modellparameter, oder anders formuliert, beschreibt sie bei Kenntnis des Parametersatzes θ die Unsicherheit der Daten. Diese Unsicherheit der Daten kann auch durch den Fehler, der bei der hydrologischen Modellierung mit einem vorgegebenen Parametersatz θ entsteht, ausgedrückt werden. Formalisiert man das Vorgehen bei der inversen hydrologischen Modellierung gemäß Gleichung 3.18, mit dem hydrologischen Modell $h(\cdot)$ beschrieben durch eine deterministische oder stochastische Funktion, so lässt sich der Fehler der hydrologischen Modellierung mit ε beschreiben. Die Minimierung des Fehlers im Rahmen der inversen Parameterbestimmung führt zu einem optimalen Parametersatz.

$$Y = h(\theta, X) + \varepsilon \quad (3.18)$$

$$\varepsilon = Y - h(\theta, X) = Y - \hat{Y}(\theta, X) \quad (3.19)$$

Im Übergang zur Unsicherheitsbestimmung wird bei der Methode der Bayes'schen Inferenz anstelle der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion $p(X, Y|\theta)$ eine Likelihoodfunktion $L(\cdot)$ verwendet, deren Optimierung zur *posteriori* und damit zur gesuchten Verteilung der Modellparameter führt. Weiterhin wird bei der Bayes'schen Inferenz eine Proportionalitätsform verwendet, die den Nenner aus Gleichung 3.17 vernachlässigt. Man spricht dann von einer unconditionierten *Posteriori*-Verteilung.

$$p(\theta|X, Y) \propto L(X, Y|\theta) * p(\theta) \quad (3.20)$$

Der Übergang zur Proportionalitätsform ist notwendig, weil die totale Wahrscheinlichkeit $p(X, Y)$ nicht immer einfach zu bestimmen ist. Dabei entspricht $p(X, Y)$ einem skalaren Faktor, der sicherstellt, dass die *Posteriori*-Verteilung zu Eins integriert. Allerdings ist es nicht notwendig, diesen Faktor zu ermitteln, da nicht die exakten Werte der *Posteriori*-Verteilung interessieren, sondern die Verteilungseigenschaften.

Gleichung 3.20 beschreibt die Grundform der Bayes'schen Inferenz, deren Anwendung folgende Schritte erfordert:

- i. die Formulierung der *Priori*-Informationen $p(\theta)$
- ii. die Auswahl und die Formulierung einer Likelihoodfunktion $L(X, Y|\theta)$
- iii. die Analyse der *Posteriori*-Verteilung $p(\theta|X, Y)$
- iv. die statistische Analyse der Residuen zur Überprüfung der Annahmen der Likelihoodfunktion und der Kompatibilität mit den *Priori*-Modell

Die *Priori*-Verteilung $p(\theta)$ ermöglicht das Einbeziehen von Vorkenntnissen über die Parameter in die Unsicherheitsbestimmung, die z.B. aus vorhergehenden Untersuchungen oder statistischen Analysen gewonnen werden können. Diese Vorkenntnisse sind dabei über statistische Verteilungseigenschaften zu beschreiben. Liegen keine *Priori*-Informationen vor oder soll die Unsicherheitsbestimmung ausschließlich auf Basis der beobachteten Daten erfolgen, vereinfacht sich Gleichung 3.20 weiter. Man spricht dann von einem nichtinformativen *prior*, der die Annahme einer gleichen Auftretenswahrscheinlichkeit der Modellparameter θ im Parameterraum Θ impliziert. Dadurch entspricht $p(\theta)$ ebenfalls einem skalaren Faktor, der in der Proportionalitätsform von Gleichung 3.21 vernachlässigt werden kann.

$$p(\theta|X,Y) \propto L(X,Y|\theta) \quad (3.21)$$

Box und Tiao (1973) haben gezeigt, dass unter der Annahme eines additiven, unkorrelierten weißen Rauschens für den Modellfehler

$$\varepsilon \sim NV(0, \sigma^2) \quad (3.22)$$

die Maximum-Likelihood-Bestimmung des wahrscheinlichsten Wertes von θ auf der Minimierung der Summe der kleinsten quadratischen Abweichungen der Residuen bezüglich θ basiert. Das ähnelt im Grundsatz der Vorgehensweise bei der Modellkalibrierung mit Hilfe des RMSE (Gleichung 3.10), den Gershenfeld (1999), ebenfalls mit der Annahme aus Gleichung 3.22, aus der Bayes'schen Formel herleitet.

Die Likelihoodfunktion $L(\cdot)$ muss die Art und Weise reflektieren, wie Fehler und Unsicherheiten das natürliche System beeinflussen und durch dieses propagiert werden. Das betrifft die Auswahl der Unsicherheitsquellen und die Berücksichtigung ihrer Abhängigkeitsstruktur sowie die Auswahl eines geeigneten probabilistischen Fehlermodells zur Beschreibung des Fehlers der Modellierung. Übliche Anwendungen der Bayes'schen Inferenz in der Hydrologie ignorieren die explizite Bestimmung der Inputunsicherheit und beschreiben die Outputunsicherheit und den Modellfehler in einem gemeinsamen Term des weißen Rauschens gemäß Gleichung 3.23.

$$L(X,Y|\theta) = \prod_{i=1}^N \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sigma} \exp \left(-\frac{1}{2} \frac{[Y_i - \hat{Y}_i(X_i, \theta)]^2}{\sigma^2} \right) \right] \quad (3.23)$$

Darin charakterisiert σ die Standardabweichung des Fehlers der Modellierung, die integral alle Fehler aus Input- und Outputdaten sowie der Modellstruktur enthält. Für große Stichprobenumfänge N wird die logarithmierte Form von Gleichung 3.23 verwendet, um sehr große Zahlen für $L(\cdot)$, die in der rechentechnischen Umsetzung der Algorithmen zu Speicherüberläufen im PC führen können, zu vermeiden.

Die Anwendung von Gleichung 3.23 bei der Bayes'schen Inferenz verlangt die Parametrisierung der Standardabweichung σ . Diese beeinflusst maßgeblich die Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter und der Modellierung.

Prinzipiell kann σ aus den Messwerten einer Größe des natürlichen Systems, die für die Modellkalibrierung verwendet wird, bestimmt werden. Im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz wird dann die Variabilität der Modellparameter, die das Systemverhalten abbilden, an die Variabilität der Messgröße konditioniert. Im Falle der hydrologischen Modellierung von Flussgebieten würde sich die Unsicherheit der Abflussbeobachtung als eine solche Größe zur Bestimmung von σ anbieten. Allerdings unterliegt die hydrologische Modellierung zahlreichen anderen Fehlerquellen (Kapitel 2.1), deren Überlagerung meist die Standardabweichung der Abflussbeobachtung übersteigt. In einem solchen Fall, wenn die Unsicherheiten aus der Modellierung heraus größer sind als die Vorgabe, repräsentiert durch σ , versagt die Unsicherheitsbestimmung bzw. führt nicht zu einer konvergenten Lösung. Da in der hydrologischen Modellierung die Unsicherheit eine unbekannte Größe darstellt, ist es sinnvoll, die Standardabweichung σ in den Bestimmungsprozess der Modellparameter mit einzubeziehen.

Die *Posteriori*-Verteilung $p(\theta|X,Y)$ ist das Ergebnis der Bayes'schen Inferenz. Sie enthält in ihren Randverteilungen die Unsicherheit (Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion) der Modellparameter bei Kenntnis der Beobachtungen. Die Dimensionalität der *Posteriori*-Verteilung entspricht dabei der Anzahl der Parameter θ_i im Parametervektor θ . Mit Hilfe der Randverteilungen der Parameter kann der Einfluss der Unsicherheit der Modellparameter auf den Modelloutput statistisch analysiert werden. Zusätzlich ist die Unsicherheit der gesamten Modellierung durch die statistische Beschreibung des Fehlers der Modellierung in Gleichung 3.23 erhältlich. Somit ermöglicht die Methode der Bayes'schen Inferenz die Trennung von Parameter- und Modellierungsunsicherheit.

Die Bestimmung der *Posteriori*-Verteilung ist für ein komplexes nichtlineares hydrologisches Modell analytisch nicht möglich. Die Lösung von Gleichung 3.20 kann deshalb nur numerisch z.B. mit der Markov-Ketten-Monte-Carlo (MCMC)-Methode oder dem Importance Sampling erfolgen. Die Wahl und Struktur des numerischen Lösungsverfahrens hängt dabei auch wesentlich von der Formulierung der Likelihoodfunktion ab. Exemplarisch stehen dafür die Arbeiten von Bates und Campbell (2001), Kavetski et al. (2006a), Yang et al. (2007a) und Schaepli et al. (2007). Am häufigsten wird die MCMC-Methode eingesetzt, die in Kapitel 3.4.2 vorgestellt wird.

3.4 Methoden der Simulation von Unsicherheiten

3.4.1 Monte-Carlo-Simulation und Latin-Hypercube-Sampling

Die Monte-Carlo-Simulation (MCS) (Robert und Casella, 2004) ist ein Verfahren aus der Stochastik, das auf der sehr häufigen Wiederholung von Zufallsexperimenten basiert. Anhand der Ergebnisse wird versucht, mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitstheorie analytisch nicht oder nur sehr aufwendig lösbare mathematische und physikalische Probleme numerisch zu lösen. Dabei können die Zufallsexperimente sowohl real (z.B. durch Würfeln) als auch rechnergestützt durch die Verwendung von Zufallszahlen durchgeführt werden. Aufgrund der wiederholten zufälligen Versuchsdurchführung besitzen MCS eine große Flexibilität in der Anpassung an unterschiedlichste Problemstellungen, was sich in einem breiten Anwendungsspektrum niederschlägt. Dabei können folgende Problemgruppen unterschieden werden:

- i. als Alternative zur analytischen Lösung von Problemen rein mathematischer Natur, z.B. zur Approximation der Zahl π oder der Berechnung von Integralen,
- ii. zur Bestimmung von Verteilungseigenschaften von Zufallsvariablen eines unbekanntem Verteilungstyps (z.B. zur Schätzung von Verteilungseigenschaften),
- iii. zur Nachbildung und stochastischen Simulation von komplexen Prozessen, die nicht direkt analysiert werden können, z.B. dem Wasserkreislauf der Erde.

Bezugnehmend auf die Problemstellung der Unsicherheitsbestimmung in der N-A-Modellierung bieten sich verschiedene Einsatzmöglichkeiten der MCS an, die den Problemfeldern (ii) und (iii) zuzuordnen sind.

Einfache (naive) MCS bilden z.B. die Grundlage für die zuvor beschriebenen Methoden der Unsicherheitsanalyse und -modellierung DYNIA und GLUE. Dazu werden aus den vorzugebenden Wertebereichen der Zufallsvariablen (der zu analysierenden Parameter) zufällige Stichproben gezogen. Die einzelnen Realisationen der Stichprobe haben die gleiche Auftretenswahrscheinlichkeit, d.h. sie unterliegen einer Gleichverteilung. Die so erhaltenen Parametersätze bilden die Grundlage für Simulationen mit dem N-A-Modell. Die Analyse der Ergebnisse mit der DYNIA-Methode ermöglicht Aussagen zur Eignung der Modellstruktur – der strukturellen Modellunsicherheit – und zur Sensitivität und Identifizierbarkeit der Modellparameter, während die Analyse der Ergebnisse mittels der GLUE-Methode hingegen Aussagen zur Unsicherheit der Parameter und der Modellierung erlaubt.

Eine derart einfache MCS kann auch zur Stichprobengenerierung für Zufallsvariablen dienen, die in Klassen gruppiert vorliegen und durch Klassenunter- und Klassenobergrenzen determiniert sind. Ein solches Vorgehen bietet sich z.B. für die Analyse der in Bodenkarten enthaltenen Bodeninformationen an, um aus den klassifiziert vorliegenden Bodenarten bodenhydraulische Parameter abzuleiten. Im Ergebnis der MCS können die bis dato unbekanntem Verteilungseigenschaften der bodenhydraulischen Parameter einschließlich ihrer Korrelationsstruktur analysiert und geeignete statistische Modelle zur Beschreibung der

Verteilungseigenschaften angepasst werden.

Dies ermöglicht eine Anwendung der MCS gemäß oben benannten Fall (iii), nämlich die gezielte Verarbeitung stochastisch vorliegender Zufallsvariablen mit einem komplexen Modell. Dazu sind entsprechend den Verteilungseigenschaften der Zufallsvariablen Stichproben zu ziehen. Konkreter formuliert sind aus den Verteilungsfunktionen der Bodenparameter zufällige Parameterrealisationen zu ziehen, wobei die gesamte Stichprobe der Realisationen die Verteilungseigenschaften der Bodenparameter widerspiegelt. Die so erzeugten Parametersätze werden mit dem N-A-Modell simuliert und ermöglichen anschließend die Analyse der Auswirkungen der stochastischen Bodenparameter auf den Modelloutput.

Liegen mehrere Zufallsvariablen vor, so sind zusätzlich zu den Verteilungseigenschaften der einzelnen Zufallsvariablen auch die Korrelationen zwischen den Zufallsvariablen bei der Erzeugung der zufälligen Stichprobe zu berücksichtigen. Dies kann zu erhöhten Anforderungen an das Sampling – die Methode zur Generierung der Zufallsstichprobe – führen, wenn die Zufallsvariablen unterschiedlichen Verteilungen unterliegen und untereinander stark korreliert sind.

Die Durchführung von MCS zur Analyse der Systemreaktion auf eine stochastische Randbedingung oder Modelleigenschaft ist auch möglich, wenn die Zufallsvariable nicht analytisch durch eine Verteilungsfunktion beschrieben werden kann. Ein solches Problem tritt z.B. auf, wenn die Zufallsvariable mehrere Dimensionen enthält, die wiederum durch andere Zufallsvariablen geprägt sind, z.B. der Niederschlag in seiner raum-zeitlichen Verteilung. In einem solchen Fall kann eine MCS durchgeführt werden, wenn die mehrdimensionale Verteilungsstruktur der Zufallsvariablen über eine ausreichend große Stichprobenanzahl empirisch beschrieben werden kann. Aus dieser Stichprobe können dann zufällige Realisationen gezogen und mit dem Modell verarbeitet werden. Dabei ist auch die Kombination mehrerer empirisch vorliegender Zufallsvariablen, bzw. die Kombination mit analytisch beschreibbaren Zufallsvariablen möglich, wobei ggf. deren Korrelationen beachtet werden müssen.

Das wiederholte Ziehen von Zufallsvariablen und die anschließende Modellausführung erlaubt eine statistische Analyse des Modelloutputs in Form von primärstatistischen Kenngrößen (Mittelwert, Varianz, etc.) und empirischen Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Die Güte und Zuverlässigkeit der statistischen Aussage, die mit einer MCS erzielt werden kann, ist dabei stark von der Anzahl der durchgeführten Simulationen abhängig. Diese Anzahl an Simulationen ist einerseits geprägt von der Anzahl an Zufallsvariablen im Simulationsexperiment. Liegen unabhängige Zufallsvariablen vor, so besteht ein exponentieller Zusammenhang zwischen dem Stichprobenumfang und der Anzahl der Zufallsvariablen, um den Raum der Zufallsvariablen mit einer annähernd gleichen Informationsdichte zu beproben. Vereinfacht formuliert: Teilt man den Parameterbereich einer Zufallsvariablen in zehn gleiche Abschnitte, so erhöht sich die Anzahl um das zehnfache, wenn eine durch eine zweite Zufallsvariable aufgespannte Fläche mit der gleichen Informationsdichte wie der Vektor einer Zufallsvariablen beprobt werden soll. Sind also N unabhängige Zufallsvariablen zu verarbeiten, so kann der Stichprobenumfang für eine MCS anhand der Faustre-

gel 10^N abgeschätzt werden.

Andererseits ist der Stichprobenumfang einer MCS auch beeinflusst durch die erforderliche Zuverlässigkeit der statistischen Analyse der Modelloutputs. Ist z.B. ein sehr kleines Quantil der Wahrscheinlichkeitsverteilung des Outputs (z.B. $P < 0.01$) von Interesse, können zusätzliche Simulationen erforderlich sein. Klare, einfache Regeln zur Bestimmung der notwendigen Simulationsanzahl im Vorfeld einer MCS sind dabei nur schwer erhältlich. Allerdings kann mit Hilfe statistischer Tests die Konvergenz, d.h. das Erreichen eines stabilen Zustands in den statistischen Kenngrößen des Outputs, geprüft werden.

Allerdings kann der notwendige Stichprobenumfang einer MCS durch effizientere Methoden der Stichprobengenerierung (des Samplings) reduziert werden. Bei einer rein zufälligen Ziehung von Realisationen aus dem Wertebereich einer Zufallsvariablen kann es mitunter vorkommen, dass zwei unmittelbar benachbarte Werte gezogen werden, während andere Bereiche noch unbeprobte sind. Effiziente Samplingstrategien vermeiden dieses Problem. Häufige Anwendung findet die statistische Methode des Latin-Hypercube-Sampling (LHS) (McKay et al., 1979), die als geschichteter oder strukturierter Stichprobenansatz bezeichnet wird.

Im Kontext der statistischen Beprobung ist ein quadratisches Raster, das die Beprobungspunkte enthält, ein Latin-Quadrat, wenn sich nur eine Stichprobe in jeder Zeile und Spalte befindet (Abbildung 3.6). Ein Latin-Hypercube ist die Generalisierung dieses Konzepts zu einer beliebigen Anzahl an Dimensionen. Für die Beprobung eines Parameterraumes mit N Zufallsvariablen Z wird der Wertebereich jeder Variablen (Z_{min} , ..., Z_{max}) in M gleich wahrscheinliche Intervalle geteilt. Diese M Intervalle werden so platziert, dass sie der Definition des Latin-Hypercube entsprechen. Innerhalb eines Intervalls erfolgt die Ziehung der Stichprobe zufällig. Abbildung 3.6 veranschaulicht die Vorgehensweise anhand eines Einheitsquadrats im Vergleich zu einer rein zufälligen Stichprobengenerierung für 10 Realisationen einer Gleichverteilung.

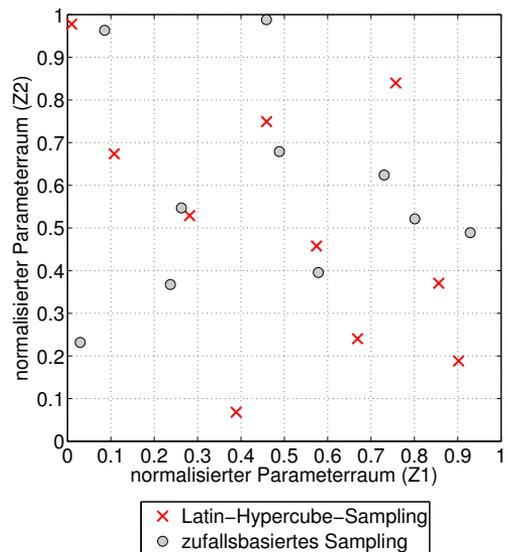


Abb. 3.6: Methodik des Latin-Hypercube-Sampling

Die Effizienz des Verfahrens konnte bereits in mehreren Studien nachgewiesen werden (Helton und Davis, 2003; Yu et al., 2001). So erzielten Yu et al. (2001) das gleiche Ergebnis bei der Schätzung des Vertrauensbereichs der Modellergebnisse eines flächendifferenzierten, konzeptionellen N-A-Modells mit einem um 10 % geringeren Stichprobenumfang bei dem LHS gegenüber einem einfachen zufallsbasierten Sampling bei der Monte-Carlo-Simulation.

3.4.2 Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode

3.4.2.1 Grundlagen

Die *Posteriori*-Verteilung eines hydrologischen Modells kann aufgrund dessen Komplexität nicht analytisch bestimmt werden. Deshalb werden numerische Monte-Carlo basierte Sampling Verfahren mit dem Ziel eingesetzt, durch wiederholte Modellausführungen die *Posteriori*-Verteilung bzw. bestimmte Quantile näherungsweise zu beschreiben. Am häufigsten wird die Markov-Ketten-Monte-Carlo-(MCMC)-Methode (Gelman et al., 2004) verwendet, die in einem *Random-Walk*-Verfahren die *Posteriori*-Verteilung beprobt (Abbildung 3.7, rechts). Ausgehend von einem Startpunkt im Parameterraum $[\theta_1, \theta_2]$ wird mit Hilfe einer vom Anwender festzulegenden Sprungverteilung (dargestellt in Abbildung 3.7, rechts bei Punkt (0,0)) ein neuer Kandidatenpunkt ermittelt. Nach Ausführung des hydrologischen Modells wird der Wert der *Posteriori*-Verteilung für den Kandidaten berechnet.

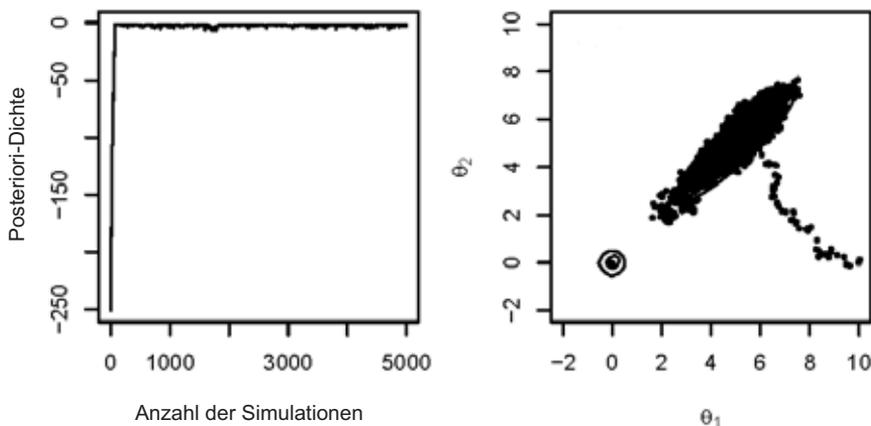


Abb. 3.7: Konvergenzverhalten der *Posteriori*-Verteilung (links) und Beprobung des Parameterraumes (rechts) bei der Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode

Ist dieser größer als der Wert des Ausgangspunkts wird der neue Punkt akzeptiert und dient als Startpunkt für die nächste Punktschätzung. Ist der Wert der *Posteriori*-Verteilung kleiner als der Wert des Ausgangspunkts, wird mit einer zufällig ermittelten Übergangswahrscheinlichkeit entschieden, ob der neue Punkt akzeptiert oder abgelehnt wird. Auf diese Weise entsteht ein Markov-Prozess, dessen stationäre Verteilung der gesuchten *Posteriori*-Verteilung entspricht (Abbildung 3.7, links). Dabei sind ausreichend lange Ketten erforderlich, um einerseits eine *Warm-up*-Phase bis zum Erreichen des stationären Zustands zu überwinden und andererseits ist ein ausreichend große Anzahl an Stichproben zum Beschreiben der gesuchten *Posteriori*-Verteilung zu ziehen. Die Wahl des Startpunktes und die Formulierung der Sprungverteilung beeinflussen maßgeblich das Konvergenzverhalten und die Exaktheit der Schätzung der *Posteriori*-Verteilung.

3.4.2.2 Der Shuffled-Complex-Evolution-Metropolis-Algorithmus (SCEM-UA)

Der SCEM-UA Algorithmus ist ein universeller globaler Optimierungsalgorithmus, der eine effiziente Bestimmung der wahrscheinlichsten Parametersätze und der zugrunde liegenden Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit nur einem Optimierungslauf ermöglicht (Vrugt et al., 2003c). Der Algorithmus ist ein Markov-Ketten-Monte-Carlo-(MCMC)-Sampler, der mehrere Sequenzen von Parametersätzen parallel generiert, welche für eine ausreichend große Anzahl an Simulationen gegen eine stationäre *Posteriori*-Verteilung konvergieren. Der SCEM-UA Algorithmus basiert auf dem globalen SCE-UA Optimierungsverfahren (Duan et al., 1992). Allerdings verwendet er anstelle der Downhill-Simplex-Methode das Metropolis-Hastings-Suchverfahren für die Entwicklung der Populationen in den Komplexen. Eine detaillierte Beschreibung und Erklärung des Algorithmus ist bei Vrugt et al. (2003b) zu finden.

Ausgangspunkt des SCEM-UA-Algorithmus ist die Vorgabe einer Startpopulation von zufällig verteilten Parametersätzen in einem n-dimensionalen Parameterraum. Liegen keine *A-priori*-Informationen über die Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Parameter vor, wird eine Gleichverteilung angenommen. Nach der Modellausführung wird für jeden Parametersatz aus dem Simulationsergebnis die Dichte der *Posteriori*-Verteilung berechnet. Anschließend wird die Startpopulation der Parametersätze in eine vorzuziehende Anzahl an Komplexen aufgeteilt, die nun Ausgangspunkt für die parallele Entwicklung der Markov-Ketten sind, wobei als Startwerte die Parametersätze mit den höchsten *Posteriori*-Dichten dienen. Dazu wird in jedem Komplex ein neuer möglicher Parametersatz (Kandidat) mit Hilfe einer multivariaten Normalverteilung erzeugt, die entweder über dem letzten Parametersatz der Markov-Kette oder dem Mittelwert der Parametersätze im Komplex zentriert und um die Kovarianzstruktur der Parametersätze im Komplex erhöht wird. Anhand des *Posteriori*-Wertes des Kandidaten wird mit Hilfe des Metropolis-Annealing-Kriteriums (Metropolis et al., 1953) geprüft, ob der Kandidat zur Sequenz hinzugefügt oder abgelehnt werden soll. Nach einer definierten Anzahl an Parameterschätzungen werden die Komplexe, wie beim SCE-Verfahren, neu gemischt. Diese Entwicklungs- und Vermischungszedure wird solange wiederholt, bis das Gelman-Rubin-Konvergenzkriterium gegen eine stationäre *Posteriori*-Verteilung für jeden Parameter konvergiert (Gelman und Rubin, 1992). Obwohl die generelle Konvergenz von nicht homogenen Markov-Ketten-Algorithmus noch Gegenstand mathematischer Forschung ist, konnte durch Experimente mit standardisierten mathematischen Testproblemen gezeigt werden, dass der SCEM-UA Algorithmus die Zielverteilung approximiert.

Anwendungen des SCEM-UA-Algorithmus sind u.a. bei Vrugt et al. (2003a), Vrugt et al. (2006a) und Feyen et al. (2007) zu finden. Dabei nutzen Feyen et al. (2007) die Box-Cox-Transformation (Box und Cox, 1964) für die beobachteten und simulierten Abflüsse, um

die Heteroskedastizität⁷ des Fehlers der Abflussbeobachtung zu berücksichtigen (Sorooshian und Dracup, 1980).

Der Simulationsaufwand und der Zeitbedarf bei der Anwendung des SCEM-UA Algorithmus auf rechenintensive Modelle kann außerordentlich hoch werden. Vrugt et al. (2006b) stellen eine parallelisierte Version des SCEM-UA-Algorithmus vor, bei der die Entwicklung der Markov-Ketten auf mehrere Rechenknoten verteilt werden kann. Diesen Ideen folgend wurde der SCEM-UA Algorithmus auf das PC-Cluster des Zentrums für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen (ZIH) der TU Dresden adaptiert, um die Simulationen mit einem flächendifferenzierten prozessbasierten N-A-Modell in einer akzeptablen Zeit bewältigen zu können.

⁷ Unter Heteroskedastizität ist die Variabilität der Varianz einer Zufallsgröße für unterschiedliche Realisationen zu verstehen. Das bedeutet im vorliegenden Fall eine Zunahme des Fehlers mit steigendem Abfluss. Diese Charakteristik ist z.B. von der Abflussmessung an einem Pegel bekannt, wo große Messwerte durch einen größeren Fehler geprägt sind.

4 Eine neue Strategie für die Analyse und Simulation der Unsicherheiten in der flächendifferenzierten Niederschlags-Abfluss-Modellierung

Ein erster Einblick in die zu bewältigenden Aufgaben bei der Unsicherheitsbestimmung in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung wurde bereits in Kapitel 2 gegeben. Zusammen mit den in Kapitel 3 vorgestellten wesentlichen Methoden soll nun eine neue Strategie für die Unsicherheitsbestimmung in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung entwickelt und vorgestellt werden. Die prinzipielle Vorgehensweise ist in Abbildung 4.1 veranschaulicht und gliedert sich in die Arbeitsschritte 1) Analyse und Modellierung, 2) Simulation und Kombination der Unsicherheiten ausgewählter Einflussgrößen sowie 3) die abschließende statistische Analyse zur Bewertung der Unsicherheiten auf die Zielgröße Gebietsabfluss. Die neue Strategie kombiniert eine Reihe von bekannten statistischen und numerischen Methoden und Verfahren sowie Analysen, um die umfassende Aufgabe der globalen und komponentenbezogenen Unsicherheitsbestimmung zu bewältigen. Zunächst werden die einzelnen Einflussgrößen hinsichtlich ihrer Unsicherheit charakterisiert und das Vorgehen bei der Analyse und der Modellierung der Unsicherheiten kurz vorgestellt. Detailliertere Informationen hierzu enthält Kapitel 5, während Kapitel 6 die Simulation und die Kombination der Unsicherheiten sowie deren statistische Analyse ausführlicher beschreibt.

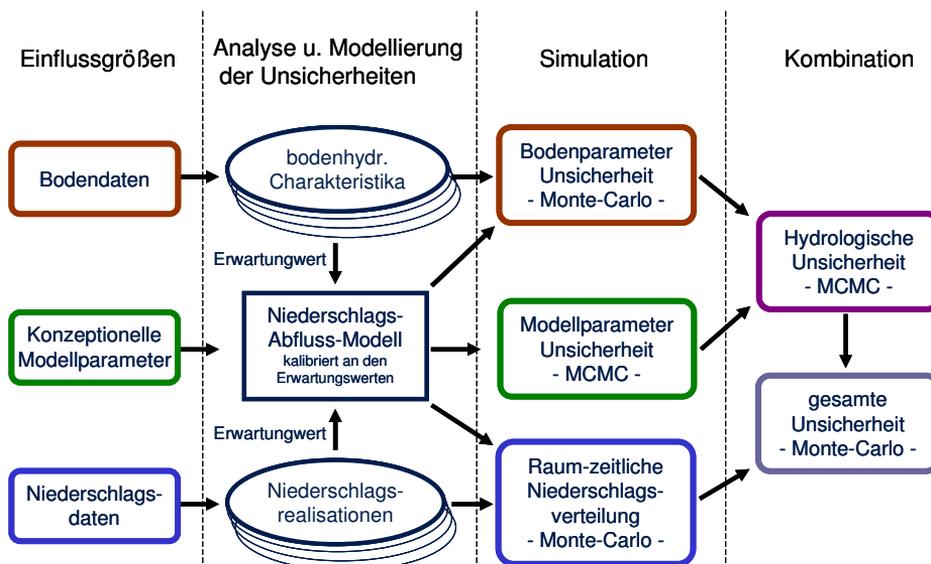


Abb. 4.1: Die Strategie für die Unsicherheitsbestimmung in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung

Unsicherheit in der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung

Messwerte des Niederschlags stehen aufgrund der vorhandenen Dichte des Niederschlagsmessnetzes in der Regel nur an einigen wenigen in der näheren Umgebung des Einzugsgebietes befindlichen Niederschlagsstationen zu diskreten Zeitpunkten zur Verfügung. Um diese punktuellen Daten für eine flächendifferenzierte hydrologische Modellierung verwenden zu können, ist eine Interpolation auf die Einzugsgebietsfläche notwendig. Die gängigen Interpolationsverfahren unterschätzen die Varianz des Niederschlags deutlich, so dass eine interpolierte Zeitreihe weniger Extremwerte besitzt als eine gemessene Reihe. Um dieses Problem zu lösen, werden zusätzlich Niederschlagsfelder stochastisch modelliert, deren Mittelwert dem Wert aus der Interpolation entsprechen sollte. Ausgangspunkt ist zunächst das geostatistische Verfahren des External Drift Kriging (Kitanidis, 1997), das für die Interpolation stündlicher Niederschlagsmesswerte auf einem 1 km²-Raster verwendet wird. Anschließend werden mit der Turning-Bands-Methode (Mantoglou und Wilson, 1982) Simulationen der Niederschlagsverteilung durchgeführt, die an den Messstationen konditioniert sind, d.h. deren Messwerte reproduzieren. Die antreibende Varianz für die Simulationen wird aus den Niederschlagsmessungen abgeleitet (Bliefernicht et al., 2008). Auf diese Weise werden Realisationen des Niederschlags erzeugt, die empirisch die raum-zeitliche Niederschlagsvariabilität unter Berücksichtigung der raum-zeitlichen Korrelationsstruktur des Niederschlags beschreiben.

Unsicherheit der Bodeninformationen

Die messtechnische Bestimmung der bodenhydraulischen Charakteristika und ihrer Variabilität im Gebietsmaßstab ist ein sehr zeit- und kostenaufwendiger Prozess. Deshalb werden in der Hydrologie üblicherweise flächenhaft verfügbare Kartenwerke verwendet, um die Bodenparameter zu bestimmen. Allerdings ist dieses Vorgehen mit einigen Unsicherheiten verbunden, da es sich um klassifizierte Informationen zu Bodentypen und Bodenarten handelt. Diese Klassifikation nach den Bodenstruktureigenschaften ermöglicht für jede Bodenart eine Bandbreite an Realisierungen mit unterschiedlichen bodenhydraulischen Parametern. Die Modellierung dieser Variabilität erfordert ein mehrstufiges Vorgehen (Grundmann et al., 2006). Zunächst werden aus der Bandbreite der Bodenstrukturinformationen für jede Leitbodenart zufällige Realisationen gezogen. Dann erfolgt mit Hilfe einer Pedotransferfunktion die Berechnung der bodenhydraulischen Parameter nach Mualem/van Genuchten und der resultierenden bodenhydraulischen Kennfunktionen. Da die Bodenparameter untereinander hohe Korrelationen aufweisen und sich ihre Anzahl in Abhängigkeit mit den im Gebiet befindlichen Bodenarten erhöht, wird ein Ähnlichkeitsansatz verwendet, um die bodenhydraulischen Charakteristika für jede Leitbodenart über einen Bezugsboden, den Erwartungswert, und die Verteilungsfunktion eines Skalierungsparameters zu beschreiben. Dadurch kann die Dimensionalität des Parameterraumes für die Simulation der Unsicherheit erheblich reduziert werden.

Unsicherheit der konzeptionellen Modellparameter

Die konzeptionellen Modellparameter resultieren aus der vereinfachten Prozessbeschreibung im mathematischen Modell. Die flächendifferenzierte Betrachtungsweise der Prozesse erhöht die Parameteranzahl zusätzlich und führt zu überparametrisierten Modellen. Aus der Wahrscheinlichkeit, eine gleiche Anpassungsgüte im Kalibrierungsprozess für unterschiedliche Parametersätze zu erzielen („Äquifinalitätsproblematik“ (Beven, 1993)), ergibt sich die Unsicherheit der Modellparameter. Im Gegensatz zu den Unsicherheiten des Niederschlags und des Bodens, die aus Messdaten ableitbar sind, ist das Ziel der Unsicherheitsanalyse der Modellparameter, die Verteilungen der Modellparameter zu bestimmen, welche die Abflussbeobachtung unter den gegebenen Inputgrößen am wahrscheinlichsten beschreiben. Dieser Interpretation der Unsicherheit folgend, wird das statistische Verfahren der Bayes'schen Inferenz eingesetzt. Das Verfahren erlaubt, unter Einbeziehen von vorhandenem Vorwissen über die statistischen Eigenschaften der Parameter auf die bedingte Verteilung der Modellparameter zu schließen. Es ermöglicht zudem eine Trennung der Parameterunsicherheit von anderen Unsicherheitsquellen, z.B. der Modellstruktur und dem Input, durch die Verwendung eines Fehlermodells. Hier wird die einfachste Annahme eines unabhängigen, normalverteilten Fehlers getroffen. Die praktische Durchführung der Bayes'schen Inferenz erfolgt mit der MCMC-Methode, wobei der SCEM-UA-Algorithmus (Vrugt et al., 2003c) verwendet wird. Bevor jedoch eine Unsicherheitsanalyse durchgeführt werden kann, müssen zunächst die einflussreichsten Parameter zur Abbildung des N-A-Prozesses identifiziert werden. Weiterhin ist die Auswahl einer geeigneten Gütefunktion zur Anpassung des Modells an die Hochwassercharakteristik des Untersuchungsgebietes notwendig.

Simulation der Unsicherheiten

Die Simulation der Unsicherheiten verfolgt das Ziel, die Unsicherheit in den Daten und Parametern derart mit dem hydrologischen Modell zu verarbeiten, dass eine Analyse der Variabilität im resultierenden Gebietsabfluss möglich wird. Dabei sollte diese Variabilität als eine Schwankungsbreite um einen Mittelwert ausgedrückt werden können, der das natürliche Systemverhalten, charakterisiert durch die Abflussbeobachtung, beschreibt. Bedingt durch die Existenz konzeptioneller Modellparameter, muss das N-A-Modell zunächst in die Lage versetzt werden, auf Basis der Daten das natürliche Verhalten zu repräsentieren. Zu diesem Zweck erfolgt in einem **ersten Schritt** die Kalibrierung des N-A-Modells mit den Erwartungswerten der Daten unter den Annahmen, dass einerseits die Erwartungswerte der Daten auch zu den Erwartungswerten des Modelloutputs führen und dass andererseits, aufgrund der Einmaligkeit (Nichtwiederholbarkeit) von Prozessabläufen in komplexen natürlichen Systemen, die Abflussbeobachtung als Kalibrierungsziel dem Erwartungswert des natürlichen Systems entspricht. Zur Kalibrierung werden die Erwartungswerte der bodenhydraulischen Charakteristika der Leitbodenarten im Gebiet (die Bezugsböden) sowie der Niederschlag aus dem External Drift Kriging als Input verwendet, um die konzeptionellen Modellparameter zu bestimmen.

In einem **zweiten Schritt** wird anschließend mit Monte-Carlo-Simulationen der Einfluss der Variabilität in den Daten auf den Gebietsabfluss simuliert. Im Fall des Niederschlags erfolgt dies durch die Simulation mit einer Zufallsvariable, nämlich den Realisationen der Niederschlagsfelder. Diese beschreiben empirisch die raum-zeitliche Niederschlagsvariabilität und beinhalten die raum-zeitliche Korrelationsstruktur des Niederschlags. Im Fall der Bodendaten erfolgt die MCS mit den Skalierungsparametern der Leitbodenarten als Zufallsvariablen. Das Vorgehen ist erheblich aufwendiger, da einerseits die Anzahl der Bodenarten im Gebiet die Anzahl der Zufallsvariablen bestimmt und andererseits die Verteilungseigenschaften der Zufallsvariablen, also der Skalierungsparameter, berücksichtigt werden müssen.

Weil die Analyse und Modellierung der Unsicherheit der konzeptionellen Modellparameter bereits an der Abflussbeobachtung erfolgt, gestaltet sich die Simulation der Unsicherheit der Modellparameter einfacher, da im Gegensatz zu den Datenunsicherheiten keine Modellanpassung erfolgen muss. Deshalb wird ausgehend von der Modellierung der Unsicherheit der konzeptionellen Modellparameter mit der MCMC-Methode die *Posteriori*-Verteilung solange beprobt, bis eine genügend große Stichprobe an Parametersätzen entstanden ist, um die Variabilität in den Abflussdaten statistisch analysieren zu können. Insofern erlaubt die Kombination aus der Bayes'schen Inferenz und der MCMC-Methode in einem Verfahrensschritt die Modellierung und die Simulation der Unsicherheit der Modellparameter.

Kombination der Unsicherheiten

Die Kombination der Unsicherheiten aus den Bodendaten und den Modellparametern führt zur hydrologischen Unsicherheit. Beide Einflussgrößen werden über in Gruppen zusammengefasste Parametervektoren beschrieben, die innerhalb der Vektoren Parameterkorrelationen aufweisen. Zudem wirken beide Einflussgrößen auf den Prozess der Abflussbildung, so dass nicht von einer Unabhängigkeit der Parametergruppen untereinander ausgegangen werden kann. Für die Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit muss deshalb die Korrelation zwischen den Bodenparametern und konzeptionellen Modellparametern mit berücksichtigt werden. Da diese Korrelation a priori nur sehr schwierig und mit hohem Aufwand zu bestimmen ist, wird eine gemeinsame Bestimmung der Parameter inklusive Modellierung und Simulation der Unsicherheit mit der Bayes'schen Inferenz und der MCMC-Methode durchgeführt. Dabei dient der Erwartungswert des Niederschlags aus dem External Drift Kriging als Input, um die Parameter an die Abflussbeobachtung zu konditionieren. Ähnlich wie bei der Simulation der Modellparameter wird mit der MCMC-Methode eine ausreichend große Stichprobe der *Posteriori*-Verteilung erzeugt, deren Dimensionalität von der Parameteranzahl bestimmt wird. Diese Stichprobe beschreibt empirisch die hydrologische Unsicherheit. Die Randverteilungen der Stichprobe liefern die gesuchten Parameterverteilungen und ermöglichen eine Analyse der Korrelationsstruktur. Allerdings ist eine geschlossene analytische Beschreibung dieser mehrdimensionalen Verteilung nicht möglich.

Abschließend wird die Gesamt-Unsicherheit durch Kombination von hydrologischer Unsicherheit und der Unsicherheit resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsvariabilität ermittelt. Beide Größen werden unabhängig voneinander betrachtet, eine Annahme, von der in der Hydrologie üblicherweise ausgegangen wird (Kavetski et al., 2002). Deshalb bietet sich für die Simulation der Gesamt-Unsicherheit eine MCS an, die mit zwei Zufallsvariablen durchgeführt wird. Diese Zufallsvariablen entsprechen den empirischen Verteilungen der hydrologischen Unsicherheit und der raum-zeitlichen Niederschlagsvariabilität aus deren Stichproben nominal gezogen und kombiniert wird.

Statistische Bewertung der Unsicherheiten

Die Auswertung der zahlreichen Abflusssimulationen der Monte-Carlo-Methoden erfolgt durch eine zeitschrittweise primärstatistische Analyse der Kenngrößen Mittelwert, Median und Standardabweichung. Dabei charakterisieren der Mittelwert und der Median das Zentralverhalten der mit den Monte-Carlo-Methoden erzeugten Stichproben der Abflusswerte. Anhand der Lage von Mittelwert und Median zueinander lässt sich die Symmetrie der Verteilung innerhalb eines Zeitschrittes bewerten, die im Falle einer Differenz zwischen beiden statistischen Größen eine Schiefe aufweist. Die Standardabweichung ist ein Maß für die Streuung der Stichproben um ihren Mittelwert und ergibt sich aus der Wurzel der mittleren quadratischen Abweichung. Zusätzlich wird für die Charakterisierung der Streuung die mittlere 90 %-Quantilbreite verwendet. Sie berechnet sich aus der Differenz des 95 %-Quantils und des 5 %-Quantils. Quantile beschreiben eine Wahrscheinlichkeit oder auch einen Prozentsatz mit der ein bestimmter Wert aus der Verteilung einer Zufallsgröße erreicht wird. Da im zeitlichen Verlauf der Stichproben der Abflusssimulationen stark schwankende Verteilungseigenschaften zwischen den einzelnen Zeitschritten auftreten können, werden die Quantile mit einer empirischen Verteilung bestimmt.

Um die Unsicherheiten der einzelnen Einflussgrößen und deren Kombination auf den Gebietsabfluss vergleichen zu können, wird der Variationskoeffizient verwendet, der ebenfalls zeitschrittweise für die Stichproben aus dem Quotienten von Standardabweichung und Mittelwert der Abflusssimulationen berechnet wird. Der Variationskoeffizient ist ein relatives, dimensionsloses Streumaß und eignet sich gut für den Vergleich der Streuungen von Zufallsgrößen, die unterschiedliche Dimensionen aufweisen.

Zusätzlich zu dem Gebietsabfluss werden weitere hydrologisch interessante Größen wie z.B. die Abflusskomponenten, die Bodenfeuchte oder der Gebietsniederschlag auf gleiche Weise statistisch analysiert.

Für die Analyse der Parameter, wie sie im Ergebnis der MCMC-Methode durch Auswertung der Randverteilungen möglich wird, werden zusätzlich zu den primärstatistischen Kenngrößen die Schiefe und der Pearsonsche Korrelationskoeffizient verwendet. Dieser bewertet den statistischen Zusammenhang zwischen zwei Zufallsgrößen und ermöglicht Rückschlüsse auf lineare Abhängigkeiten zwischen den Parametern.

5 Analyse und Modellierung der Unsicherheiten der Daten und der Modellparameter, aufgezeigt am Beispiel der Schwarzen Pockau

5.1 Das Untersuchungsgebiet der Schwarzen Pockau

Das Flussgebiet der Schwarzen Pockau befindet sich im Südosten Deutschlands im Einzugsgebiet der Freiburger Mulde (Abbildung 5.1, links). Die Schwarze Pockau entspringt in 890 m über NN in einem Hochmoor nordöstlich des Haßberges (993,5 m über NN) in den Kammlagen des mittleren Erzgebirges. Sie fließt in nördlicher Richtung zunächst durch hügelige Hochflächen und bildet dabei auf rund 13 km die Staatsgrenze zwischen Deutschland und der Tschechischen Republik. Im weiteren Verlauf durchfließt die Schwarze Pockau das Schwarzwassertal, eines der schönsten Kerbtäler des Erzgebirges und mündet in der Ortschaft Pockau nach 33 km Fließweg in die Flöha. Nennenswerte Zuflüsse sind die Rote Pockau sowie der Lauten- und Knesenbach. Vor der Mündung in die Flöha passiert die Schwarze Pockau den Pegel Zöblitz bei einer Höhe von 440 über NN. Das Einzugsgebiet des Pegels Zöblitz ist Gegenstand der umfangreichen Untersuchungen. Es umfasst eine Fläche von 129 km².

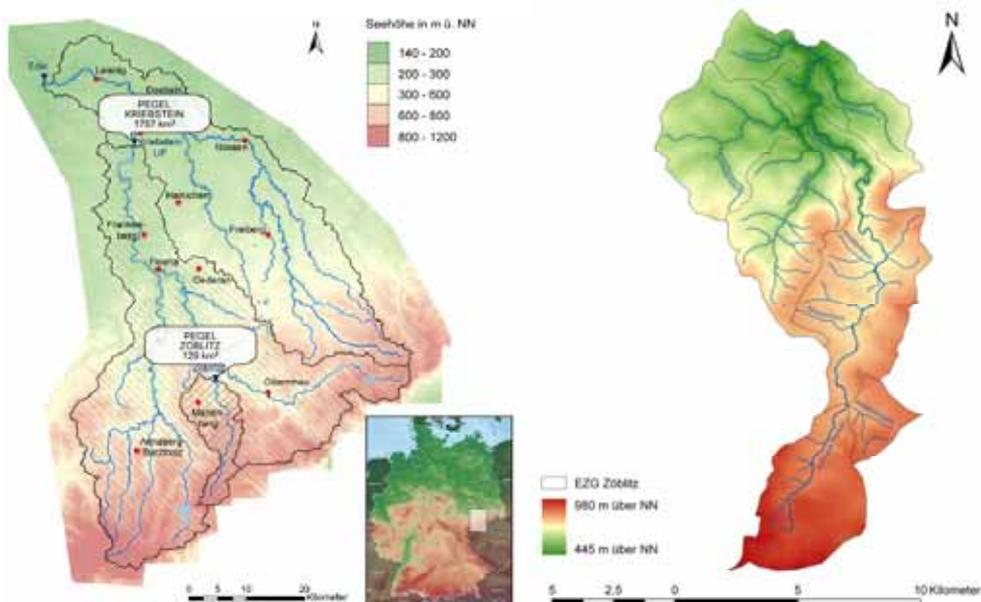


Abb. 5.1: Lage und Morphologie des Einzugsgebiets der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz

Abbildung 5.1 rechter Teil veranschaulicht die Morphologie und das Gewässernetz der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz, das eine längliche Form aufweist. Anhand des zugrundeliegenden Digitalen Höhenmodells ATKIS mit einer Rasterweite von 20 m lassen sich morphologische Kenngrößen wie z.B. das Geländegefälle und die Exposition im Einzugsgebiet bestimmen. Dabei weist das Geländegefälle eine Spannweite von nahe Null in den Kammlagen bis zu 13 Grad an den Talhängen der Schwarzen Pockau auf. Das mittlere Gefälle im Einzugsgebiet beträgt 2,8 Grad. Bedingt durch die längliche Gebietsform und die nördliche Fließrichtung der Schwarzen Pockau überwiegen östlich und westlich exponierte Flächen im Einzugsgebiet.

Die geologische Struktur im Einzugsgebiet der Schwarzen Pockau ist sehr homogen und zu über 90 % von Para- und Orthogneis als anstehendem Festgestein geprägt. Die Gneise zeichnen sich durch ihre Klüftungsfreudigkeit und einer mäßigen bis lokal mittleren Grundwasserführung aus.

Auf diesen Ausgangsgesteinen entwickelten sich durch Verwitterung überwiegend sandig schluffige Böden. Abbildung 5.2 linker Teil zeigt die Verteilung der Bodentypen anhand der Bodenübersichtskarte im Maßstab 1:200.000 (BÜK200). Der dominierende Bodentyp sind Braunerden (ca. 45 %), die vorwiegend in den nördlichen, flacheren Regionen des EZG sowie in Übergangsformen von Podsol in den mittleren Lagen und Pseudogleyen in den Kammlagen des Gebietes vorkommen. Die Flussniederungen sind von Gleyen (ca. 12 %) geprägt, während die Hochflächen in den Kammlagen Stagnogley (ca. 17 %) und Moorbildungen (ca. 8 %) aufweisen.

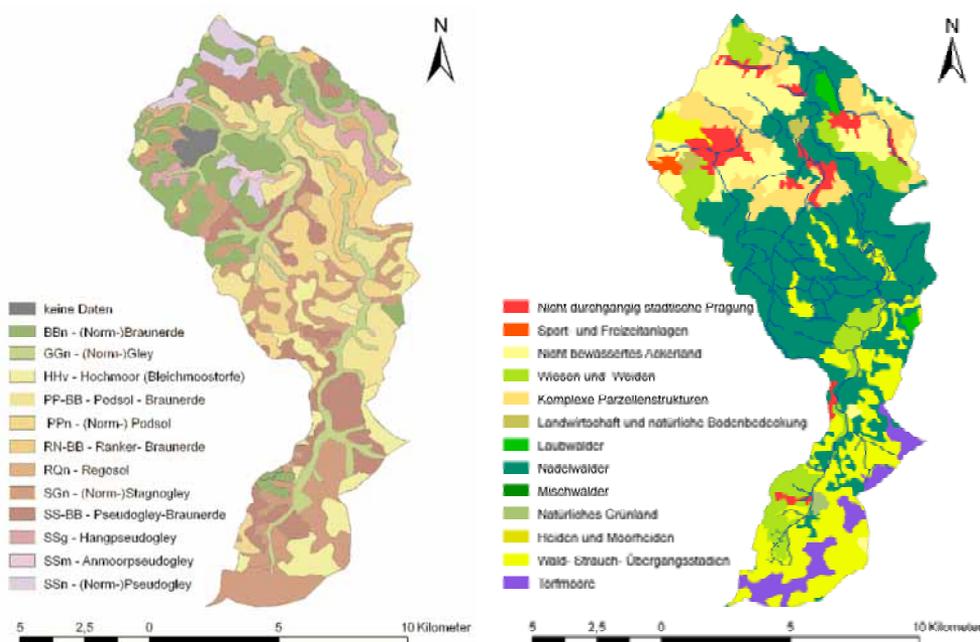


Abb. 5.2: Bodentypen (links) und Landnutzung (rechts) im Einzugsgebiet der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz

Das Einzugsgebiet ist ca. zu 40 % von Wald bedeckt, wobei Fichten-Nadelwälder vorherrschen. Abbildung 5.2 rechter Teil zeigt einen Überblick über die Landnutzungsverteilung im Einzugsgebiet auf Basis der CORINE-Daten. Der nördliche Teil des Gebietes wird überwiegend landwirtschaftlich genutzt (ca. 37 % der Gesamtfläche). Der Anteil bebauter Siedlungsflächen ist mit knapp 7 % relativ gering. Die Moorflächen in den südlichen Kammlagen sind überwiegend von Heiden- und Moorheiden sowie einer offenen Strauch-Wald-Übergangsv egetation geprägt.

Für die Modellierung und die Simulation der N-A-Prozesse werden die meteorologische Daten aus dem HORIX-Projekt verwendet (Disse et al., 2005). Tabelle 5.1 enthält eine Übersicht zu den meteorologischen Größen, ihrer zeitlichen Auflösung und Verfügbarkeit, wie sie im Rahmen des Projektes für das EZG der Freiburger Mulde bezogen werden konnten. Abbildung 5.3 zeigt die Lage der Tages- und Stundenwertstationen des Niederschlags im Einzugsgebiet der Freiburger Mulde

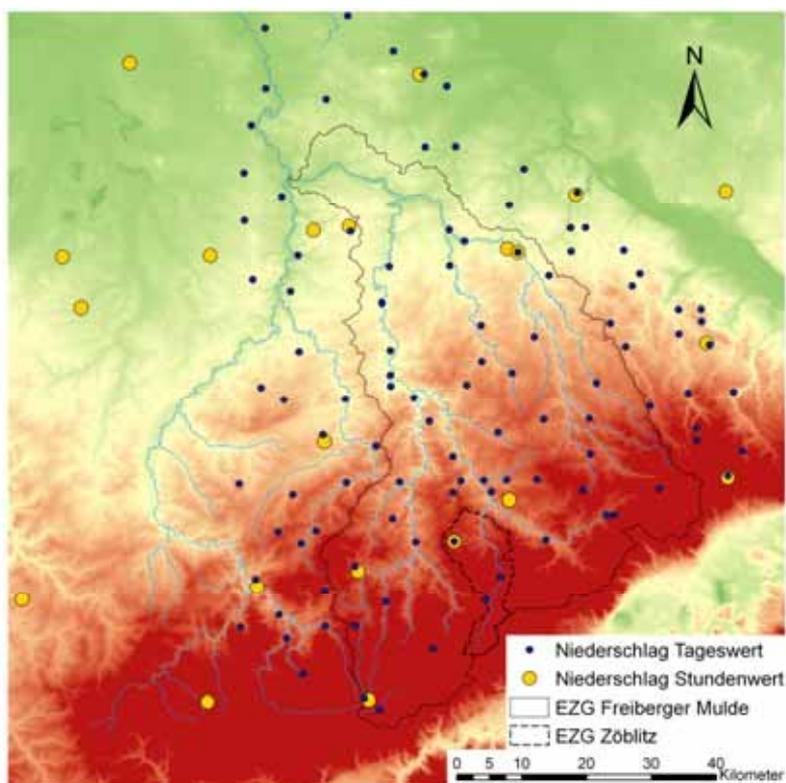


Abb. 5.3: Tages- und Stundenwertstationen des Niederschlags im Einzugsgebiet der Freiburger Mulde

Mit Hilfe des geostatistischen Verfahrens des Kriging wurden die punktuell vorliegenden Messwerte auf die Einzugsgebietsfläche interpoliert, wobei entsprechend der Charakteristik der meteorologischen Größe unterschiedliche Modifikationen der Kriging-Methode eingesetzt wurden (Tabelle 5.2).

Tab. 5.1: Datengrundlage für das Einzugsgebiet der Freiburger Mulde. Die Daten wurden vom Deutschen Wetterdienst (DWD) und vom Agrarmeteorologischen Messdienst der Bundesländer (AM) bezogen.

Meteorologische Größe	Anzahl der Stationen			Zeitraum		Zeitliche Auflösung	
	DWD	AM	Gesamt	DWD	AM	DWD	AM
Niederschlag 24 h	105	x	105	1951 - 2005	x	täglich	x
Niederschlag 1 h	16	5	21	1993 - 2005	1993 - 2005	stündlich	stündlich
Temperatur	32	x	32	1947 - 2005	x	3x täglich	x
relative Luftfeuchte	32	x	32	1947 - 2005	x	3x täglich	x
Windgeschwindigkeit	32	x	32	1947 - 2005	x	3x täglich	x
Globalstrahlung	5	x	5	1949 - 2005	x	stündlich	x

Tab. 5.2: Übersicht der interpolierten Klimagrößen das Einzugsgebiet der Freiburger Mulde. Als Interpolationsverfahren werden External Drift Kriging (EDK 2D) und Ordinary Kriging (OK 2D) verwendet.

Klimagröße	Einheit	Interpolationsmethode		Rastergröße	Zeitraum
		Verfahren	Driftparameter		
Niederschlag 24 h	mm	EDK 2D	Quadratwurzel der Höhe	1km ²	1951 - 2005
Niederschlag 1 h	mm	EDK 2D	Quadratwurzel der Höhe	1km ²	1993 - 2005
Temperatur	°C	EDK 2D	Höhe	1km ²	1993 - 2005
Windgeschwindigkeit	m/s	EDK 2D	Höhe	1km ²	1993 - 2005
Globalstrahlung	J/m ²	OK 2D	-	1km ²	1993 - 2005
relative Luftfeuchte	%	OK 2D	-	1km ²	1993 - 2005

Der Abfluss am Pegel Zöblitz wird seit 1936 gemessen. Die entsprechenden Tageswerte des Abflusses liegen bis 2005 vor. In diesem Zeitraum weist der Abfluss am Pegel Zöblitz einen Mittelwert (MQ) von 2,33 m³/s und einen Median von 1,62 m³/s auf. Das höchste beobachtete Hochwasser (HHQ) am Pegel wurde am 13.8.2002 mit 160 m³/s bestimmt. Der Pegel Zöblitz wurde durch die extremen Hochwasser im Juli 1999 und August 2002 zweimal zerstört, so dass die Datenreihen in den Abflussjahren 1999, 2000 und 2002 größere Lücken enthalten.

Bedingt durch die Verfügbarkeit meteorologischer Daten in hoher zeitlicher Auflösung (stündlich) kann die N-A-Modellierung lediglich im Zeitraum von 1993 - 2005 durchgeführt werden. Die in diesem Zeitraum für eine Kalibrierung und Validierung des N-A-Modells am Pegel Zöblitz zur Verfügung stehenden Hochwasser in stündlicher zeitlicher Auflösung zeigt Tabelle 5.3. Unter den zehn Hochwasserereignissen befindet sich das HHQ am Pegel Zöblitz vom 13.8.2002. Die vier durch Schneeschmelze beeinflussten Hochwasser werden aufgabenbedingt nicht verwendet. Ebenso wird das zweitgrößte

Hochwasser vom 5.7.1999 nicht in der Modellierung einbezogen, da der Gebietsniederschlag für dieses extrem kleinräumige, konvektive Ereignis mit den gängigen Interpolationsverfahren überschätzt wird. Detaillierte Informationen zu diesem Hochwasser und der Abflusscharakteristik am Pegel Zöblitz sind bei Büttner et al. (2001) zu finden. Insofern verbleiben für die N-A-Modellierung die Ereignisse 2, 3, 4, 6 und 9 aus Tabelle 5.3, wobei die Hochwasser im Zeitraum von 1995 - 1996 zur Kalibrierung des N-A-Modells verwendet werden.

Tab. 5.3: verfügbare Hochwasserereignisse im Untersuchungszeitraum

Nr.	Jahr	Monat	Tag	Tageswert Q [m ³ /s]	HQ [m ³ /s]	stündlich vorliegend
1	1993	3	18	18,8	20,2	08.03.1993, 15:00 - 29.03.1993, 13:00
2	1995	6	2	16,2	21,6	01.06.1995, 01:00 - 06.07.1995, 22:00
3	1995	9	1	16,2	23,4	31.08.1995, 00:00 - 08.09.1995, 00:00
4	1996	7	9	12,2	16,8	07.07.1996, 00:00 - 23.07.1996, 15:00
5	1998	3	17	16,0	27,4	14.03.1998, 00:00 - 28.03.1998, 14:00
6	1998	9	15	6,1	12,8	14.09.1998, 00:00 - 25.09.1998, 23:00
7	1999	3	3	28,1	30,3	20.02.1999, 00:00 - 21.03.1999, 15:00
8	1999	7	5	22,9	84,6	05.07.1999, 00:00 - 06.07.1999, 23:00
9	2002	8	13	83,8	160,0	11.08.2002, 00:00 - 20.08.2002, 23:00
10	2005	3	19	30,8	36,9	03.03.2005, 00:00 - 25.03.2005, 00:00

5.2 Parameteranalyse und Unsicherheitsbestimmung des Niederschlags-Abfluss-Modells

Unsicherheitsaussagen im Ergebnis einer Modellierung haben immer einen Modellbezug. Dieser ergibt sich zwangsläufig aus der gewählten Modellstruktur und deren Parametrisierung. Deshalb soll zunächst eine Analyse erfolgen, die einerseits die prinzipielle Eignung des Modells WaSiM-ETH zur Bewältigung der Aufgabe bewertet und andererseits die sensitivsten Modellparameter identifiziert und hinsichtlich ihrer Interaktionen und Abhängigkeiten analysiert. Da diese Aussagen nicht gänzlich frei sind von der Formulierung der Zielfunktion, muss auch deren Einfluss mit untersucht werden. Aufbauend auf diesen Ergebnissen können dann die in Kapitel 3 vorgestellten Methoden der Unsicherheitsanalyse angewandt werden.

5.2.1 Parametersensitivität und -identifizierbarkeit

5.2.1.1 Parameterauswahl und numerische Experimente

Ausgangspunkt für die Parameterauswahl ist eine einfache eindimensionale Sensitivitätsanalyse. Hierbei werden die Parameter ausgewählt, die bezüglich eines Sensitivitätsmaßes die größten Outputänderungen bei prozentualer Änderung des Parameterwertes verursachen. Sensitivitätsanalysen für das Modell WaSiM-ETH wurden bereits mehrfach durchgeführt (Cullmann, 2007; Kunstmann und Stadler, 2003), weshalb an dieser Stelle auf Literaturangaben und Erfahrungswerte zurückgegriffen werden soll. Bereits die Programmdokumentation (Schulla und Jasper, 1998) liefert erste Hinweise auf die einflussreichsten Parameter, welche allgemein zu einer guten Modellanpassung führen. Cullmann (2007) führte eine speziell auf Hochwasser ausgerichtete Sensitivitätsanalyse der konzeptionellen Parameter des Bodenmodells durch. Er bestimmte die Parameter kd , ki , dr als diejenigen, die den Abflussbildungs- und Konzentrationsprozess am stärksten beeinflussen.

Im Mittelpunkt des Interesses stehen nun vielmehr die Fragen:

- Ist die Modellstruktur von WaSiM-ETH prinzipiell geeignet zur Abbildung extremer Hochwasser?
- Wie wirken die Modellparameter im Prozessablauf und können bevorzugte Parameterbereiche identifiziert werden?
- Ist eine Einteilung in Parametergruppen für konzeptionelle und physikalisch basierte Modellparameter, wie in Kapitel 3.1.3 vorgenommen, für eine Unsicherheitsanalyse möglich und sinnvoll?

Antworten auf diese Fragen sollen mit Hilfe der DYNIA-Methodik erzielt werden. Zu diesem Zweck werden zwei unterschiedliche Monte-Carlo-Simulationsexperimente durchgeführt, deren Ergebnisse anschließend mit DYNIA analysiert werden (Tabelle 5.4).

In einem ersten Simulationsexperiment sollen zusätzlich zu den von Cullmann (2007) bestimmten konzeptionellen Modellparametern die Bodenparameter k_s , α und n mit analysiert werden, um Einflüsse aus der Modellstruktur, die insbesondere auch durch die Festlegung der Bodenparameter determiniert wird, zu untersuchen. Die Bodenparameter werden ohne Rücksicht auf die räumliche Verteilung des Bodens verwendet. Dies bedeutet, dass das Modell bezüglich der gewählten Parameter als homogen⁸ angesehen werden kann und mit Hilfe der Simulationen mittlere Gebietseigenschaften der Abflussbildung und -konzentration analysiert werden. Dabei ist anzumerken, dass der unter Laborbedingungen entwickelte Ansatz zur Beschreibung des Bodenwassertransports mit der Richards-Differentialgleichung (Gleichung 3.1) auf der Einzugsgebietskala zu einem eher konzeptionellen Ansatz verkommt. Deshalb wird bei der Durchführung des Experiments auf bekannte korrelative Parameterabhängigkeiten und die Auswahl ausschließlich sinnvoller

⁸ In der englischsprachigen Literatur werden derartige Modelle als *lumped models* bezeichnet.

Parameterkombinationen, besonders bei den MVG-Parametern des Bodenmodells, verzichtet. Alle weiteren Gebietseigenschaften (Landnutzung, Relief) werden in ihrer räumlich differenzierten Struktur auf der gewählten Rastergröße berücksichtigt. Dies gilt auch für die Hangneigung β , weshalb gemäß Gleichung 3.5 trotz flächenhomogener Parameter die Abflussbildung nach wie vor flächendifferenziert erfolgt.

In einem zweiten Experiment werden ausschließlich die konzeptionellen Parameter der Abflussbildung und -konzentration analysiert (kd , ki , dr). Die Parameter des MVG-Bodenmodells werden dabei bestmöglich aus vorhandenem Kartenmaterial und Regelwerken abgeleitet (Ad-hoc-AG-Boden, 2005; DVWK, 1999) und entsprechend der räumlichen Struktur verteilt berücksichtigt.

Tabelle 5.4 fasst die Simulationen mit den gewählten Parametern, sowie den verwendeten Unter- und Obergrenzen zusammen.

Tab. 5.4: Parameter der numerischen Experimente

	Parameter	Untere Grenze	Obere Grenze
Experiment 1, 8000 Simulationen	kd [h]	1	40
	ki [h]	1	80
	dr [-]	1	60
	k_s [m/s]	9,62e-08	3,47e-04
	a [1/m]	0,872	20,2
	n [-]	1	2,43
Experiment 2, 3000 Simulationen	kd [h]	1	50
	ki [h]	1	100
	dr [-]	1	80

Die Parametergrenzen der konzeptionellen Parameter basieren auf Erfahrungen mit WaSiM-ETH 6.4 im Flussgebiet. Den Bodenparametern liegen statistische Untersuchungen des Hauptbodentyps zugrunde (Meyer et al., 1997). Mit Hilfe des Latin-Hypercube-Verfahrens wurden zwischen den Parametergrenzen für jeden Simulationslauf Parametersätze aus einer Gleichverteilung gezogen. Die Anzahl der Simulationen pro Experiment ist ebenfalls Tabelle 5.4 zu entnehmen.

5.2.1.2 Ergebnisse und Diskussion

Experiment 1

Nach Durchführung der MCS wird für alle simulierten Abflussganglinien die Abweichung zur Beobachtung mit Hilfe des RMSE (Gleichung 3.10) berechnet. Je kleiner dieser Wert ist, umso besser stimmen Simulation und Beobachtung überein. Abbildung 5.4 zeigt das beste Simulationsergebnis bezüglich des RMSE für den gesamten Simulationszeitraum.

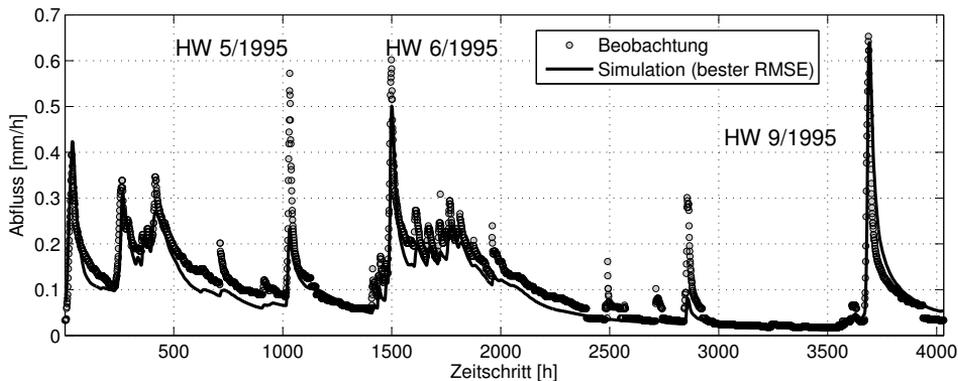


Abb. 5.4: bestes Simulationsergebnis bezüglich des RMSE, Experiment 1, Zeitraum vom 1.4.95 - 15.9.95 (RMSE= 0,038 mm/h)

Deutlich erkennbar wird die Dynamik des N-A-Prozesses gut wiedergegeben. Jedoch können nicht alle Hochwasserereignisse mit dem Parametersatz gleich gut simuliert werden. Während das Hochwasserereignis im September 1995 (HW 9/1995) sehr gut abgebildet wird, sind für die Ereignisse im Juni 1995 (HW 6/1995) und im Mai 1995 (HW 5/1995) wesentlich schlechtere Resultate zu verzeichnen.

Einen Einblick in die Parameterdynamik soll nun DYNIA liefern, das ebenfalls auf der Analyse des RMSE basiert. Abbildung 5.5 zeigt das Ergebnis für den Parameter α , an dem die Analyse beispielhaft ausführlicher diskutiert werden soll. Dargestellt ist zunächst das unregelmäßige Muster des Identifizierbarkeitsmaßes, abgetragen als Funktion der Zeit über dem Parameterbereich, und dazu in Schwarz die beobachtete Ganglinie. Zu erkennen sind deutlich dunklere Grautöne in den Rückgangsphasen und Niedrigwasserbereichen der Ganglinie als Ausdruck der Wirksamkeit des Parameters im Prozessablauf. Hier weist der Gradient der kumulativen Verteilung der besten 10 % der Simulationsergebnisse im betrachteten Zeitausschnitt ein deutliches Maximum auf, das es ermöglicht, den Parameter eindeutig zu identifizieren. Die punktierten Linien beschreiben den 90 %-Konfidenzbereich.

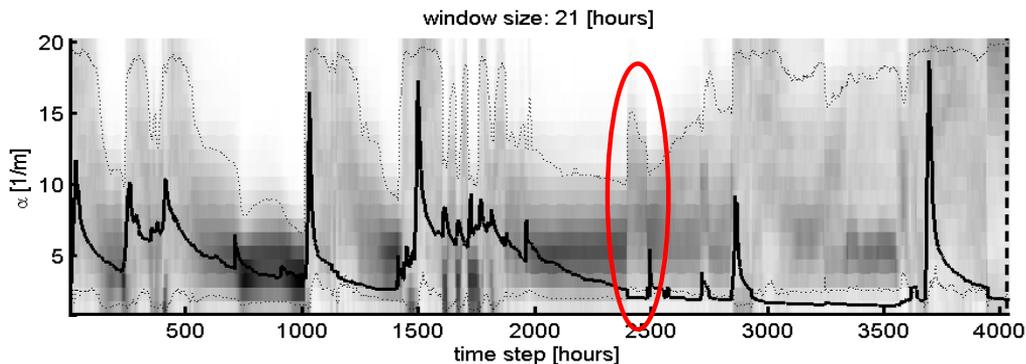


Abb. 5.5: DYNIA-Ergebnis für den Parameter α , Experiment 1, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95

α ist ein Parameter des MVG-Bodenmodells, der die Retentionsfunktion (Saugspannungs-Feuchte-Beziehung) maßgeblich beschreibt. Er beeinflusst das Wasserhaltevermögen und die Entwässerungsgeschwindigkeit des Bodens, weshalb er insbesondere in den Rückgangphasen seine Wirksamkeit entfaltet.

Anders verhält sich der Parameter in den Hochwasserperioden. Diese Phasen sind gekennzeichnet durch annähernd gleichmäßig schwache Grautöne über den gesamten Parameterbereich, welche Rauschen signalisieren. In diesen Bereichen ist der Parameter entweder unwirksam im Prozessablauf bzw. von untergeordneter Bedeutung, oder er steht in Wechselwirkung zu anderen Parametern. Diese Wechselwirkungen können allerdings mit DYNIA nicht aufgelöst werden und bedürfen anderer Untersuchungsmethoden.

Weiterhin ist ein deutlicher Bruch (Ellipse in Abbildung 5.5) im DYNIA-Muster erkennbar. Ursache sind inkonsistente Beobachtungsdaten, verursacht durch eine fehlerhafte Schlüsselkurve, die mit DYNIA erkannt werden. Dieses Verhalten zeigt einerseits die Eignung der Methode zur Plausibilitätskontrolle der Daten. Andererseits wird allerdings auch die Abhängigkeit der Aussage von der Qualität der Daten sichtbar.

Im Folgenden werden die DYNIA-Ergebnisse für die weiteren Parameter des 1. Experiments kurz diskutiert. Die entsprechenden Grafiken sind Abbildung 5.6 zu entnehmen.

Der Parameter n (Parameter des MVG-Bodenmodells) zeigt eine Häufung kleiner Werte zu Beginn der HW-Ereignisse. Der Parameter dr , mit verantwortlich für die Bildung von Interflow, zeigt ein sehr wechselhaftes Verhalten mit Häufungen bei Werten zwischen 10 und 20 im Rückgangsbereich der Hochwasser und deutlichen Ausschlägen an die obere Parametergrenze während der Hochwasser. Jedoch muss festgehalten werden, dass das Muster etwas verrauscht und durch die Inkonsistenz in der Beobachtung gestört wird. Der Parameter k_s , die gesättigte hydraulische Leitfähigkeit, zeigt ein ähnliches Verhalten wie der Parameter dr . Allerdings ist es wesentlich stärker verrauscht.

Überraschend ist das Verhalten der Rückgangskonstante kd des Einzelinearspeichers für den Direktabfluss, der ein nahezu gleichförmiges DYNIA-Muster aufweist. Hingegen zeigt die Rückgangskonstante ki für den Einzelinearspeicher des Interflow zu den Hochwassern deutliche Häufungen bei kleinen Parameterwerten. Vergleicht man das DYNIA-Ergebnis von ki mit denen für die Abflussbildung verantwortlichen Parameter dr und k_s (insbesondere zwischen den Zeitschritten 1500 - 2000) so wird deutlich, dass die besten 10 % der Simulationen die Synthese der Abflussganglinie hauptsächlich über den Interflow realisieren. Dabei bewirken hohe Werte von k_s eine große Infiltration in den Boden, der mit einer großen Drainagedichte dr entwässert wird und mit kleineren ki -Werten, der Dynamik der Beobachtung Rechnung tragend, zum Gesamtabfluss beiträgt. Der Direktabfluss spielt dabei lediglich eine untergeordnete Rolle, was sich in einer großen Bandbreite möglicher Parameterrealisierungen des Parameters kd und dem daraus resultierenden gleichförmigen DYNIA-Muster niederschlägt.

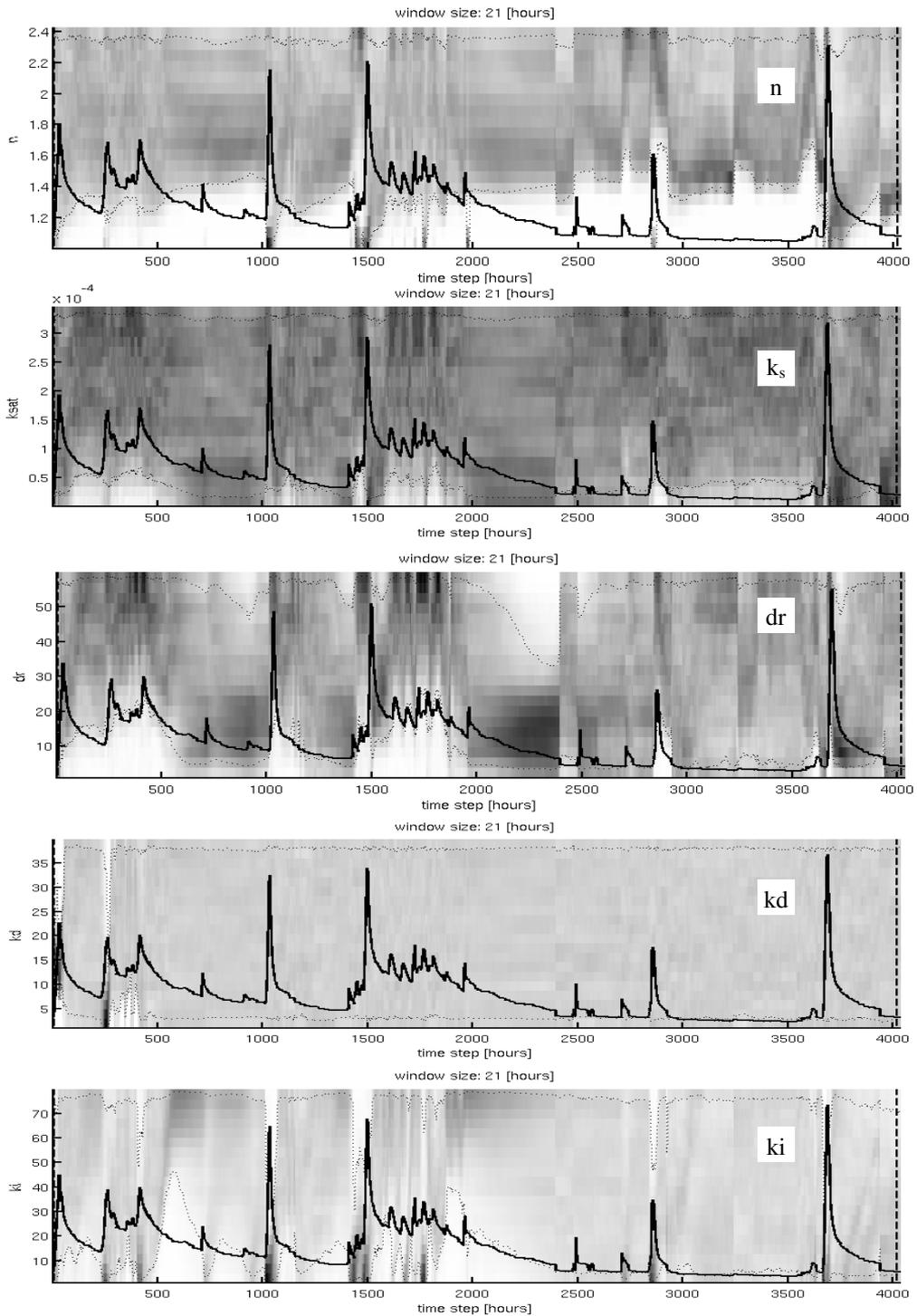


Abb. 5.6: DYNIA-Ergebnis für die Parameter n , k_s , dr , ki , kd , Experiment 1, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95

Generell beinhaltet das Experiment hohe Freiheitsgrade in der Abflussbildung, da mehrere Parameter auf den Prozess wirken. DYNIA verdeutlicht zwar das Zusammenwirken der Parameter, eine klare prozessabhängige Identifizierbarkeit ist jedoch nur für den Parameter α während der Niedrigwasserperioden und den Parameter ki während der Hochwasser gegeben. Anzumerken ist allerdings auch, dass die Qualität der DYNIA-Ergebnisse von der Qualität der Beobachtungsdaten (Niederschlag und Abfluss) beeinflusst wird. Diese ist insbesondere bei einer hohen zeitlichen Dynamik, wie im vorliegenden Fall, eher kritisch zu bewerten.

Experiment 2

Anders als im Experiment 1 werden nun lediglich die rein konzeptionellen Modellparameter der Abflussbildung und -konzentration mit DYNIA analysiert. Die Bodenparameter wurden, wie in der NA-Modellierung allgemein üblich, anhand von Kartenwerken festgelegt und räumlich verteilt berücksichtigt. Abbildung 5.7 zeigt das beste Simulationsergebnis bezüglich des RMSE.

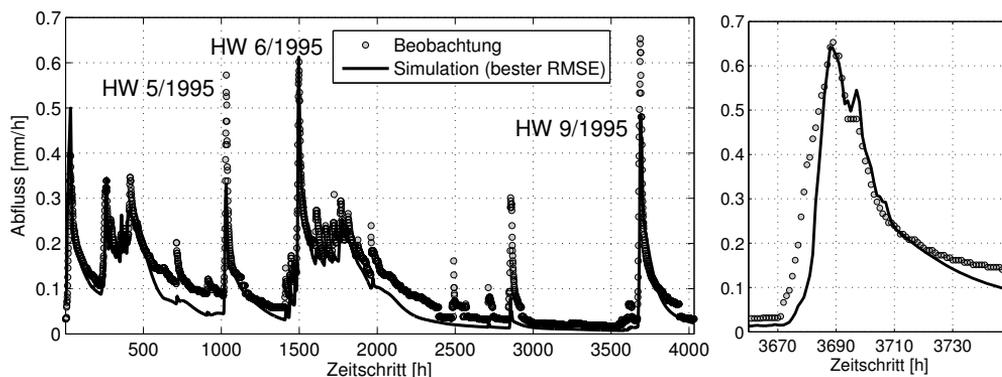


Abb. 5.7: bestes Simulationsergebnis bezüglich des RMSE, Experiment 2; links: Zeitraum 1.4.95 - 15.9.95; rechts: Hochwasser September 1995

Im linken Teil ist der gesamte Simulationszeitraum vom 1.4.95 - 15.9.95 abgebildet. Erneut wird deutlich, dass nicht alle Hochwasser mit einem Parametersatz gleich gut abgebildet werden können. Im Vergleich zu Experiment 1 allerdings mit einer veränderten Reihenfolge, nämlich HW 6/1995 sehr gut, HW 9/1995 und HW 5/1995 zunehmend schlechter. Weiterhin wird deutlich, dass die späten Rückgangsphasen der Hochwasser und der Niedrigwasserbereich nur unzureichend die Beobachtung wiedergeben. Dies ist zum einen auf die festgelegten Bodenparameter (insbesondere α) und andererseits auf den Basisabfluss zurückzuführen, der lediglich händisch ankalibriert wurde.

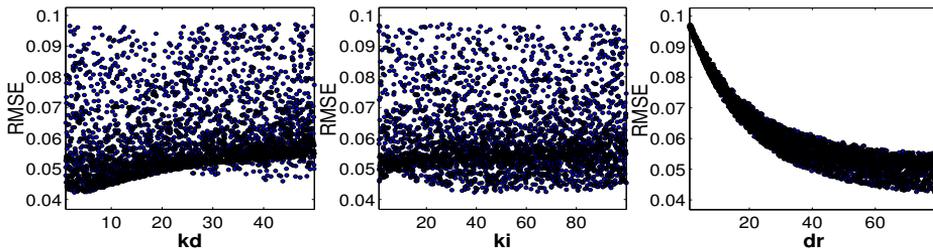
Im rechten Teil der Abbildung 5.7 ist das Hochwasser 9/1995 zu sehen mit der besten Anpassung bezüglich des RMSE im Ereigniszeitraum vom 31.8.95 - 8.9.95. Tabelle 5.5 enthält die Parametersätze für die besten RMSE-Werte der verschiedenen Analysezeiträume.

Tab. 5.5: beste Parametersätze bezüglich des RMSE für die verschiedenen Analysezeiträume

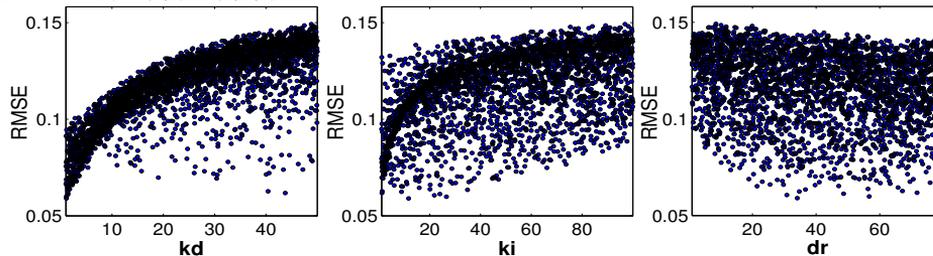
Zeitraum	Parameter			RMSE [mm/h]
	kd [h]	ki [h]	dr [-]	
1.4.95 - 15.9.95	2,711	39,204	79,219	0,042
31.8.95 - 8.9.95	1,107	11,675	34,071	0,059

Erfolgt die Auswertung über den Zeitraum des HW 9/1995 so verschiebt sich das Optimum der Parameter hin zu kleineren Rückgangskonstanten der Einzellinearspeicher (höhere Rückgangsdynamik) und einer geringeren Drainagedichte dr . Diese Verschiebung des Optimums wird bereits in den in Abbildung 5.8 dargestellten Streudiagrammen sichtbar, die den Parameterraum als Funktion des Gütekriteriums zeigen.

Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95



Zeitraum: 31.8.95 - 8.9.95

Abb. 5.8: Vergleich der Streudiagramme der Parameter kd , ki und dr für verschiedene Analysezeiträume

Während der Parameter dr , analysiert über den gesamten Zeitraum am oberen Rand des verwendeten Parameterraums minimale RMSE-Werte aufweist, die zudem einer deutlichen Struktur folgen, zeigt die Analyse über den Ereigniszeitraum eine Punktwolke mit einzelnen verstreuten Minima.

Ein ähnliches Bild zeichnet sich ab, wenn man die empirischen Verteilungen (Dichte- und Verteilungsfunktion) der Parameter für die besten 10 % der Simulationen in den beiden Zeiträumen analysiert (Abbildung 5.9). Hier wird deutlich, dass die Identifizierbarkeit der Rückgangskonstanten kd und ki bei einer auf das Hochwasser fokussierten Analyse zunimmt, während sie für den Parameter dr kleiner wird.

Einen tieferen Einblick in die Parameterdynamik liefert DYNIA. Abbildung 5.10 zeigt das Ergebnis über den gesamten Simulationszeitraum.

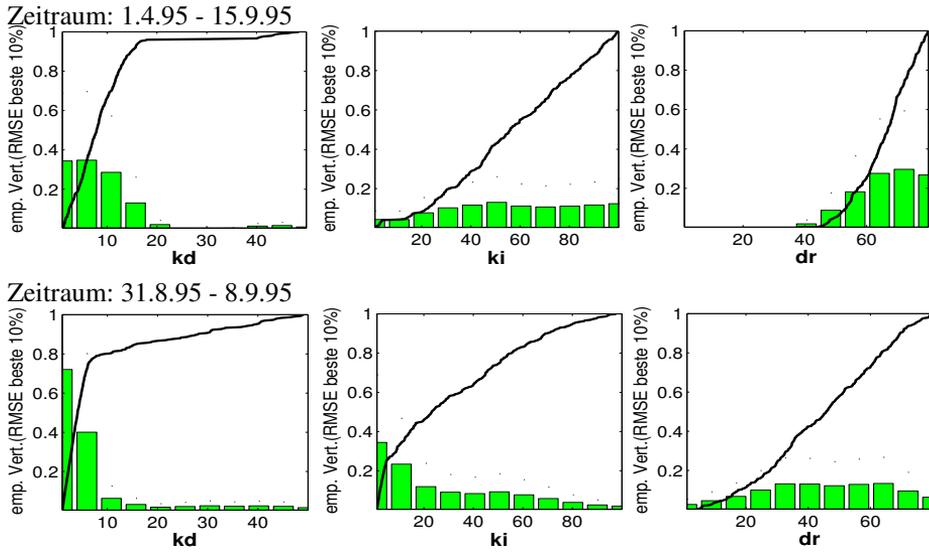


Abb. 5.9: Vergleich der empirischen Verteilungen der Parameter kd , ki und dr für die 10 % besten der Simulationen der verschiedenen Analysezeiträume

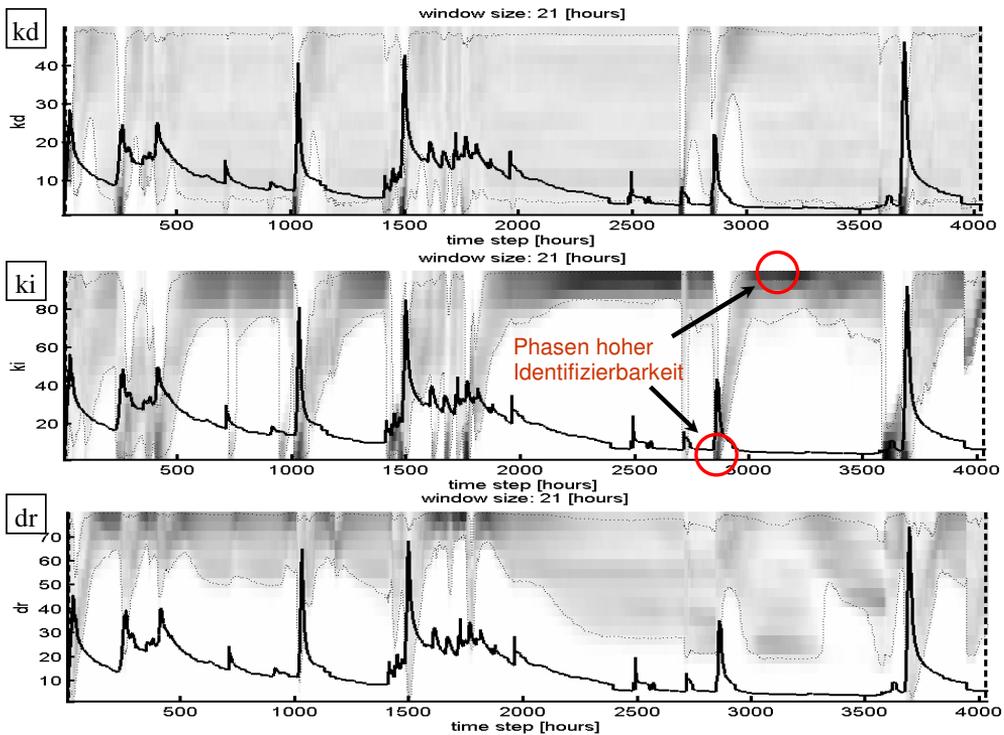


Abb. 5.10: DYNIA-Ergebnis für die Parameter kd , ki , dr (Experiment 2, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95)

Aufgrund der festgelegten Bodenparameter zeigt der Parameter kd nun eine Reaktion mit einer Häufung bei kleinen Werten zu den Hochwassern, wie man es für eine Rückgangskonstante des Direktabflusses erwartet. In den Zeiten, in denen kein Direktabfluss gebildet wird, ist der Parameter unwirksam. Der Parameter ki zeigt ein sehr unterschiedliches Verhalten. Während zu den Hochwassern, der Dynamik des Abflussprozesses entsprechend, bevorzugt kleine Werte identifiziert werden können, liegt das Maximum der Verteilung in den Rückgangs- und Niedrigwasserperioden bei großen Werten (Abbildung 5.10, Mitte). Diese Verschiebung des Maximums der Verteilung des Identifizierbarkeitsmaßes entlang der Zeitreihe durch die Wirkung bzw. Überlagerung verschiedener hydrologischer Prozesse ist Ausdruck struktureller Schwächen des Modells. Diese Schwächen sind einerseits in der gewählten Modellstruktur einschließlich deren Parametrisierung (im vorliegenden Fall trifft dies auf den Basisabfluss zu) zu finden und andererseits vom verwendeten Modellansatz verursacht. Dabei kann der Ansatz entweder die Dynamik des Prozesses nicht beschreiben oder lässt wichtige Teilprozesse unberücksichtigt. Eine Beschreibung aller Gebietsreaktionen mit nur einem ki -Wert ist deshalb nicht möglich.

Der Parameter dr zeigt bei Hochwassern einen deutlich breiteren Parameterbereich hin zu kleineren Werten. Eine Identifizierbarkeit ist schwierig, was wohl der Tatsache verschiedener Bildungswege des Interflow in WaSiM-ETH 6.4 und dem festen Saugspannungsgradienten des Infiltrationsansatzes, siehe Kapitel 3.1.3, geschuldet ist. Deshalb werden lediglich einzelne verstreute Parameterkombinationen zu akzeptablen Simulationsergebnissen führen, was bereits den Streudiagrammen in Abbildung 5.8 zu entnehmen ist.

Die hier getroffenen Aussagen lassen sich auch unter extremen Abflussbedingungen belegen, wie Anlage A1 anhand einer DYNIA-Anwendung für das Hochwasser im August 2002 zeigt.

5.2.1.3 Erkenntnisse

DYNIA erweist sich als geeignetes Werkzeug zur Analyse der Modellstruktur, die durch die gewählte räumliche Auflösung und deren Parametrisierung determiniert wird. Die Ergebnisse unterstreichen die prinzipielle Eignung von WaSiM-ETH zur Simulation von Hochwasserabflüssen, da die Dynamik der Abflussganglinie abgebildet wird. Es sind klare Signale der Identifizierbarkeit einzelner Parameter als auch Wechselwirkungen von Parametern erkennbar, die allerdings bedingt durch die Gestaltung der Experimente sehr unterschiedlich ausfallen. Weiterhin kann gezeigt werden:

- die Identifizierbarkeit der Parameter in verschiedenen Abschnitten der Ganglinie als Ausdruck deren Wirksamkeit im Prozessablauf,
- die Identifikation plausibler Parameterbereiche aufgrund ausgeprägter Maxima der Häufigkeitsverteilung im zeitlichen Verlauf des DYNIA-Musters,
- die Verschiebung von Parameterbereichen entlang der Ganglinie als Ausdruck von Wirksamkeit und Überlagerung unterschiedlicher Prozesse oder struktureller

Schwächen des Modells,

- mögliche Intensitätsabhängigkeiten der Modellparameter.

Damit ermöglicht DYNIA einen tieferen Einblick in das Modellverhalten und die internen Modellabläufe, als durch eine einfache Sensitivitätsanalyse zu erzielen sind.

Experiment 1, die gemeinsame Analyse von Modell- und Bodenparametern, unterstreicht den großen Einfluss der Bodenparametrisierung. Anhand der Analyse auf einem homogenen Boden können mittlere Gebietseigenschaften zur Charakterisierung des Speicherverhaltens des Bodens klar identifiziert werden. Bedingt durch die größere Anzahl an Parametern der Abflussbildung weist Experiment 1 gegenüber Experiment 2, das nur die konzeptionellen Modellparameter beinhaltet, mehr Freiheitsgrade bei der Synthese der Abflussganglinie auf. Dies schlägt sich in einem kleinerem RMSE und einer besseren Anpassung der Abflussganglinie nieder. Allerdings führt die bessere Anpassung zu einer schlechteren Identifizierbarkeit der Parameter, wie bereits von Wagener (2004) beobachtet wurde. Dies kann sogar bis zum völligen Ausbleiben erwarteter Parameterreaktionen und zugehöriger Prozessabläufe führen.

Experiment 2, die Analyse der konzeptionellen Parameter auf einem flächendifferenzierten Boden, legt zunächst strukturelle Defizite offen. Diese weisen auf die Notwendigkeit einer unterschiedlichen Parametrisierung für Hochwasserperioden und Langzeitverhalten hin. Bei einer speziell auf Hochwasser fokussierten Analyse zeigen insbesondere die Parameter der Abflusskonzentration eine deutliche Identifizierbarkeit, innerhalb eines plausiblen Parameterbereichs.

Im Ergebnis der Analysen stehen zwei wesentliche Erkenntnisse für die weitere Bearbeitung:

- Die Analyse der konzeptionellen Modellparameter muss separat von den Parametern des MVG-Bodenmodells erfolgen, um eine klare Identifizierbarkeit zu gewährleisten. Dies wird auch durch die unterschiedlichen *A-priori*-Informationen über beide Parametergruppen unterstrichen. Allerdings sind die immanenten Abhängigkeiten zwischen beiden Parametergruppen bei einer Analyse der Unsicherheit des hydrologischen Modells mit zu berücksichtigen.
- Die Analyse der konzeptionellen Modellparameter muss gezielt für Hochwasserereignisse durchgeführt werden.

Ein wesentlicher Nachteil von DYNIA ist, dass trotz eines gemeinsamen Zufallsexperiments (MCS) jeder Parameter separat untersucht wird. Eine Analyse, ob Wechselwirkungen zwischen den Parametern existieren und wie ausgeprägt diese sind, ist mit der Methodik nicht möglich. Allerdings lassen sich anhand des DYNIA-Musters Indizien auf etwaige Parameterinteraktionen ableiten. Die Analyse von Parameterinteraktionen bedarf aber des Einsatzes anderer Verfahren und Untersuchungsmethoden.

5.2.2 Parameterinteraktionen

Eine Analyse des Parameterraumes, der durch die Ergebnisse einer MCS aufgespannt wird, soll Aufschluss geben, inwieweit Abhängigkeiten und Wechselwirkungen zwischen den untersuchten Parametern zur Erreichung eines bestimmten Modellierungszieles bestehen. Zu diesem Zweck werden die Ergebnisse des MC-Experiments 2 (siehe Kapitel 5.2.1) weiterführend speziell für das Hochwasser 9/1995 analysiert. Eine Visualisierung für bestimmte Grenzwerte einer Zielfunktion im zweidimensionalen Parameterraum liefert bereits erste Erkenntnisse. Abbildung 5.11 zeigt die Parametersätze der besten 1 % (dunkle Punkte, 30 Parametersätze) und der besten 10 % (helle Punkte, 300 Parametersätze) der Simulationen bezüglich des RMSE für den Zeitraum des Hochwasserereignisses 9/1995. Die grauen Kreuze zeigen die Lage der restlichen Simulationen im Parameterraum. Allgemein ist der Parameterraum gut beprobt, was die Wirkungsweise des LHS verdeutlicht.

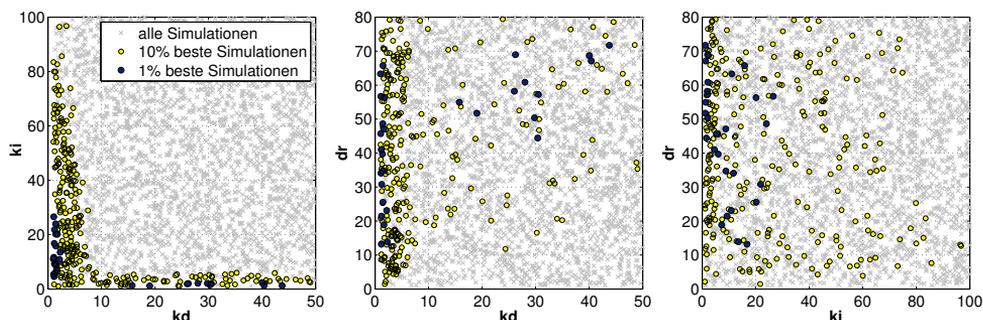


Abb. 5.11: 2D-Visualisierung der Parameterabhängigkeiten bezüglich des RMSE

Im linken Teil von Abbildung 5.11 sind die Parameter kd und ki dargestellt. Die Häufung der Punkte an den Rändern macht die Abhängigkeiten zwischen den Parametern sichtbar. Offensichtlich führen sehr kleine Werte von ki und große Werte von kd zu ähnlich guten Ergebnissen wie umgekehrt. Die Parameter beschreiben die Rückgangskonstanten der Einzellinearspeicher im Modul der Abflusskonzentration für die Abflusskomponenten Interflow (ki) und Direktabfluss (kd). Sie beeinflussen maßgeblich die Auslaufcharakteristik des Speichers und somit die Form der Welle. Daraus lässt sich schlussfolgern, dass ergebnisbezogen (RMSE) die Synthese der Abflussganglinie auch durch ein Vertauschen der Abflusskomponenten realisiert werden kann. Allerdings sollte im Hinblick auf die Prozessvorstellung, die den Direktabfluss als schnellere Komponente mit einer steilen Wellenform charakterisiert, der Parameter kd kleiner oder gleich dem Parameter ki sein.

Eine konkrete Abhängigkeit der Rückgangskonstanten zum Parameter dr ist nicht ersichtlich (Abbildung 5.11, Mitte und rechter Teil). Der Parameter dr streut in den zweidimensionalen Darstellungen über den gesamten Wertebereich und weist zudem speziell bei ki verteilt liegende Maxima auf.

Allerdings sind auch aufgrund der identifizierten Abhängigkeiten zwischen kd und ki Fehlinterpretationen möglich. Um diese ausschließen zu können, werden alle Parameter gemeinsam im dreidimensionalen Raum visualisiert. Dazu werden Flächen gleicher Zielfunk-

tionswerte (Isoflächen) interpoliert und farbkodiert abgebildet. Die Zielfunktionswerte sind dabei so gewählt, dass sie einen bestimmten Prozentsatz der Ergebnisse der MCS wiedergeben und in ihrer gemeinsamen Darstellung einen Eindruck von der Zielfunktionsoberfläche vermitteln.

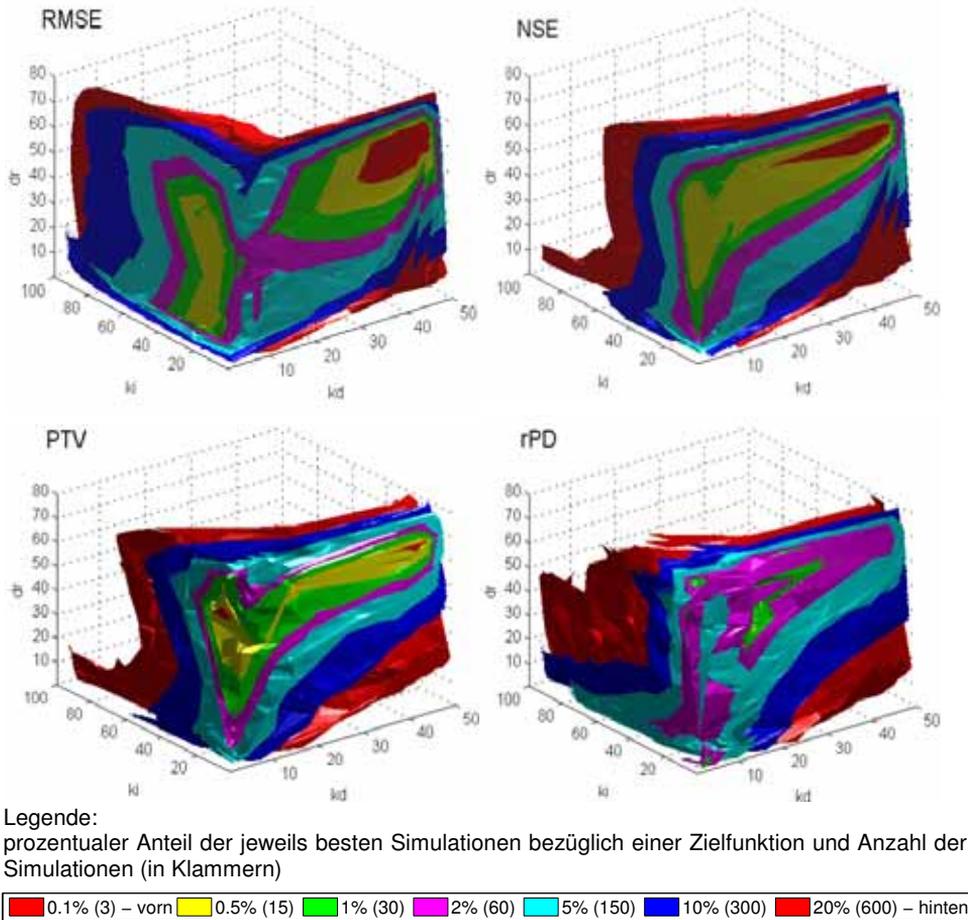


Abb. 5.12: Visualisierung der Oberflächen verschiedener Zielfunktionen für ausgewählte Zielfunktionswerte im 3D-Raum

Vergleichend zeigt Abbildung 5.12 die Zielfunktionsoberflächen für unterschiedliche Zielfunktionen. Im linken oberen Teil ist der RMSE dargestellt. Deutlich erkennbar sind ein lokales und ein globales Optimum in der Zielfunktionsoberfläche, die von der Abhängigkeitsstruktur der Rückgangskonstanten kd und ki geprägt werden. Deutlich sind jetzt auch Zusammenhänge zum Parameter dr ersichtlich, der für große Werte von kd ebenfalls große Werte aufweist. Die Oberfläche des NSE (rechts oben), des normierten RMSE, zeigt lediglich ein globales Optimum. Allerdings befindet sich das Optimum in einem Parameterbereich für $kd > ki$, was nicht der Prozessvorstellung entspricht. Im Gegensatz dazu zeigt das aggregierte PTV-Kriterium (links unten) deutlich zwei Optima. Zudem ist die Oberfläche

chenstruktur des PTV-Kriteriums wesentlich kuppierter. Ursache ist die sehr heterogene Oberflächenstruktur des relativen Scheitelfehlers rPD (rechts unten), der Bestandteil des PTV-Kriteriums ist. Das Durchdringen und Überlagern einzelner Isoflächen des rPD weist auf die große Heterogenität in der Zielfunktionsoberfläche hin. Es verdeutlicht allerdings auch die technischen Grenzen der Darstellungsform, da die Interpolation von Isoflächen einen hohen Speicherbedarf benötigt, der durch eine kleinere Auflösung des Parameter-raumes zusätzlich steigt.

Diskutiert man die unterschiedlichen Oberflächenstrukturen der Kriterien, so muss festgehalten werden, dass sowohl der RMSE als auch der NSE über den gesamten Hochwasserzeitraum bestimmt werden und jeden Zeitpunkt berücksichtigen. Im Ergebnis liefern sie einen über das Ereignis gemittelten Parametersatz. Allerdings zeigt das DYNIA-Muster (Abbildung 5.10), dass selbst innerhalb des Hochwasserzeitraums eine deutliche Parameterdynamik vorliegt. Im Gegensatz dazu werten rPD und PTV lediglich bestimmte Eigenschaften der Hochwasserwelle aus, die aufgrund der gezeigten Parameterinteraktionen zu einer deutlich heterogenen Ausprägung der Zielfunktionsoberflächenstruktur führen können.

Zusammenfassend verdeutlichen die Analysen:

- die existierenden Parameterinteraktionen des Modells WaSiM-ETH, die eine Austauschbarkeit der Abflusskomponenten Direktabfluss und Interflow im Hochwasserfall zulassen,
- die begrenzte Aussagefähigkeit einer separaten eindimensionalen Parameteranalyse, wie es bei der DYNIA-Methodik der Fall ist, da die Parameter losgelöst von ihrer Kombination betrachtet werden. So basiert die Beurteilung der Identifizierbarkeit der Parameter kd und ki in Abbildung 5.10 nicht unbedingt auf den gleichen Parametersätzen.
- die Bedeutung der Zielfunktion für die Interpretation der Ergebnisse und Parameterinteraktionen, sowie das Erreichen eines bestimmten Modellierungszieles. Dabei lassen sich Rückschlüsse ziehen auf die Auswahl geeigneter Kriterien für eine Modellkalibrierung und die Auswahl des Optimierungsverfahrens für eine automatische Parameterbestimmung ziehen. Glatte, stetige, unimodale Oberflächen erlauben den Einsatz einfacher und schneller Algorithmen für die automatische Parametersuche.

Im Hinblick auf die Parameterinteraktionen zwischen kd und ki bieten sich für die automatische Parameterbestimmung auf Basis des RMSE folgende Optionen an:

- die Wahl engerer Grenzen für kd , dass aber unter Umständen dazu führen kann, dass der Algorithmus gegen die Grenzen des Parameterraumes läuft,
- eine bessere Ausschöpfung der in der Ganglinie enthaltenen Informationen zur modellhaften Abbildung von Hochwassern. Dies ist Gegenstand des nächsten Kapitels.

Abschließend muss erwähnt werden, dass die Erkenntnisse strenggenommen lediglich für

das analysierte Ereignis und die vorhandene Datenqualität gelten. Analysen in Gebieten, die eine andere Hochwassercharakteristik aufweisen, können durchaus zu anderen Ergebnissen führen.

5.2.3 Informationsausschöpfung der Ganglinie bei der Hochwassermodellierung

Die Grundidee der Informationsausschöpfung besteht darin, den in der Abflussganglinie vorhandenen Informationsgehalt optimal für die Anpassung der Modellstruktur zu nutzen.

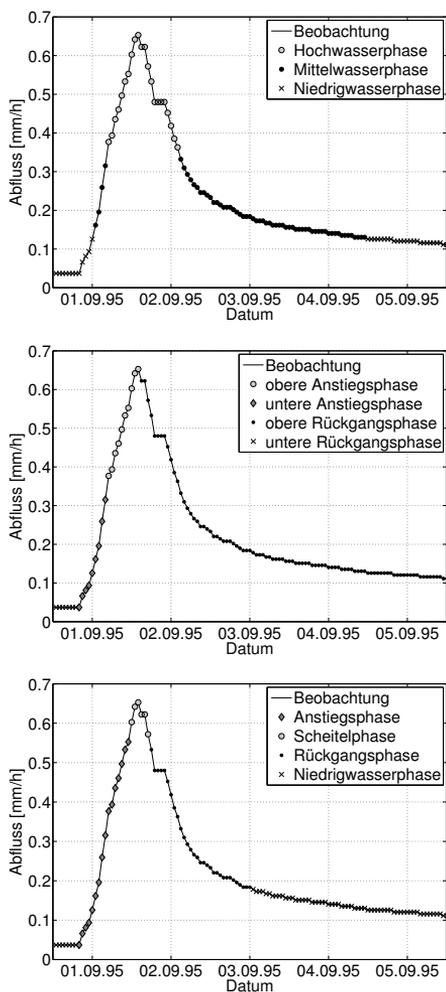


Abb. 5.13: Maskierung der Abflussganglinie nach dem Verfahren Maske-Grenzwert (oben), Maske-Wagener (mitte) und Maske-HW (unten) am Beispiel des HW 9/1995, Pegel Zöblitz, aus Järschel (2007).

Dazu werden Ganglinienabschnitte, die als Resultat eines bestimmten hydrologischen Prozesses identifiziert werden können, maskiert, um gezielt die im Modell enthaltenen Komponenten, die vorstellungsbedingt diesen Prozess abbilden sollen, anzupassen.

Aufbauend auf den in Kapitel 3.2.1 vorgestellten theoretischen Grundlagen und Verfahren wurden drei verschiedene Maskierungsschemata hinsichtlich ihrer Eignung für die Kalibrierung von Hochwasser untersucht. Abbildung 5.13 zeigt die analysierten Verfahren Maske-Grenzwert (oben), Maske-Wagener (mitte) und Maske-HW (unten) am Beispiel des HW 9/1995, Pegel Zöblitz. Das Maskierungsschema Maske-HW basiert auf dem in Kapitel 3.2.1 vorgestellten Verfahren von Boyle et al. (2000). Es wurde zusätzlich um eine Scheitelphase erweitert, die dem Verfahren mehr Flexibilität für die Anpassung an gemessene Hochwasserereignisse verleiht.

Für die Hochwasserkalibrierung erweisen sich die Verfahren Maske-Grenzwert und Maske-HW am geeignetsten (Järschel, 2007). Wesentlicher Nachteil des Verfahrens nach Wagener ist die Tatsache, dass der Bereich des HW-Scheitels in zwei unterschiedliche Phasen, den Anstieg und den Rückgang, eingeteilt wird. Dies erschwert insbesondere die Identifikation der Interflowkomponente, deren Rückgangskonstante k_i , wie an den DYNIA-

Ergebnissen (Abbildung 5.10) zu erkennen ist, in beiden Phasen eine hohe Identifizierbarkeit aufweist.

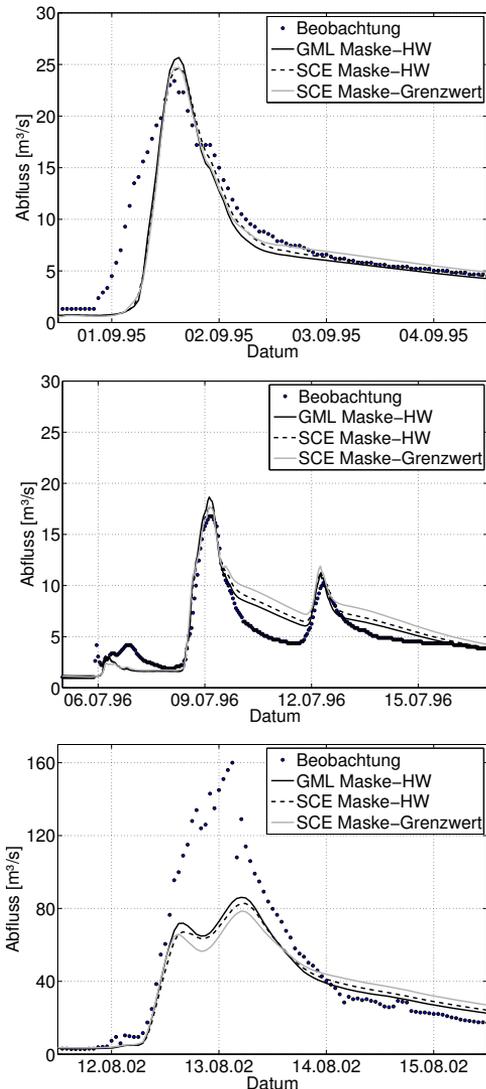


Abb. 5.14: Parameteroptimierung für unterschiedliche Zielfunktionen und Optimierungsalgorithmen für die Hochwasser 9/1995 (oben), 7/1996 (Mitte) und 8/2002 (unten) am Pegel Zöblitz

Die Wirksamkeit der Maskierungsschemata wird anhand eines Optimierungsexperiments demonstriert. Gegenstand des Experiments ist die automatische Parameterbestimmung der konzeptionellen Modellparameter für die Sommerhochwasser am Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau im Zeitraum 1.11.94 - 31.7.1996. Zielfunktion ist der gewichtete SSE (Gleichung 3.12). Für das Maskierungsschema Maske-Grenzwert wird eine Wichtung der Abflüsse als Funktion von MQ vorgenommen. Abflüsse kleiner MQ erhalten die Wichtung 0 (keine Wichtung). Abflüsse von MQ bis $2 \cdot MQ$ erhalten die Wichtung 1, Abflüsse von $2 \cdot MQ$ bis $3 \cdot MQ$ erhalten die Wichtung 2, Abflüsse größer $3 \cdot MQ$ erhalten die Wichtung 3. Für das Maskierungsschema Maske-HW werden lediglich die Zeitschritte im Scheitelbereich verwendet, deren Abflusswert maximal 10 % vom Scheitelabfluss abweicht.

Die automatische Parameterbestimmung wird mit dem gradienten-basierten Suchverfahren Suchverfahren GML und dem evolutionären Verfahren SCE durchgeführt. Abbildung 5.14 präsentiert die Ergebnisse für die Hochwasser 9/1995 und 7/1996 des Kalibrierungszeitraums (oben und Mitte) und die Validierung am Extremhochwasser 8/2002 (unten).

Trotz der unterschiedlichen Zielfunktionen zeigt das SCE-Verfahren im Scheitelbereich nahezu identische Werte. Die Unter-

terschiede zwischen den Maskierungsschemata werden erst im Rückgangsbereich der Abflussganglinie und während des Extrem-HW sichtbar. Die Unterschiede zwischen den Optimierungsalgorithmen GML und SCE sind minimal. Da allerdings beide die gleiche Zielfunktion verwenden, lassen die Differenzen auf eine nach wie vor heterogene Zielfunktionsoberfläche schließen, die für den GML in einem lokalen Minimum endet. Die Ergeb-

nisse der Validierung zeigen (Abbildung 5.14, unten), dass alle Parametersätze das Validierungsereignis unzureichend abbilden. Dies lässt auf eine im Vergleich zum Kalibrierungszeitraum gänzlich andere HW-Charakteristik, die von dem N-A-Modell nicht abgebildet werden kann, oder aber auf erhebliche Fehler in den Inputdaten schließen. Tabelle 5.6 enthält die ermittelten Parametersätze für die Optimierungsläufe. Die Parameter kd und ki weisen für die drei Optimierungsläufe sehr ähnliche Werte auf. Die größten Differenzen zeigt der Parameter dr .

Tab. 5.6: Parametersätze der Optimierungsläufe

Methode\Parameter	kd [h]	ki [h]	dr [-]
GML Maske-HW	3,006	35,892	29,680
SCE Maske-HW	3,444	36,749	35,076
SCE Maske-Grenzwert	2,936	37,932	49,104

Der Parameter kd , die Rückgangskonstante des Einzellinearspeichers für den Direktabfluss ist bei allen Optimierungsläufen kleiner als der Parameter ki , der die Rückgangskonstante des Einzellinearspeichers für den Interflow beschreibt. Dies entspricht der Prozessvorstellung, einer gegenüber dem Interflow schnelleren und dynamischeren Direktabflusskomponente und unterstreicht die prinzipielle Eignung der Ganglinienmaskierung für eine bessere Informationsausschöpfung der Ganglinie zur Hochwassermodellierung.

Allerdings muss festgehalten werden, dass die Verfahren eine Reihe subjektiver Entscheidungen bezüglich der Grenzwerte und Wichtungsfaktoren beinhalten, die hinsichtlich ihrer Übertragbarkeit auf andere Gebiete, Ereignischarakteristika und Modellstrukturen als problematisch anzusehen sind.

5.2.4 Vergleich der Methoden zur Unsicherheitsbestimmung

Nachdem in den vorherigen Abschnitten die Modellparameter und Zielfunktionen eingehender untersucht wurden, gilt es nun darauf aufbauend eine geeignete Methode für die Unsicherheitsanalyse der konzeptionellen Modellparameter zu identifizieren. Zu diesem Zweck wird ein Vergleich der in Kapitel 3.3 beschriebenen Methoden GLUE, Pareto-Optimalität und Bayes'sche Inferenz durchgeführt. Ziel ist zunächst, die generelle Anwendbarkeit der Methoden auf die Problemstellung zu untersuchen. Darauf aufbauend interessiert, inwieweit die Ergebnisse der Methoden eine geeignete Stichprobe repräsentieren, um die Unsicherheit der konzeptionellen Modellparameter zu beschreiben. Nicht zuletzt spielt für die Auswahl einer Methode auch die Frage der Objektivität des Verfahrens eine Rolle, die von subjektiven Einflüssen und Entscheidungen durch den Anwender bei der Verfahrensdurchführung bestimmt wird.

5.2.4.1 Aufbau des Experiments

Der Methodenvergleich wird im Einzugsgebiet des Pegels Zöblitz/Schwarze Pockau durchgeführt. Simulationszeitraum ist der Abschnitt vom 1.11.94 - 31.7.1996, in dem die Hochwasser im 6/1995, 9/1995 und 7/1996 analysiert werden. Tabelle 5.7 enthält die Parameter und deren Unter- und Obergrenzen, die für alle drei analysierten Methoden gleichermaßen gelten.

Tab. 5.7: Parameter des Methodenvergleichs der Unsicherheitsanalyse

Parameter	Untergrenze	Obergrenze
kd [h]	0.1	40
ki [h]	0.1	100
dr [-]	0.5	100

Neben diesen allgemein verbindlichen Regelungen sind einige methodenspezifische Festlegungen zu treffen. Details zu den einzelnen Methoden können in Kapitel 3.3 nachgelesen werden.

GLUE basiert auf der Analyse von Monte-Carlo-Simulationen. Zu diesem Zweck werden 5000 Simulationen durchgeführt, wobei die Modellparameter mittels LHS aus einem gleichverteilten Parameterraum gezogen werden. Als Likelihoodmaß dient der RMSE im Scheitelpunkt der Hochwasser (RMSE(peak)), der mit dem Maskierungsverfahren Maske-HW (Kapitel 5.2.3) für die Zeitschritte der analysierten Hochwasser berechnet wird, deren Abflusswert maximal 10 % vom Scheitelabfluss abweicht. Als Grenzwert für die Bestimmung der *Behavioural*-Parametersätze werden zunächst die besten 10 % Simulationen bezüglich des Likelihoodmaßes gewählt.

Für das Prinzip der Pareto-Optimalität sind möglichst unterschiedliche Zielfunktionen zu definieren. Hier wurden neben dem RMSE(peak), der NSE über die Hochwasserzeiträume (als globales Kriterium) und der Mittelwert der relativen Scheitelabweichung (mean(rPD)) der drei Ereignisse gewählt. Die Bestimmung der pareto-optimalen Parametersätze erfolgt einerseits aus den Ergebnissen der MCS, die für die GLUE-Methode erzeugt wurden, und andererseits durch Optimierung mit dem multikriteriellen Optimierungsverfahren MOS-CEM, für das 10000 Simulationen durchgeführt werden.

Die Methode der Bayes'schen Inferenz wird mit Hilfe des MCMC-Samplers SCEM-UA durchgeführt. Als Zielfunktion dient, wie bei den anderen beiden Methoden, der RMSE(peak) im Scheitelpunkt der Hochwasser. Zusätzlich zu den in Tabelle 5.7 aufgeführten Parametern wird die Standardabweichung des Fehlermodells (Gleichung 3.23) in die Unsicherheitsanalyse mit einbezogen. *A-priori*-Informationen, die z.B. aus Kapitel 5.2.3 zu den Erwartungswerten der Parameter entnehmbar wären, werden nicht angewandt. Stattdessen wird, wie bei der MCS, eine gleichverteilte *Priori*-Verteilung verwendet. Die MCMC-Simulation wird mit 10000 Modellläufen durchgeführt, um eine ausreichend große Stichprobenanzahl für eine statistische Analyse zu generieren und die *Warm-up*-Phase zu

überwinden. Die Beprobung der *Posteriori*-Verteilung erfolgt dabei mit 10 parallelen Markov-Ketten (Komplexen) des SCEM-UA-Algorithmus.

5.2.4.2 Ergebnisse und Diskussion

Abbildung 5.15 oben zeigt das Ergebnis der GLUE-Methode. Dargestellt ist der Bereich, in dem 90 % der *Behavioural*-Parametersätze liegen, begrenzt durch das 5 %-Quantil und das 95 %-Quantil, im Vergleich zur Abflussbeobachtung für die drei analysierten Hochwasser, die hier lediglich zum Zwecke der Visualisierung aneinander gehängt wurden. Die Abflussbeobachtung liegt im Scheitelbereich der Hochwasser innerhalb des Unsicherheitsbandes. Lediglich in den Anstiegsphasen der HW 6/1995 und 9/1995 sowie in der späten Rückgangphase des HW 6/1995 gibt es zum Teil größere Abweichungen zur Abflussbeobachtung.

Die statistische Analyse der 500 *Behavioural*-Parametersätze, deren Anzahl sich aus dem gewählten Grenzwert des Likelihoodmaßes ergibt, ist Abbildung 5.16 zu entnehmen. Die Histogramme in der Bilddiagonale zeigen für den Parameter *kd* eine Häufung zu kleineren Werten. Die Parameter *ki* und *dr* sind weit gestreut über den Wertebereich und lassen lediglich für *ki* eine unimodale Verteilungstendenz erkennen. In abgeschwächter Form ist anhand der Streudiagramme unterhalb der Bilddiagonale der in Kapitel 5.2.2 beschriebene Effekt der Vertauschbarkeit der Abflusskomponenten zu sehen. Allerdings spielt dieser Effekt aufgrund der gewählten Zielfunktion nur eine untergeordnete Rolle. Wird der Grenzwert des Likelihoodmaßes weiter verkleinert, verschwindet dieser Effekt völlig, wie Anlage A2 anhand einer GLUE-Analyse für die besten 1 % der Simulationen (50 *Behavioural*-Parametersätze) bezüglich des Likelihoodmaßes zeigt. Oberhalb der Bilddiagonale in Abbildung 5.16 sind die Korrelationskoeffizienten zwischen den Parametern dargestellt, die auf keinen strengen Zusammenhang hinweisen.

Abbildung 5.15 Mitte zeigt das Unsicherheitsband, das durch die pareto-optimalen Parametersätze im Ergebnis der MCS aufgespannt wird. Die beobachteten Hochwasserscheitel liegen innerhalb des Unsicherheitsbandes. Größere Abweichungen existieren in den Anstiegsphasen der HW 6/1995 und HW 9/1995 und in den Rückgangsphasen, wobei die Beobachtung für das HW 6/1995 oberhalb und für das HW 7/1996 unterhalb des Unsicherheitsbandes liegt. Das Unsicherheitsband ist das Ergebnis der zeitschrittweisen Minimum- und Maximumbildung aus den Simulationsergebnissen der 11 pareto-optimalen Parametersätze. Diese wurden nach den Prinzipien der Pareto-Optimalität aus den Ergebnissen der MCS für die gewählten Zielfunktionen bestimmt.

Abbildung 5.17 zeigt die Lage der pareto-optimalen Parametersätze (Rhomben) im zweidimensionalen Zielfunktionsraum, dargestellt für die Kombinationen der Zielfunktionen. Bedingt durch die Simulationsanzahl und das Samplingverfahren der MCS liegen die Punkte zum Teil sehr verstreut. Um hier eine größere Informationsdichte zu erhalten, wurde mit dem multikriteriellen Suchverfahren MOSCEM gezielt die Pareto-Front optimiert.

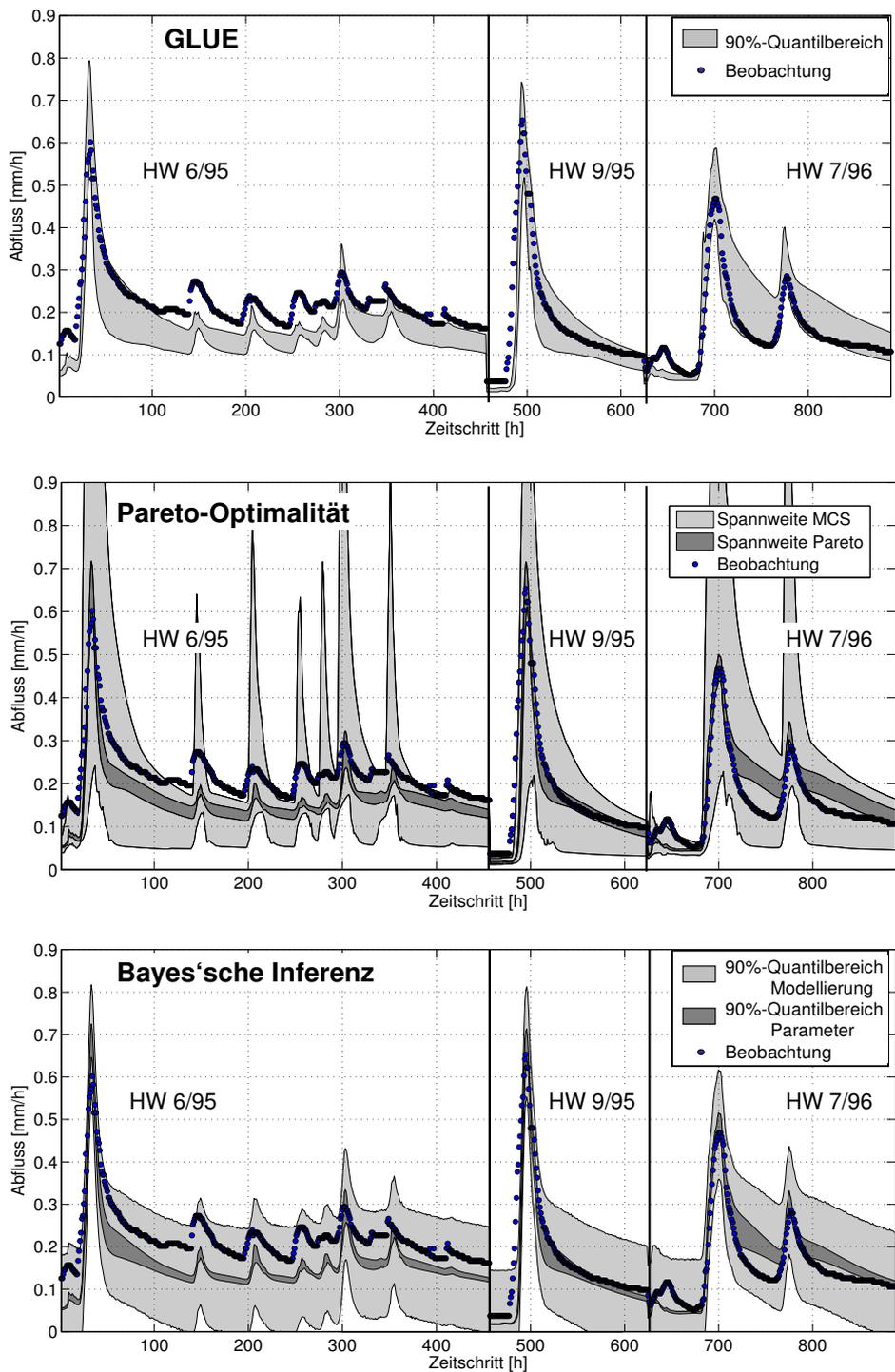


Abb. 5.15: Methodenvergleich der Unsicherheitsanalyse konzeptioneller Modellparameter

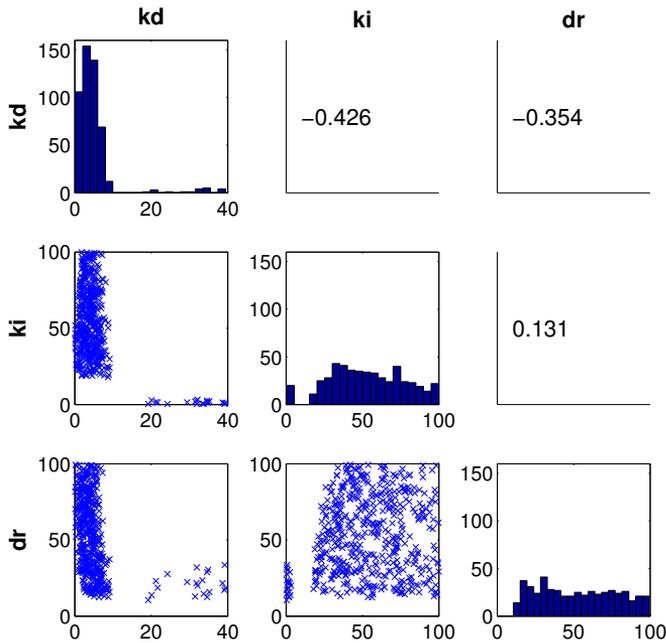


Abb. 5.16: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der *Behavioural*-Parametersätze bestimmt mit der GLUE-Methode anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bildidiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bildidiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bildidiagonale)

Im Ergebnis wurden 43 pareto-optimale Parametersätze bestimmt, die allerdings für eine robuste statistische Analyse einen zu geringen Stichprobenumfang darstellen. Einen Vergleich der Unsicherheitsbänder enthält Anlage A3. Die Ursache für diesen geringen Stichprobenumfang liegt in den gewählten Zielfunktionen begründet. Die Korrelationskoeffizienten zwischen den Zielfunktionen (Kopfzeile der Diagramme in Abbildung 5.17) sind generell größer als 0,75. Sie weisen auf einen starken Zusammenhang hin, was gleichbedeutend ist mit einer geringen Diversität bzw. einem geringen Informationszugewinn der verschiedenen Zielfunktionen bezüglich des Modellierungszieles.

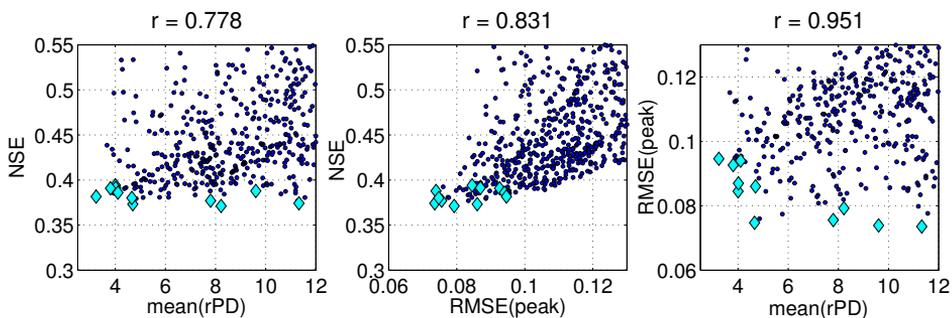


Abb. 5.17: Lage der pareto-optimalen Parametersätze (Rhomben) im zweidimensionalen Zielfunktionsraum

Im unteren Teil von Abbildung 5.15 ist das Ergebnis der Bayes'schen Inferenz dargestellt. Abgebildet sind der 90 %-Quantilbereich, begrenzt durch das 5 %-Quantil und das 95 %-Quantil, für die Parameterunsicherheit (dunkles Grau) und die Unsicherheit der Modellierung (helles Grau) im Vergleich zur Abflussbeobachtung. Das Unsicherheitsband der Parameterunsicherheit zeigt eine ähnliche Ausprägung wie das der Pareto-Optimalität. Die beobachteten Hochwasserscheitel liegen innerhalb, Anstiegs- und Rückgangsphasen zum Teil außerhalb des Unsicherheitsbandes. Anders als bei der Pareto-Optimalität resultiert die Parameterunsicherheit auf der statistischen Analyse der simulierten Abflusszeitreihen. Dazu wurden ausgehend von der Analyse des Konvergenzverhaltens der 10 Markov-Ketten zur Beprobung der *Posteriori*-Verteilung (Abbildung 5.18) die ersten 4000 Simulationen als *Warm-up*-Phase verworfen und die darauf folgenden 6000 Simulationen für die statistische Analyse der Parameter- und Modellierungsunsicherheit ausgewählt.

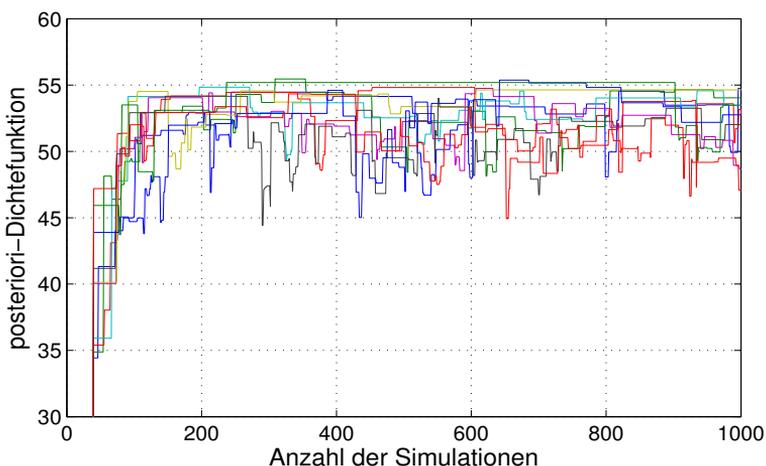


Abb. 5.18: Konvergenzverhalten der Markov-Ketten der *Posteriori*-Verteilung bei der Bayes'schen Inferenz

Die Randverteilungen der *Posteriori*-Verteilung beschreiben die gesuchten Parameterunsicherheiten (Abbildung 5.19). Anhand der Histogramme in der Bildidiagonale von Abbildung 5.19 ist für alle Parameter ein unimodales Verteilungsverhalten mit geringer Varianz erkennbar. Zudem weisen die geringen Korrelationen und die Streudiagramme nahezu Unabhängigkeit aus.

Die Unsicherheit der Modellierung wird bei der Bayes'schen Inferenz durch ein statistisches Fehlermodell beschrieben, das alle weiteren Fehlerquellen (Struktur, Daten, etc.) integral vereint. Dazu wird jedem Simulationsergebnis ein zufälliger, normalverteilter Fehler entsprechend der bestimmten Standardabweichung σ hinzuaddiert und anschließend die so erweiterten Zeitreihen einer erneuten statistischen Analyse unterzogen. Im Ergebnis entsteht ein Fehlerband (Abbildung 5.15 unterer Teil, heller Graubereich), das bis auf die Anstiegsphase des HW 9/1995 alle Beobachtungspunkte umschließt, allerdings auch die größte Spannweite aufweist.

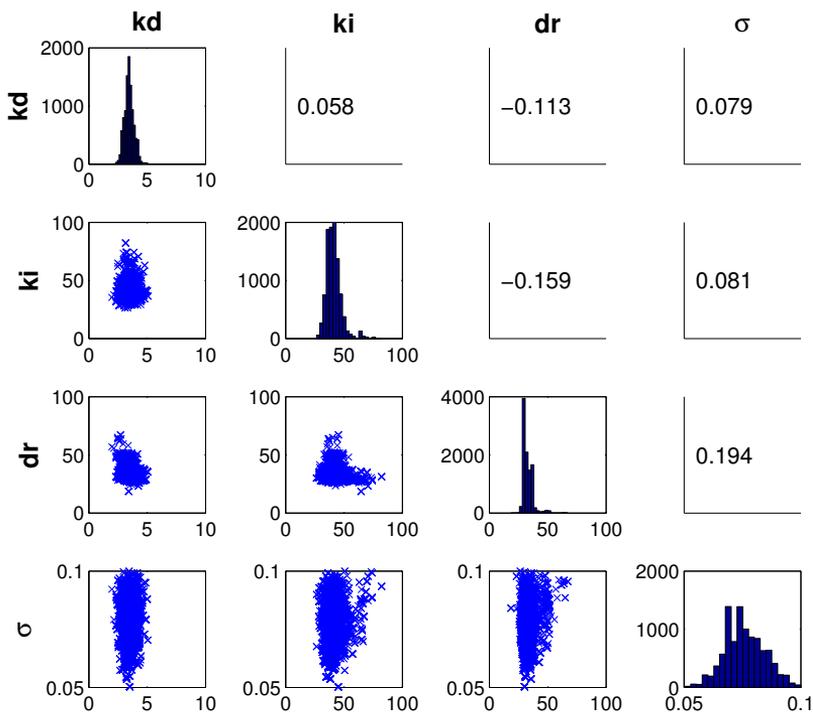


Abb. 5.19: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und σ aus den Randverteilungen der *Posteriori*-Verteilung im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bildidiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bildidiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bildidiagonale)

Eine Kontrolle der statistischen Annahmen des Fehlermodells enthält Abbildung 5.20. Im linken Teil wird die Annahme der Normalverteilung geprüft. Dargestellt ist die Verteilung des Mittelwerts der Residuen aller Simulationen für die Zeitpunkte der Zielfunktion (Kreuze) im Vergleich zur Normalverteilung. Lediglich ab einer Wahrscheinlichkeit von $P > 0,94$ sind signifikant größere Abweichungen von der Normalverteilung (Strich-Punkt Linie) zu erkennen. Der rechte Teil von Abbildung 5.20 zeigt die Autokorrelationsfunktion. Hier wird deutlich, dass die Annahme eines unabhängigen Modellfehlers nicht vollständig erfüllt ist, da insbesondere für kleine Verschiebungen ($lag < 4$) große Korrelationskoeffizienten auftreten.

Tabelle 5.8 enthält die Ergebnisse der primärstatistischen Analyse für den Mittelwert und die Standardabweichung (Std) der konzeptionellen Modellparameter, die aus den Stichproben der drei Methoden zur Unsicherheitsbestimmung berechnet wurden. Vergleicht man diese Ergebnisse mit dem in Tabelle 5.6 (Kapitel 5.2.3) ermittelten Parametersatz des SCE Optimierungslaufes für die Zielfunktion Maske-HW, die auch im Vergleich der Unsicherheitsmethoden verwendet wurde, so zeigt das Ergebnis der Bayes'schen Inferenz die beste Übereinstimmung.

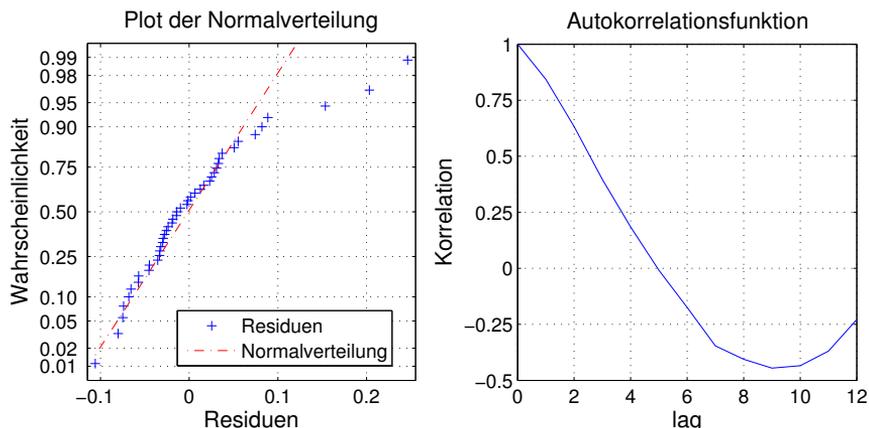


Abb. 5.20: Überprüfung der statistischen Annahmen bei der Bayes'schen Inferenz

Tab. 5.8: Vergleich der statistischen Eigenschaften der konzeptionellen Modellparameter für die unterschiedlichen Methoden der Unsicherheitsbestimmung

Methode	Statistik	kd [h]	ki [h]	dr [-]
GLUE	Mittelwert	4,97	53,05	52,60
	Std	5,87	23,84	25,22
Pareto-Optimalität (MOSCEM)	Mittelwert	4,01	45,43	32,38
	Std	0,29	4,48	2,81
Bayes'sche Inferenz	Mittelwert	3,46	41,19	32,83
	Std	0,40	6,28	4,35

5.2.4.3 Auswahl einer geeigneten Methode

Generell sind alle drei untersuchten Methoden in der Lage, Unsicherheitsaussagen für die Modellparameter einer Hochwassermodellierung zu liefern. Allerdings unterscheidet sich die Aussagekraft zum Teil erheblich.

Das Prinzip der Pareto-Optimalität erlaubt aufgrund des geringen Stichprobenumfangs pareto-optimaler Parameter keine statistische Analyse der Modellparameter und des resultierenden Unsicherheitsbandes der Simulationen. Ursache sind die hohen Korrelationen zwischen den Zielfunktionen, die aus der gewählten Zielstellung der Modellierung resultieren. Wie Gupta et al. (1998) bereits bemerken, sollten möglichst Zielfunktionen mit einem unterschiedlichen Informationsgehalt bezüglich der Ergebnisse der Modellierung gewählt werden. Erfolgreiche Anwendungen der Methode sind deshalb eher für Modelle zu finden, die das gesamte Abflussspektrum beschreiben und den Wasserhaushalt mit berücksichtigen (z.B. getrennte Auswertung des RMSE in Hoch- und Niedrigwasserperioden (Gupta et al.,

2003; Madsen, 2003; Vrugt et al., 2003b)) oder aber unterschiedliche Zielgrößen der Modellierung bewerten (z.B. Abflussganglinie und räumliche Schneevertelung (Parajka et al., 2007)). Eine Anwendung der Methode ausschließlich auf Hochwasser ist nicht zielführend.

Die GLUE-Methode ist zwar einfach auf die Problemstellung anwendbar, allerdings zeigen sich auch in der Hochwassermodellierung die in der Literatur diskutierten Probleme des Verfahrens. Obwohl in der durchgeführten Untersuchung lediglich der Einfluss des Grenzwertes der Likelihoodfunktion für die Auswahl der *Behavioural*-Simulationen, die das natürliche Verhalten im Modell repräsentieren sollen, analysiert wurde, werden auch die Einflüsse des Stichprobenumfanges, der Stichprobengenerierung (sampling strategy) und des gewählten Parameterbereiches deutlich (Montanari, 2005). Je enger der Parameterraum probiert ist, umso robuster ist die statistische Aussage bezüglich der Simulationsergebnisse. Insofern könnte man die Parameterverteilungen und Spannweiten der GLUE-Analyse als *A-priori*-Information bzw. Startwerte für eine weitere MCS wählen und sich auf diese Weise in das Gebiet hineintasten. Die Einfachheit der Methodik und der hohe Parallelisierungsgrad, der bei einer MCS erzielt werden kann, unterstützen eine derartige Vorgehensweise. Trotzdem bleibt die Subjektivität in der Auswahl der Zielfunktion (die in die Likelihoodfunktion transformiert wird) und des Grenzwertes der Likelihoodfunktion, die einen erfahrenen Hydrologen mit guter Modell- und Gebietskenntnis verlangt (Freer et al., 1996). Ein weiterer Nachteil ist die Interpretation der Unsicherheit, die durch die *Behavioural*-Parametersätze repräsentiert wird. Sie enthält neben der Parameterunsicherheit auch die Einflüsse aus Struktur- und Datenfehlern. Insofern beschreiben die ermittelten Parametersätze und die daraus resultierenden Spannweiten der Simulationsergebnisse die Unsicherheit der gesamten Modellierung bezüglich der verwendeten Daten und Modellstruktur. Im Ergebnis führt dies zu einer großen Varianz in den Verteilungen der Modellparameter ohne ausgeprägte Maxima in den Dichtefunktionen und unrealistischen Spannweiten in den Unsicherheitsbändern der Simulationen (Kavetski et al., 2002; Todini, 2007).

Die Methode der Bayes'schen Inferenz erweist sich im Kontext des Vergleichs am geeignetsten zur Unsicherheitsbestimmung der konzeptionellen Modellparameter. Bedingt durch die gezielte Beprobung (Optimierung) der *Posteriori*-Verteilung und die Verwendung eines statistischen Fehlermodells können die Parameterunsicherheiten von weiteren Unsicherheitsquellen (Struktur, Inputdaten, ...) getrennt werden. Die so ermittelten Parametersätze weisen im Vergleich zur GLUE-Methode eine deutlich kleinere Standardabweichung und somit ausgeprägte Maxima in den Dichtefunktionen auf. Allerdings erfordert die Methode einen hohen Simulationsaufwand, der in Abhängigkeit der Dauer eines Modelldurchlaufs sehr zeit- und kostenintensiv sein kann. Mit Hilfe der vorgestellten parallelisierten Variante des SCEM-UA kann allerdings auch die Anwendung auf einem flächendifferenzierten Prozessmodell bewältigt werden.

Yang et al. (2008), Todini (2007) und Blasone et al. (2008) kommen in ihren aktuellen Arbeiten, die Vergleiche von Methoden der Unsicherheitsbestimmung in der hydrologischen Modellierung beinhalten, zu ähnlichen Ergebnissen. Auch sie präferieren die Methode der Bayes'schen Inferenz gegenüber der GLUE-Methode. Yang et al. (2008) gehen hier

sogar noch einen Schritt weiter, indem sie zusätzliche, aktuell verfügbare Methoden der Unsicherheitsbestimmung in den Vergleich mit einbeziehen. Dabei verweisen sie auch auf die Schwierigkeiten, ein faires Testproblem zu erstellen, das einen objektiven Vergleich der Methoden ermöglicht, da die Unterschiede und Annahmen bei den einzelnen Methoden doch erheblich sind.

Um diesem Problem in dem hier durchgeführten Vergleich zu begegnen, wurden die eingesetzten Methoden bezüglich der gleichen Zielfunktion $RMSE(\text{peak})$ analysiert und auf die einfachste Weise angewandt. Das bedeutet speziell für die Methode der Bayes'schen Inferenz, dass einerseits ein einfaches Fehlermodell für normalverteilte, unkorrelierte Residuen verwendet wurde, eine Annahme, die auch dem RMSE zugrunde liegt. Deutlich umfangreichere und exaktere Formulierungen des Fehlermodells zur Beschreibung der statistischen Eigenschaften der Residuen, speziell der Autokorrelation, sind z.B. bei Yang et al. (2007a) zu finden. Andererseits wurde auf die Anwendung der Methode in einem transformierten Raum verzichtet, der eine Beschreibung der Heteroskedastizität des Modellierungsfehlers, erlauben würde. Aus diesem Grund weist der 90 %-Quantilbereich der Modellierungsunsicherheit in Abbildung 5.15 unten eine konstante Spannweite auf.

Abschließend muss erwähnt werden, dass die Ergebnisse des Modellvergleichs abhängig sind von:

- der Qualität der Daten, insbesondere der Niederschlags- und der Abflussbeobachtung,
- der gewählten Modellstruktur, maßgeblich beeinflusst durch die räumliche Diskretisierung und die Bodenparametrisierung und
- die ausgewählten konzeptionellen Modellparameter für die Unsicherheitsbestimmung.

Letztere charakterisieren durch die verwendete Spannweite (Tabelle 5.7) die mögliche Flexibilität des Modells zur Anpassung an die Beobachtungsdaten. Eine Abbildung des Anstiegs des HW 9/1995 ist deshalb generell nicht möglich, wie aus Abbildung 5.15, Mitte anhand des hellgrauen Bandes, das die Spannweite der Simulationsergebnisse für den Parameterraum bei der MCS repräsentiert, zu entnehmen ist.

5.3 Problematik unsicherer Bodeninformationen

Die physikalisch begründete Beschreibung des Bodenwassertransports auf Basis der Richards-Gleichung (Gleichung 3.1) erfordert die Kenntnis der bodenhydraulischen Charakteristika der Leitfähigkeitsfunktion $k(\Theta)$ und der Retentionsfunktion $\Theta(\psi)$ (Gleichung 3.2 und 3.3). Diese boden- und standortspezifischen Kennfunktionen lassen sich prinzipiell mit aufwändigen Feld- und Labormessungen bestimmen. Allerdings muss bei der Anwendung physikalisch begründeter hydrologischer Modelle in größeren Gebieten häufig aus Zeit- und Kostengründen darauf verzichtet werden. Daher wurden zahlreiche Methoden entwickelt, um die Parameter zur Beschreibung der bodenhydraulischen Charakteristika aus bekannten oder leicht messbaren Daten abzuleiten. Allen voran sind hier Pedotransferfunktionen (PTFs) zu nennen, die auch aufgrund besserer und breitenverfügbarer Kartenwerke und Bodendatenbanken zunehmend angewendet werden.

Allerdings sind natürliche Böden aufgrund ihrer Genese, der Landnutzung und der Bioaktivität in der Regel sehr heterogen, was sich in einer hohen bodenhydraulischen Variabilität ausdrückt. Die zum Teil sehr kleinräumigen Unterschiede erschweren die Bestimmung der bodenhydraulischen Charakteristika und führen zu großen Fehlern bei der Übertragung von gemessenen oder berechneten Punktdaten auf die Fläche. Bodenkarten tragen diesem Umstand Rechnung, indem sie klassifizierte Informationen zu Bodentypen und Bodenarten enthalten. Diese Klassifizierung erlaubt allerdings eine Vielzahl an unterschiedlichen Realisationen der bodenhydraulischen Parameter im hydrologischen Modell. Da hydrologische Modelle auf Flächendaten angewiesen sind, die bodenhydraulische Variabilität jedoch kaum abbilden können, sind Verfahren notwendig, um die Bodenhydraulik inklusive ihrer Variabilität möglichst einfach im Modell zu beschreiben und zu verarbeiten. Aus diesen Umständen leiten sich folgende Ziele ab:

- die Beschreibung der aus Bodenkarten ableitbaren Variabilität der Bodenstruktureigenschaften,
- die Auswahl geeigneter Pedotransferfunktionen zur Bestimmung der bodenhydraulischen Charakteristika und deren Variabilität sowie
- die Untersuchung von Möglichkeiten zur Verarbeitung der bodenhydraulischen Variabilität im hydrologischen Modell.

5.3.1 Datengrundlage

Abbildung 5.21 zeigt die räumliche Verteilung der Bodenarten im Einzugsgebiet nach der Bodenübersichtskarte der Bundesrepublik Deutschland 1:200.000 (BÜK 200), die als Datengrundlage zur Bestimmung der Variabilität der bodenhydraulischen Kennfunktionen dient. Dargestellt sind die Leitbodenarten des ersten mineralischen Horizonts der zugeordneten Referenzprofile. Der für die Infiltration bedeutsame Bodenhorizont wird von lehmigen Sanden dominiert. In den Tälern überwiegen stark lehmige Sande (Sl4 mit ca. 45 % Flächenanteil), an Hanglagen und im nördlichen Teil des Gebietes schluffig-lehmige Sande (Slu mit ca. 30 % Flächenanteil). Auf den Hochflächen treten vereinzelt Bleichmoorstorfe (Hochtorfe) auf. Schwach sandige Lehme (Ls2 mit ca. 20 % Flächenanteil) prägen die Hanglagen der oberen Täler.

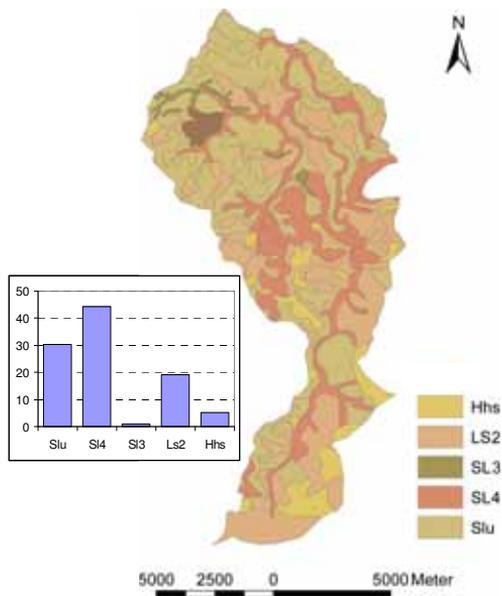


Abb. 5.21: Bodenarten nach BÜK 200 für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

Basierend auf den zugeordneten Referenzprofilen enthält die BÜK 200 für die Teilflächen hydraulisch verwertbare Informationen zum Skelettanteil, den Kornfraktionen, der Lagerungsdichte und dem Humusgehalt nach dem Klassifikationsschlüssel der Bodenkundlichen Kartieranleitung 5. Auflage (KA5) (Ad-hoc-AG-Boden, 2005). Mit Hilfe von Pedotransferfunktionen können diese Bodenstrukturinformationen für eine Abschätzung der bodenhydraulischen Kennfunktionen verwendet werden. Tabelle 5.9 enthält die entsprechenden Ober- und Untergrenzen der Bodenstrukturinformationen für die Leitbodenarten, wie sie aus der KA5 ableitbar sind.

Tab. 5.9: Ober- und Untergrenzen der Bodenstrukturinformationen nach KA5

Bodenart	TON [%]		SCHLUFF [%]		SAND [%]		Lagerungsdichte		HUMUS [%]	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	Max
Slu	8	17	40	50	33	52	1,3	1,55	2	4
Sl4	12	17	10	40	43	78	1,3	1,55	1	2
Sl3	8	12	10	40	48	82	1,3	1,55	0	1
Ls2	17	25	40	50	25	43	1,3	1,55	4	8

Üblicherweise werden in der Hoffnung, das mittlere Verhalten der Bodenart zu beschreiben, die Klassenmittelwerte verwendet, um die bodenhydraulischen Parameter zu bestimmen. Bereits Schaap et al. (1998) zeigten, dass dieses Vorgehen Fehler verursacht. Um nun die jeder Klasse innewohnende Variabilität der Bodenart zu berücksichtigen, werden innerhalb der Grenzen der Strukturinformationen zufällige Realisierungen gezogen. Da keine Informationen über die Verteilungsart der Strukturinformationen vorliegen, wird eine Gleichverteilung angenommen. Die Stichprobenziehung wird mit dem effizienten Latin-Hypercube-Verfahren durchgeführt und umfasst pro Bodenart 1000 Realisierungen, welche Grundlage für die weiteren Analysen sind.

5.3.2 Pedotransferfunktionen zur Erfassung der Variabilität der bodenhydraulischen Charakteristika

Pedotransferfunktionen zählen zu den empirischen Ansätzen für die Bestimmung der bodenhydraulischen Kennfunktionen. Sie basieren auf statistischen Zusammenhängen (meist nichtlineare Regressionsgleichungen) die aus bekannten Bodenstruktureigenschaften, direkt oder indirekt über Parameter von Bodenmodellen, die Retentionscharakteristik $\Theta(\psi)$ und die Leitfähigkeitsfunktion $k(\Theta)$ ableiten können. Aufgrund ihrer einfachen Handhabung und den meist auch aus Bodenkarten und Bodendatenbanken verfügbaren Bodeneigenschaften, werden sie in der Praxis zunehmend eingesetzt. Mittlererweile existiert in der Literatur eine fast unüberschaubare Anzahl an Pedotransferfunktionen, die auf unterschiedlichen Datenquellen aus verschiedenen Regionen und unterschiedlichen Eingangs- sowie Zielgrößen basieren.

Neben der geografischen Herkunft liegen den PTFs häufig auch verschiedene Korngrößen- und Texturklassifikationssysteme zugrunde, die sich vor allem in den Fraktionsgrenzen zwischen Sand und Schluff unterscheiden⁹. Die Massenanteile müssen daher zu Beginn in das jeweilige der Pedotransferfunktion (PTF) zugrunde liegende System transformiert werden. Nemes et al. (1999) untersuchten vier Methoden zur Interpolation zwischen verschiedenen Texturklassifikationssystemen. Trotz der geringeren Genauigkeit wird in dieser Arbeit die log-lineare Interpolation aufgrund der einfachen rechentechnischen Umsetzung verwendet¹⁰. Einen Überblick zu Pedotransferfunktionen, deren Herkunft und Eignung liefern unter anderem Tietje und Hennings (1996) und Cornelis et al. (2001).

Für die Auswahl der Pedotransferfunktion zur Analyse der Bodenvariabilität in dieser Ar-

⁹ Die weit verbreiteten Systeme von FAO (2006) und USDA (1951) benutzen die Grenzen $2\mu\text{m}$ (Ton-Schluff), $50\mu\text{m}$ (Schluff-Sand) und $2000\mu\text{m}$ (Sand) zur Differenzierung der Hauptfraktionen. Das System der International Society of Soil Systems ISSS (1929) und das australische System verwenden $20\mu\text{m}$ als Sand-Schluff-Grenzwert. Das deutsche System sieht die Sand-Schluff-Grenze bei $63\mu\text{m}$ vor (Nemes und Rawls, 2006).

¹⁰ Im Fall der Interpolation vom deutschem auf das FAO System werden beispielsweise ca. 80 % der ursprünglichen Schlufffraktion auf die FAO Schlufffraktion und ca. 20 % auf die FAO Sandfraktion aufgeteilt.

beit sind drei Aspekte maßgebend:

- i. Die Eingangsgrößen müssen aus der BÜK 200 ableitbar sein.
- ii. Die Zielgrößen entsprechen den Parametern des MVG-Bodenmodells in der in WaSiM-ETH verwendeten Form (Gleichung 3.2 und 3.3)
- iii. Die Pedotransferfunktion muss aufgrund der großen Datenmenge im Batchbetrieb anwendbar sein. Datenbankabfragen scheiden hier von vornherein aus.

Eingeschränkt durch diese Kriterien verbleiben je 5 PTFs für die Bestimmung der bodenhydraulischen Charakteristika in der engeren Auswahl. Dies sind für die Bestimmung der MVG-Parameter die Funktionen von Vereecken et al. (1989), Scheinost et al. (1997), Wösten et al. (1999), Minasny et al. (1999) sowie Teepe et al. (2003) und für die Bestimmung des k_s -Wertes die Funktionen von Cosby et al. (1984), Saxton et al. (1986), Vereecken et al. (1990), Brakensiek et al. (1984) und Wösten et al. (1999). Anlage B enthält eine nähere Beschreibung und die entsprechenden Gleichungen der PTFs.

Die ausgewählten Funktionen wurden in ihrer kombinatorischen Verknüpfung einer umfangreichen statistischen Analyse unterzogen. Die prinzipielle Vorgehensweise soll am Beispiel der dominierenden Leitbodenart SI4 (stark lehmiger Sand) für die PTF-Kombination Wösten/Wösten, die sowohl die MVG-Parameter als auch den k_s -Wert bestimmt, dargestellt werden.

Basierend auf den 1000 Realisierungen der Bodenstrukturinformationen werden die bodenhydraulischen Parameter Sättigungsleitfähigkeit k_s , Sättigungswassergehalt θ_s , Restwassergehalt θ_r , und die MVG-Parameter α und n der bodenhydraulischen Kennfunktionen ermittelt. Jede zufällige Realisation der Struktureigenschaften führt somit zu einer Realisation der bodenhydraulischen Parameter. Deren statistische Verteilung und Zusammenhang ist in Abbildung 5.22 dargestellt. Die Histogramme (Abbildung 5.22 in der Bild-diagonale) zeigen für k_s und α ein deutlich rechtsschiefes Verhalten, das mit einer Lognormalverteilung approximiert werden kann. Der Parameter n ist normalverteilt, während θ_s nahezu einer Gleichverteilung folgt. Der Parameter θ_r ist bei Wösten/Wösten auf 0,01 festgelegt. Die größte Variabilität besitzt die Sättigungsleitfähigkeit, zu erkennen am größten Variationskoeffizienten, der zusammen mit einigen anderen statistischen Kenngrößen Tabelle 5.10 zu entnehmen ist

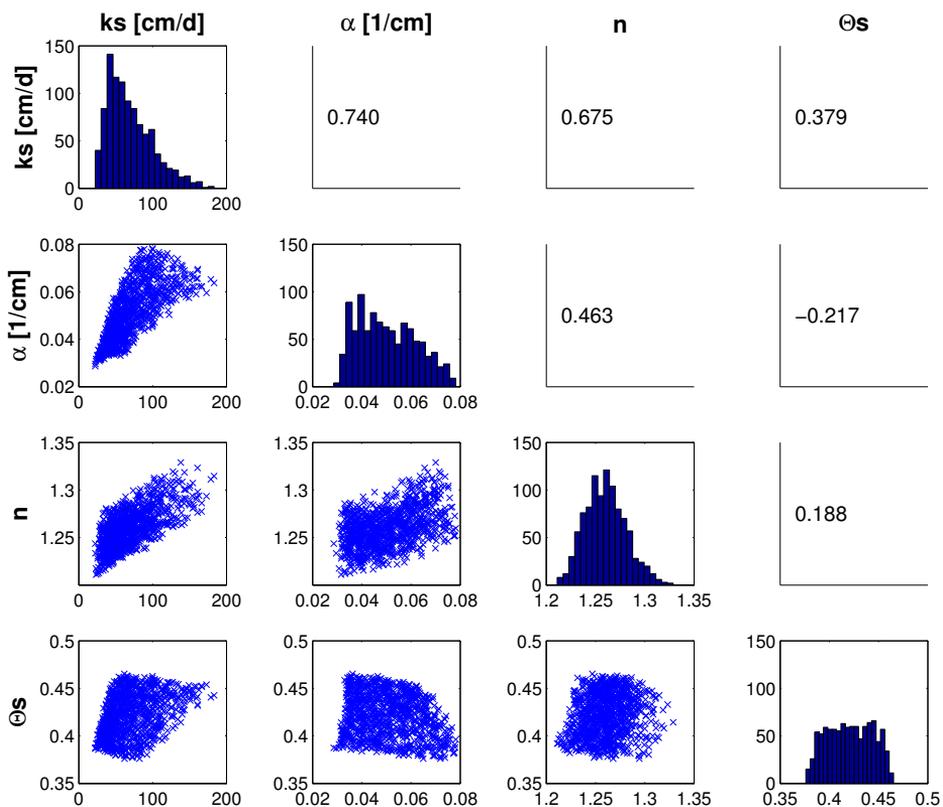


Abb. 5.22: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der bodenhydraulischen Parameter k_s , α , n und θ_s für die Bodenart SL4 anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bildidiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bildidiagonale) und Streudiagrammen (unterhalb Bildidiagonale)

Tab. 5.10: statistische Kenngrößen der bodenhydraulischen Parameter für die Bodenart SL4

	k_s [cm/d]	θ_s	α [1/cm]	n
Mittelwert	69,66	0,421	0,050	1,260
Standardabweichung	30,72	0,023	0,012	0,021
Maximum	183,18	0,465	0,078	1,329
Minimum	22,16	0,376	0,029	1,211
Variationskoeffizient	0,44	0,053	0,235	0,016

Aus Abbildung 5.23 geht hervor, dass die Retentions- und Leitfähigkeitsfunktionen, die für jede Parameterkombination ermittelt wurden, jeweils ein sehr ähnliches Verhalten aufweisen.

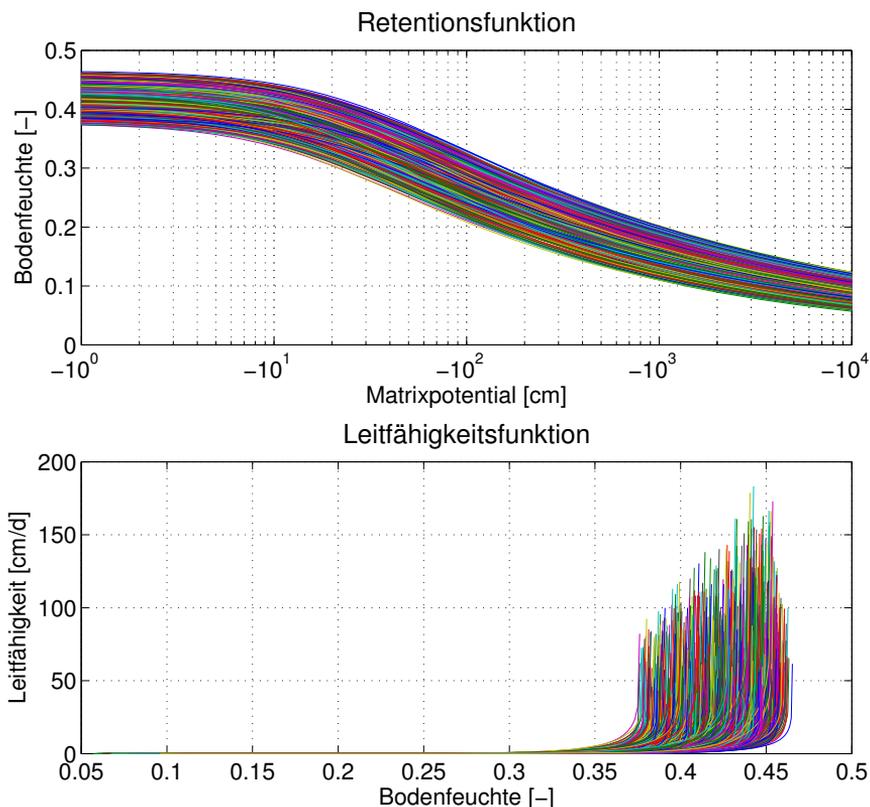


Abb. 5.23: Retentions- und Leitfähigkeitsfunktionen für die Bodenart SI4

Diese Ähnlichkeit wird auch gestützt von den Ergebnissen der Korrelationsanalyse, die Abbildung 5.22 in Form der Streudiagramme und Korrelationskoeffizienten enthält. Auffallend sind die hohen Korrelationskoeffizienten zwischen k_s , α und n , ein Indiz dafür, dass diese Parameter nicht unabhängig voneinander behandelt werden können.

Für alle in Tabelle 5.9 enthaltenen mineralischen Böden werden die zufälligen Realisationen statistisch analysiert. Die Moorböden werden nicht verwendet, da sie einer Parametrisierung nach den bodenhydraulischen Kennfunktionen von Mualem/van Genuchten nur unzureichend zugänglich sind.

Das Ergebnis der Analyse für alle Leitbodenarten ermöglicht die Variabilität der Böden im Gebiet über die statistischen Verteilungseigenschaften ihrer bodenhydraulischen Parameter zu beschreiben.

5.3.3 Umsetzung eines Ähnlichkeitskonzeptes zur Verarbeitung der Bodenvariabilität im hydrologischen Modell

Die Berücksichtigung der Variabilität der bodenhydraulischen Parameter ist generell mit der Monte-Carlo-Methode möglich. Christiaens et al. (2002b) haben dies am Beispiel des flächendifferenzierten Modells MIKE-SHE bereits demonstriert. Allerdings stößt diese aufwändige Simulationsmethode bei zunehmender Zahl der Zufallsvariablen schnell an rechen-technische Grenzen. Allein im vorliegenden Fall wären 16 Variablen (4 Bodenarten à 4 Parameter) in die Simulation einzubeziehen. Zudem werden aufgrund der korrelativen Abhängigkeiten der Parameter erhöhte Anforderungen an das Sampling gestellt. Eine Parameterreduktion ist deshalb unumgänglich und kann z.B. mit einem Ähnlichkeitsansatz nach dem Konzept vom ähnlichen Boden erreicht werden.

Einen zweiten Lösungsweg zur Verarbeitung der Bodenvariabilität offeriert die Perturbationsmethode, bei der die stochastische Variabilität als additive Überlagerung einer mittleren und einer zufällig streuenden Komponente aufgefasst wird. Liedl (1991) präsentierte ein stochastisches Bodenwassertransportmodell basierend auf den Richards-Funktional-Differentialgleichungen. Hierbei werden die Erwartungswerte und Varianzen der Anfangs- und Randbedingungen mit den entsprechenden Momenten der Wassergehalte und Saugspannungen verknüpft, die wiederum von der stochastischen Bodeneigenschaft beeinflusst werden. Allerdings ist das Modell derzeit nur für Standorte anwendbar. Eine Integration in die Umgebung eines N-A-Modells steckt derzeit noch in den Anfängen.

5.3.3.1 Das Konzept vom ähnlichen Boden

In heterogenen Böden variieren die bodenhydraulischen Kennfunktionen mit dem Ort x . Unter der Annahme, dass zwei poröse Medien ähnlich sind, wenn ihre inneren Geometrien übereinstimmen, entwickelten Miller und Miller (1956) das Konzept vom ähnlichen Boden. Diesem Konzept zufolge lässt sich das Korngerüst eines Bodens als maßstäbliche Verkleinerung oder maßstäbliche Vergrößerung auf einen anderen Boden abbilden, wie Abbildung 5.24 zeigt.

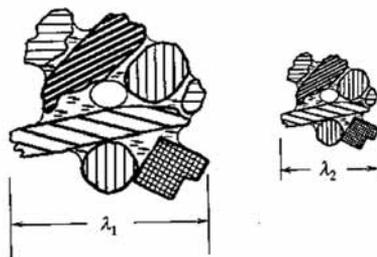


Abb. 5.24: Maßstabsabhängigkeit nach dem Konzept vom ähnlichen Boden (aus Miller und Miller (1956))

Das Verhältnis der mikroskopischen Längen λ_1 und λ_2 , die die Geometrie des Bodenausschnitts charakterisieren, bestimmt den Maßstabsfaktor u . Mit Hilfe des Kapillargesetzes,

das den mikroskaligen Kapillardruck umgekehrt proportional zum Kapillarradius ausweist und der Bewegungsgleichung, die für einen konstanten Kapillardruck eine quadratische Abhängigkeit des Kapillarradius von der Fließgeschwindigkeit beinhaltet, gelingt Miller und Miller die Übertragung der geometrischen Ähnlichkeiten auf die hydraulischen Eigenschaften. Vergegenwärtigt man sich nun, dass die Saugspannung ψ und der spezifische Durchfluss q die makroskopischen Gegenstücke zu den mikroskaligen Größen Kapillardruck und Fließgeschwindigkeit bilden, so lassen sich die Ähnlichkeiten der mikroskaligen hydraulischen Eigenschaften auch auf die bodenhydraulischen Charakteristika übertragen. Hieraus lässt sich folgendes Ähnlichkeitsmodell formulieren:

$$\psi(\Theta, \bar{x}) = u(\bar{x})^{-1} \cdot \psi^*(\Theta^*) \quad (5.1)$$

$$\begin{aligned} k(\Theta, \bar{x}) &= u(\bar{x})^2 \cdot k^*(\Theta^*) \\ \Theta^* &= \Theta \end{aligned} \quad (5.2)$$

Dabei bezeichnet der Index (*) den Bezugsboden, dem der Maßstabsfaktor $u = 1$ zugeordnet ist. Das Konzept vom ähnlichen Boden erlaubt es somit, die bodenhydraulischen Charakteristika innerhalb einer Klasse geometrisch ähnlicher Böden mit Hilfe eines Maßstabs- oder Skalierungsparameters $u(x)$ in die entsprechenden Funktionen eines Bezugsbodens zu transformieren. Während die unskalierten Werte der bodenhydraulischen Charakteristika aufgrund der natürlichen Variabilität der Böden stark streuen (Abbildung 5.25, linker Teil), liegen die mit dem Maßstabsfaktor $u(x)$ skalierten Werte eng um die bodenhydraulischen Charakteristika des Bezugsbodens (Abbildung 5.25, rechter Teil). Ein Boden ist demzufolge solange ähnlich, wie ein entsprechender Maßstabsfaktor bestimmt werden kann, der die bodenhydraulischen Charakteristika mit akzeptabler Genauigkeit auf die des Bezugsbodens abbildet. Die (geo-)statistische Verteilung des Maßstabsfaktors beschreibt dann die Heterogenität des Bodens.

Die Anwendung der Skalierung von Miller und Miller ist aufgrund der physikalischen Interpretation der mikroskopischen Länge λ (Abbildung 5.24) strenggenommen nur für Böden mit gleicher Porosität geeignet. Variierende Korngrößenverteilungen und Sekundärporensysteme führen schnell zu fehlerhaften Ergebnissen. Aus diesem Grund wurden in der bodenphysikalischen Forschung zahlreiche Skalierungskonzepte entwickelt, deren Skalierungsparameter einerseits physikalisch orientiert oder aber empirisch an makroskopischen Beobachtungen bestimmt werden.

Eine der bekanntesten empirischen Skalierungsmethoden ist der Ansatz von Warrick et al. (1977). Dabei wird der Skalierungsparameter aus gemessenen Leitfähigkeits- und Retentionscharakteristiken eines Gebietes abgeleitet. Da zudem natürliche Böden selten eine identische Porosität aufweisen, verwenden Warrick et al. (1977) anstelle des volumetrischen Wassergehalts Θ den Sättigungsgrad Se , der sich aus dem Quotienten des volumetrischen Wassergehalts Θ zum Sättigungswassergehalt Θ_s ergibt. Abbildung 5.25 zeigt die Ergeb-

nisse von Warrick et al. (1977) vor und nach der Skalierung von 840 Datenpunkten der Retentionskurven (oben) und 440 Werten der Leitfähigkeitsfunktion (unten). Es wurden je 120 Skalierungsparameter für $\psi(Se)$ und $k(Se)$ sowie die bodenhydraulischen Charakteristika eines Bezugsbodens durch ein Polynom 4. Grades berechnet. Letzteres wurde iterativ durch die Minimierung der kleinsten Fehlerquadrate zwischen skalierten und mittleren Charakteristika unter der Nebenbedingung

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i = 1 \tag{5.3}$$

mit $N =$ Anzahl der Probenahmestellen, erzielt.

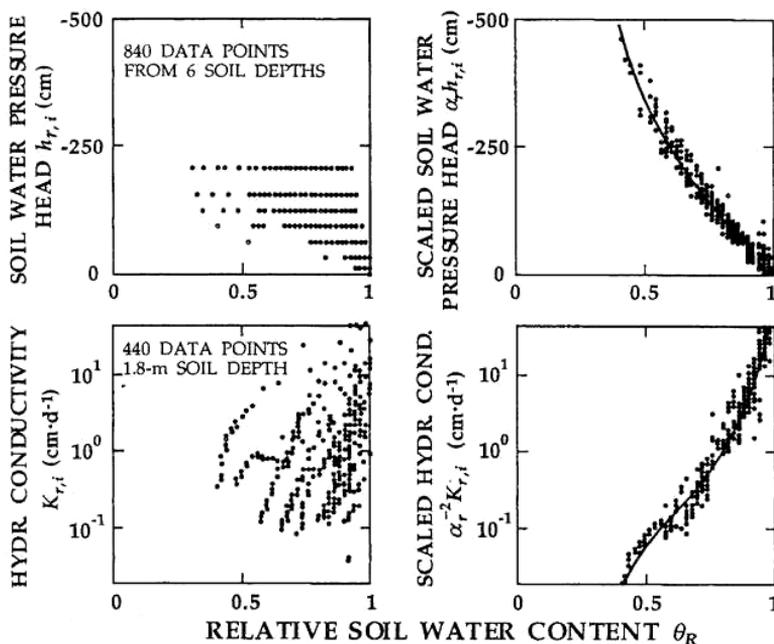


Abb. 5.25: unskalierte (linker Teil) und skalierte (rechter Teil) bodenhydraulische Charakteristika nach Warrick et al. (1977)

Umfangreiche Anwendungen des Ansatzes nach Warrick et al. (1977) zeigten, dass die Variabilität der Leitfähigkeits- und Retentionsfunktion auch aufgrund von Sekundärporen nicht immer mit einem gemeinsamen Skalierungsparameter beschrieben werden kann. Aus diesem Grund entwickelte Deurer (2000) einen Skalierungsansatz, der separate Skalierungsparameter für die Leitfähigkeits- und Retentionsfunktion ausweist. Zudem integrierte er die Parameter des weit verbreiteten MVG-Bodenmodells in die Skalierung, auf deren Basis die bodenhydraulischen Charakteristika des Bezugsbodens bestimmt werden.

5.3.3.2 Auswahl und Anwendung eines Ähnlichkeitsansatzes

Die Böden innerhalb einer Bodenart zeigen, wie Abbildung 5.23 zu entnehmen ist, ein hydraulisch ähnliches Verhalten. Der Gedanke, einen einfachen Skalierungsansatz basierend auf dem Konzept von Miller und Miller (1956) zu verwenden, liegt deshalb nahe.

Kiefer (1992) formulierte einen einfachen Ansatz basierend auf der Sättigungsleitfähigkeit k_s . Er analysierte in seinen Untersuchungen, dass alle geläufigen Formeln zur Abschätzung der Sättigungsleitfähigkeit k_s eine quadratische Abhängigkeit von einem charakteristischen Korndurchmesser formulieren. Sie bestätigen somit das Konzept vom ähnlichen Boden für den Sonderfall bei Sättigung (Kiefer, 1992, S. 29). Betrachtet man die Ergebnisse der DYNIA-Methode für den Parameter k_s (Abbildung 5.6), so wird dessen Bedeutung besonders bei der Abbildung der Hochwasserscheitel und der Anstiegsphase der Ganglinie deutlich. Mit Hilfe von Gleichung 5.4 wird zunächst für jede Leitbodenart die gesättigte Leitfähigkeit des Bezugsbodens k_{s*} ermittelt. Anschließend wird für jede in der Bodenartenklasse enthaltene Realisierung i der bodenhydraulischen Parameter der Skalierungsparameter berechnet (Gleichung 5.5). Dabei gilt erneut die in Gleichung 5.3 formulierte Nebenbedingung.

$$k_{s*} = \frac{1}{N^2} \left(\sum_{i=1}^N \sqrt{k_{s,i}} \right)^2 \quad (5.4)$$

$$u_i = \sqrt{\frac{k_{s,i}}{k_{s*}}} \quad (5.5)$$

Abbildung 5.26 gibt einen Einblick in die Verteilungen der Skalierungsparameter der Bodenarten. Für alle Verteilungen ist ein leicht rechtsschiefes Verhalten festzustellen, das einer Lognormalverteilung folgt. Diese Beobachtungen konnten bereits Warrick et al. (1977) und Jury et al. (1987) bestätigen. Die Erwartungswerte der Skalierungsparameter sind Eins (Tabelle 5.11) und entsprechen damit den Bezugsböden. Die größte Variabilität der Skalierungsparameter weist die Bodenart S14 auf, wobei sich allerdings die Standardabweichungen der Skalierungsparameter für die einzelnen Bodenarten nicht stark unterscheiden.

Tab. 5.11: Statistische Kenngrößen der Skalierungsparameter

u	Ls2	Sl3	Sl4	Slu
Mittelwert	1	1	1	1
Std	0,207	0,205	0,218	0,150

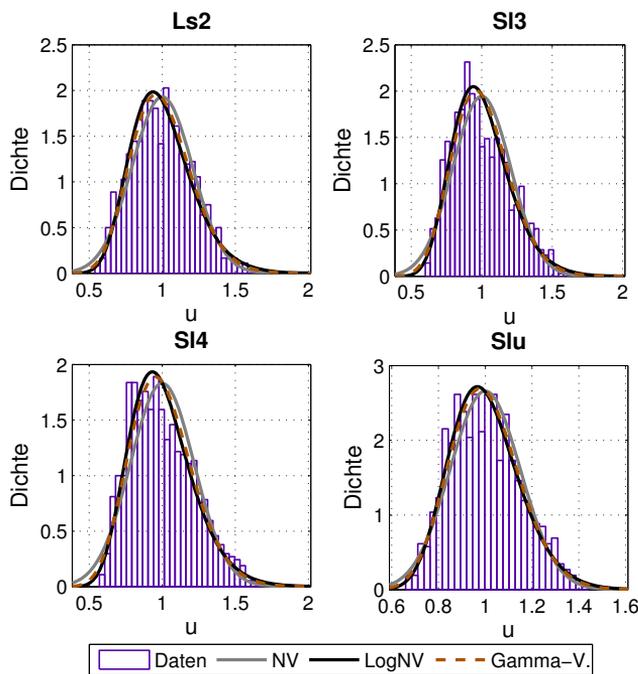


Abb. 5.26: Verteilungen der Skalierungsparameter für die mineralischen Böden im Untersuchungsgebiet

Alternativ zu diesem einfachen Skalierungsansatz wird der Ansatz nach Warrick et al. (1977) für die gemeinsame Skalierung der bodenhydraulischen Kennfunktionen analysiert. Um zu überprüfen, inwieweit der bei natürlichen Böden beobachtete Effekt unterschiedlicher Skalierungsparameter für die Leitfähigkeits- und Retentionsfunktion auch für die mittels der PTF generierten Böden zutrifft, werden die beiden Charakteristiken separat skaliert und anschließend einer Korrelationsanalyse unterzogen. Am Beispiel der Leitbodenart Sl4 für die PTF-Kombination Wösten/Wösten kann gezeigt werden, dass genau dieser Effekt auftritt, wie in Abbildung 5.27 und 5.28 (linker Teil) dargestellt. Ursache scheint die Variabilität der Leitfähigkeitsfunktion zu sein, die bei Wösten et al. (1999) auch von den Bodeneigenschaften Lagerungsdichte und organischer Anteil bestimmt wird. Andere Kombinationen von PTFs, wie z.B. Minasny/Cosby, die sich lediglich auf die Kornfraktionsanteile stützen, zeigen einen deutlich stärkeren Zusammenhang (Abbildung 5.28, rechter Teil).

Um der Idee eines möglichst einfach in der hydrologischen Modellierung anwendbaren Ansatzes weiter zu folgen, soll der Ansatz nach Kiefer (1992) mit nur einem Skalierungsparameter verwendet werden. Dieser Identifikator ermöglicht die Zuordnung zu dem je-

weiligen Satz an bodenhydraulischen Parametern, der in einer Datenbank abgelegt ist. Der Umfang der Datenbank entspricht der Anzahl der Böden im Gebiet und der Anzahl an Realisierungen, die aus den Bodenstruktureigenschaften gezogen wurden.

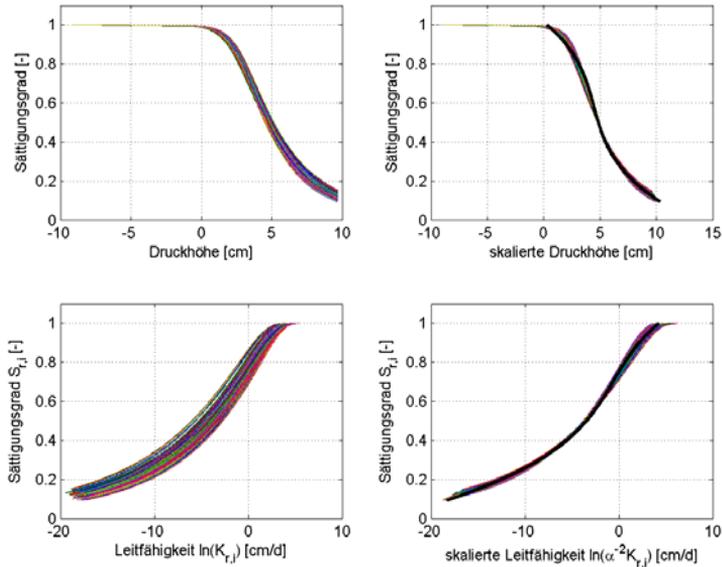


Abb. 5.27: Retentions- (oben) und Leitfähigkeitsfunktionen (unten) der Bodenart SI4, unskaliert (links) und skaliert (rechts); Skalierung nach Warrick et al. (1977), PTF nach Wösten/Wösten

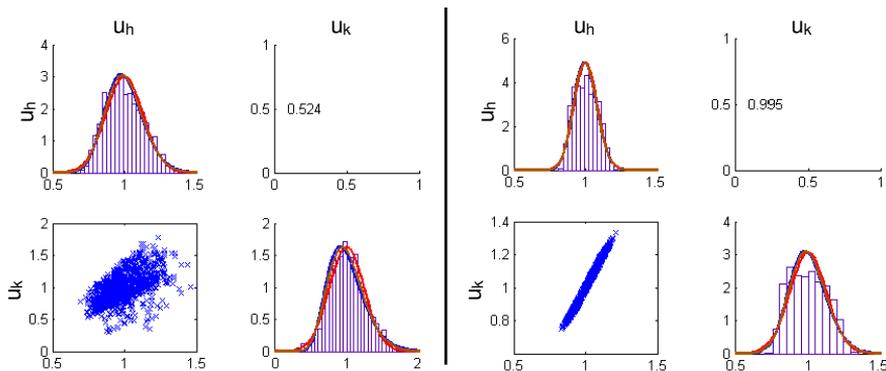


Abb. 5.28: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Skalierungsparameter der Retentionsfunktion u_h und der Leitfähigkeitsfunktion u_k nach Warrick et al. (1977), PTF nach Wösten/Wösten (links) und Minasny/Cosby (rechts)

Wie bereits in Kapitel 4 beschrieben kann nun der Einfluss der unsicheren Bodeninformationen auf den Gebietsabfluss mit einer MCS bestimmt werden. Dazu werden für jede Bodenart entsprechend den in Tabelle 5.11 und Abbildung 5.26 gezeigten Verteilungseigen-

schaften der Skalierungsparameter zufällige Werte gezogen und mit Hilfe der zuvor erwähnten Datenbank in die bodenhydraulischen Parameter nach Mualem/van Genuchten übersetzt. Dies erfolgt gleichzeitig für alle Bodenarten und ermöglicht dadurch eine Kombination der Bodenarten untereinander. Anschließend wird mit den so erhaltenen Parametersätzen das deterministische N-A-Modell parametrisiert und eine Modellsimulation durchgeführt. Dieses Vorgehen ist so oft zu wiederholen, bis eine genügend große Stichprobe an simulierten Abflussganglinien vorliegt, deren statistische Analyse eine zuverlässige Bestimmung der statistischen Verteilungseigenschaften erlaubt. Dabei wird der Stichprobenumfang, d.h. die Anzahl an Modellsimulationen auch durch die Anzahl an Bodenarten im EZG beeinflusst.

Beispielhaft zeigt Abbildung 5.29 das Ergebnis der statistischen Analyse des Gebietsabflusses für das Hochwasser im 9/1995, der 5000 zufällige Realisierungen der Skalierungsparameter der 4 Leitbodenarten zugrunde liegen. Dargestellt sind die zeitlichen Verläufe des Mittelwertes sowie des Mittelwertes \pm Standardabweichung im Vergleich zur Abflussbeobachtung. Der Mittelwert der Simulationen stimmt im Scheitelpunkt sehr gut mit der Beobachtung überein. Die Standardabweichung (gestrichelte Linie) nimmt mit größeren Abflüssen zu und erreicht das Maximum im Hochwasserscheitel. Allerdings ist zu gleichen Abflüssen im Hochwasseranstieg und -abstieg die Standardabweichung in der Anstiegsphase größer. Ursächlich hierfür ist eine hohe Variabilität im Infiltrationsverhalten der Böden und der damit verbundenen Direktabflussentstehung aufgrund der unterschiedlichen Bodenparametrisierungen. Der Rückgang der Ganglinie ist hingegen stärker geprägt vom hypodermischen Abfluss, dessen Varianz aufgrund der Bodenpassage gedämpft wird. Für eine ausführlichere Diskussion der auftretenden Phänomene wird auf Kapitel 6 im Zusammenhang mit den anderen Einflussgrößen, Niederschlag und konzeptionelle Modellparameter, verwiesen

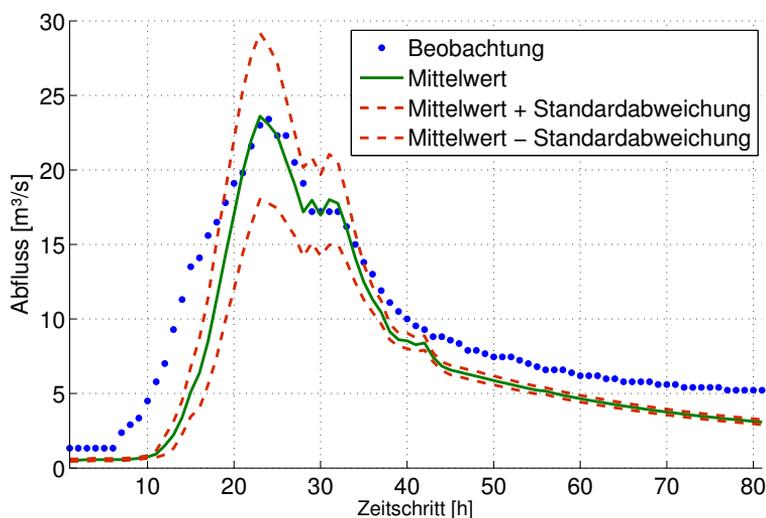


Abb. 5.29: Hochwasserabfluss vom September 1995, statistische Analyse der Monte-Carlo-Simulation

5.3.4 Zusammenfassung und Fazit

In diesem Abschnitt wurde eine Methodik vorgestellt, die es ermöglicht, die unsichere Kenntnis der Bodeninformationen resultierend aus Kartenwerken in der hydrologischen Modellierung mit Hilfe einer Monte-Carlo-Simulation zu verarbeiten. Damit die Unsicherheit in den Bodendaten berücksichtigt werden kann, muss sie durch eine Reihe von Operatoren propagiert werden. Dies sind:

- die Pedotransferfunktion, zur Berechnung der bodenhydraulischen Parameter für das Bodenwasserströmungsmodell,
- ein Ähnlichkeitsansatz, zur Reduktion der Anzahl der bodenhydraulischen Parameter,
- das hydrologische Modell, zur Simulation der Gebietsreaktion aufgrund variierender bodenhydraulischer Parameter.

Die statistischen Analysen der Ergebnisse der einzelnen Prozessstufen liefern sehr unterschiedliche Verteilungseigenschaften und -muster. Einerseits sind sie geprägt von den verwendeten Modellen, z.B. dem Ähnlichkeitsansatz. Andererseits werden sie von den ablaufenden Prozessen in einem Einzugsgebiet beeinflusst.

Zusätzlich zur Unsicherheit in den Bodendaten birgt die Auswahl der Modelle eine methodische Unsicherheit. Dies gilt insbesondere für die Wahl der Pedotransferfunktion. Abbildung 5.30 zeigt die Ergebnisse eines Simulationsexperiments, indem die vorgestellte Methodik für einige als geeignet identifizierte Kombinationen von Pedotransferfunktionen durchgeführt wurde. Anhand des zeitlichen Verlaufs der Variationskoeffizienten für das Hochwasserereignis im September 1995 kann gezeigt werden, dass die PTF-Kombination nach Wösten/Wösten zur größten Variabilität im Gebietsabfluss führt. Dies wird auch anhand der mittleren Variationskoeffizienten der bodenhydraulischen Charakteristika deutlich, die speziell bei Wösten/Wösten die größten Werte in der Leitfähigkeitsfunktion $k(\Theta)$ aufweist (Tabelle 5.12). Andere PTF-Kombinationen, wie z.B. Minasny/Cosby, die auf einer kleineren Datenbasis entwickelt wurden (Anhang Boden), zeigen eine geringere Variabilität. Demzufolge wird im weiteren Verlauf der Arbeit die PTF nach Wösten et al. (1999) verwendet. Allerdings zeigt Abbildung 5.30 auch die Möglichkeit auf, die Unsicherheit in den Bodendaten zusätzlich landnutzungsabhängig zu beschreiben, z.B. mit der PTF nach Teepe, die speziell auf Waldböden entwickelt wurde.

Die Kosten der Monte-Carlo-Simulation können durch eine geeignete Reduktion der Zahl der Zufallsvariablen mit einem Ähnlichkeitsansatz im Rahmen gehalten werden. Dabei werden gleichzeitig die korrelativen Abhängigkeiten der MVG-Parameter berücksichtigt. Trotzdem steigt der Aufwand einer Monte-Carlo-Simulation mit zunehmender Bodenzahl. Eine weitere Kostenreduktion ist durch den Einsatz des Perturbationsmodells möglich, da hier die Bodenvariabilität unabhängig von der Bodenanzahl mit nur einem Simulationslauf verarbeitet werden kann.

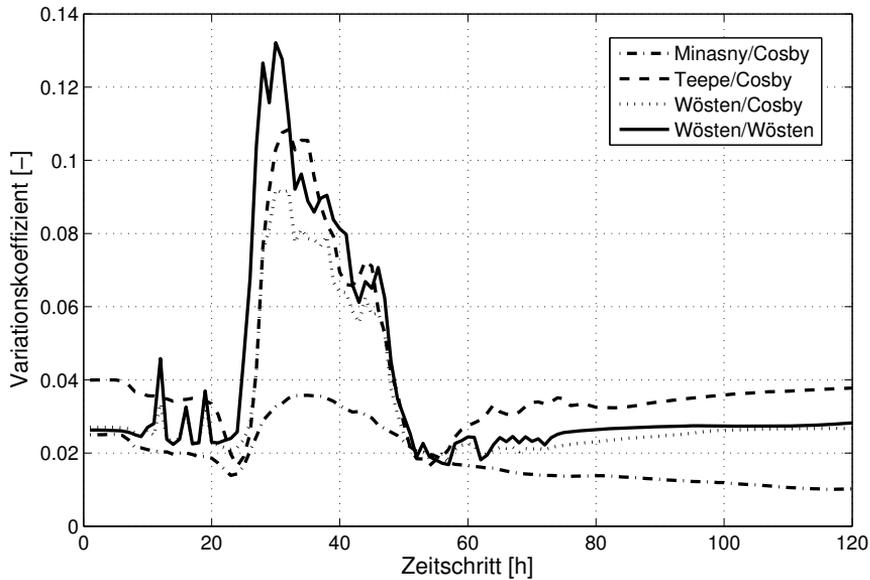


Abb. 5.30: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses für unterschiedliche PTF-Kombinationen zur Beschreibung unsicherer Bodeninformationen am Beispiel des Hochwassers September 1995, Schwarze Pockau/Pegel Zöblitz

Tab. 5.12: mittlere Variationskoeffizienten der bodenhydraulischen Charakteristika für unterschiedliche PTF-Kombinationen

Bodenart	PTF-Kombination			
	Minasn/Cosby	Teepe/Cosby	Wösten/Cosby	Wösten/Wösten
Ls2				
Retention	0,0376	0,0401	0,0390	0,0382
Leitfähigkeit	0,1941	0,1801	0,1824	0,2958
S13				
Retention	0,0388	0,0326	0,0451	0,0452
Leitfähigkeit	0,0478	0,0556	0,0566	0,2169
S14				
Retention	0,0354	0,0329	0,0403	0,0409
Leitfähigkeit	0,0598	0,0613	0,0635	0,1577
Slu				
Retention	0,0473	0,0507	0,0577	0,0561
Leitfähigkeit	0,2577	0,2600	0,2313	0,2972

5.4 Problematik der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung

Der Niederschlag stellt zweifelsohne die wichtigste Antriebsgröße des Niederschlags-Abfluss-Prozesses dar. Allerdings ist die Bestimmung des tatsächlich in einem Gebiet gefallenen Niederschlags mit zum Teil erheblichen Fehlern und Unsicherheiten behaftet. Messwerte des Niederschlags stehen aufgrund der Dichte des Niederschlagsmessnetzes nur an einigen wenigen in der näheren Umgebung des Einzugsgebietes befindlichen Niederschlagsstationen zu diskreten Zeitpunkten zur Verfügung. Selbst unter der Annahme, dass die Niederschlagsmessung frei von Fehlern ist, ist der Gebietsniederschlag, der in der hydrologischen Modellierung für die möglichst exakte Abbildung der hydrologischen Charakteristik eines Einzugsgebiets benötigt wird, mit einer Unsicherheit behaftet. Ursache ist die fehlerhafte Beschreibung der räumlichen Struktur des Niederschlags auf Basis der punktuellen Messdaten. Dies führt in Abhängigkeit der Messnetzdichte unter Umständen dazu, dass insbesondere konvektive Niederschlagsereignisse die Messstationen nur tangieren und ihre tatsächliche Ausprägung quantitativ nicht bestimmt wird.

Um die punktuellen Messdaten nun für eine flächendifferenzierte hydrologische Modellierung verwenden zu können, ist eine Interpolation bzw. Regionalisierung des Niederschlags in räumlich hochaufgelöste Niederschlagsfelder, meist in Form eines regelmäßigen Rasters, das die Einzugsgebietsfläche abdeckt, notwendig. Mit Hilfe von geostatistischen Verfahren, wie z.B. das External Drift Kriging, erfolgt die beste Schätzung des Erwartungswertes des Niederschlags für einen Interpolationspunkt. Allerdings wird die Varianz des Niederschlags durch die Mittelung deutlich unterschätzt, so dass die auf einen Ortspunkt interpolierte Zeitreihe weniger ausgeprägte Extremwerte aufweist als eine gemessene Reihe. Somit liefert das Interpolationsverfahren zwar die beste Schätzung des Gebietsniederschlags, die raum-zeitliche Variabilität des Niederschlags wird jedoch nicht erfasst. Um dieses Problem zu bewältigen, werden zusätzlich Niederschlagsfelder stochastisch simuliert. Der Vorteil eines stochastischen Simulationsverfahrens ist es, dass die Variabilität der zu schätzenden Größe erhalten bleibt. Abbildung 5.31 veranschaulicht die Problematik.

Generell können mit einem Simulationsverfahren beliebig viele Zeitreihen erzeugt werden, deren statistischen Eigenschaften ähnlich den Eigenschaften der beobachteten Reihe sind. Aus der Vielzahl der Realisationen kann dann die Unsicherheit der Interpolationsmethode abgeschätzt werden, wobei der Mittelwert aller Realisationen dem Wert der Interpolationsmethode entsprechen sollte. Liegen Beobachtungen vor, so ist es erstrebenswert, dass an den Messpunkten die simulierten Werte den beobachteten Werten entsprechen. Diese Art der Simulation wird als konditionierte Simulation verstanden.

Die stochastisch generierten Niederschlagsfelder für das Einzugsgebiet der Freiburger Mulde basieren in Methodik und Umsetzung auf den Arbeiten des HORIX-Teilprojektes der Universität Stuttgart, Lehrstuhl Prof. Bardossy, die unter anderem in Bliefernicht et al. (2008) publiziert sind.

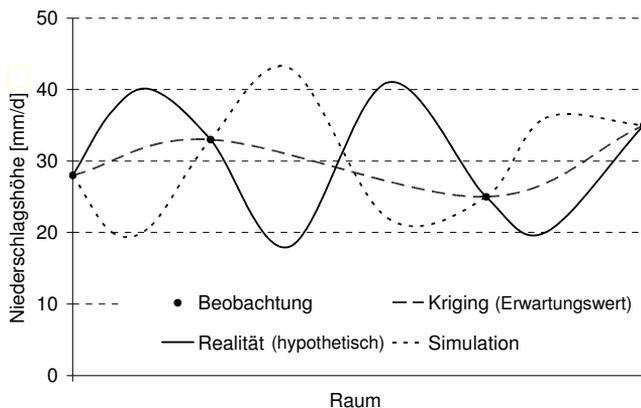


Abb. 5.31: Konzept einer stochastischen Simulation am Beispiel der räumlichen Verteilung der Niederschlagshöhe aus Bliefernicht et al. (2008)

Grundlage bildet die in Abbildung 5.3 visualisierte und in Tabelle 5.1 zusammengefasste Datenlage (siehe Kapitel 5.1). Auf dieser Basis wurden stündliche Niederschlagswerte auf einem 1 km²-Raster für den Zeitraum 1993 - 2005 interpoliert. Um dabei den Informationsgehalt der in einer deutlich größeren Messdichte vorhandenen Tageswertstationen mit zu nutzen, wurde ein zweistufiges Vorgehen gewählt.

Unter der Annahme, dass der tägliche Gebietsniederschlag über Tageswerte besser abgeschätzt werden kann als über Stundenwerte, erfolgte zunächst mit Hilfe eines zweidimensionalen External Drift Kriging eine Interpolation der Tageswerte, wobei als Driftgröße die Quadratwurzel der Höhe diente. In einem zweiten Schritt erfolgte die Interpolation der Stundenmesswerte mit einem zweidimensionalen Ordinary Kriging. Abschließend wurden beide interpolierten Datensätze verknüpft, indem die interpolierten Tageswerte entsprechend der zeitlichen Verteilung der stündlichen Werte disaggregiert wurden.

Die stochastische Simulation der stündlichen Niederschlagsfelder wurde mit einer dreidimensionalen Turning-Bands-Methode (Mantoglou, 1987) durchgeführt. Dabei wurden 100 verschiedene Realisationen unter Berücksichtigung der zeitlichen und räumlichen Korrelationen für die in Tabelle 5.3 aufgeführten Zeiträume erzeugt. Auf eine kontinuierliche Simulation wurde an dieser Stelle verzichtet, da einerseits aufgrund der hohen zeitlichen und räumlichen Auflösung sehr große Datenmengen entstehen und andererseits im Hinblick auf die Zielstellung der Fokus der Untersuchungen auf den Hochwasserereignissen liegt. Die Simulationen wurden an den Messwerten konditioniert, wobei ein ähnliches Vorgehen wie bei der Interpolation gewählt wurde. Details zur angewandten Methodik können bei Bliefernicht et al. (2008) entnommen werden. Abbildung 5.32 zeigt einen Vergleich zwischen einem interpolierten und einem simulierten Niederschlagsfeld für den August 2002 am Beispiel des EZG der Freiburger Mulde. Deutlich erkennbar ist die glatte gleichförmige Struktur der Interpolation, während die Simulation räumliche Variabilität erkennen lässt.

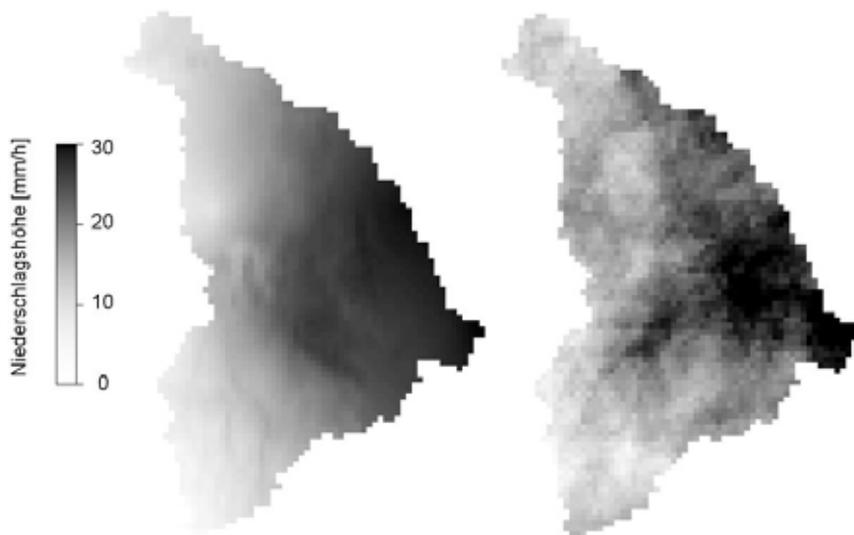


Abb. 5.32: Interpoliertes (links) und simuliertes stündliches Niederschlagsfeld (rechts). Freiburger Mulde. 12. August 2002. 9 Uhr, aus Bliefernicht et al. (2008)

Die statistische Analyse der 100 Niederschlagsrealisationen auf einem bestimmten Gebiet führt zu Abbildung 5.33. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwerts sowie des 5 %- und 95 %-Quantils des Gebietsniederschlags für das Ereignis im August 2002, EZG Freiburger Mulde. Die Spannweite zwischen den Quantilen charakterisiert die Unsicherheit des Niederschlags resultierend aus der raum-zeitlichen Variabilität unter der Annahme, dass die Niederschlagsmessung fehlerfrei ist.

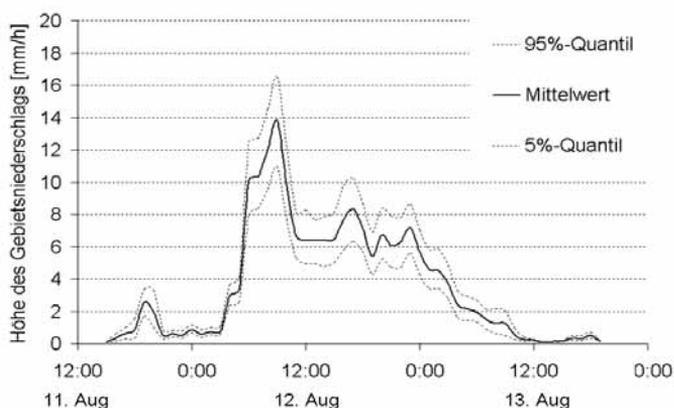


Abb. 5.33: Unsicherheit des stündlichen Gebietsniederschlags. Freiburger Mulde. August 2002. Jahrhunderthochwasser Elbe, aus Bliefernicht et al. (2008).

6 Einfluss der maßgebenden Unsicherheiten auf die Niederschlags-Abfluss-Modellierung am Beispiel der Schwarzen Pockau

Nach der Analyse der Unsicherheiten der wesentlichen Einflussgrößen bei der N-A-Modellierung – Niederschlag, Boden und Modellparameter – und der Identifikation geeigneter Methoden zu deren Modellierung in Kapitel 5, erfolgt nun der nächste Schritt, die Simulation der Unsicherheiten und die statistische Analyse der Ergebnisse des N-A-Modells. Entsprechend der in Kapitel 4 vorgestellten Strategie werden zunächst die einzelnen Einflussgrößen separat hinsichtlich ihrer Auswirkungen auf den Gebietsabfluss untersucht. Anschließend erfolgt die Kombination der Unsicherheiten zu einer hydrologischen und einer Gesamt-Unsicherheit. Die Untersuchungen werden dabei an Hochwasserereignissen unterschiedlicher Charakteristik durchgeführt, wobei als Untersuchungsgebiet das in Kapitel 5.1 vorgestellte Einzugsgebiet der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz dient.

6.1 Kalibrierung und Validierung des Niederschlags-Abfluss-Modells

Der Aufbau des N-A-Modells erfolgt mit den in Kapitel 5.1 beschriebenen Geodaten auf einem regelmäßigen 1 km²-Raster. Zur Parametrisierung der Böden werden die MVG-Parameter der Bezugsböden aus Kapitel 5.3 verwendet, die sich aus der Erwartungswertbildung bei der Skalierung der bodenhydraulischen Kennfunktionen der Bodenarten ergeben. Kalibriert wird das N-A-Modell an stündlichen Daten des antreibenden meteorologischen Inputs der schneeunbeeinflussten Hochwasser der Abflussjahre 1995 - 1996, wobei der Erwartungswert des Niederschlags aus dem External Drift Kriging verwendet wird. Dabei werden die konzeptionellen Modellparameter kd , ki und dr mit der in Kapitel 5.2.3 erarbeiteten Zielfunktion SSE-Maske-HW und dem SCE-Verfahren bestimmt. Abbildung 6.1 zeigt die Ergebnisse der Kalibrierung für die Hochwasser HW 9/1995 und HW 7/1996. Abbildung 6.2 enthält die Ereignisse HW 9/1998 und HW 8/2002, die für die Validierung verwendet wurden.

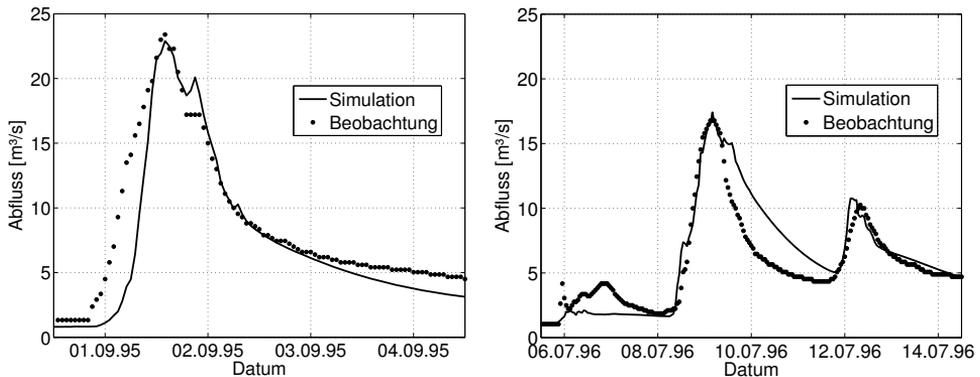


Abb. 6.1: Ergebnis der Kalibrierung des N-A-Modells an der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz für die Hochwasser HW 9/1995 (links) und HW 7/1996 (rechts)

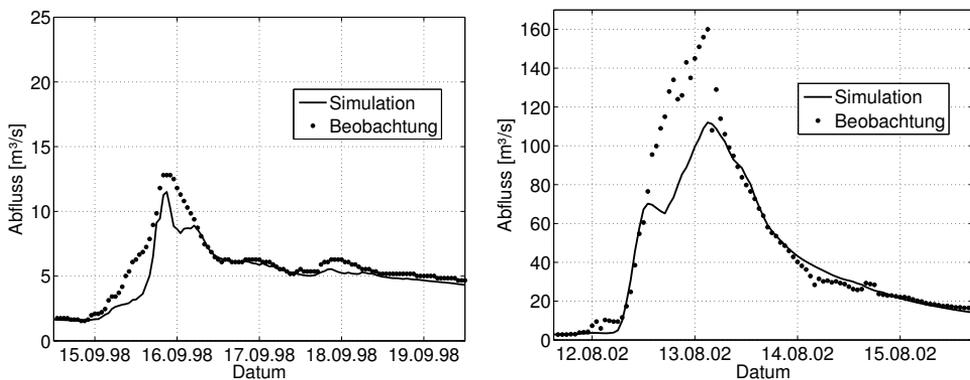


Abb. 6.2: Ergebnis der Validierung des N-A-Modells an der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz für die Hochwasser HW 9/1998 (links) und HW 8/2002 (rechts)

Die Scheitel der Hochwasser in der Kalibrierungsperiode werden sehr gut abgebildet. Dies gilt selbst für den zweiten Scheitel des HW 7/1996, der lediglich drei Stunden zu zeitig eintritt. Größere Differenzen zwischen der Simulation und der Abflussbeobachtung sind im Anstieg des HW 9/1995 (Abbildung 6.1, links) und in der Rückgangphase des HW 7/1996 (Abbildung 6.1, rechts) zu erkennen. Die Ergebnisse der Validierung weisen für das kleinere Ereignis HW 9/1998 (Abbildung 6.2, links) einen relativen Scheitelfehler (rPD) von 10.1 % auf und für das Extrem-HW 8/2002 (Abbildung 6.2, rechts) einen rPD von 30.0 %. Insbesondere für das Extrem-HW 8/2002 versagt die Validierung. Dem Ereignis fehlt es im Scheitelbereich deutlich an Abflussvolumen (rVD = 15.0 %).

6.2 Simulation und Analyse der Unsicherheiten ausgewählter Einflussgrößen

Die Analysen werden beispielhaft an der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz für die Hochwasser HW 9/1995 und HW 7/1996 durchgeführt. Beide Ereignisse unterscheiden sich hinsichtlich des zeitlichen Verlaufes (eingipfliges vs. mehrgipfliges Hochwasser). Weiterhin soll trotz des Fehlverhaltens in der Validierung das Extrem-HW 8/2002 in die weiteren Analysen mit einbezogen werden. Dabei ist zu untersuchen, ob sich der Fehler aus den Unsicherheitsquellen heraus erklären lässt oder ob andere Faktoren, wie z.B. strukturelle Defizite des Modells, für die Abweichung verantwortlich sind.

6.2.1 Einfluss unsicherer Modellparameter

Vorgehensweise

Die Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter erfolgt, wie bereits in Kapitel 5.2.4 demonstriert, mit der Bayes'schen Inferenz und der MCMC-Methode. Erneut werden die konzeptionellen Modellparameter kd , ki und dr sowie die Standardabweichung σ gemeinsam bestimmt. Eine *Prior*-Information zu den Parametern wird nicht verwendet. Als Lösungsverfahren wird der SCEM-UA Algorithmus mit zehn parallelen Markov-Ketten eingesetzt. Dazu werden 20000 Simulationen über den Kalibrierungszeitraum (siehe Kapitel 6.1) durchgeführt.

Ergebnisse

Abbildung 6.3 zeigt den zeitlichen Verlauf des Gelman-Rubin-Kriteriums für die konzeptionellen Modellparameter und die Standardabweichung σ des Fehlermodells. Gelman und Rubin (1992) haben dieses Kriterium speziell für MCMC-Sampler mit mehreren Ketten entwickelt und empfehlen 1,2 als Grenzwert, ab dem von Konvergenz für die analysierten Parameter ausgegangen werden kann (schwarz gestrichelte Linie in Abbildung 6.3). Dieser Wert wird für alle Parameter ab 6000 Simulationen unterschritten. Die verbleibenden 14000 Simulationen bilden die empirische Stichprobe der Unsicherheit der Modellparameter und werden der statistischen Analyse zugeführt. Das Gelman-Rubin-Kriterium liefert eine statistisch belegte Entscheidungsgrundlage für die Konvergenzprüfung. Allerdings können auch die zeitlichen Verläufe der Markov-Ketten der *Posteriori*-Verteilung respektive der Parameter für eine visuelle Entscheidung über das Erreichen der Konvergenz herangezogen werden. Hier lässt sich unter Umständen die Konvergenz schon frühzeitiger feststellen, wie Abbildung 6.4 am Beispiel der Markov-Ketten der Modellparameter ab einer Anzahl von ca. 400 Simulationen pro Kette¹¹ zeigt.

¹¹ Daraus folgt für eine Anzahl von zehn Ketten die Gesamtanzahl von 4000 Simulationen, die als *Warm-up*- oder Initialisierungsphase verworfen werden.

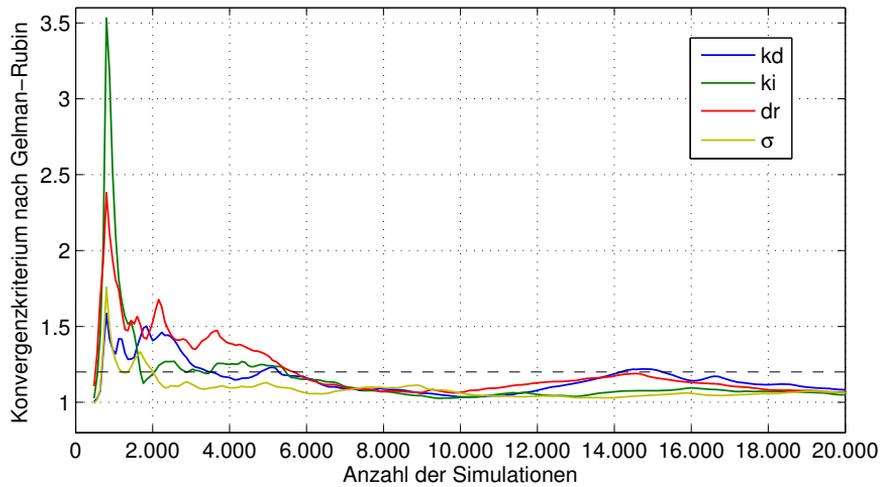


Abb. 6.3: Analyse des Konvergenzverhaltens der konzeptionellen Modellparameter anhand des Gelman-Rubin Kriteriums

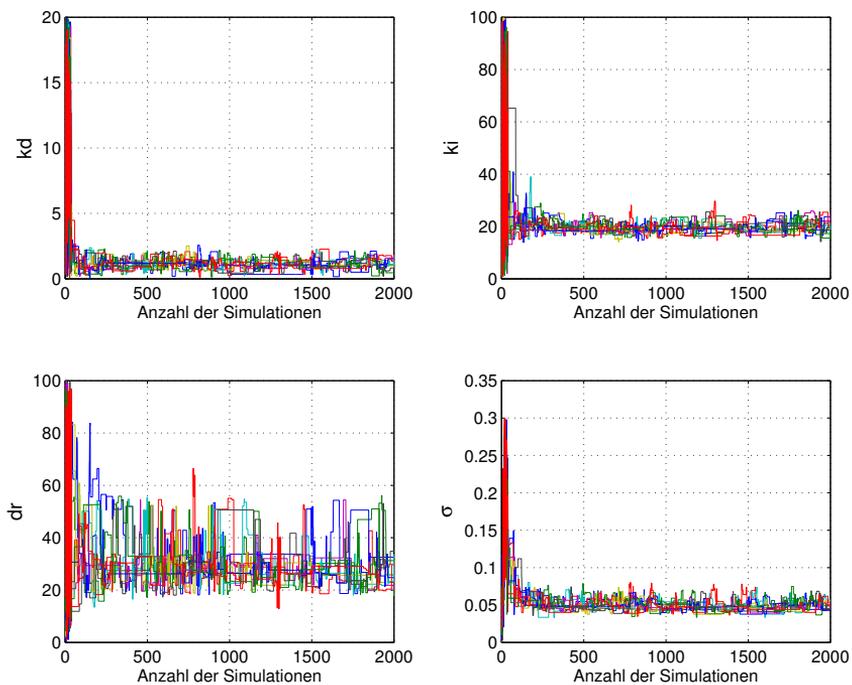


Abb. 6.4: Analyse des Konvergenzverhaltens der konzeptionellen Modellparameter anhand der Markov-Ketten

Das Ergebnis der statistischen Analysen für den Gebietsabfluss ist Abbildung 6.5 zu entnehmen. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwertes, des Medians und des 90 %-Quantilbereichs begrenzt durch das 5 %- und 95 %-Quantil. Der Scheitelbereich der Hochwasser im Kalibrierungszeitraum (HW 9/1995 und HW 7/1996) wird durch den Mittelwert und den Quantilbereich gut abgebildet. Der Median ist kaum zu erkennen, da er vom Mittelwert überlagert wird.

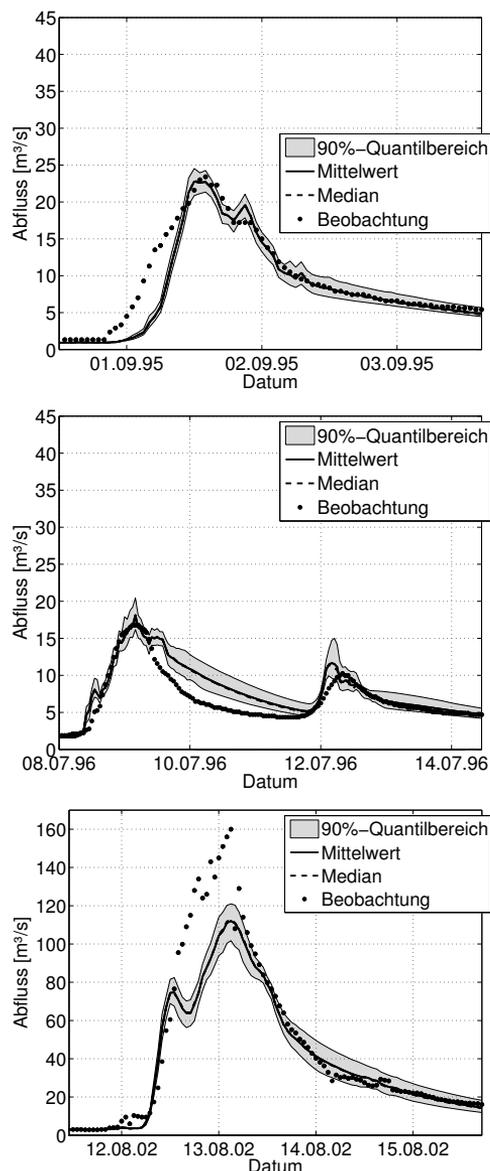


Abb. 6.5: statistische Analyse der Unsicherheit der Modellparameter für den Gebietsabfluss anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöbilitz/Schwarze Pockau

Der Median ist kaum zu erkennen, da er vom Mittelwert überlagert wird. Daraus lässt sich auf eine symmetrische Verteilung innerhalb des Unsicherheitsbandes schließen. Der Mittelwert der Simulation zeigt in seinem Verlauf eine gute Übereinstimmung mit der Kalibrierung. Allerdings können die auch schon bei der Kalibrierung bestehenden Differenzen zur Abflussbeobachtung im Anstieg des HW 9/1995 und im Rückgang des HW 7/1996 durch die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs nicht erklärt werden. Ebenso kann das Extrem-HW 8/2002 nicht durch die Unsicherheit der konzeptionellen Modellparameter abgebildet werden.

Die Ergebnisse der statistischen Analysen für die ausgewählten 14000 Parametersätze der konzeptionellen Modellparameter sind in Form der statistischen Maßzahlen in Tabelle 6.1 und der Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter in Abbildung 6.6 enthalten. Die Histogramme in der Bilddiagonale von Abbildung 6.6 zeigen außer für den Parameter dr ein symmetrisches Verhalten. Abhängigkeiten zwischen den Parametern, zu erkennen anhand der Korrelationskoeffizienten (oberhalb der Bilddiagonale) und der Streudiagramme (unterhalb der Bilddiagonale) sind nicht vorhanden. Lediglich ein schwacher statistischer Zusammenhang zwischen den Parametern kd und dr ist erkennbar ($r_{(kd,dr)} = -0,64$).

Vergleicht man die statistischen Maßzahlen der Parameter in Tabelle 6.1 mit den in Kapitel 5.2.4.2 im Rahmen des Vergleichs der Unsicherheitsmethoden mit der Bayes'schen Inferenz bestimmten Parameter, so werden

Unterschiede deutlich. Diese resultieren aus der Verwendung einer anderen Bodenparametrisierung und eines anderen Niederschlagsinputs und unterstreichen dadurch auch die Abhängigkeit der Unsicherheitsbestimmung von den Daten.

Tab. 6.1: Statistische Kenngrößen der Modellparameter und der Standardabweichung σ bestimmt mit der Bayes'schen Inferenz

	kd	ki	dr	σ
Mittelwert	1,165	19,809	29,664	0,052
Std	0,423	2,271	8,080	0,0085
Schiefe	0,223	0,527	1,304	0,495

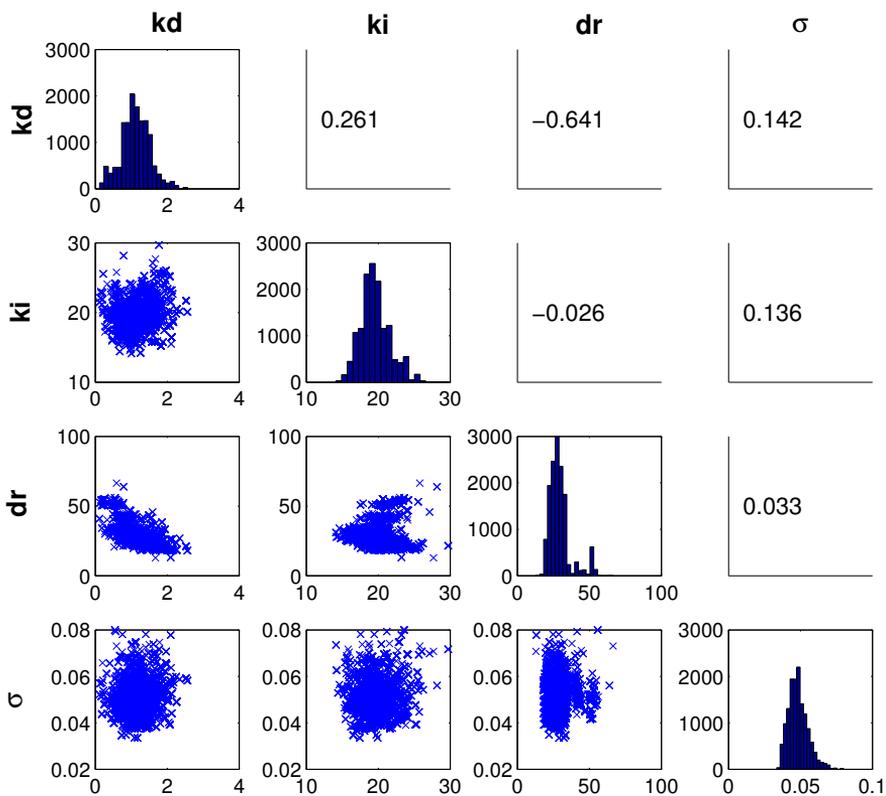


Abb. 6.6: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und σ der Modellparameterunsicherheit im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)

6.2.2 Einfluss unsicherer Bodeninformationen

Vorgehensweise

Für die Analyse des Einflusses unsicherer Bodeninformationen werden MC-Simulationen durchgeführt. Die prinzipielle Vorgehensweise wurde bereits in Kapitel 5.3.3 erläutert. In Abhängigkeit der Anzahl unterschiedlicher Leitbodenarten im Gebiet werden zufällige Realisationen der Skalierungsparameter entsprechend den Eigenschaften der *Lognormal*-Verteilung (Abbildung 5.26 und Tabelle 5.11) gezogen. Da über den räumlichen Zusammenhang zwischen den Leitbodenarten keine Informationen vorliegen, werden die Zufallsvariablen (die Skalierungsparameter) unabhängig voneinander betrachtet, um möglichst verschiedenartige Kombinationen der bodenhydraulischen Gebietscharakteristika zu erzeugen. Für die vier Leitbodenarten im Gebiet des Pegels Zöblitz werden zunächst 5000 Simulationen pro Hochwasserereignis durchgeführt. Dabei muss eine entsprechende Vorlaufzeit des hydrologischen Modells WaSiM-ETH berücksichtigt werden, da die Bodenparametrisierung maßgeblich den Abflussbildungsprozess beeinflusst.

Ergebnisse

Das Ergebnis der statistischen Analysen für den Gebietsabfluss und den für die Abflussbildung interessanten Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten des EZG ist Abbildung 6.7 zu entnehmen. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwertes, des Medians und des 90 %-Quantilbereichs begrenzt durch das 5 %- und 95 %-Quantil. Der zeitliche Verlauf des Mittelwertes des Gebietsabflusses (Abbildung 6.7, oben) spiegelt die Ergebnisse der Kalibrierung und Validierung wieder, obwohl in den Scheitelbereichen der Hochwasser für das HW 9/1995 kleinere und für die HW 7/1996 und HW 8/2002 größere Differenzen auftreten. Der Scheitelbereich der kleineren Hochwasser liegt innerhalb des 90 %-Quantilbereichs. Der Hochwasserscheitel des HW 8/2002 kann durch die Variabilität des Gebietsabflusses resultierend aus den unsicheren Bodeninformationen nicht abgebildet werden. Probleme treten ebenfalls im Anstieg des HW 9/1995 und im Rückgang des HW 7/1996 auf, die ebenfalls außerhalb des 90 %-Quantilbereichs liegen. Der Mittelwert und der Median sind nahezu identisch, was auf eine symmetrische Verteilung innerhalb des Unsicherheitsbandes schließen lässt.

Diese Eigenschaft gilt auch für den Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten des Gebietes (Abbildung 6.7, unten), der aus dem Gebietsmittel der mittleren relativen Bodenfeuchte der obersten 0,5 m jeder Bodensäule (Rasterzelle) berechnet wird. Die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs dieser Zustandsgröße vor Ereignisbeginn resultiert aus dem unterschiedlichen hydraulischen Verhalten der Bodenartenkombinationen und ist somit als Ausdruck der Bodenvariabilität zu interpretieren. Deutlich erkennbar ist die Reaktion des Sättigungsgrades auf den Niederschlagsinput durch eine Zunahme der Sättigung, die für das HW 8/2002 fast den maximal möglichen Wert von eins (Vollsättigung) erreicht. Rein optisch betrachtet ist die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs im Scheitelbereich der Hochwasser für die Ereignisse mit höherer Niederschlagsintensität (HW 9/1995 und

6 Einfluss der maßgebenden Unsicherheiten auf die N-A-Modellierung am Beispiel der Schwarzen Pockau

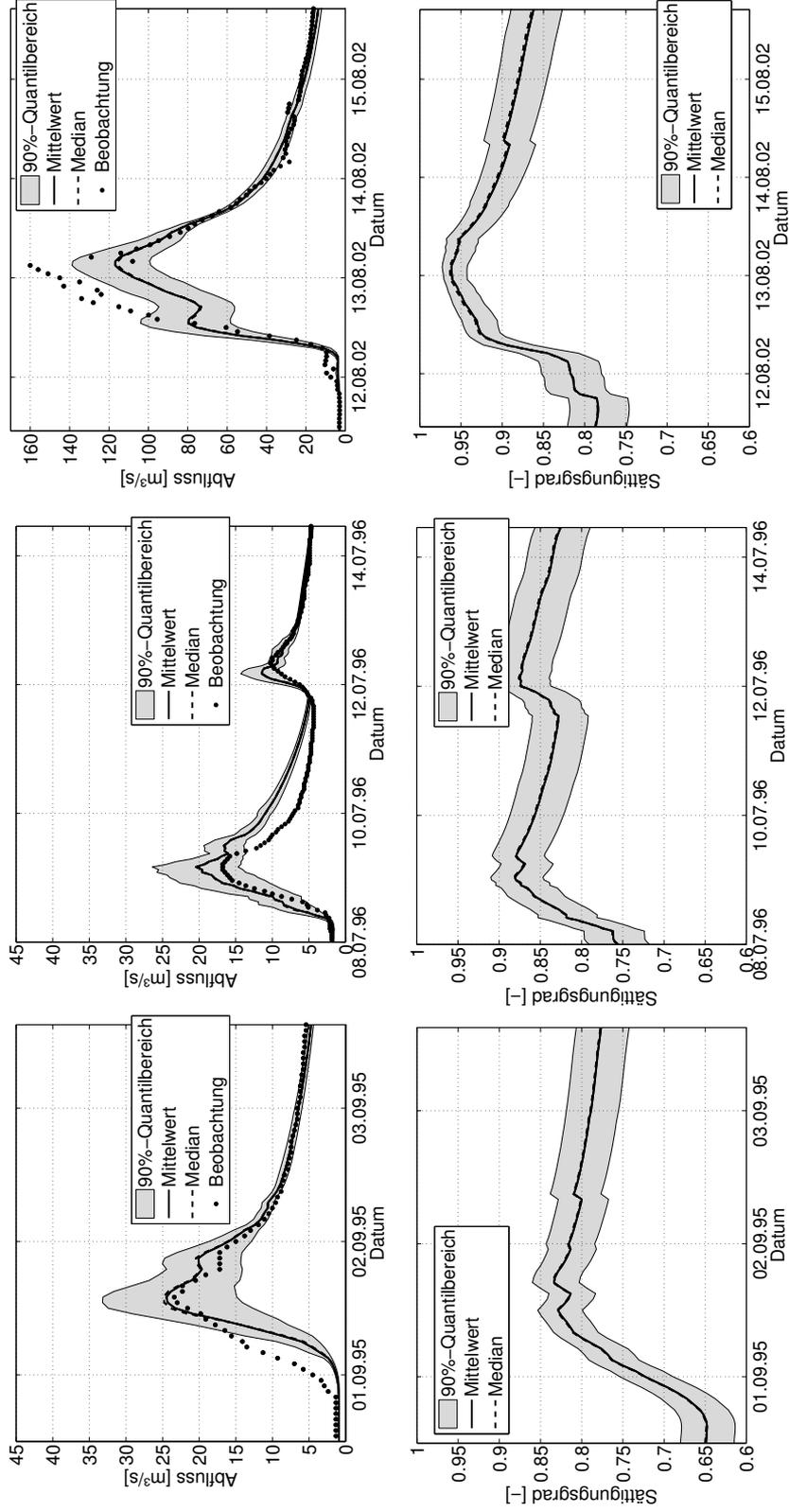


Abb. 6.7: statistische Analyse des Einflusses der unsicheren Bodeninformationen auf den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

HW 8/2002) kleiner als für das HW 7/1996, das geprägt durch eine allmähliche Aufweitung eine fast konstante Spannweite des Quantilbereichs aufweist¹².

Abbildung 6.8 und 6.9 zeigen am Beispiel des HW 7/1996 das Konvergenzverhalten des Gebietsabflusses, das als Nachweis für eine robuste Schätzung der statistischen Eigenschaften und Quantile der Stichprobe der Bodenunsicherheit im Gebietsabfluss dienen soll. Dargestellt sind die Entwicklungen von Mittelwert und Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte in Abhängigkeit von der Simulationsanzahl.

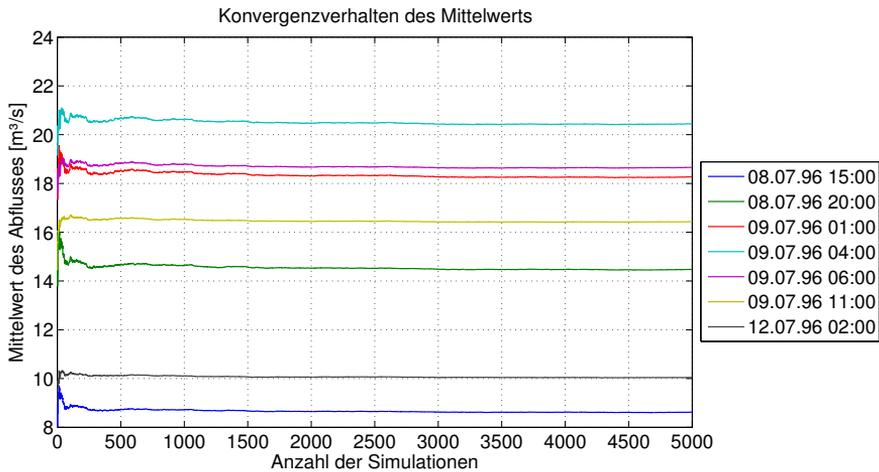


Abb. 6.8: Konvergenzverhalten des Mittelwertes des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus den Bodeninformationen

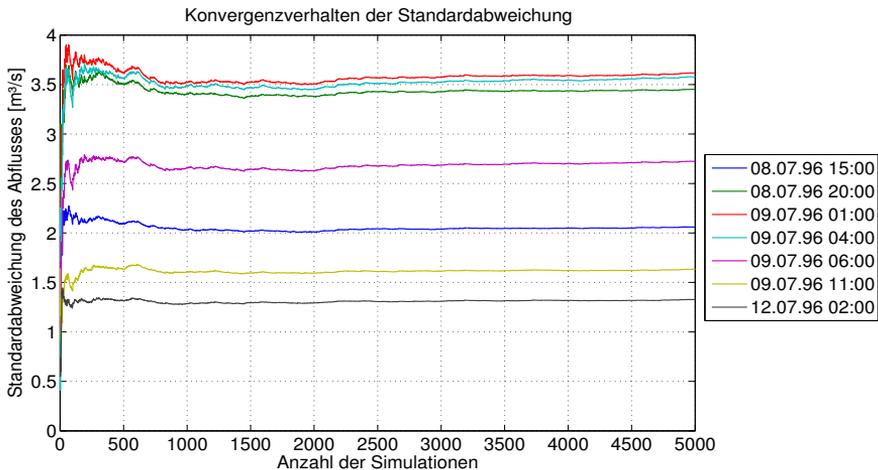


Abb. 6.9: Konvergenzverhalten der Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus den Bodeninformationen

¹² Für das HW 8/2002 wirkt zusätzlich der Umstand, dass es sich bei der relativen Bodenfeuchte um eine bezogene Größe handelt, die bei eins einen oberen Grenzwert erreicht.

Die Standardabweichung erweist sich als variablere Größe. Ab einer Anzahl von 4000 Simulationen sind die auftretenden Schwankungen marginal, so dass die gewählte Simulationsanzahl von 5000 als ausreichend angesehen werden kann.

6.2.3 Einfluss der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung

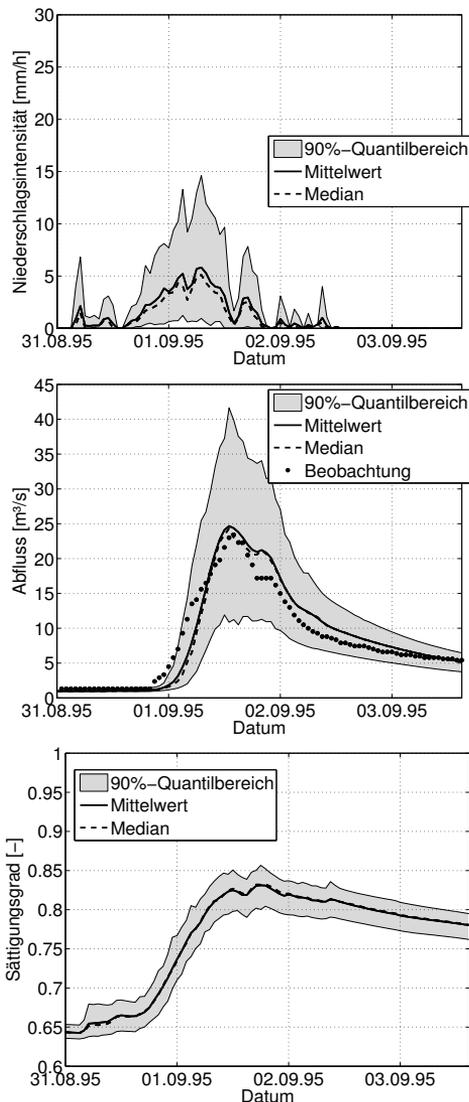


Abb. 6.10: statistische Analyse des Einflusses der raum-zeitlichen Niederschlagsvariabilität auf den Gebietsniederschlag (oben) den Gebietsabfluss (Mitte) und den Sättigungsgrad (unten) anhand des HW 9/1995 für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

Die 100 verschiedenen Realisationen der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung (siehe Kapitel 5.4) werden für jedes Niederschlagsereignis durch eine MCS mit dem hydrologischen Modell verarbeitet.

Die Abbildungen 6.10 und 6.11 zeigen die Ergebnisse der statistischen Analysen für den Gebietsniederschlag, den Gebietsabfluss und den Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten anhand der analysierten Hochwasserereignisse. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwertes, des Medians und des 90 %-Quantilbereichs begrenzt durch das 5 %- und 95 %-Quantil. Auffallend ist bei der Betrachtung des Gebietsniederschlags, dass der Mittelwert und der Median voneinander abweichen. Diese Asymmetrie in der Verteilung entspricht der Erwartung, da große Niederschläge seltener auftreten als kleine. Die Schiefe in der Verteilung des Niederschlags prägt sich auch auf den Gebietsabfluss durch. Im Boden hingegen ist diese Eigenschaft anhand des Sättigungsgrades kaum zu erkennen.

Der Mittelwert des Gebietsabflusses weist bis auf den Scheitelpunkt des HW 7/1996 eine gute Übereinstimmung mit der Kalibrierung und Validierung auf, was für die Qualität der Erwartungswertschätzung des Niederschlags spricht. Die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs des Abflusses fällt schon rein optisch betrachtet für das Einzugsgebiet des Pegels Zöblitz deutlich größer aus, als die Spannweite der zuvor analysierten Unsicherheitsquellen. Dabei wird selbst der Scheitel des HW 8/2002 tangiert. Weiterhin liegt lediglich die

Abflussbeobachtung im Rückgang des HW 7/1996 außerhalb des Quantilbereichs.

Im unteren Teil der Abbildungen 6.10 und 6.11 ist die Reaktion des Sättigungsgrades der obersten Bodenschichten auf den Niederschlagsinput dargestellt. Insbesondere bei den eher konvektiven Ereignissen HW 9/1995 und HW 8/2002 zeigt der Sättigungsgrad des Bodens aufgrund unterschiedlicher Intensitäten und räumlicher Verteilungen des Niederschlages eine hohe Variabilität zu Beginn der Ereignisse.

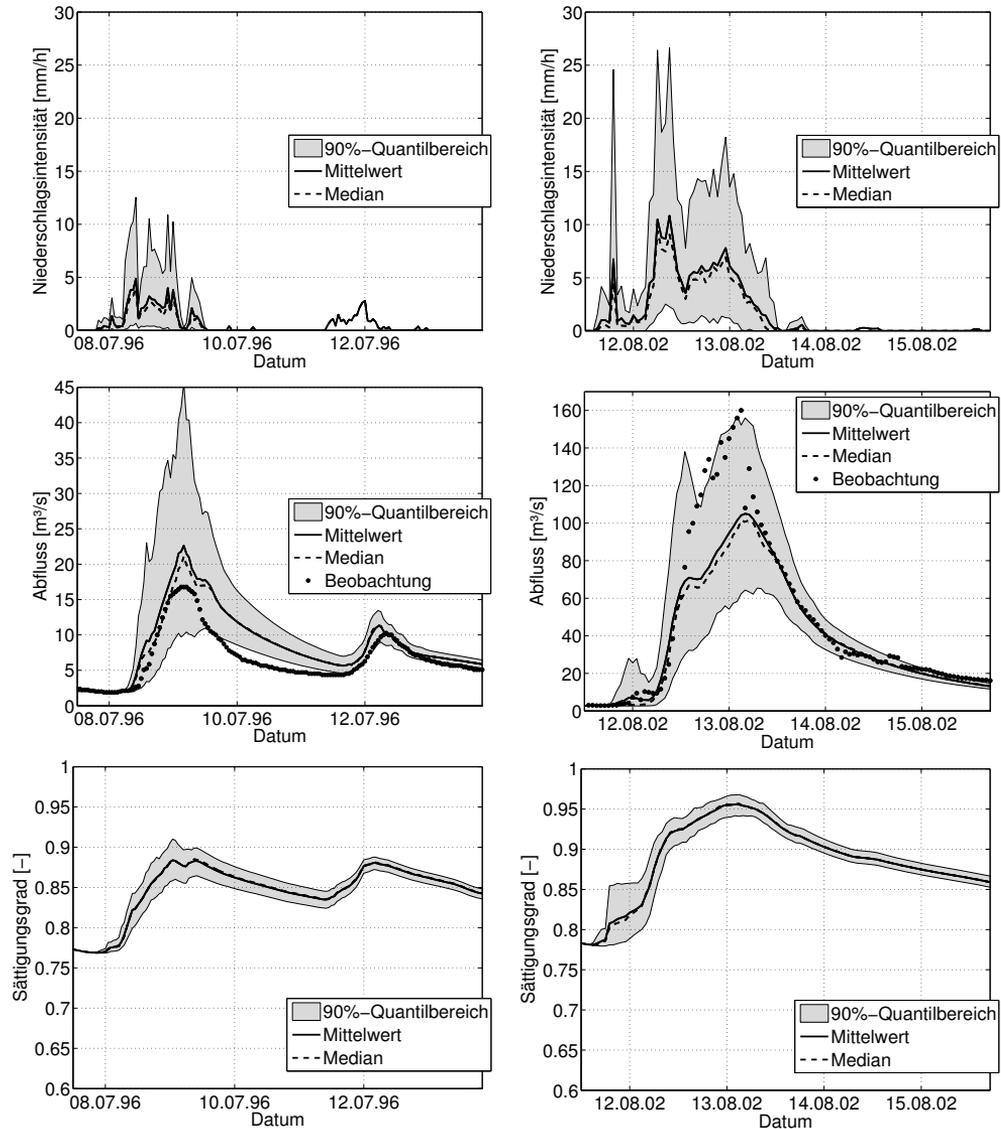


Abb. 6.11: statistische Analyse des Einflusses der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung auf den Gebietsniederschlag (oben), den Gebietsabfluss (Mitte) und die Gebietsättigung (unten) anhand des HW 7/1996 (links) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

Im weiteren Ereignisverlauf sättigt der Boden zunehmend auf und erreicht für das HW 8/2002 fast den maximal möglichen Wert von eins im Scheitelpunkt des Hochwassers. Nach dem Ende des Niederschlags sinkt mit dem allmählichen Rückgang der Hochwasserwelle auch der Sättigungsgrad des Bodens, wobei gleichzeitig die Variabilität abnimmt.

Einen direkten Vergleich der Variabilität von Gebietsniederschlag und Abfluss zeigt Abbildung 6.12 anhand des zeitlichen Verlaufs der Variationskoeffizienten. Allgemein weist der Gebietsniederschlag deutlich größere Werte des Variationskoeffizienten und damit eine höhere Variabilität als der Gebietsabfluss auf. Betrachtet man nur die Variabilität des Niederschlags für die drei verschiedenen Ereignisse, so sind kaum Unterschiede hinsichtlich des zeitlichen Verlaufs und der minimalen Ausprägung der Variationskoeffizienten im

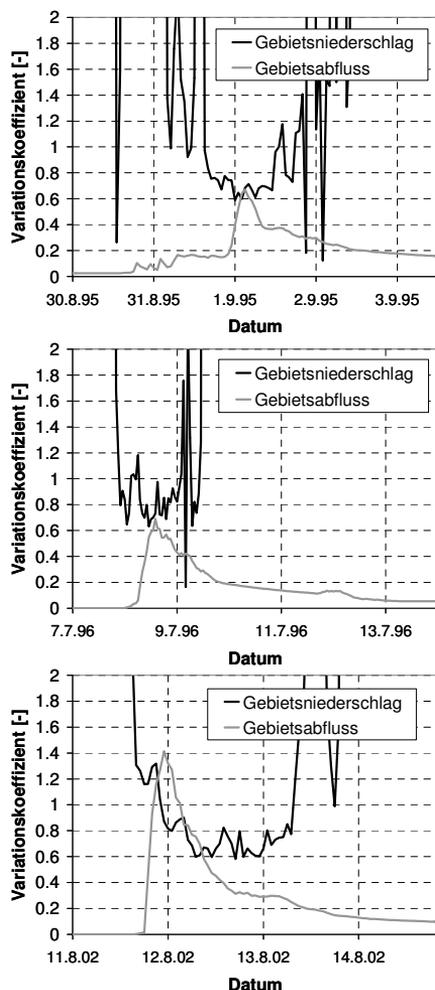


Abb. 6.12: Vergleich der Unsicherheiten im Gebietsniederschlag und Gebietsabfluss anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

Zentrum der Niederschlagsereignisse zu erkennen. Das bedeutet, dass bei einer Zunahme des Mittelwerts der Niederschlagsintensität im gleichen Maß die Standardabweichung der Niederschlagsintensität zunimmt.

Vergleicht man die Variabilität des Gebietsabflusses, so werden Unterschiede zwischen den Ereignissen sichtbar. Während der Variationskoeffizient bei den kleinen Hochwassern ähnliche zeitliche Verläufe aufweist, zeigt das Extrem-HW 8/2002 einen deutlich größeren Variationskoeffizienten im Gebietsabfluss. Dieser ist geprägt von der hohen Intensität und Variabilität des Gebietsniederschlags am Ereignisbeginn, die bei einigen Niederschlagsrealisationen bereits eine Abflussreaktion des EZG auslöst.

Festzuhalten bleibt an dieser Stelle auch, dass der Gebietsniederschlag für die 100 verschiedenen Realisationen der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung unterschiedliche Werte aufweist. Dieser Umstand ist methodisch bedingt, da die Generierung der Niederschläge für das Gebiet der Freiburger Mulde erfolgt und das Teilgebiet der Schwarzen Pockau lediglich einen kleinen Ausschnitt repräsentiert. Dabei führen räumliche Variationen großräumiger Niederschlagsfelder zu unterschiedlichen Mittelwerten auf kleineren Gebietseinheiten. Dieser Effekt ist selbst für das Gebiet der Freiburger Mulde noch zu erken-

nen, da für die Generierung des Niederschlages auch Stationen außerhalb des Gebietes verwendet werden, wie Abbildung 5.3 zeigt. Insofern weisen die Niederschlagsrealisationen neben der raum-zeitlichen Variabilität auch eine Variabilität des Gebietsniederschlags auf. Dadurch wird die Dimensionalität der Einflussgröße Niederschlag auf den Gebietsabfluss zusätzlich erhöht. Die Realisationsanzahl von 100 Niederschlagsfeldern ist deshalb im Hinblick auf das Konvergenzverhalten und die robuste Schätzung der statistischen Kenngrößen und Quantile des Gebietsabflusses für das eher kleine Einzugsgebiet der Schwarzen Pockau als kritisch zu bewerten, wie Abbildung 6.13 zeigt. Allerdings erzwingen die rechentechnischen Anforderungen und der enorme Speicherbedarf bei der Niederschlagsimulation eine Begrenzung der Realisationsanzahl.

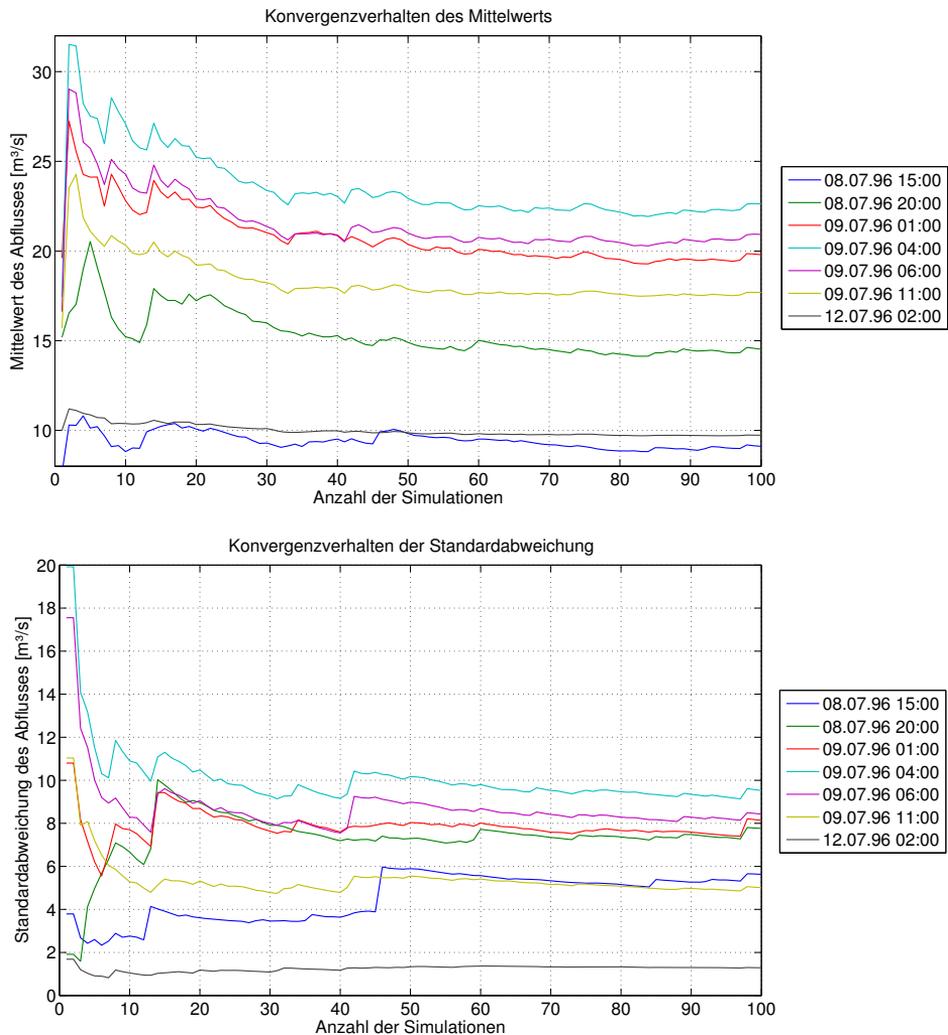


Abb. 6.13: Konvergenzverhalten des Mittelwertes (oben) und der Standardabweichung (unten) des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung

6.2.4 Vergleich der Einflussgrößen

Eine Gegenüberstellung der Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses ermöglicht einen direkten Vergleich der untersuchten Einflussgrößen in Bezug auf das Ausmaß der Unsicherheit, die aus den Unsicherheitsquellen und der Hochwassercharakteristik erwächst. Dargestellt sind in Abbildung 6.14 die zeitlichen Verläufe der Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses resultierend aus der Unsicherheit des Niederschlags, den Bodeninformationen und der Modellparameter sowie auf der Sekundärachse der beobachtete Abfluss. Wie bereits schon zuvor in Kapitel 6.2.3 erwähnt, weist der Niederschlag für alle unter-

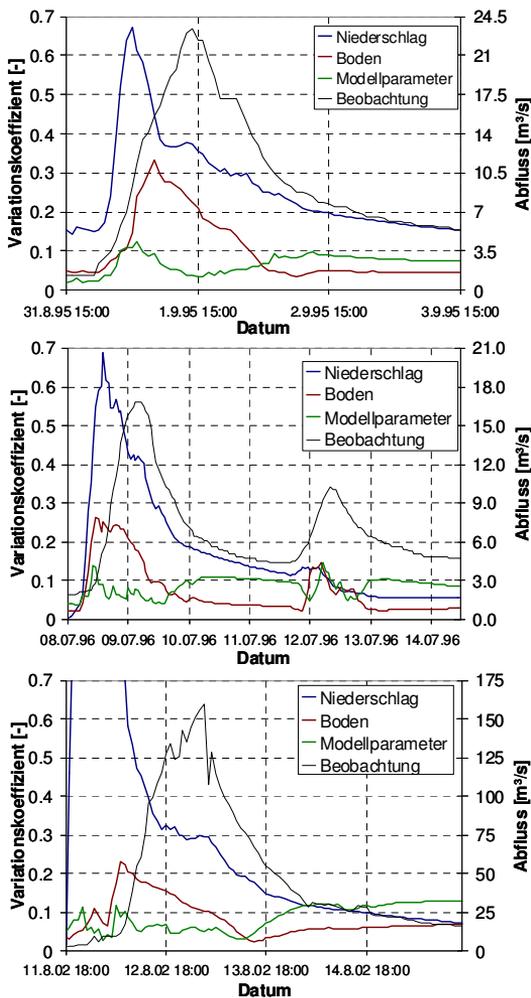


Abb. 6.14: Vergleich der Unsicherheiten im Gebietsabfluss resultierend aus den Einflussgrößen raumzeitliche Niederschlagsverteilung, Bodeninformationen und Modellparameter anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

suchten Hochwasser die größte Variabilität des Gebietsabflusses auf, gefolgt von den aus Bodeninformationen abgeleiteten Bodenparametern und den konzeptionellen Modellparametern.

Die aus Daten abgeleiteten Unsicherheiten der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung und der bodenhydraulischen Kennfunktionen zeigen in ihrer Auswirkung auf den zeitlichen Verlauf der Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses eine ähnliche Charakteristik. In der Anstiegsphase der Hochwasserganglinie weisen die Variationskoeffizienten die größten Werte auf. Im weiteren Ereignisverlauf nehmen die Variationskoeffizienten mit leichtem Verharrungsverhalten (Plateauphasen) im Bereich der Hochwasserscheitel sukzessive ab und streben zum Ende des Ereignisses tendenziell ihrem Ausgangszustand entgegen. Dieses Verhalten resultiert aus der zeitlich und räumlich sehr unterschiedlichen Reaktion der modellierten Abflusskomponenten Direktabfluss und Interflow in Abhängigkeit der Bodenparameter oder des zeitlichen und räumlichen Verlaufs der Niederschlagsintensität. Während in einigen Gebietsteilen der Boden lediglich aufgesättigt wird und zu der langsameren Interflowkomponente beiträgt, können andere Ge-

bietsteile bereits zusätzlich Direktabfluss bilden. Dies führt zu einer hohen Variabilität und Unsicherheit insbesondere in der hochdynamischen Direktabflusskomponente. Da nun gerade die Anstiegsphase der Hochwasserganglinie im hydrologischen Modell durch die Überlagerung von Interflow und Direktabfluss simuliert wird, prägt sich die hohe Variabilität des Direktabflusses auch auf den Gebietsabfluss auf. Mit zunehmendem Ereignisfortschritt dominiert die Interflowkomponente, was sich in einer sinkenden Variabilität des Abflusses niederschlägt. Somit weisen die Unsicherheiten im Gebietsabfluss resultierend aus den Niederschlags- und Bodendaten eine Heteroskedastizität auf, die durch den Prozessablauf geprägt ist.

Vergleicht man die Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses in den Scheitelphasen der Hochwasser, so zeigt sich für das Extrem-HW 8/2002 eine Abnahme der Unsicherheiten mit zunehmender Niederschlagsintensität. Ursache ist auch hier die Dominanz einer Abflusskomponente, wobei allerdings die schnelle Direktabflusskomponente überwiegt.

Trotz dieser ähnlichen Charakteristik im zeitlichen Verlauf der Variabilität im Gebietsabfluss sind die auslösenden Ursachen doch grundverschieden. Während im Fall der Niederschlagsvariabilität die stochastische Berandung eines deterministischen Modells zu einem stochastischen Output führt, resultiert der stochastische Output im Fall der Bodenvariabilität aus einer deterministischen Berandung einer stochastischen Modelleigenschaft. Ein Vergleich der in Abbildung 6.15 dargestellten Variationskoeffizienten der Leitfähigkeitsfunktionen der im Gebiet enthaltenen Leitbodenarten mit den in Abbildung 6.12 visualisierten Variationskoeffizienten des Gebietsniederschlages zeigt, dass die Variabilität in der stochastischen Berandung deutlich größer ist als in der stochastischen Modelleigenschaft.

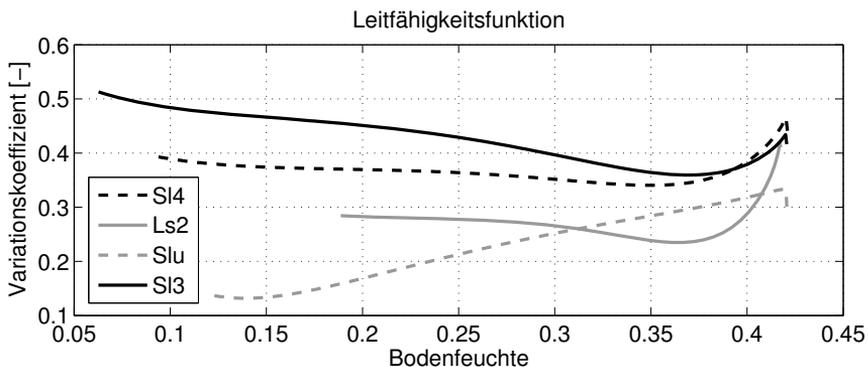


Abb. 6.15: Variationskoeffizienten der Leitfähigkeitsfunktionen der Leitbodenarten im Untersuchungsgebiet.

Ein gänzlich anderes Verhalten zeigen die zeitlichen Verläufe der Variationskoeffizienten der Modellparameter. Hier weisen gerade die Bereiche der Hochwasserscheitel eine geringere Variabilität auf als die Anstiegs- oder Rückgangsphasen der Ganglinien. Dieses Verhalten ist geprägt durch die Zielfunktion der Parameterbestimmung, die speziell auf die Abbildung der Hochwasserscheitel formuliert wurde. Eine Abhängigkeit von der Nieder-

schlagsintensität, wie bei den Datenunsicherheiten, ist nicht zu erkennen.

Auffallend ist, dass trotz der größeren Unsicherheit im Gebietsabfluss resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung gegenüber der Unsicherheit aus den Bodenparametern die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs des Sättigungsgrades des EZG ein entgegengesetztes Verhalten aufweist. Die Variabilität im Sättigungsgrad wird bei stochastischer Niederschlagsbelastung durch die räumlich und zeitlich sehr unterschiedlich ablaufende Infiltration auf einem deterministischen Boden (deterministische Modelleigenschaft) verursacht. Bedingt durch die hohe Dynamik des Abflussbildungsprozesses, speziell des Direktabflusses, ist die dabei mögliche Variabilität im Sättigungsgrad kleiner als bei der Bodenunsicherheit, bei der die Variabilität im Sättigungsgrad direkt von einer stochastischen Modelleigenschaft, den unterschiedlichen Bodenparametrisierungen, geprägt wird.

6.3 Simulation und Analyse der Kombination der Unsicherheiten

6.3.1 Kombination unsicherer Bodeninformationen und Modellparameter zur hydrologischen Unsicherheit

Vorgehensweise

Die hydrologische Unsicherheit wird gemäß Abbildung 4.1 durch die Kombination der Unsicherheiten aus den Modellparametern und den aus Bodendaten abgeleiteten bodenhydraulischen Parametern (kurz: Bodenparameter) ermittelt. Um die apriori schwer bestimmbareren Korrelationen zwischen den Modell- und den Bodenparametern mit zu berücksichtigen, wird die Methode der Bayes'sche Inferenz verwendet. Das bedeutet in der praktischen Umsetzung, dass die Bodenparameter Bestandteil des Parametervektors θ in Gleichung 3.23 werden und gemeinsam mit den Modellparametern einer Unsicherheitsbestimmung anhand der Beobachtungsdaten unterzogen werden.

Im vorliegenden Fall würde dies zu einer Parameteranzahl von 19 führen¹³, was bei der Anwendung von Monte-Carlo-Methoden einen hohen Simulationsaufwand bedeutet. Deshalb wird erneut auf das Konzept des ähnlichen Bodens zurückgegriffen, wobei anstelle der MVG-Parameter werden die Skalierungsparameter der einzelnen Leitbodenarten verwendet werden. Dies ermöglicht, einerseits die Korrelationen zwischen den Bodenparametern zur Beschreibung der bodenhydraulischen Kennfunktionen der Leitbodenarten zu erhalten und andererseits die Dimensionalität des Parameterraumes auf sieben Parameter einzuschränken.

Eine weitere Reduktion der Dimensionalität des Parameterraumes ist durch eine Zusam-

¹³ Die Zahl 19 ergibt sich aus: 4 Bodenarten * 4 Bodenparameter + 3 konzeptionelle Modellparameter.

menfassung von Parametern zu Parametergruppen möglich. Beispiele für ein solches Vorgehen sind z.B. bei Götzing (2007) und Yang et al. (2007a) zu finden. Götzing (2007) fasst die Parameter entsprechend ihrer Prozesszugehörigkeit, z.B. der Abflussbildung oder der Schneemodellierung, zusammen, um die Sensitivität und Unsicherheit der Parametergruppe zu bestimmen. Yang et al. (2007a) verwenden globale Parameter zur Parametrisierung und Unsicherheitsbestimmung räumlich verteilter Parameter des flächendifferenzierten SWAT-Modells.

Ein ähnliches Vorgehen wird zur Parametrisierung und Unsicherheitsbestimmung der bodenhydraulischen Charakteristika verwendet, indem ein globaler Parameter *soil* eingeführt wird. Der Parameter *soil* steuert über eine normierte Spannweite von [0 - 1] global die Skalierungsparameter der Leitbodenarten. Dazu werden die Spannweiten der Skalierungsparameter ebenfalls zwischen [0 - 1] normiert. Entsprechend des Wertes der Zufallsvariablen *soil* kann nun jeder Leitbodenart ein Skalierungsparameter zugeordnet werden. Anschließend erfolgt über die Skalierungsparameter der Zugriff auf die jeweiligen Bodenparameter der bodenhydraulischen Kennfunktionen. Bei dieser Vorgehensweise wird im Gegensatz zum Vorgehen bei der MCS der Bodenunsicherheit die Variation der Bodenarten untereinander nicht mit berücksichtigt. Allerdings kann die Dimensionalität des Parameterraumes für die Unsicherheitsbestimmung auf vier Parameter reduziert werden.

Die Durchführung der Bayes'schen Inferenz zur Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit erfolgt ohne zusätzliche *Priori*-Informationen zu den Parametern. Die Likelihoodfunktion wird entsprechend Gleichung 3.23 gewählt, wobei entgegen dem Vorgehen in Kapitel 6.2.1 die Standardabweichung σ des Fehlermodells nicht in den Bestimmungsprozess einbezogen wird, um die Dimensionalität des Parameterraumes nicht zusätzlich zu erhöhen. Stattdessen wird ein fester Wert von $\sigma = 0,8$ verwendet, der dem Maximalwert des Parameters σ bei der Unsicherheitsbestimmung in Kapitel 6.2.1 entspricht¹⁴. Für die Simulation der hydrologischen Unsicherheit wird der MCMC-Sampler SCEM-UA mit 10 parallelen Markov-Ketten verwendet. Dazu werden 18000 Simulationen für die vier Parameter *kd*, *ki*, *dr* und *soil* über den Kalibrierungszeitraum (siehe Kapitel 6.1) durchgeführt.

Ergebnisse

Abbildung 6.16 zeigt den zeitlichen Verlauf des Gelman-Rubin-Kriteriums für die Bewertung des Konvergenzverhaltens der analysierten Parameter. Der von Gelman und Rubin empfohlene Grenzwert von 1,2 (schwarz gestrichelte Linie in Abbildung 6.16), der das Erreichen einer statistisch stationären *Posteriori*-Verteilung signalisiert (siehe Kap. 3.4.2.2), wird für alle Parameter ab 10000 Simulationen unterschritten. Die nachfolgenden 8000 Simulationen bilden somit die empirische Stichprobe zur Bewertung der hydrologischen Unsicherheit und werden der statistischen Analyse zugeführt.

Abbildung 6.17 zeigt die Ergebnisse der statistischen Analyse des Gebietsabflusses (oben) und des Sättigungsgrades der obersten Bodenschichten (unten) für die untersuchten Hoch-

¹⁴ Siehe hierzu auch Kapitel 3.3.4 Bayes'sche Inferenz, Absatz zur Rolle des Parameters σ .

wasserereignisse. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwertes, des Medians und des 90 %-Quantilbereichs begrenzt durch das 5 %- und 95 %-Quantil. Die Abflussbeobachtungen der Hochwasser im Kalibrierungszeitraum (HW 9/1995 und HW 7/1996) werden speziell im Scheitelbereich gut durch den Mittelwert und den 90 %-Quantilbereich der Simulationen repräsentiert. Größere Differenzen zur Abflussbeobachtung treten im Anstieg des HW 9/1995 auf, lediglich kleinere in den Anstiegs- und Rückgangsphasen des HW 7/1996. Die Spannweite des 90 %-Quantilbereichs der hydrologischen Unsicherheit ist allgemein breiter als bei der Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter.

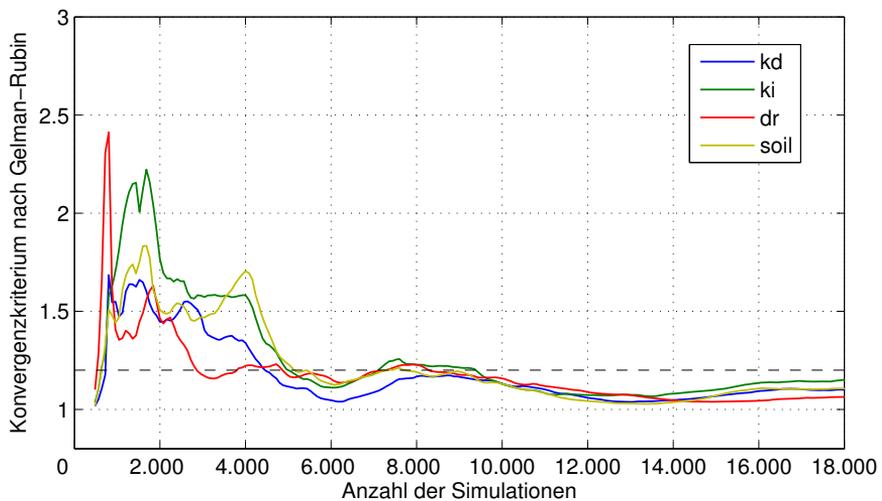


Abb. 6.16: Analyse des Konvergenzverhaltens der Modell- und Bodenparameter anhand des Gelman-Rubin Kriteriums bei der hydrologischen Unsicherheit

Im Vergleich zur Bodenunsicherheit fällt die Spannweite der hydrologischen Unsicherheit im Scheitelbereich der Hochwasser schmaler und im Rückgangsbereich der Hochwasser breiter aus.

Die Überprüfung der ermittelten Parameter und ihrer Unsicherheit anhand des Extrem-HW 8/2002 zeigt große Differenzen zur Abflussbeobachtung (Abbildung 6.17, rechts). Der Scheitel des Hochwassers wird erheblich unterschätzt und liegt außerhalb des 90 %-Quantilbereichs. Zudem ist der Mittelwert der Simulationen im Scheitelbereich kleiner als bei der Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter (Kapitel 6.2.1). Der Sättigungsgrad des Gebietes zeigt in seiner Ausprägung und zeitlichem Verlauf ein ähnliches Verhalten wie bei der Bestimmung der Bodenunsicherheit.

6 Einfluss der maßgebenden Unsicherheiten auf die N-A-Modellierung am Beispiel der Schwarzen Pockau

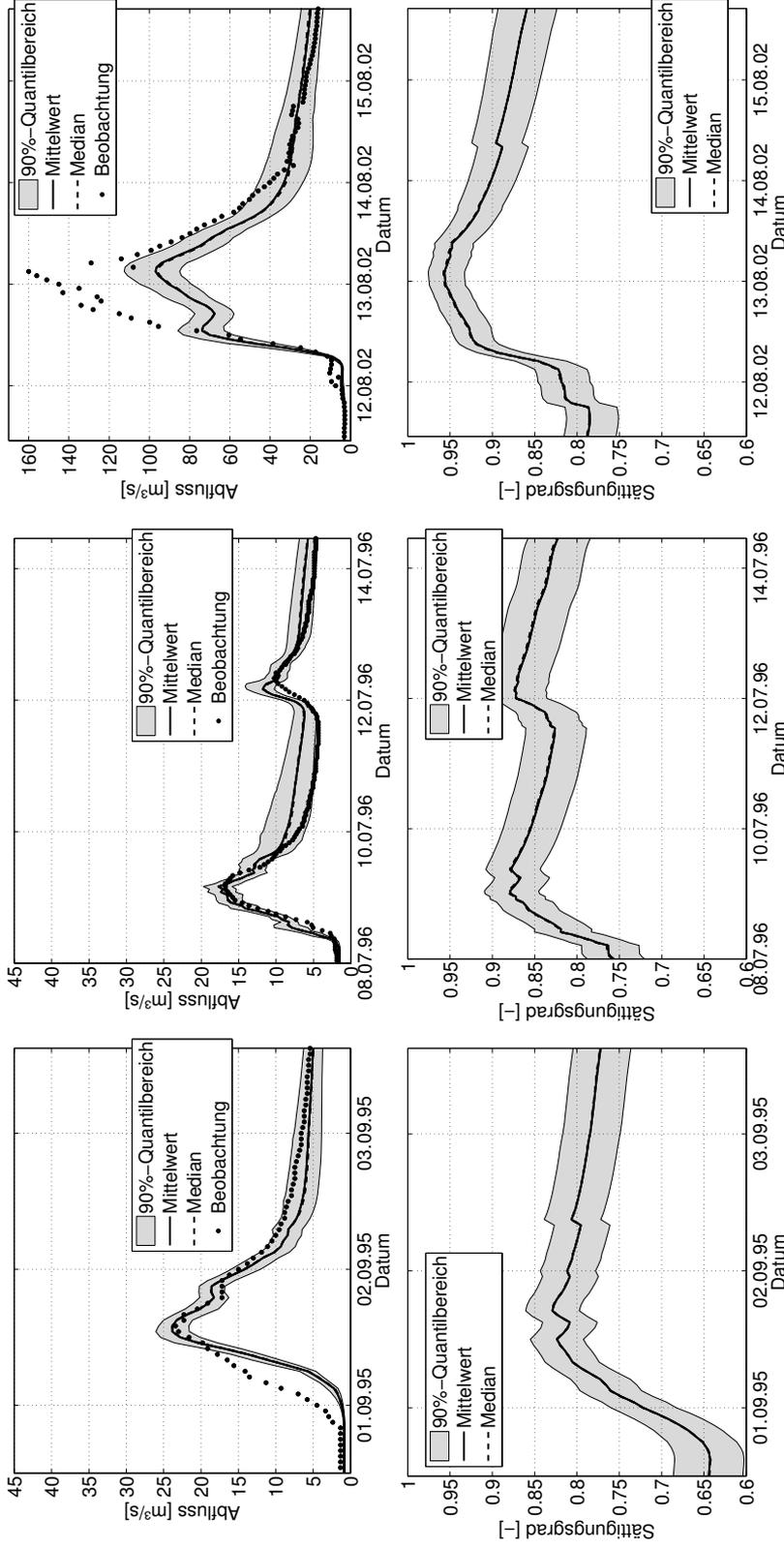


Abb. 6.17: statistische Analyse der hydrologischen Unsicherheit für den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad des Gebiets (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zoblitz/Schwarze Pockau

Abbildung 6.18 und Tabelle 6.2 zeigen die Ergebnisse der statistischen Analyse der Parameter. Ein Vergleich der statistischen Maßzahlen der konzeptionellen Modellparameter in Tabelle 6.2 mit den Ergebnissen aus Tabelle 6.1, der Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter, zeigt für die konzeptionellen Modellparameter der hydrologischen Unsicherheit sowohl größere Mittelwerte als auch wesentlich größere Standardabweichungen. Die Spannweite speziell der Parameter ki und dr schließt fast den gesamten Parameterbereich ein, wie in den Histogrammen in der Bilddiagonale von Abbildung 6.18 zu erkennen ist.

Tab. 6.2: Statistische Kenngrößen der Modell- und Bodenparameter bei der hydrologischen Unsicherheit bestimmt mit der Bayes'schen Inferenz

	kd	ki	dr	soil
Mittelwert	2,589	56,405	44,967	0,291
Std	0,929	19,791	18,659	0,091
Schiefe	0,105	0,109	0,581	0,502

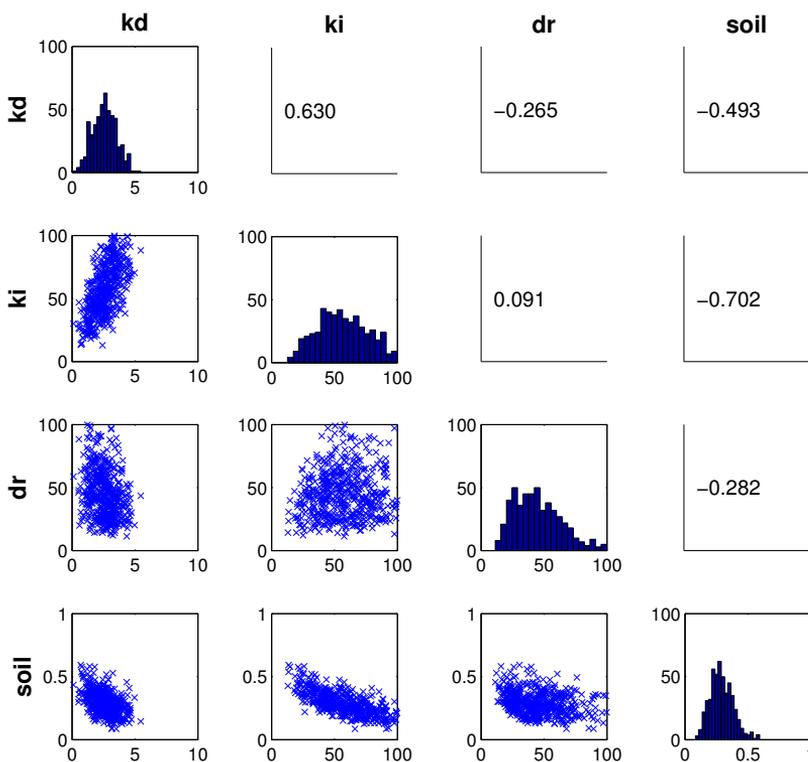


Abb. 6.18: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und $soil$ der hydrologischen Unsicherheit im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)

Der Parameter *soil* zeigt eine leicht rechtsschiefe Verteilung mit Werten zwischen 0,05-0,5 und einem Mittelwert von 0,29. Die Übersetzung der *soil*-Werte in die entsprechenden Skalierungsparameter der Leitbodenarten bedeutet, dass die Mittelwerte der resultierenden Verteilungen der Skalierungsparameter kleiner Eins sind. Skalierungsparameter, die Werte kleiner Eins aufweisen, gehören gemäß Gleichung 5.5 zu einer kleineren gesättigten Leitfähigkeit k_s als der Bezugsboden. Das bedeutet, dass im Ergebnis der hydrologischen Unsicherheitsbestimmung die Bodenparametrisierung eine Verschiebung hin zu weniger leitfähigen Böden erfährt. Zudem ist die ermittelte Spannweite der Bodenparameter kleiner als die Spannweite die aus den Bodeninformationen abgeleitet werden kann.

Die Korrelationen zwischen den Boden- und den Modellparametern werden in der hydrologischen Unsicherheit mit bestimmt, wie Abbildung 6.18 oberhalb der Bilddiagonalen anhand der Korrelationskoeffizienten zu entnehmen ist. Die Bodenparameter, repräsentiert durch den Parameter *soil*, weisen speziell mit den Rückgangskonstanten der Abflusskomponenten Direktabfluss (*kd*) und Interflow (*ki*), die für die Form der HW-Welle mit verantwortlich sind, stärkere Zusammenhänge auf, z.B. $r_{(ki,soil)} = -0,70$.

Die Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit aus den Modell- und Bodenparametern enthält gegenüber der Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter (Kapitel 6.2.1) eine größere Anzahl an Freiheitsgraden bei der Anpassung des N-A-Modells an die Beobachtungsdaten (Niederschlag, Abfluss). Das bedeutet, dass zusätzliche Kombinationen von Modellparametern mit den Bodenparametern möglich sind, die bedingt durch die Korrelationen zwischen den Parametergruppen zu den gegenüber der Einzelbestimmung (Kapitel 6.2.1) breiteren Randverteilungen der Modellparameter führen. Weiteren Einfluss auf die Randverteilungen der Modellparameter hat der Parameter σ , mit dem die Standardabweichung des Fehlermodells festlegt wird. Eine zusätzliche Einbeziehung von σ in die Unsicherheitsbestimmung würde wahrscheinlich zu kleineren Parameterspannweiten führen.

In Bezug auf die Bodenparameter bedeutet die inverse Bestimmung, dass nicht die gesamte Spannweite des Parameterraumes der Bodenparameter verarbeitet wird. Innerhalb der Grenzen der Bodenparameter für die einzelnen Leitbodenarten werden lediglich die Böden identifiziert, die eine gute Übereinstimmung mit den Niederschlags- und Abflussdaten zeigen. Trotz der dadurch gegenüber der Bodenunsicherheit kleineren Variabilität der bodenhydraulischen Kennfunktionen bewirkt das Zusammenspiel mit der größeren Variabilität der konzeptionellen Modellparameter eine ähnliche Spannweite und Charakteristik des Sättigungsgrades des Gebietes wie bei der Bestimmung der Bodenunsicherheit.

6.3.2 Kombination der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung und der hydrologischen Unsicherheit zur Gesamt-Unsicherheit

Vorgehensweise

Die Gesamt-Unsicherheit wird durch Kombination der hydrologischen Unsicherheit und der Unsicherheit resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung ermittelt. Dazu wird eine MCS mit zwei Zufallsvariablen durchgeführt, die unabhängig voneinander betrachtet werden. Die Zufallsvariablen entsprechen der empirischen Verteilung der im vorigen Abschnitt bestimmten hydrologischen Unsicherheit und der empirischen Verteilung der raum-zeitlichen Niederschlagsvariabilität, repräsentiert durch die 100 Realisationen der Niederschlagsfelder. Es werden 10000 Simulationen durchgeführt, denen gleichverteilten Zufallszahlen, erzeugt mittels LHS, zu Grunde liegen. Dies bewirkt, dass die empirisch in den Stichproben der Zufallsvariablen enthaltenen Verteilungseigenschaften berücksichtigt und durch ein nominales Sampling kombiniert werden.

Ergebnisse

Abbildung 6.19 zeigt die Ergebnisse der statistischen Analysen für den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten (unten) anhand der analysierten Hochwasserereignisse. Dargestellt sind der zeitliche Verlauf des Mittelwertes, des Medians und des 90 %-Quantilbereichs begrenzt durch das 5 %- und 95 %-Quantil, welcher nun eine deutlich größere Spannweite aufweist. Die Abflussbeobachtungen der Hochwasser im Kalibrierungszeitraum (HW 9/1995 und HW 7/1996) werden speziell im Scheitelbereich gut durch den Mittelwert und den 90 %-Quantilbereich der Simulationen repräsentiert. Selbst der Anstieg des HW 9/1995 liegt nun fast vollständig innerhalb des Quantilbereiches. Das HW 7/1996 zeigt im Scheitelbereich eine größere Differenz zwischen Mittelwert und Median, was gleichbedeutend mit einer größeren Schiefe, die durch die Schiefe im Gebietsniederschlag verursacht wird, ist. Der gleiche Effekt konnte bereits in Kapitel 6.2.3 beobachtet werden.

Das Extrem-HW 8/2002 kann auch durch die Gesamt-Unsicherheit nicht abgebildet werden. Die Abflussbeobachtungen im Scheitelbereich des Ereignisses liegen außerhalb des 90 %-Quantilbereichs.

Auch der Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten des Gebietes zeigt eine größere Spannweite im 90 %-Quantilbereich als bei der Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit. Diese Erhöhung fällt aber bei weitem nicht so deutlich aus wie im Gebietsabfluss.

Abbildung 6.20 zeigt am Beispiel des HW 7/1996 das Konvergenzverhalten des Gebietsabflusses. Dargestellt sind die Entwicklungen der Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte in Abhängigkeit von der Simulationsanzahl. Ab einer Simulationsanzahl von 8000 Simulationen sind die auftretenden Schwankungen marginal, so dass die gewählte Simulationsanzahl von 10000 als ausreichend angesehen werden kann.

6 Einfluss der maßgebenden Unsicherheiten auf die N-A-Modellierung am Beispiel der Schwarzen Pockau

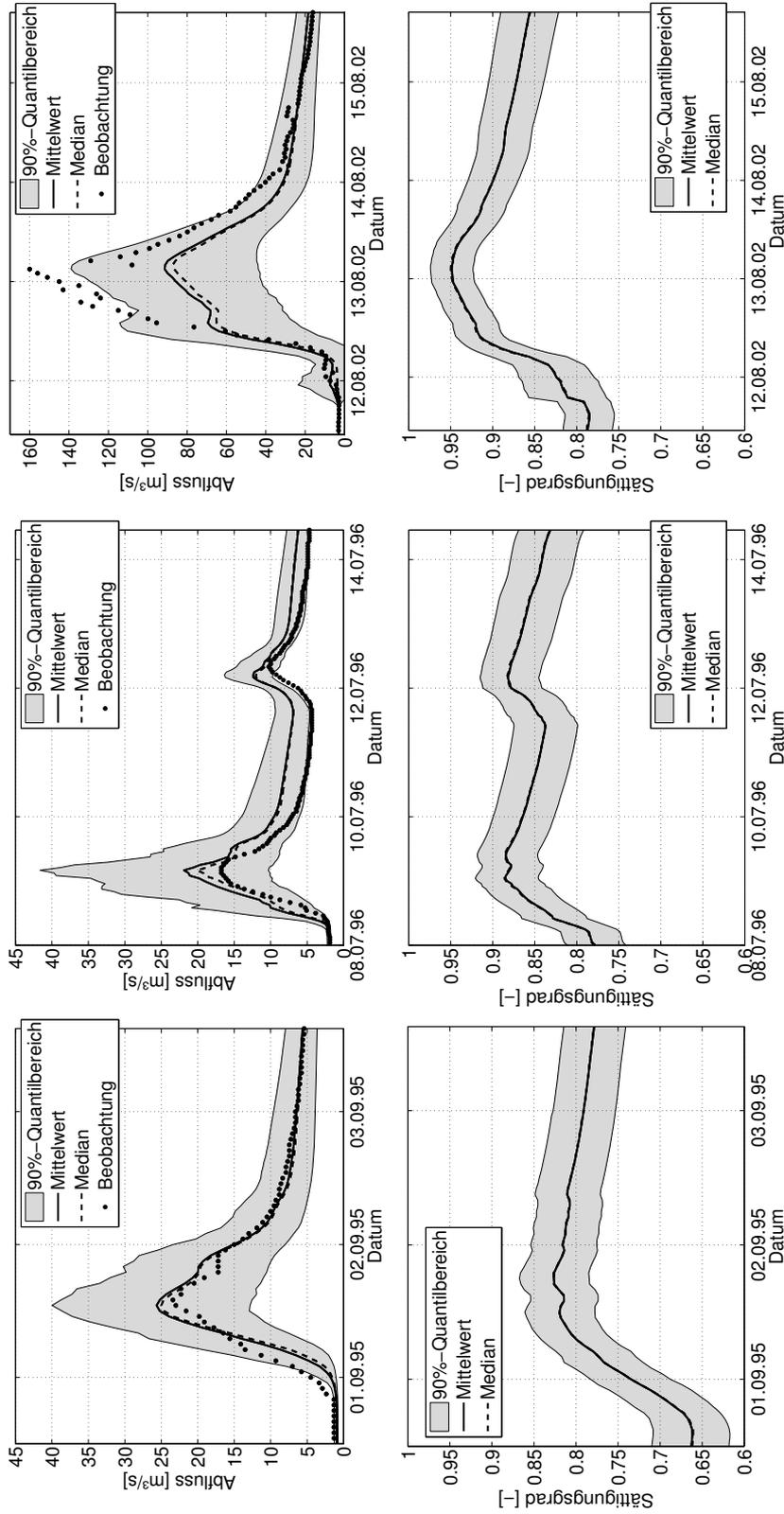


Abb. 6.19: statistische Analyse der Gesamt-Unsicherheit für den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad des Gebiets (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

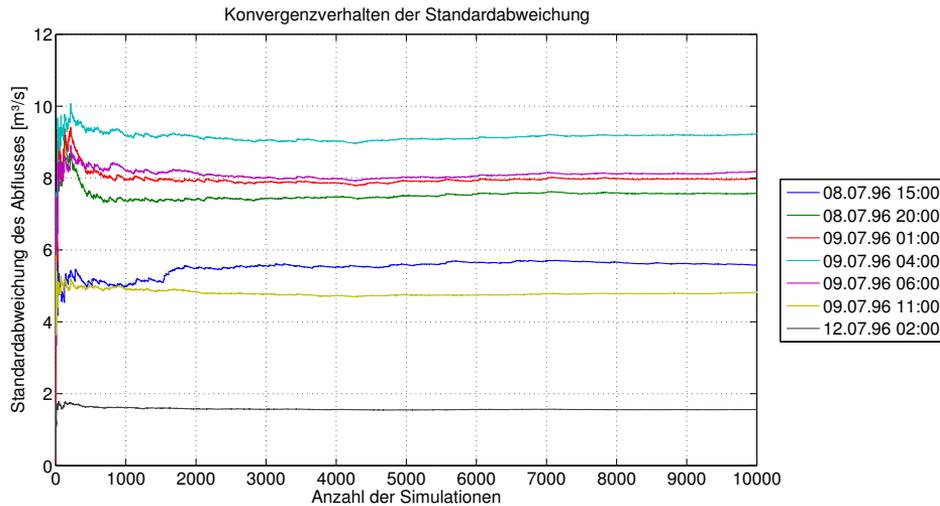


Abb. 6.20: Konvergenzverhalten der Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Bestimmung der Gesamt-Unsicherheit

6.3.3 Analyse des Überlagerungsverhaltens

Die Analyse des Überlagerungsverhaltens bei der Kombination der Unsicherheiten wird anhand des Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses am Beispiel des HW 9/1995 durchgeführt. Abbildung 6.21 zeigt den zeitlichen Verlauf des Variationskoeffizienten der hydrologischen Unsicherheit, der Unsicherheit resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung und der Gesamt-Unsicherheit. Auf der Sekundärachse ist zum Vergleich der Gebietsabfluss abgebildet. Die Unsicherheit aus der Niederschlagsverteilung ist gegenüber der hydrologischen Unsicherheit deutlich größer und weist im Anstieg der Hochwasserganglinie die größte Variabilität auf. Die Ursache für dieses Verhalten wurde bereits in Kapitel 6.2.4 diskutiert. Die hydrologische Unsicherheit zeigt am Ereignisbeginn und -ende größere Werte des Variationskoeffizienten. Im Bereich des HW-Scheitels ist sie am kleinsten. Hier schlägt sich die Formulierung der Zielfunktion nieder, die speziell auf die HW-Scheitel ausgelegt ist.

Die Überlagerung der beiden Einflussgrößen zur Gesamt-Unsicherheit zeigt der rote Graph in Abbildung 5.21. Der zeitliche Verlauf des Variationskoeffizienten der Gesamt-Unsicherheit wird stark durch die Charakteristik der Unsicherheit aus der Niederschlagsverteilung geprägt.

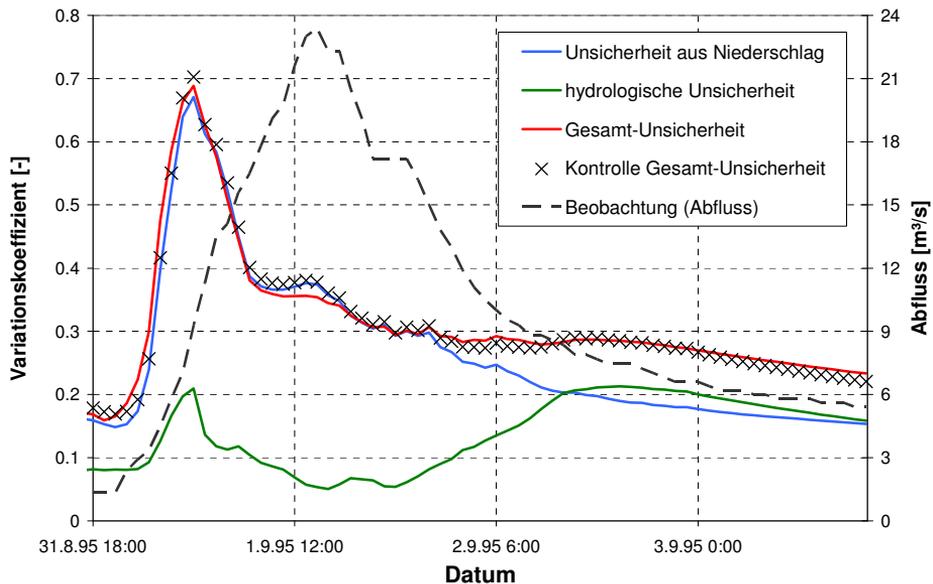


Abb. 6.21: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten für die Kombination der Unsicherheiten

Die Kombination von hydrologischer Unsicherheit und der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung wurde unter Annahme der Unabhängigkeit beider Einflussgrößen durchgeführt. Für zwei unabhängige Zufallsgrößen Z_1 und Z_2 gilt nach den Grundsätzen der Stochastik (Rinne, 2003), dass sich die Varianzen (Var) addieren.

$$Var(Z_1 + Z_2) = Var(Z_1) + Var(Z_2) \quad (6.1)$$

Das Ergebnis der additiven Überlagerung von hydrologischer Unsicherheit und der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung zeigen die schwarzen Kreuze in Abbildung 6.21. Im Vergleich zur mit der MCS bestimmten Gesamt-Unsicherheit ist eine sehr gute Übereinstimmung zu erkennen. Nennenswerte Differenzen treten lediglich im Scheitelbereich des Hochwassers auf. Diese werden verursacht durch die Unsicherheit aus der Niederschlagsverteilung, die im Scheitelbereich des Hochwassers bereits eine größere Variabilität aufweist als die Gesamt-Unsicherheit aus der MCS. Der geringe Stichprobenumfang der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung und dessen Schiefe in der resultierenden Unsicherheit im Gebietsabfluss erschweren den exakten Nachweis der Annahme der Unabhängigkeit. Trotzdem kann die Annahme der Unabhängigkeit von hydrologischer Unsicherheit und der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung aufgrund der bereits erwähnten sehr guten Übereinstimmung der Variationskoeffizienten der MCS und der additiven Kontrollgröße durchaus bestätigt werden. Dabei zeigt das Ergebnis auch, dass das verwendete N-A-Modell in der Lage ist, diesen Zusammenhang abzubilden.

Der positive Nachweis der Gültigkeit der Unabhängigkeitsannahme eröffnet die Möglichkeit auf die MCS zur Bestimmung der Gesamt-Unsicherheit zu verzichten. Dies setzt allerdings voraus, dass einerseits die Verteilungseigenschaften der Unsicherheiten im Gebietsabfluss für die Zufallsgrößen bekannt sind und andererseits die Parameter der Verteilungen aus der Varianz bestimmt werden können, um im Ergebnis der additiven Überlagerung die Quantile zuverlässig schätzen zu können. Aufgrund der Schiefe und des geringen Stichprobenumfangs der niederschlagsinduzierten Unsicherheit ist ein solches Vorgehen im vorliegenden Fall allerdings nicht zu empfehlen.

Um die gewählte Vorgehensweise bei der Kombination der Unsicherheiten weiter zu untermauern, wird den Ergebnissen der hydrologischen Unsicherheit und der Gesamt-Unsicherheit eine auf MCS basierende Unsicherheit der unabhängigen Kombination der drei Einflussgrößen (konzeptionelle Modellparameter, Bodenparameter, Niederschlag) gegenübergestellt. Abbildung 6.22 zeigt die zeitlichen Verläufe für den Mittelwert, den Median und den 90 %-Quantilbereich sowie die Abflussbeobachtung für die hydrologische Unsicherheit mittels MCS aus Boden- und Modellparametern (links) und die Gesamt-Unsicherheit mittels MCS der drei Einflussgrößen (rechts) für das HW 9/1995 am Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau.

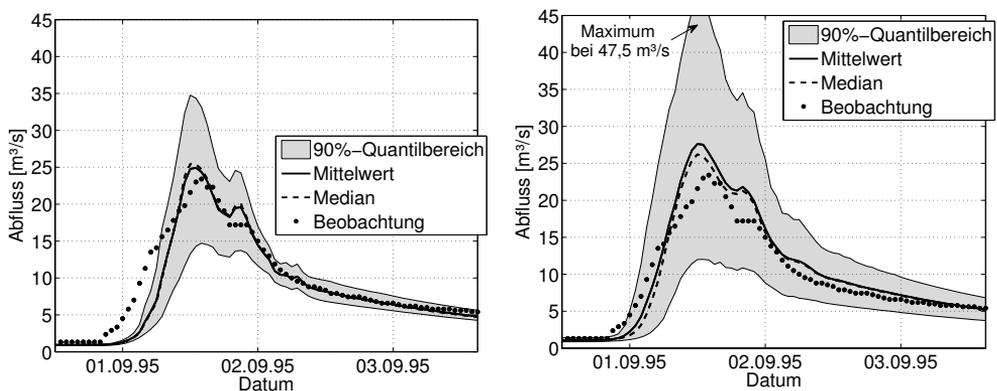


Abb. 6.22: Mittelwert, Median und 90 %-Quantil (grauer Bereich) der hydrologischen Unsicherheit (links) und der Gesamt-Unsicherheit (rechts) bestimmt mittels MCS im Vergleich zur Abflussbeobachtung für das HW 9/1995, Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau

Schon optisch sind deutlich größere Spannweiten des 90 %-Quantilbereichs im Vergleich zur hydrologischen Unsicherheit in Kapitel 6.3.1 Abbildung 6.17 (links oben) und zur Gesamt-Unsicherheit in Kapitel 6.3.2 Abbildung 6.19 (links oben) zu erkennen. Zusätzlich wird die Abflussbeobachtung im Scheitelbereich des Hochwassers deutlich schlechter durch den Mittelwert der Simulationen repräsentiert und weist zudem eine größere Schiefe auf.

Abbildung 6.23 zeigt das Ergebnis der Kontrolle des Überlagerungsverhaltens für die Gesamt-Unsicherheit. Dargestellt sind die zeitlichen Verläufe der Variationskoeffizienten der Unsicherheiten im Gebietsabfluss resultierend aus den Einflussgrößen Niederschlag, Bo-

den und Modellparameter sowie der mit der MCS bestimmten Gesamt-Unsicherheit und der Kontrollgröße aus der Addition der Varianzen der einzelnen Einflussgrößen gemäß Gleichung 6.1.

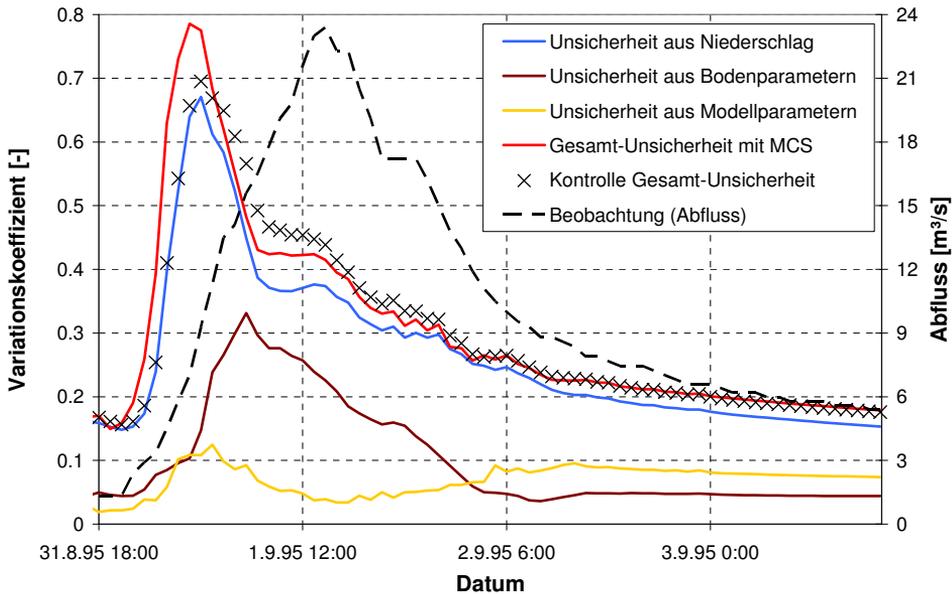


Abb. 6.23: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten für die Kombination der Unsicherheiten mittels MCS

Deutlich erkennbar sind die Differenzen zwischen der mittels MCS bestimmten Gesamt-Unsicherheit (roter Graph) und der Überprüfung anhand der additiven Verknüpfung der Unsicherheiten der Einflussgrößen (schwarze Kreuze). Sie bestätigen, dass eine Kombination der Einflussgrößen ohne Berücksichtigung der Korrelation zwischen den Boden- und Modellparametern zu einem falschen Ergebnis führt, welches die Unsicherheit im Gebietsabfluss erheblich überschätzt.

6.4 Erkenntnisse aus den Simulationen

In Kapitel 6 konnte die Anwendung der neuen Strategie zur Simulation der Unsicherheiten in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung erfolgreich anhand des Testgebietes der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz demonstriert werden. Dazu wurden die Unsicherheiten aus den Einflussgrößen der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung, der Bodeninformationen und der konzeptionellen Modellparameter zunächst separat hinsichtlich ihrer Ausprägung auf die Unsicherheit im Gebietsabfluss analysiert. Für das 129 km² große Untersuchungsgebiet der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz zeigt die Unsicherheit aus der raum-

zeitlichen Niederschlagsverteilung den größten Einfluss auf die Unsicherheit im Gebietsabfluss gefolgt von den Unsicherheiten aus den Bodeninformationen und den konzeptionellen Modellparametern.

Durch Kombination der Unsicherheiten aus den Bodeninformationen und den Modellparameter erfolgt anschließend die Simulation einer hydrologischen Unsicherheit und durch weitere Kombination mit der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung die Simulation der Gesamt-Unsicherheit. Die Korrektheit der gewählten Annahmen und Vorgehensweisen bei der Kombination der Unsicherheiten konnte dabei anhand der Analyse der Variationskoeffizienten der Unsicherheiten im Gebietsabfluss erfolgreich nachgewiesen werden.

Die Untersuchungen wurden an drei unterschiedlichen Hochwasserereignissen durchgeführt. Das HW 9/1995, ein eingipfliges Hochwasserereignis mit einem statistischen Wiederkehrintervall von ca. 3 Jahren (HQ(3)) aus dem Zeitraum der Kalibrierung, wird im Scheitelbereich und in der Rückgangphase durch den Mittelwert der Simulation allgemein gut abgebildet. Dies gilt sowohl für die separaten Untersuchungen der Einflussgrößen auch als für deren Kombination. Die Anstiegsphase des Hochwassers kann allerdings erst durch den 90 %-Quantilbereich der Gesamt-Unsicherheit erfasst werden.

Das HW 7/1996, ebenfalls aus dem Kalibrierungszeitraum (ca. HQ(2)), ist geprägt von einer geringeren Niederschlagsintensität längerer Dauer und weist gegenüber dem HW 9/1995 einen zweigipfligen Ganglinienverlauf auf. Der Mittelwert der simulierten Unsicherheiten zeigt im Vergleich zur Abflussbeobachtung im Scheitelbereich des Hochwassers teilweise größere Differenzen. Zudem sind die Verteilungen der simulierten Unsicherheiten im Gebietsabfluss von Asymmetrie geprägt. Ursache ist das spezielle Überlagerungsverhalten der Abflusskomponenten Direktabfluss und Interflow im N-A-Modell für einzelne Realisationen der Zufallsvariablen (Einflussgrößen) sowie die Schiefe der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung, die sich bei diesem Ereignis besonders auf den Gebietsabfluss aufprägt. Da allerdings auch die Abflussbeobachtung einerseits von Messfehlern und Unsicherheiten beeinflusst ist und andererseits eine zufällige Realisation des natürlichen Systems darstellt, zeigt die Lage der Beobachtung innerhalb des 90 %-Quantilbereichs den Erfolg der Modellierung und Simulation der Unsicherheiten an. Die bereits in der Kalibrierung schwierig zu modellierende Rückgangphase des Hochwassers wird erst durch den 90 %-Quantilbereich der Gesamt-Unsicherheit erfasst.

Das HW 8/2002, das höchste bisher an diesem Pegel gemessene Hochwasser, wurde zur Validierung eingesetzt. Trotz des Versagens in der Validierung wurde das Hochwasser in die weiteren Unsicherheitsbestimmungen mit einbezogen, um zu prüfen, inwieweit sich die Abweichungen in der Validierung durch die Einflussgrößen erklären lassen. Resümierend muss festgestellt werden, dass die Abweichungen nur anhand der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung mit einer allerdings geringen statistischen Zuverlässigkeit erklärbar sind. Das bedeutet, dass weitere Einflussfaktoren und Unsicherheiten z.B. resultierend aus der Niederschlagsmenge oder der Abflussbeobachtung wirken oder strukturelle Defizite des Modells vorliegen. Speziell für letzteres spricht, dass bei einer extremen Niederschlagsin-

intensität längerer Dauer im EZG zusätzliche Fließwege aktiviert werden, die nicht (oder nicht in ihrer dynamischen Entwicklung) im hydrologischen Modell berücksichtigt sind und einen anderen Modellaufbau bzw. eine andere Parametrisierung erfordern würden.

Analysiert man den Einfluss der Niederschlagsintensität auf die Unsicherheiten im Gebietsabfluss, so lässt sich anhand des Extrem-HW 8/2002 erkennen, dass bei starker Niederschlagsintensität die Unsicherheiten im Gebietsabfluss kleiner werden. Ursache ist die Dominanz einer Abflusskomponente bei der Synthese der Hochwasserwelle durch das N-A-Modell, wobei für das Extrem-HW die schnelle Direktabflusskomponente überwiegt. Im Gegensatz dazu treten bei den kleineren Hochwassern die Speicher- und Transporteigenschaften der Bodenmatrix stärker in den Vordergrund, so dass einzelne Realisationen des Niederschlags und des Bodens keinen oder nur einen sehr geringen Anteil Direktabfluss bilden. Die daraus resultierende hohe Variabilität in den Abflusskomponenten führt bei der Überlagerung zum Gebietsabfluss zu einer größeren Variabilität als bei dem Extrem-HW. Dabei weisen speziell die Unsicherheiten im Gebietsabfluss resultierend aus den Niederschlags- und Bodendaten eine Heteroskedastizität auf, die durch den Prozessablauf geprägt ist.

Neben den umfangreichen Analysen der Auswirkungen der Unsicherheit auf den Gebietsabfluss, wurde auch der Einfluss auf den Sättigungsgrad der obersten Bodenschichten des EZG untersucht, um zusätzlich Informationen über eine modellinterne Zustandsgröße, die den wichtigen Prozess des Wassertransports und Speicherung im Boden charakterisiert, zu erhalten. Der Sättigungsgrad zeigt gegenüber dem Gebietsabfluss eine deutlich geringere Variabilität, die stärker von der stochastischen Modelleigenschaft (der Boden und Parametervariabilität) geprägt wird als durch den stochastischen Modellinput (der Niederschlagsvariabilität). Zudem ist die Variabilität bei den kleineren Hochwassern größer als bei dem Extrem-HW, was Ausdruck des potenziellen Dämpfungsvermögens des Bodens für den Gebietsabfluss während des Hochwassers ist. Ein konkreter Rückschluss auf die Variabilität und Ausprägung des Gebietsabflusses anhand des Sättigungsgrades ist ohne Kenntnis des Niederschlags nicht möglich.

Festzuhalten bleibt, dass die Bestimmung der Unsicherheit bei der flächendifferenzierten N-A-Modellierung einen erheblichen Mehraufwand an Rechenleistung und Zeit erfordert. Allerdings enthält diese zusätzliche statistische Eigenschaft wertvolle Informationen zur Bewertung und Einordnung der Zuverlässigkeit der Ergebnisse. Weiterhin ermöglicht sie Rückschlüsse auf das Modellverhalten, schärft das Modellverständnis und ist ein Indikator für potenzielle Modellverbesserungen wobei die durchgeführten Analysen bereits Hinweise zu möglichen Ansatzpunkten liefern.

Ausdruck dessen ist auch die Überlagerung der Unsicherheit aus den Bodendaten und den konzeptionellen Modellparametern zur hydrologischen Unsicherheit mittels der Bayes'schen Inferenz. Die Identifikation weniger leitfähiger Böden zeigt den effektiven Charakter der Parameter an. Sie ist zudem Ausdruck einer strukturellen Modellschwäche, da u.a. keine Komponente für den präferentiellen Fluss in der verwendeten WaSiM-ETH-Version 6.4 existiert.

7 Zusammenfassung und Ausblick

Die deterministische Modellierung des Niederschlags-Abfluss-Prozesses mit flächendifferenzierten, prozessbasierten Modellen ist von zahlreichen Unsicherheiten beeinflusst. Diese Unsicherheiten resultieren hauptsächlich aus den genutzten Daten, die Messfehlern unterliegen sowie für eine flächendifferenzierte Modellierung entsprechend aufbereitet werden müssen, und der Abstraktion der natürlichen Prozesse im Modell selbst. Da N-A-Modelle vielfältig angewendet werden, u.a. zur Bestimmung von Bemessungswerten für Bauwerke am Gewässer oder zur Hochwasservorhersage, sind Zuverlässigkeitsaussagen nötig, um das Vertrauen in die Modellergebnisse zu festigen. Bisher fehlt es jedoch an geeigneten Strategien und Methoden für eine umfassende, komponentenbasierte Unsicherheitsbestimmung derartig komplexer Prozessmodelle. Hierzu sind einerseits Methoden zur Analyse und Modellierung der Unsicherheit in den Daten, die deren Heterogenität in der Mesoskala beschreiben können, notwendig und andererseits werden effiziente Verfahren zur Simulation der Unsicherheiten aus den räumlichen Strukturen für die Propagation durch das hydrologische Modell und für die Kombination verschiedener Unsicherheitsquellen benötigt.

Die im Rahmen der Arbeit entwickelte Strategie für eine Analyse, Modellierung und Simulation der Unsicherheiten eines flächendifferenzierten, prozessbasierten N-A-Modells zeigt exemplarisch, wie die aufgezeigten Defizite bewältigt werden können. Anhand wesentlicher Einflussgrößen auf den N-A-Prozess – die raum-zeitliche Niederschlagsverteilung, die Bodeninformationen und die konzeptionellen Modellparameter – konnte die erfolgreiche Anwendung der neuen Strategie zur globalen und komponentenbezogenen Unsicherheitsbestimmung am Beispiel des Hochwassergeschehens des Pegels Zöblitz/Schwarze Pockau mit dem hydrologischen Modell WaSiM-ETH demonstriert werden. Ausgehend von den Unsicherheitsanalysen der Einflussgrößen erweisen sich die gewählten und erarbeiteten Methoden zur Modellierung der Unsicherheiten als geeignet, speziell die räumliche Heterogenität in den Daten und Parametern abzubilden und effizient mit dem hydrologischen Modell zu verarbeiten.

Die Unsicherheit der Bodeninformationen, die aus der Klassifikation der Daten in Kartenwerken resultiert, lässt sich durch die erarbeitete Methodik, bestehend aus der Pedotransferfunktion zur Berechnung der bodenhydraulischen Parameter für das Bodenwasserströmungsmodell und einem Ähnlichkeitsansatz zur Reduktion der Anzahl der bodenhydraulischen Parameter, beschreiben. Dieses Vorgehen ermöglicht eine effiziente Simulation der räumlichen Verteilung der Bodenarten in einem EZG durch eine MCS mit dem hydrologischen Modell.

Die raum-zeitliche Niederschlagsvariabilität, die sich aus der notwendigen Interpolation der Messdaten für die flächendifferenzierte hydrologische Modellierung ergibt, kann durch stochastische Simulationen von Niederschlagsfeldern mit der Turning-Bands-Methode abgebildet werden. Die Abhängigkeitsstruktur der dreidimensionalen Zufallsgröße Niederschlag wird dabei durch die Realisationen der Niederschlagsfelder in Form einer empirischen Verteilung beschrieben, deren Güte durch die Anzahl an Realisationen beeinflusst wird.

Die Methode der Bayes'schen Inferenz wurde durch einen Methodenvergleich als geeignetes Verfahren zur Unsicherheitsbestimmung der Modellparameter identifiziert. Damit konnte auch der Nachweis erbracht werden, dass sich ein derart aufwändiges statistisch-numerisches Verfahren auf ein flächendifferenziertes, prozessorientiertes N-A-Modell unter hoher Prozessdynamik anwenden lässt.

Die Kombination der Bodeninformationen und der Modellparameter zur hydrologischen Unsicherheit erfolgte ebenfalls mit der Methode der Bayes'schen Inferenz. Das Vorgehen der gemeinsamen Parameterschätzung inklusive Unsicherheitsbestimmung demonstriert beispielhaft, wie ausgehend von einer integralen Gebietsantwort (der beobachteten Abflussganglinie) auf flächendifferenzierte Parameter eines physikalisch basierten Bodenwassertransportmodells geschlossen werden kann. Dabei wird die hydrologische Unsicherheit empirisch über eine ausreichend große Stichprobe beschrieben, die gleichzeitig die Korrelationen zwischen den Modellparametern und den aus den Bodeninformationen abgeleiteten Bodenparametern enthält.

Die Kombination der hydrologischen Unsicherheit und der Unsicherheit aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung führt zur Gesamt-Unsicherheit. Unter der Annahme der Unabhängigkeit dieser beiden Zufallsvariablen wird die Gesamt-Unsicherheit mit einer MCS durch ein nominales Sampling aus den empirischen Verteilungsfunktionen der beiden Zufallsvariablen, welche deren mehrdimensionale Abhängigkeitsstrukturen berücksichtigen, bestimmt.

Die Korrektheit der gewählten Vorgehensweisen und Annahmen bei der Kombination der Einflussgrößen zur Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit und der Gesamt-Unsicherheit konnten anhand der statistischen Analyse der Variationskoeffizienten der resultierenden Unsicherheiten im Gebietsabfluss nachgewiesen werden.

Die Anwendung der neuen Strategie zur Simulation der Unsicherheiten und die anschließende statistische Analyse der Simulationsergebnisse lieferten für das 129 km² große Untersuchungsgebiet der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz bereits erste Erkenntnisse bezüglich der Auswirkungen der Einflussgrößen und deren Kombinationen auf den Gebietsabfluss.

- i. Die raum-zeitliche Niederschlagsverteilung besitzt den größten Einfluss auf die Unsicherheit im Gebietsabfluss gefolgt von den Unsicherheiten aus den Bodeninformationen und den konzeptionellen Modellparametern.

- ii. Die aus Messdaten abgeleiteten Unsicherheiten weisen eine Heteroskedastizität auf, die durch den Prozessablauf geprägt ist. Im zeitlichen Verlauf der Unsicherheiten ist deren Variabilität in der Anstiegsphase der Hochwasserganglinie deutlich größer als im Scheitelbereich und der Rückgangphase. Dieses Verhalten resultiert einerseits aus der zeitlich sehr unterschiedlichen Reaktion der modellierten Abflusskomponenten Direktabfluss und Interflow in Abhängigkeit der Bodenparameter oder des zeitlichen Verlaufs der Niederschlagsintensität. Andererseits wird im Modell gerade die Anstiegsphase der Hochwasserganglinie durch die Überlagerung von Interflow mit einem hochdynamischen Direktabfluss simuliert, der zudem eine höhere Variabilität aufweist. Mit zunehmendem Ereignisfortschritt dominiert die Interflowkomponente, was sich in einer sinkenden Variabilität des Abflusses niederschlägt.
- iii. Bei starker Niederschlagsintensität, die zu einem Extrem-HW führt, sind die Unsicherheiten im Gebietsabfluss kleiner als bei kleinen Hochwassern, die häufiger auftreten. Ursache ist die Dominanz einer Abflusskomponente bei der Synthese der Hochwasserwelle durch das N-A-Modell, wobei speziell für das Extrem-HW 8/2002 die schnelle Direktabflusskomponente überwiegt.
- iv. Die raum-zeitliche Niederschlagsverteilung dominiert die Überlagerung der Unsicherheit zur Gesamt-Unsicherheit und prägt der Gesamt-Unsicherheit ihren zeitlichen Verlauf auf.
- v. Strukturelle Defizite des Modells werden durch die statistische Analyse der Simulationsergebnisse sichtbar. Sie zeigen sich einerseits in den Differenzen zwischen den Simulationen und der Abflussbeobachtung für das Extrem-HW 8/2002, die durch die Unsicherheiten aus den Einflussfaktoren nicht erklärbar sind. Andererseits deuten die geringere Spannweite der bodenhydraulischen Parameter sowie die Verschiebung des Erwartungswerts der bodenhydraulischen Charakteristika hin zu weniger leitfähigen Böden bei der Bestimmung der hydrologischen Unsicherheit auf strukturelle Defizite des Modells, die auf fehlende Modellkomponenten wie z.B. für den präferentiellen Fluss im Bodenkompartment hinweisen.

Mit der entwickelten Strategie steht nun ein Werkzeug bereit, das eine zusammenschauende Betrachtung der Einflussfaktoren auf die Unsicherheit im Gebietsabfluss sowie deren Kombination ermöglicht. Die Anwendung auf ein Flussgebiet erlaubt, die Fortpflanzung und Überlagerung der Unsicherheiten im Längsschnitt eines Fließgewässers mit zunehmender Gebietsgröße zu untersuchen. Erste Ergebnisse zeigen die dämpfende Wirkung großer Gebiete in Bezug auf die Datenunsicherheit, was die besondere Herausforderung einer zuverlässigen Hochwasservorhersage in schnell reagierenden Einzugsgebieten unterstreicht (Grundmann und Schmitz, 2008). Dies gilt insbesondere für den Niederschlag, dessen Unsicherheit im kleinen Einzugsgebiet deutlich dominiert, auf dem 1757 km² großen Gebiet des Pegels Kriebstein (siehe Abbildung 5.1) jedoch ähnliche Größenordnungen aufweist wie die Unsicherheit aus den Bodeninformationen.

Festzuhalten bleibt, dass die Bestimmung der Unsicherheit bei der flächendifferenzierten, prozessbasierten N-A-Modellierung einen erheblichen Mehraufwand an Rechenleistung und Zeit erfordert. Ohne die Parallelisierung der Monte-Carlo basierten Simulationsmethoden und die Nutzung des PC-Clusters des ZIH Dresden wäre die Unsicherheitsbestimmung in der Kürze der Zeit nicht durchführbar gewesen. Daraus folgt, dass die Einführung und Anwendung der aufgezeigten Methoden derzeit noch auf den Wissenschaftsbereich beschränkt bleibt.

Allerdings liefert die zusätzliche Angabe der Variabilität resp. Unsicherheit wertvolle Informationen zur Bewertung und Einordnung der Zuverlässigkeit der Modellergebnisse und Prognosen. Weiterhin ermöglichen die Ergebnisse der Unsicherheitsbestimmungen Rückschlüsse auf das Modellverhalten und die Modellflexibilität, schärfen das Modellverständnis und sind ein wichtiger Indikator für strukturelle Defizite des Modells, d.h. dass sie auf Prozesse hinweisen, die nicht im Modell enthalten sind. Und nicht zuletzt geben sie Hinweise auf weitere Prozesse und Einflussgrößen, die in die Unsicherheitsbestimmung einzubeziehen sind.

Dabei ist die neu entwickelte Strategie prinzipiell so angelegt, dass zusätzliche Unsicherheitsquellen integriert werden können. Die prinzipielle Vorgehensweise wurde in der Arbeit aufgezeigt. Notwendig sind:

- Eine eingehende statistische Untersuchung der Unsicherheiten hinsichtlich ihrer Herkunft, Charakteristik (Daten oder Modellparameter) und Zusammenhangesstruktur sowie die Beschreibung der Variabilität in Form von Verteilungseigenschaften oder Spannweiten.
- Die Identifikation geeigneter Methoden zur Modellierung der Unsicherheiten. Anhand von Ähnlichkeits- oder Aggregationsparametern, die in der Lage sind, die Variabilität und Funktionalität des jeweiligen Prozesses adäquat zu beschreiben, kann, wie hier gezeigt, die hohe Parameteranzahl der flächendifferenzierten Modellierung in der Unsicherheitsbestimmung bewältigt werden.
- Die Berücksichtigung der Korrelationen zu anderen Unsicherheitsquellen bei der Simulation und Kombination der Unsicherheiten. Mit der Methode der Bayes'schen Inferenz steht dabei ein geeignetes Werkzeug zur Verfügung.

Die in dieser Arbeit verwendeten Methoden liefern ein großes Potential für weitere Verbesserungen. Wie bereits in Kapitel 5.3.4 bei der Analyse und Modellierung der Bodenvariabilität angedeutet, hat die Wahl der Pedotransferfunktion entscheidenden Einfluss auf die Beschreibung der Bodenvariabilität. Auch die Untersuchungen hinsichtlich des Ähnlichkeitsansatzes und dessen Integration in die Bayes'sche Parameterbestimmung sind bei weitem noch nicht abgeschlossen. Nicht zuletzt stellt auch die Turning-Bands-Methode lediglich einen gegenwärtig erreichten Arbeitsstand dar, da z.B. die Variabilität aus den deutlich dichter vorliegenden Tageswertstationen nicht enthalten ist. Der Weg zu einem Allzweckwerkzeug der Unsicherheitsbestimmung ist somit noch weit. Allerdings zeigt die entwickelte Strategie Lösungsansätze auf, wie die Unsicherheitsbestimmung in der flä-

chendifferenzierten, prozessbasierten hydrologischen Modellierung erfolgen kann.

Die Ergebnisse der Unsicherheitsbestimmung können auch für den Aufbau eines probabilistischen Vorhersagesystems verwendet werden. Dies erfordert die Bestimmung der Vorhersageunsicherheit im operativen Betrieb durch Überlagerung / Kombination der hydrologischen Unsicherheit und der Unsicherheit aus der meteorologischen Vorhersage. Letztere kann dabei entweder statistisch, wie im HORIX-Projekt mit Hilfe der analogen Methode (Obled et al., 2002), oder durch ein Vorhersage-Ensemble eines numerische Wettermodells¹⁵ beschrieben werden.

Die Bestimmung der Vorhersageunsicherheit erfordert auch den Einsatz des prozessbasierten N-A-Modells im operativen Betrieb. Bisher schien der Einsatz physikalisch basierter Prozessmodelle für eine probabilistische Hochwasservorhersage in mesoskaligen Einzugsgebieten an der hohen Rechenzeit dieser Modelle zu scheitern. Schmitz et al. (2005) leisteten hier einen entscheidenden Beitrag und wiesen einen Weg aus dem Dilemma. Die von ihnen entwickelte PAI-OFF Methodik (**P**rocess modelling and **a**rtificial intelligence for **o**nline flash flood forecasting) kombiniert die Prognosefähigkeit prozessbasierter Modelle mit der Robustheit und hohen Rechengeschwindigkeit künstlicher neuronaler Netze. Ein ähnlicher Ansatz zur modellhaften Abbildung eines Prozessmodells mit Hilfe der Methoden der künstlichen Intelligenz wird im Rahmen des HORIX-Projektes (Disse et al., 2008) unter Verwendung eines Fuzzy-Systems realisiert. Dabei wird gleichzeitig die hydrologische Unsicherheit in das Vorhersagesystem integriert.

Doch nicht nur die Vorhersagemodelle des Hochwassers bedürfen einer zusätzlichen Unsicherheitsangabe, um das Vertrauen in die Vorhersagen zu festigen. Auch die aktuelle hydrologische Herausforderung des Klimawandels verlangt für die Prognose der zukünftigen Entwicklung des Wasserangebots und seiner Bewirtschaftung den Einsatz prozessbasierter Modelle. Dabei spielen auch Unsicherheitsaussagen bezüglich der Auswirkungen der Klimaänderung auf beispielsweise den Gebietswasserhaushalt und die Grundwasserneubildung eine entscheidende Rolle zur Ableitung von Handlungsstrategien für die zukünftige ökonomische und ökologische Entwicklung der Natur- und Lebensräume.

¹⁵ Das Ensemble-Vorhersagesystem COSMO-LEPS bietet derzeit Vorhersagen von 51 unterschiedlichen Ensemblemitgliedern für einen Vorhersagezeitraum von 48 h -120 h.

Literatur

- Abbott, M.B., Bathurst, J.C., Cunge, J.A., Oconnell, P.E. und Rasmussen, J., 1986. An Introduction to the European Hydrological System - Systeme Hydrologique European, She .1. History und Philosophy of a Physically-Based, Distributed Modeling System. *Journal of Hydrology*, 87(1-2): 45-59.
- Ad-hoc-AG-Boden, 2005. *Bodenkundliche Kartieranleitung*. Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe, Hannover, 5. Auflage, 438 pp.
- Anderson, E.A., 1973. National Weather Service river forecast system - snow accumulation and ablation model. National Oceanographic and Atmospheric Administration (NOAA), Tech. Mem., NWS-HYDRO-17, U.S. Department of Commerce, Silver Spring, 217 pp.
- Aronica, G., Bates, P.D. und Horritt, M.S., 2002. Assessing the uncertainty in distributed model predictions using observed binary pattern information within GLUE. *Hydrological Processes*, 16(10): 2001-2016.
- Bates, B.C. und Campbell, E.P., 2001. A Markov chain Monte Carlo scheme for parameter estimation and inference in conceptual rainfall-runoff modeling. *Water Resources Research*, 37(4): 937-947.
- Bayes, T.R., 1763. An Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Changes. *Phil. Trans. Roy. Soc. London*, 53, pp. 370 (reprinted in *Biometrika* (1958), 45, pp. 293).
- Beck, M.B., 1985. Structures, failure, inference and prediction. In: M.A. Barker und P.C. Young (Editors), *Identification and System Parameter Estimation (Proceedings of 7th Symposium Volume 2)*, York, UK, pp. 1443-1448.
- Beven, K., 1993. Prophecy, Reality and Uncertainty in Distributed Hydrological Modeling. *Advances in Water Resources*, 16(1): 41-51.
- Beven, K., 2006. A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*, 320(1-2): 18-36.
- Beven, K. und Binley, A., 1992. The Future of Distributed Models - Model Calibration and Uncertainty Prediction. *Hydrological Processes*, 6(3): 279-298.
- Beven, K. und Freer, J., 2001. Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology*, 249(1-4): 11-29.
- Beven, K.J. und Kirkby, M.J., 1979. A physically based variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrol. Sci. Bull.*, 24(1): 43-69.
- Binley, A.M., Beven, K.J., Calver, A. und Watts, L.G., 1991. Changing Responses in Hydrology - Assessing the Uncertainty in Physically Based Model Predictions. *Water Resources Research*, 27(6): 1253-1261.
- Blasone, R.S. et al., 2008. Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) using adaptive Markov chain Monte Carlo sampling. *Advances in Water Resources*, 31(4): 630-648.
- Bliedernicht, J., Bárdossy, A. und Ebert, C., 2008. Stochastische Simulation stündlicher Niederschlagsfelder für Extremereignisse an der Freiburger Mulde, dem Oberen

- Main und der Fränkischen Saale. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 52(4): 168-172.
- Blöschl, G. und Grayson, R., 2002. Advances in distributed hydrological modelling – towards a new paradigm. In: G.H. Schmitz (Editor), Water Resources and Environment Research, Proceedings of ICWRER 2002. Eigenverlag des Forums für Abfallwirtschaft und Altlasten e. V., Dresden, pp. 17-25.
- Box, G.E.P. und Cox, D.R., 1964. An Analysis of Transformations. Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology, 26(2): 211-252.
- Boyle, D.P., Gupta, H.V. und Sorooshian, S., 2000. Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods. Water Resources Research, 36(12): 3663-3674.
- Brakensiek, D.L., Rawls, W.J. und Stephenson, G.R., 1984. Modifying SCS hydrologic soil groups and curve numbers for rangeland soils. ASAE Paper, 203(PNR-84).
- Braun, L.N., 1985. Simulation of snowmelt-runoff in lowland and lower alpine regions of Switzerland. Zürcher Geographische Schriften, 21. ETH Zürich, 166 pp.
- Büttner, U., Fügner, D. und Winkler, U., 2001. Das Hochwasser am 5./6. Juli 1999 im Raum Marienberg im Erzgebirge. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 45(3): 102-111.
- Chankong, V. und Haimes, Y.Y., 1993. Multi-objective optimization: Pareto optimality. In: P.C. Young (Editor), Concise encyclopaedia of environmental systems. Pergamon Press, UK, pp. 387-396.
- Christiaens, K. und Feyen, J., 2002a. Constraining soil hydraulic parameter and output uncertainty of the distributed hydrological MIKE SHE model using the GLUE framework. Hydrological Processes, 16(2): 373-391.
- Christiaens, K. und Feyen, J., 2002b. Use of sensitivity and uncertainty measures in distributed hydrological modeling with an application to the MIKE SHE model. Water Resources Research, 38(9): -.
- Cornelis, W.M., Ronsyn, J., Van Meirvenne, M. und Hartmann, R., 2001. Evaluation of Pedotransfer Functions for Predicting the Soil Moisture Retention Curve. Soil Sci Soc Am J, 65(3): 638-648.
- Cosby, B.J., Hornberger, G.M., Clapp, R.B. und Ginn, T.R., 1984. A Statistical Exploration Of The Relationships Of Soil-Moisture Characteristics To The Physical-Properties Of Soils. Water Resources Research, 20(6): 682--690.
- Cullmann, J., 2007. Online flood forecasting in fast responding catchments on the basis of a synthesis of artificial neural networks and process models. PhD-thesis Thesis, TU Dresden, Dresden, 158 pp.
- Dawdy, D.R. und O'Donnell, T., 1965. Mathematical models of catchment behaviour. J. of the Hydraulic Division, ASCE, 91(HY4): 123-137.
- Deurer, M., 2000. The Dynamics of Water and Solute Flow in the Unsaturated Zone of a Coniferous Forest: Measurements and Numerical Simulation. Institut für Bodenkunde der Universität Hannover, 2. Der Andere Verlag.
- Disse, M. et al., 2008. HORIX - Development of an operational expert system for flood risk management considering prediction uncertainty, 4th International Symposium on Flood Defence: Managing Flood Risk, Reliability and Vulnerability, Toronto, Ontario, Canada, May 6-8.
- Disse, M. et al., 2005. Entwicklung eines operationell einsetzbaren Expertensystems zum Hochwasserrisikomanagement unter Berücksichtigung der Vorhersageunsicherheit,

- Vorhabensbeschreibung zur BMBF-Förderaktivität „Risikomanagement extremer Hochwasserereignisse“.
- Doherty, J., 2004. PEST: Model-Independent Parameter Estimation User Manual: 5th Edition. Watermark Numerical Computing, , Brisbane, Queensland, Australia.
- Duan, Q.Y., Gupta, V.K. und Sorooshian, S., 1993. Shuffled Complex Evolution Approach for Effective and Efficient Global Minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76(3): 501-521.
- Duan, Q.Y., Sorooshian, S. und Gupta, V., 1992. Effective and Efficient Global Optimization for Conceptual Rainfall-Runoff Models. *Water Resources Research*, 28(4): 1015-1031.
- DVWK, 1999. Bodenkundliche Untersuchungen im Felde zur Ermittlung von Kennwerten zur Standortcharakterisierung Teil II: Ableitungen zu Wasser- und Lufthaushalt von Böden. DVWK-Regeln zur Wasserwirtschaft, 136, Bonn.
- Dyck, S. und Peschke, G., 1995. Grundlagen der Hydrologie. Verlag für Bauwesen, Berlin, 536 pp.
- Ewen, J., Parkin, G. und O'Connell, P.E., 2000. SHETRAN: Distributed River Basin Flow and Transport Modeling System. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(3): 250-258.
- FAO, 2006. Guidelines for soil description, Land and water development / World soil resources reports No.4. Food and Agricultural Organisation.
- Feyen, L., Vrugt, J.A., Nuallain, B.O., van der Knijff, J. und De Roo, A., 2007. Parameter optimisation and uncertainty assessment for large-scale streamflow simulation with the LISFLOOD model. *Journal of Hydrology*, 332(3-4): 276-289.
- Franchini, M., Galeati, G. und Berra, S., 1998. Global optimization techniques for the calibration of conceptual rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 43(3): 443-458.
- Freer, J., Beven, K. und Ambrose, B., 1996. Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach. *Water Resources Research*, 32(7): 2161-2173.
- Freeze, R.A. und Harlan, R.L., 1969. Blueprint for a physically-based, digitally-simulated hydrologic response model. *Journal of Hydrology*, 9: 237-258.
- Gan, T.Y. und Biftu, G.F., 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: Optimization algorithms, catchment conditions, and model structure. *Water Resources Research*, 32(12): 3513-3524.
- Gattke, C., 2006. Modellvergleiche zur Untersuchung struktureller Unsicherheiten – Anwendung objektorientierter Methoden in der hydrologischen Modellierung, Ruhr-Universität Bochum, Bochum, 225 pp.
- Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S. und Rubin, D.B., 2004. Bayesian Data Analysis. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, Florida.
- Gelman, A. und Rubin, D.B., 1992. Inference from iterative simulation using multiple sequences. *Statistical Science*, 7: 457-472.
- Goldberg, D.E., 1989. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Mass.
- Götzinger, J., 2007. Distributed Conceptual Hydrological Modelling - Simulation of Climate, Land Use Change Impact and Uncertainty Analysis. Mitteilungen des Instituts für Wasserbau an der Universität Stuttgart, 164. Eigenverlag des Instituts für Wasserbau an der Universität Stuttgart, Stuttgart, 103 pp.

- Green, W.H. und Ampt, G.A., 1911. Studies on Soil Physics: I. The flow of air and water through soils. *Journal of Agricultural Sciences*, 4: 1-24.
- Grundmann, J., 2006. Einsatz der DYNIA-Methodik zur Parameteridentifikation und Unsicherheitsanalyse mit Wasim-ETH. In: M. Casper und M. Herbst (Editors), Niederschlag-Abfluss-Modellierung. Forum für Hydrologie und Wasserbewirtschaftung. Heft 16.06. Fachgemeinschaft Hydrologische Wissenschaften in der DWA, Hennef, pp. 169-180.
- Grundmann, J. und Schmitz, G.H., 2008. Unsicherheitsanalyse in der Niederschlags-Abfluss Modellierung. In: U. Haberlandt, B. Riemeier, M. Billib, H.-R. Verworn und H.-B. Kleeberg (Editors), Hochwasser, Wassermangel, Gewässerverschmutzung - Problemlösung mit modernen hydrologischen Methoden, Beiträge zum Tag der Hydrologie 2008. Forum für Hydrologie und Wasserbewirtschaftung. Heft 23.08. Fachgemeinschaft Hydrologische Wissenschaften in der DWA, Hennef, pp. 270-277.
- Grundmann, J., Schmitz, G.H. und Liedl, R., 2006. Niederschlags-Abfluss-Modellierung im Spiegel unsicherer Bodendaten. In: G.H. Schmitz, F. Lennartz und R. Schwarze (Editors), SYNAP 2006, Analyse und Modellierung der Niederschlags-Abfluss-Prozesse: Bewährte Techniken und neue Ansätze, . Dresdner Schriften zur Hydrologie, 5, Dresden.
- Gupta, H.V., Bastidas, L.A., Vrugt, J.A. und Sorooshian, S., 2003. Multiple criteria global optimization for watershed model calibration. In: Q. Duan, H.V. Gupta, S. Sorooshian, A.N. Rousseau und R. Turcotte (Editors), Calibration of watershed models. *Water Science and Application*, No. 6, Washington, pp. 125-132.
- Gupta, H.V., Beven, K.J. und Wagener, T., 2005. Model Calibration and Uncertainty Estimation. In: M. Anderson (Editor), *Encyclopedia of Hydrological Sciences*, chap. 11. Rainfall-Runoff Modeling. John Wiley & Sons, Ltd.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S. und Yapo, P.O., 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Research*, 34(4): 751-763.
- Hall, M.J., 2001. How well does your model fit the data? *Journal of Hydroinformatics*, 03.1: 49-55.
- Helton, J.C. und Davis, F.J., 2003. Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems. *Reliability Engineering and System Safety*, 81: 23-69.
- Hendrickson, J.D., Sorooshian, S. und Brazil, L.E., 1988. Comparison of Newton-Type and Direct Search Algorithms for Calibration of Conceptual Rainfall-Runoff Models. *Water Resources Research*, 24(5): 691-700.
- Hock, R., 1998. Modeling of Glacier Melt and Discharge. Diss ETH 12430. Verlag Geographisches Institut ETH Zürich, 140 pp.
- Hornberger, G.M. und Spear, R.C., 1981. An Approach to the Preliminary-Analysis of Environmental Systems. *Journal of Environmental Management*, 12(1): 7-18.
- ISSS, 1929. Minutes of the first Commission Meetings, International Congress of Soil Science, Washington, 1927, Proceedings of the Congress of the International Society of Soil Science (ISSS). No.4, pp. 215-222.
- Järschel, T., 2007. Identifikation geeigneter Zielfunktionen für die automatische Kalibrierung von Wasim-ETH zur Simulation extremer Hochwasser. TU Dresden, Institut für Hydrologie und Meteorologie, Diplomarbeit.

- Jury, W.A., Russo, D. und Sposito, G., 1987. Scaling Models of Water Transport. *Hilgardia*, 55(4): 33-54.
- Kavetski, D., Franks, S.W. und Kuczera, G., 2002. Confronting input uncertainty in environmental modelling. In: Q. Duan, H.V. Gupta, S. Sorooshian, A.N. Rousseau und R. Turcotte (Editors), *Calibration of Watershed Models*. AGU Water Science and Applications Series, pp. 49-68.
- Kavetski, D., Kuczera, G. und Franks, S.W., 2006a. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 1. Theory. *Water Resources Research*, 42(3): -.
- Kavetski, D., Kuczera, G. und Franks, S.W., 2006b. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 2. Application. *Water Resources Research*, 42(3): -.
- Kiefer, E.-M., 1992. Hydrodynamisch-numerische Simulation der Wasserbewegung im ungesättigten und gesättigten Boden unter besonderer Berücksichtigung seiner natürlichen Variabilität. *Berichte Versuchsanstalt Obernach und Lehrstuhl für Wasserbau und Wassermengenwirtschaft der TU München*, 71.
- Kitanidis, P., 1997. *Introduction to Geostatistics: Applications to Hydrogeology*. Cambridge University Press, Cambridge, 249 pp.
- Krzysztofowicz, R., 2001. The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology*, 249(1-4): 2-9.
- Krzysztofowicz, R., 2002. Bayesian system for probabilistic river stage forecasting. *Journal of Hydrology*, 268(1-4): 16-40.
- Krzysztofowicz, R. und Kelly, K.S., 2000. Hydrologic uncertainty processor for probabilistic river stage forecasting. *Water Resources Research*, 36(11): 3265-3277.
- Kuczera, G., Kavetski, D., Franks, S. und Thyer, M., 2006. Towards a Bayesian total error analysis of conceptual rainfall-runoff models: Characterising model error using storm-dependent parameters. *Journal of Hydrology*, 331(1-2): 161-177.
- Kuczera, G. und Parent, E., 1998. Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: The Metropolis algorithm. *Journal of Hydrology*, 211(1-4): 69-85.
- Kunstmann, H. und Stadler, C., 2003. Gekoppelte hochaufgelöste Meteorologie-Hydrologie-Simulationen für das alpine Einzugsgebiet der Mangfall. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung*, 47(4): 151-159.
- Lei, J.H. und Schilling, W., 1994. Parameter Uncertainty Propagation Analysis For Urban Rainfall-Runoff Modeling. *Water Science and Technology*, 29(1-2): 145-154.
- Liedl, R., 1991. Funktionaldifferentialgleichungen zur Beschreibung von Wasserbewegungen in Böden natürlicher Variabilität. *Beiträge zur Theorie und Entwicklung eines numerischen Lösungsverfahrens*. *Berichte Versuchsanstalt Obernach und Lehrstuhl für Wasserbau und Wassermengenwirtschaft der TU München*, 67.
- Madsen, H., 2000. Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. *Journal of Hydrology*, 235(3-4): 276-288.
- Madsen, H., 2003. Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives. *Advances in Water Resources*, 26(2): 205-216.
- Mantoglou, A., 1987. Digital-Simulation of Multivariate Two-Dimensional and 3-Dimensional Stochastic-Processes with a Spectral Turning Bands Method. *Mathematical Geology*, 19(2): 129-149.
- Mantoglou, A. und Wilson, J.L., 1982. The Turning Bands Method for Simulation of Random-Fields Using Line Generation by a Spectral Method. *Water Resources Re-*

- search, 18(5): 1379-1394.
- Masri, S.F., Bekey, G.A. und Safford, F.B., 1980. A global optimization algorithm using adaptive random search. *Applied Mathematics and Computation*, 7: 353-375.
- Matanga, G.B. et al., 2004. HydroSphere: Fully-Integrated, Surface/Subsurface Numerical Model for Watershed Analysis of Hydrologic, Water Quality and Sedimentation Processes. American Geophysical Union, Fall Meeting, abstract.
- Maurer, T., 1997. Physikalisch begründete, zeitkontinuierliche Modellierung des Wassertransports in kleinen ländlichen Einzugsgebieten. PhD-thesis Thesis, Universität Karlsruhe, Institut für Hydrologie und Wasserwirtschaft.
- Mckay, M.D., Beckman, R.J. und Conover, W.J., 1979. Comparison of 3 Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. *Technometrics*, 21(2): 239-245.
- Melching, C.S., 1992. An Improved 1st-Order Reliability Approach for Assessing Uncertainties in Hydrologic Modeling. *Journal of Hydrology*, 132(1-4): 157-177.
- Melching, C.S., 1995. Reliability estimation. In: V.P. Singh (Editor), *Computer models of watershed hydrology*. Water Resources Publications, Colorado, USA, pp. 69-118.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller, A.H. und Teller, E., 1953. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. *Journal of Chemical Physics*, 21(6): 1087-1092.
- Meyer, P.D., L., R.M. und Gee, G.W., 1997. Uncertainty Analyses of Infiltration and Subsurface Flow and Transport for SDMP Sites, NUREG/CR-6565. U.S. Nuclear Regulatory Commission, Washington, DC.
- Miller, E.E. und Miller, R.D., 1956. Physical Theory for Capillary Flow Phenomena. *J. Appl. Phys.*, 27(4): 324-332.
- Minasny, B., McBratney, A.B. und Bristow, K.L., 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. *Geoderma*, 93(3-4): 225--253.
- Mohamed, J.L. und Walsh, J., 1986. *Numerical Algorithms*. Oxford Science Publications, 368 pp.
- Montanari, A., 2005. Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 41(8).
- Montanari, A. und Brath, A., 2004. A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research*, 40(1).
- Nash, J.E. und Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10: 282-290.
- Nelder, J.A. und Mead, R., 1965. A simplex method for function minimisation. *Computer Journal*, 7: 308-313.
- Nemes, A. und Rawls, W.J., 2006. Evaluation of different representations of the particle-size distribution to predict soil water retention. *Geoderma*, 132(1-2): 47-58.
- Nemes, A., Wösten, J.H.M., Lilly, A. und Oude Voshaar, J.H., 1999. Evaluation of different procedures to interpolate particle-size distributions to achieve compatibility within soil databases. *Geoderma*, 90(3-4): 187-202.
- Obled, C., Bontron, G. und Garçon, R., 2002. Quantitative precipitation forecasts: a statistical adaptation of model outputs through an analogues sorting approach. *Atmospheric Research*, 63(3-4): 303-324.

- Parajka, J., Merz, R. und Blöschl, G., 2007. Uncertainty and multiple objective calibration in regional water balance modelling: case study in 320 Austrian catchments. *Hydrological Processes*, 21(4): 435-446.
- Peschke, G., 1987. Moisture and Runoff Components from a Physically Founded Approach. *Acta hydrophysica*, 31(3): 191-205.
- Refsgaard, J.C. und Storm, B., 1995. MIKE SHE. In: V.P. Singh (Editor), *Computer models of watershed hydrology*. Water Resources Publications, Colorado, USA, pp. 809-846.
- Richards, L.A., 1931. Capillary Conduction of Liquids through Porous Mediums. *Physics*, 1(5): 318-333.
- Rinne, H., 2003. *Taschenbuch der Statistik*. Wissenschaftlicher Verlag Harri Deutsch, Frankfurt a. M., 849 pp.
- Robert, C.P. und Casella, G., 2004. *Monte Carlo Statistical Methods*. Springer Texts in Statistics, New York.
- Rojanschi, V., 2006. Abflusskonzentration in mesoskaligen Einzugsgebieten unter Berücksichtigung des Sickerraumes. *Mitteilungen des Instituts für Wasserbau an der Universität Stuttgart*, 146. Eigenverlag des Instituts für Wasserbau an der Universität Stuttgart, Stuttgart, 180 pp.
- Saxton, K.E., Rawls, W.J., Romberger, J.S. und Papendick, R.I., 1986. Estimating Generalized Soil-water Characteristics from Texture. *Soil Sci Soc Am J*, 50(4): 1031-1036.
- Schaap, M.G., Leij, F.J. und van Genuchten, M.T., 1998. Neural Network Analysis for Hierarchical Prediction of Soil Hydraulic Properties. *Soil Sci Soc Am J*, 62(4): 847-855.
- Schaefli, B., 2005. Quantification of hydrological modelling uncertainties in climate change impact studies on water resources: application to a glacier-fed hydropower production system in the swiss alps, *Swiss Institute of Technology, Lausanne*, 219 pp.
- Schaefli, B., Talamba, D.B. und Musy, A., 2007. Quantifying hydrological modeling errors through a mixture of normal distributions. *Journal of Hydrology*, 332(3-4): 303-315.
- Scheinost, A.C., Sinowski, W. und Auerswald, K., 1997. Regionalization of soil water retention curves in a highly variable soilscape, I. Developing a new pedotransfer function. *Geoderma*, 78(3-4): 129-143.
- Schmitz, G.H., Cullmann, J., Görner, W., Lennartz, F. und Dröge, W., 2005. PAI-OFF: A new strategy of flash-flood forecasting in quickly responding catchments. *Hydrologie und Wasserbewirtschaftung* 49(5): 226-234.
- Schulla, J., 1997. *Hydrologische Modellierung von Flussgebieten zur Abschätzung der Folgen von Klimaänderungen*. Diss ETH 12018. Geographisches Institut ETH Zürich.
- Schulla, J. und Jasper, K., 1998. *Modellbeschreibung WaSiM-ETH*. Geographisches Institut ETH Zürich.
- Sivapalan, M. et al., 2003. IAHS decade on Predictions in Ungauged Basins (PUB), 2003-2012: Shaping an exciting future for the hydrological sciences. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 48(6): 857-880.
- Sorooshian, S. und Dracup, J.A., 1980. Stochastic Parameter-Estimation Procedures for Hydrologic Rainfall-Runoff Models - Correlated and Heteroscedastic Error Cases.

- Water Resources Research, 16(2): 430-442.
- Sorooshian, S. und Gupta, V.K., 1995. Model calibration. In: V.P. Singh (Editor), Computer models of watershed hydrology. Water Resources Publications, Colorado, USA, pp. 23-68.
- Spear, R.C. und Hornberger, G.M., 1980. Eutrophication in Peel Inlet - II. Identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis. Water Research, 14: 43-49.
- Tang, Y., Reed, P. und Wagener, T., 2006. How effective and efficient are multiobjective evolutionary algorithms at hydrologic model calibration? Hydrology and Earth System Sciences, 10(2): 289-307.
- Teepe, R., Dilling, H. und Beese, F., 2003. Estimating water retention curves of forest soils from soil texture and bulk density. Journal of Plant Nutrition and Soil Science, 166(1): 111-119.
- Thiemann, M., Trosset, M., Gupta, H. und Sorooshian, S., 2001. Bayesian recursive parameter estimation for hydrologic models. Water Resources Research, 37(10): 2521-2535.
- Thompson, N., Barrie, J.A. und Ayles, M., 1981. The Meteorological Office rainfall and evaporation calculation system: MORECS. Hydrological Memorandum, 45.
- Thyer, M., Kuczera, G. und Bates, B.C., 1999. Probabilistic optimization for conceptual rainfall-runoff models: A comparison of the shuffled complex evolution and simulated annealing algorithms. Water Resources Research, 35(3): 767-773.
- Tietje, O. und Hennings, V., 1996. Accuracy of the saturated hydraulic conductivity prediction by pedo-transfer functions compared to the variability within FAO textural classes. Geoderma, 69(1-2): 71-84.
- Todini, E., 2007. Hydrological catchment modelling: past, present and future. Hydrology and Earth System Sciences, 11(3): 468-482.
- Uhlenbrook, S., 2005. Von der Abflussbildungsprozessforschung zur prozess-orientierten Modellierung – eine Review. Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 49(1): 13-24.
- USDA, 1951. Soil Survey Manual. U.S. Dept. of Agriculture. Soil Conservation Service. Soil Survey Staff.
- van Genuchten, M.T., 1980. A Closed-form Equation for Predicting the Hydraulic Conductivity of Unsaturated Soils. Soil Sci Soc Am J, 44(5): 892-898.
- Vereecken, H., Maes, J. und Feyen, J., 1990. Estimating Unsaturated Hydraulic Conductivity From Easily Measured Soil Properties. Soil Science, 149(1): 1-12.
- Vereecken, H., Maes, J., Feyen, J. und Darius, P., 1989. Estimating the soil moisture retention characteristic from texture, bulk density, and carbon content. Soil Science.
- Vertessy, R.A., Hatton, T.J., Oshaughnessy, P.J. und Jayasuriya, M.D.A., 1993. Predicting Water Yield from a Mountain Ash Forest Catchment Using a Terrain Analysis Based Catchment Model. Journal of Hydrology, 150(2-4): 665-700.
- Vrugt, J.A., Dekker, S.C. und Bouten, W., 2003a. Identification of rainfall interception model parameters from measurements of throughfall and forest canopy storage. Water Resources Research, 39(9).
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bastidas, L.A., Bouten, W. und Sorooshian, S., 2003b. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models. Water Resources Research, 39(8).

- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W. und Sorooshian, S., 2003c. A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resources Research*, 39(8).
- Vrugt, J.A. et al., 2006a. Application of stochastic parameter optimization to the Sacramento Soil Moisture Accounting Model. *Journal of Hydrology*, 325(1-4): 288-307.
- Vrugt, J.A. et al., 2006b. Application of parallel computing to stochastic parameter estimation in environmental models. *Computers & Geosciences*, 32(8): 1139-1155.
- Vrugt, J.A. und Robinson, B.A., 2007. Improved evolutionary optimization from genetically adaptive multimethod search. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 104(3): 708-711.
- Wagner, T., Camacho, L.A. und Wheeler, H.S., 2002. Dynamic Identifiability analysis of the transient storage model for solute transport in rivers. *Journal of Hydroinformatics*, 04(3): 199-211.
- Wagner, T., Lees, M.J. und Wheeler, H.S., 2000. Incorporating predictive uncertainty into a rainfall-runoff modelling system, 4th International Conference on Hydroinformatics. *Proceedings of the Hydroinformatics 2000*, Cedar Rapids, Iowa, USA, pp. 23-27.
- Wagner, T., McIntyre, N., Lees, M.J., Wheeler, H.S. und Gupta, H.V., 2003. Towards reduced uncertainty in conceptual rainfall-runoff modelling: Dynamic identifiability analysis. *Hydrological Processes*, 17(2): 455-476.
- Wagner, T. und Wheeler, H.S., 2002. On the evaluation of conceptual rainfall-runoff models using multiple-objectives and dynamic identifiability analysis. In: I. Littlewood (Editor), *Continous river flow simulation: Methods, applications and uncertainties*. British Hydrological Society - Occasional Papers, No. 13, Wallingford, pp. 45-51.
- Wagner, T., Wheeler, H.S. und Gupta, H.V., 2004. *Rainfall-Runoff Modelling in Gauged and Ungauged Catchments*. Imperial College Press, London, 306 pp.
- Wang, Q.J., 1991. The Genetic Algorithm and Its Application to Calibrating Conceptual Rainfall-Runoff Models. *Water Resources Research*, 27(9): 2467-2471.
- Warrick, A.W., Mullen, G.J. und Nielsen, D.R., 1977. Scaling Field-Measured Soil Hydraulic Properties Using a Similar Media Concept. *Water Resources Research*, 13: 355-362.
- Wohling, T., Vrugt, J.A. und Barkle, G.F., 2008. Comparison of three multiobjective optimization algorithms for inverse modeling of vadose zone hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 72(2): 305-319.
- Wösten, J.H.M., Lilly, A., Nemes, A. und Le Bas, C., 1999. Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. *Geoderma*, 90(3-4): 169-185.
- Yang, J., Reichert, P. und Abbaspour, K.C., 2007a. Bayesian uncertainty analysis in distributed hydrologic modeling: A case study in the Thur River basin (Switzerland). *Water Resources Research*, 43(10).
- Yang, J., Reichert, P., Abbaspour, K.C., Xia, J. und Yang, H., 2008. Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of Hydrology*, 358(1-2): 1-23.
- Yang, J., Reichert, P., Abbaspour, K.C. und Yang, H., 2007b. Hydrological modelling of the chaohe basin in china: Statistical model formulation and Bayesian inference. *Journal of Hydrology*, 340(3-4): 167-182.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V. und Sorooshian, S., 1998. Multi-objective global optimization for

- hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 204(1-4): 83-97.
- Yeh, T.C.J., Gelhar, L.W. und Gutjahr, A.L., 1985. Stochastic-Analysis of Unsaturated Flow in Heterogeneous Soils .2. Statistically Anisotropic Media with Variable-Alpha. *Water Resources Research*, 21(4): 457-464.
- Yu, P.S., Yang, T.C. und Chen, S.J., 2001. Comparison of uncertainty analysis methods for a distributed rainfall-runoff model. *Journal of Hydrology*, 244(1-2): 43-59.
- Zitzler, E., Laumanns, M. und Thiele, L., 2001. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. TIK-103. Department of Electrical Engineering, Swiss Federal Institute of Technology, Zürich, Schweiz.
- Zitzler, E. und Thiele, L., 1999. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the Strength Pareto approach. *Ieee Transactions on Evolutionary Computation*, 3(4): 257-271.

Symbolverzeichnis

A	Transformationsfaktor
F	Zielfunktion
L	Likelihood, Likelihoodfunktion
M	Anzahl der Intervalle
N	Stichprobenumfang
P	Wahrscheinlichkeit
Q_0	Skalierung für den Basisabfluss
X	Matrix des beobachteten Modellinputs
Y	Matrix des beobachteten Modelloutputs
\hat{Y}	Matrix des simulierten Modelloutputs
Z	Zufallsvariable
c_k	Begrenzung im k_s -Wert-Verhältnis zwischen zwei Bodenschichten [-]
dr	Entwässerungsdichte [-]
d_z	Dicke der Bodenschichten [m]
$h(\cdot)$	Funktion des hydrologischen Modells
i	Zähler, laufende Nummer
k	hydraulische Leitfähigkeit [m/s]
kb	Speicherkonstante Basisabfluss [m]
kd	Speicherkonstante Direktabfluss [h]
ki	Speicherkonstante Interflow [h]
k_{rec}	k_s -Abnahme mit der Tiefe
k_s	gesättigte hydraulische Leitfähigkeit [m/s]
l_v	Anzahl Bodenschichten
m	empirischer Parameter nach Mualem/van Genuchten mit $m = 1 - 1/n$
n	empirischer Parameter nach Mualem/van Genuchten [-]
$p(\cdot)$	Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
q	spezifischer Fluss [m/s]
\hat{q}	simulierter Abfluss [m ³ /s]
q	beobachteter Abfluss [m ³ /s]
q_{ifl}	Interflow [mm/h]
r	Korrelationskoeffizient [-]
t	Zeit [s]
u	Maßstabsfaktor, Skalierungsparameter [-]
u_h	Skalierungsparameter der Retentionsfunktion [-]
u_k	Skalierungsparameter der Leitfähigkeitsfunktion [-]

w	Wichtungsfaktor für das Gütekriterium i oder den Zeitschritt t
x	Ortsvektor
\hat{y}_t	simulierter Output zum Zeitpunkt t
y_t	beobachteter Output zum Zeitpunkt t
\bar{y}	Mittelwert des beobachteten Outputs
z	Vertikalkoordinate [m]
Θ	Wassergehalt [m^3/m^3]
Θ	Parameterraum
Θ_r	residualer Wassergehalt [-]
Θ_s	Sättigungswassergehalt [-]
Ψ	hydraulische Höhe [m]
α	empirischer Parameter nach Mualem/van Genuchten [m^{-1}]
β	Hangneigung [$^\circ$]
ε	Modellfehler
ζ	Gütekriterium
θ	Parametervektor, Parametersatz
θ_i	Parameter
λ	mikroskopische Länge [m]
π	die Zahl Pi
σ	Standardabweichung
ψ	aktuelle Saugspannung [m]
ℓ	Tortuositätskoeffizient [-]

Abkürzungsverzeichnis

ATKIS	Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem
BÜK	Bodenübersichtskarte
CORINE	CoORDination of Information on the Enviroment
DWD	Deutscher Wetterdienst
DYNIA	Dynamic identifiability analysis
EZG	Einzugsgebiet
GLUE	Generalised likelihood uncertainty estimation
GML	Gauss-Marquardt-Levenberg
HHQ	höchstes beobachtetes Hochwasser am Pegel
HORIX	Entwicklung eines operationell einsetzbaren Expertensystems zum Hochwasserrisikomanagement unter Berücksichtigung der Vorhersageunsicherheit
HQ(T)	Hochwasser mit einer statistischen Eintrittswahrscheinlichkeit von T Jahren
HW	Hochwasser
IAHS	International Association for Hydrological Sciences
KA5	Bodenkundliche Kartieranleitung 5. Auflage
LHS	Latin-Hypercube-Sampling
Ls2	schwach sandiger Lehm
MCS	Monte-Carlo-Simulation
MCMC	Markov-Ketten-Monte-Carlo
MOSCEM	Multi-objective shuffled-complex-evolution-metropolis
MQ	mittlerer Abfluss am Pegel
müNN	Meter über Meereshöhe
MVG	Mualem/van Genuchten
N-A	Niederschlag-Abfluss
NSE	Nash-Sutcliffe-Effizienz
NV	Normalverteilung
PC	Personalcomputer
PTF	Pedotransferfunktion
PTV	aggregiertes Gütekriterium
PUB	Predictions in Ungauged Basins
RMSE	Root mean square error
RMSE(peak)	RMSE des Hochwasserscheitelbereiches
rPD	relative Differenz zwischen beobachteten und simulierten Hochwasserscheitel

rVD	relative Differenz zwischen beobachteten und simulierten Hochwasservolumina
SCE	Shuffled-complex-evolution
SCEM-UA	Shuffled-complex-evolution-metropolis
SI3	mittel lehmiger Sand
SI4	stark lehmiger Sand
Slu	schluffig-lehmiger Sand
SSE	Summe der gewichteten quadratischen Abweichung
Std	Standardabweichung
TU	Technische Universität
Var	Varianz
WQ	Wasserstand-Durchfluss
ZIH	Zentrum für Informationsdienste und Hochleistungsrechnen

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1.1:	Vom Hochwasser zerstörte Häuser, Weesenstein August 2002	1
Abb. 2.1:	Einflussgrößen und Aufgaben bei der Bestimmung der Unsicherheiten in der N-A-Modellierung.....	11
Abb. 3.1:	Vorgehensweise bei der hydrologischen Modellierung.....	13
Abb. 3.2:	Das Bodenmodell und zugehörige Parameter des hydrologischen Modells WaSiM-ETH 6.4 (Version 2) modifiziert nach Schulla und Jasper (1998).....	17
Abb. 3.3:	Prinzip der Pareto-Optimalität (Vrugt et al., 2003b)	21
Abb. 3.4:	Maskierung der Abflussganglinie nach Boyle et al. (2000), linker Teil, und Wagener und Wheatler (2002), rechter Teil, für verschiedene Antwortmodi eines Einzugsgebietes (modifiziert nach Wagener (2004)).	24
Abb. 3.5:	Arbeitsschritte des DYNIA-Verfahrens, modifiziert nach Wagener et al. (2002).....	27
Abb. 3.6:	Methodik des Latin-Hypercube-Sampling.....	37
Abb. 3.7:	Konvergenzverhalten der <i>Posteriori</i> -Verteilung (links) und Beprobung des Parameterraumes (rechts) bei der Markov-Ketten-Monte-Carlo-Methode.....	38
Abb. 4.1:	Die Strategie für die Unsicherheitsbestimmung in der flächendifferenzierten N-A-Modellierung.....	41
Abb. 5.1:	Lage und Morphologie des Einzugsgebiets der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz	46
Abb. 5.2:	Bodentypen (links) und Landnutzung (rechts) im Einzugsgebiet der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz.....	47
Abb. 5.3:	Tages- und Stundenwertstationen des Niederschlags im Einzugsgebiet der Freiburger Mulde.....	48
Abb. 5.4:	bestes Simulationsergebnis bezüglich des RMSE, Experiment 1, Zeitraum vom 1.4.95 - 15.9.95 (RMSE= 0,038 mm/h)	53
Abb. 5.5:	DYNIA-Ergebnis für den Parameter α , Experiment 1, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95.....	53
Abb. 5.6:	DYNIA-Ergebnis für die Parameter n , k_s , dr , ki , kd , Experiment 1, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95	55
Abb. 5.7:	bestes Simulationsergebnis bezüglich des RMSE, Experiment 2; links: Zeitraum 1.4.95 - 15.9.95; rechts: Hochwasser September 1995.....	56
Abb. 5.8:	Vergleich der Streudiagramme der Parameter kd , ki und dr für verschiedene Analysezeiträume	57
Abb. 5.9:	Vergleich der empirischen Verteilungen der Parameter kd , ki und dr für die 10 % besten der Simulationen der verschiedenen Analysezeiträume	58
Abb. 5.10:	DYNIA-Ergebnis für die Parameter kd , ki , dr (Experiment 2, Zeitraum: 1.4.95 - 15.9.95).....	58
Abb. 5.11:	2D-Visualisierung der Parameterabhängigkeiten bezüglich des RMSE.....	61
Abb. 5.12:	Visualisierung der Oberflächen verschiedener Zielfunktionen für ausgewählte Zielfunktionswerte im 3D-Raum.....	62
Abb. 5.13:	Maskierung der Abflussganglinie nach den Verfahren Maske-Grenzwert (oben), Maske-	

Wagener (mitte) und Maske-HW (unten) am Beispiel des HW 9/1995, Pegel Zöblitz, aus Järschel (2007).....	64
Abb. 5.14: Parameteroptimierung für unterschiedliche Zielfunktionen und Optimierungsalgorithmen für die Hochwasser 9/1995 (oben), 7/1996 (Mitte) und 8/2002 (unten) am Pegel Zöblitz.....	65
Abb. 5.15: Methodenvergleich der Unsicherheitsanalyse konzeptioneller Modellparameter.....	69
Abb. 5.16: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der <i>Behavioural</i> -Parameter-sätze bestimmt mit der GLUE-Methode anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale).....	70
Abb. 5.17: Lage der pareto-optimalen Parametersätze (Rhomben) im zweidimensionalen Zielfunktionsraum.....	70
Abb. 5.18: Konvergenzverhalten der Markov-Ketten der <i>Posteriori</i> -Verteilung bei der Bayes'schen Inferenz.....	71
Abb. 5.19: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und σ aus den Randverteilungen der <i>Posteriori</i> -Verteilung im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale).....	72
Abb. 5.20: Überprüfung der statistischen Annahmen bei der Bayes'schen Inferenz.....	73
Abb. 5.21: Bodenarten nach BÜK 200 für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau.....	77
Abb. 5.22: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der bodenhydraulischen Parameter k_s , a , n und θ_s für die Bodenart S14 anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagrammen (unterhalb Bilddiagonale).....	80
Abb. 5.23: Retentions- und Leitfähigkeitsfunktionen für die Bodenart S14.....	81
Abb. 5.24: Maßstabsabhängigkeit nach dem Konzept vom ähnlichen Boden (aus Miller und Miller (1956)).....	82
Abb. 5.25: unskalierte (linker Teil) und skalierte (rechter Teil) bodenhydraulische Charakteristika nach Warrick et al. (1977).....	84
Abb. 5.26: Verteilungen der Skalierungsparameter für die mineralischen Böden im Untersuchungsgebiet.....	86
Abb. 5.27: Retentions- (oben) und Leitfähigkeitsfunktionen (unten) der Bodenart S14, unskaliert (links) und skaliert (rechts); Skalierung nach Warrick et al. (1977), PTF nach Wösten/Wösten.....	87
Abb. 5.28: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Skalierungsparameter der Retentionsfunktion u_h und der Leitfähigkeitsfunktion u_k nach Warrick et al. (1977), PTF nach Wösten/Wösten (links) und Minasny/Cosby (rechts).....	87
Abb. 5.29: Hochwasserabfluss vom September 1995, statistische Analyse der Monte-Carlo-Simulation.....	88
Abb. 5.30: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten des Gebietsabflusses für unterschiedliche PTF-Kombinationen zur Beschreibung unsicherer Bodeninformationen am Beispiel des Hochwassers September 1995, Schwarze Pockau/Pegel Zöblitz.....	90
Abb. 5.31: Konzept einer stochastischen Simulation am Beispiel der räumlichen Verteilung der Niederschlagshöhe aus Bliefernicht et al. (2008).....	92
Abb. 5.32: Interpoliertes (links) und simuliertes stündliches Niederschlagsfeld (rechts). Freiburger Mulde. 12. August 2002. 9 Uhr, aus Bliefernicht et al. (2008).....	93

Abb. 5.33: Unsicherheit des stündlichen Gebietsniederschlags. Freiburger Mulde. August 2002. Jahrhunderthochwasser Elbe, aus Bliefernicht et al. (2008).....	93
Abb. 6.1: Ergebnis der Kalibrierung des N-A-Modells an der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz für die Hochwasser HW 9/1995 (links) und HW 7/1996 (rechts)	95
Abb. 6.2: Ergebnis der Validierung des N-A-Modells an der Schwarzen Pockau/Pegel Zöblitz für die Hochwasser HW 9/1998 (links) und HW 8/2002 (rechts)	95
Abb. 6.3: Analyse des Konvergenzverhaltens der konzeptionellen Modellparameter anhand des Gelman-Rubin Kriteriums	97
Abb. 6.4: Analyse des Konvergenzverhaltens der konzeptionellen Modellparameter anhand der Markov-Ketten.....	97
Abb. 6.5: statistische Analyse der Unsicherheit der Modellparameter für den Gebietsabfluss anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau.....	98
Abb. 6.6: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und σ der Modellparameterunsicherheit im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bildidiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bildidiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bildidiagonale)	99
Abb. 6.7: statistische Analyse des Einflusses der unsicheren Bodeninformationen auf den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau.....	101
Abb. 6.8: Konvergenzverhalten des Mittelwertes des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus den Bodeninformationen	102
Abb. 6.9: Konvergenzverhalten der Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus den Bodeninformationen	102
Abb. 6.10: statistische Analyse des Einflusses der raum-zeitlichen Niederschlagsvariabilität auf den Gebietsniederschlag (oben) den Gebietsabfluss (Mitte) und den Sättigungsgrad (unten) anhand des HW 9/1995 für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau	103
Abb. 6.11: statistische Analyse des Einflusses der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung auf den Gebietsniederschlag (oben), den Gebietsabfluss (Mitte) und die Gebietsättigung (unten) anhand des HW 7/1996 (links) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau	104
Abb. 6.12: Vergleich der Unsicherheiten im Gebietsniederschlag und Gebietsabfluss anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau	105
Abb. 6.13: Konvergenzverhalten des Mittelwertes (oben) und der Standardabweichung (unten) des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Unsicherheitsbestimmung resultierend aus der raum-zeitlichen Niederschlagsverteilung.....	106
Abb. 6.14: Vergleich der Unsicherheiten im Gebietsabfluss resultierend aus den Einflussgrößen raum-zeitliche Niederschlagsverteilung, Bodeninformationen und Modellparameter anhand des HW 9/1995 (oben), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (unten) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau.....	107
Abb. 6.15: Variationskoeffizienten der Leitfähigkeitsfunktionen der Leitbodenarten im Untersuchungsgebiet.....	108

Abb. 6.16: Analyse des Konvergenzverhaltens der Modell- und Bodenparameter anhand des Gelman-Rubin Kriteriums bei der hydrologischen Unsicherheit 111

Abb. 6.17: statistische Analyse der hydrologischen Unsicherheit für den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad des Gebiets (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau 112

Abb. 6.18: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki , dr und $soil$ der hydrologischen Unsicherheit im Ergebnis der Bayes'schen Inferenz anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)..... 113

Abb. 6.19: statistische Analyse der Gesamt-Unsicherheit für den Gebietsabfluss (oben) und den Sättigungsgrad des Gebiets (unten) anhand des HW 9/1995 (links), des HW 7/1996 (Mitte) und des HW 8/2002 (rechts) für den Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau..... 116

Abb. 6.20: Konvergenzverhalten der Standardabweichung des Gebietsabflusses für ausgewählte Zeitpunkte des HW 7/1996 bei der Bestimmung der Gesamt-Unsicherheit..... 117

Abb. 6.21: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten für die Kombination der Unsicherheiten.
..... 118

Abb. 6.22: Mittelwert, Median und 90 %-Quantil (grauer Bereich) der hydrologischen Unsicherheit (links) und der Gesamt-Unsicherheit (rechts) bestimmt mittels MCS im Vergleich zur Abflussbeobachtung für das HW 9/1995, Pegel Zöblitz/Schwarze Pockau 119

Abb. 6.23: zeitlicher Verlauf der Variationskoeffizienten für die Kombination der Unsicherheiten mittels MCS..... 120

Abb. A1: Vergleich der DYNIA-Ergebnisse für die Parameter kd , ki , dr Experiment 2, für die Hochwasser HW 9/1995 und HW 8/2002 147

Abb. A2.1: zeitlicher Verlauf des 90 %-Quantilbereiches der Parameterunsicherheit im Ergebnis der GLUE-Analyse für die besten 1 % der Simulationen..... 148

Abb. A2.2: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der *Behavioural*-Parameter-sätze bestimmt mit der GLUE-Methode für die 1% der besten Simulationen anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)..... 148

Abb. A3.1: Vergleich der Unsicherheitsbänder der Simulationen mit den pareto-optimalen Parametersätzen bestimmt mittels multikriterieller Optimierung (MOSCEM) und MCS 149

Abb. A3.2: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der 43 pareto-optimalen Parametersätze bestimmt mit MOSCEM anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)..... 149

Tabellenverzeichnis

Tab. 3.1:	Parameter des Bodenmodells von WaSiM-ETH 6.4 (Version 2) modifiziert nach Schulla und Jasper (1998).....	18
Tab. 5.1:	Datengrundlage für das Einzugsgebiet der Freiburger Mulde.....	49
Tab. 5.2:	Übersicht der interpolierten Klimagrößen das Einzugsgebiet der Freiburger Mulde... ..	49
Tab. 5.3:	verfügbare Hochwasserereignisse im Untersuchungszeitraum.....	50
Tab. 5.4:	Parameter der numerischen Experimente	52
Tab. 5.5:	beste Parametersätze bezüglich des RMSE für die verschiedenen Analysezeiträume .	57
Tab. 5.6:	Parametersätze der Optimierungsläufe	66
Tab. 5.7:	Parameter des Methodenvergleichs der Unsicherheitsanalyse	67
Tab. 5.8:	Vergleich der statistischen Eigenschaften der konzeptionellen Modellparameter für die unterschiedlichen Methoden der Unsicherheitsbestimmung	73
Tab. 5.9:	Ober- und Untergrenzen der Bodenstrukturinformationen nach KA5.....	77
Tab. 5.10:	statistische Kenngrößen der bodenhydraulischen Parameter für die Bodenart SL4.....	80
Tab. 5.11:	Statistische Kenngrößen der Skalierungsparameter.....	86
Tab. 5.12:	mittlere Variationskoeffizienten der bodenhydraulischen Charakteristika für unterschiedliche PTF-Kombinationen	90
Tab. 6.1:	Statistische Kenngrößen der Modellparameter und der Standardabweichung σ bestimmt mit der Bayes'schen Inferenz.....	99
Tab. 6.2:	Statistische Kenngrößen der Modell- und Bodenparameter bei der hydrologischen Unsicherheit bestimmt mit der Bayes'schen Inferenz	113
Tab. B1:	Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Vereecken et al. (1989).....	150
Tab. B2:	Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Scheinost et al. (1997).....	150
Tab. B3:	Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Wösten et al. (1999).....	151
Tab. B4:	Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Minasny et al. (1999).....	151
Tab. B5:	Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Teepe et al. (2003)	152
Tab. B6:	PTF zur Ermittlung der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit k_s	153
Tab. B7:	Empfehlungen zur Auswahl der bestgeeigneten PTF in Abhängigkeit von der Bodenart, aus KA 5, abgeleitet von Tietje und Hennings (1996).....	153
Tab. B8:	Eingangsparameter für die ausgewählten Pedotransferfunktionen zur Bestimmung der Mualem/van Genuchten-Parameter (MVG) und der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit k_s	154

Anlagen

Anlage A1: Identifizierbarkeit der Modellparameter

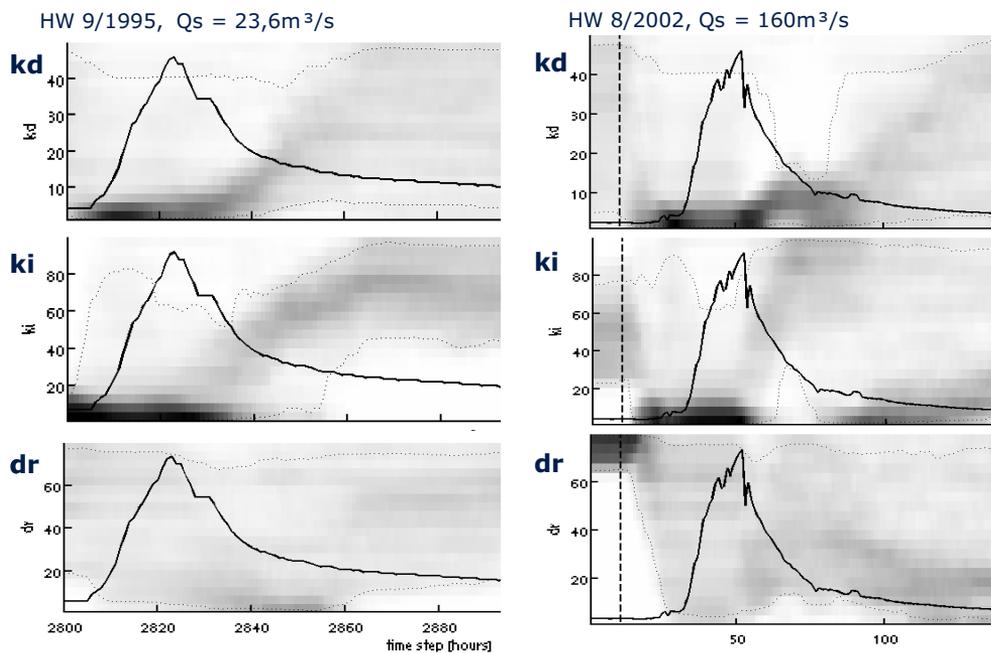


Abb. A1: Vergleich der DYNIA-Ergebnisse für die Parameter kd , ki , dr Experiment 2, für die Hochwasser HW 9/1995 und HW 8/2002

Anlage A2: GLUE-Analyse für die besten 1 % der Simulationen

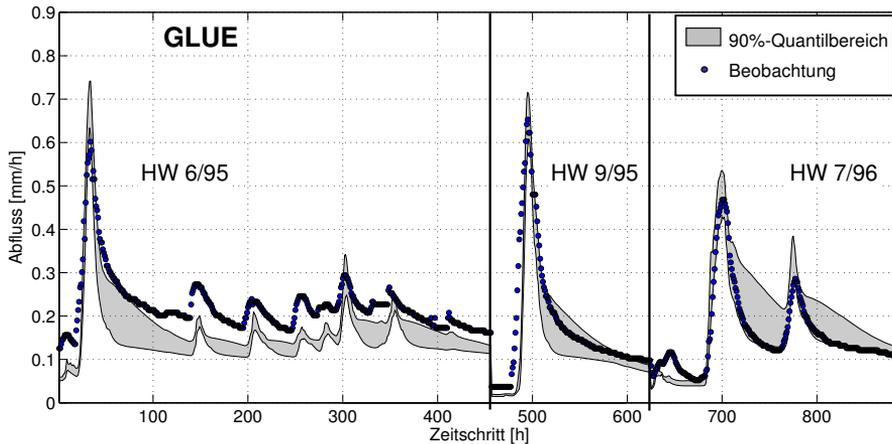


Abb. A2.1: zeitlicher Verlauf des 90 %-Quantilbereiches der Parameterunsicherheit im Ergebnis der GLUE-Analyse für die besten 1 % der Simulationen

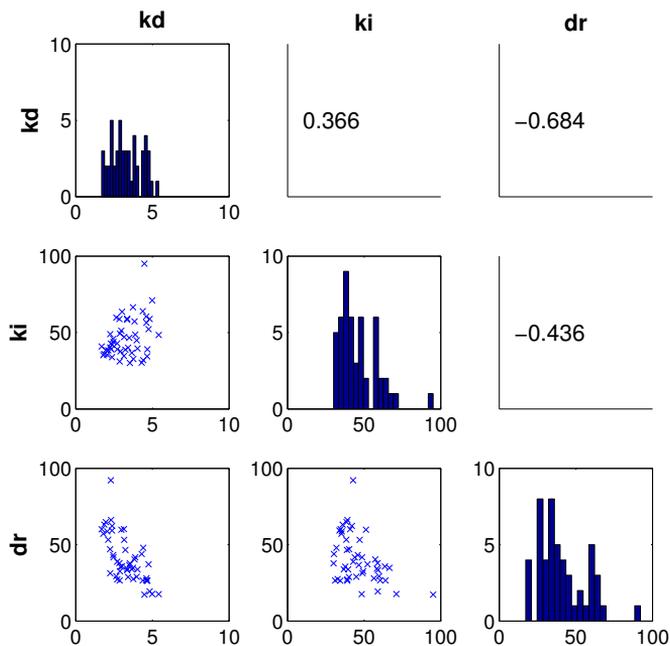


Abb. A2.2: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der *Behavioural*-Parametersätze bestimmt mit der GLUE-Methode für die 1% der besten Simulationen anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bildidiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bildidiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bildidiagonale)

Anlage A3: Analyse der pareto-optimalen Parametersätze bestimmt mittels MOSCEM

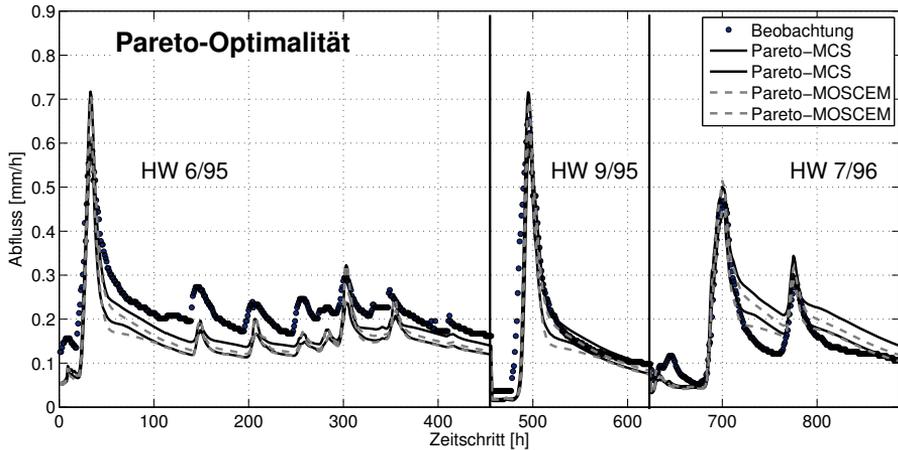


Abb. A3.1: Vergleich der Unsicherheitsbänder der Simulationen mit den pareto-optimalen Parametersätzen bestimmt mittels multikriterieller Optimierung (MOSCEM) und MCS

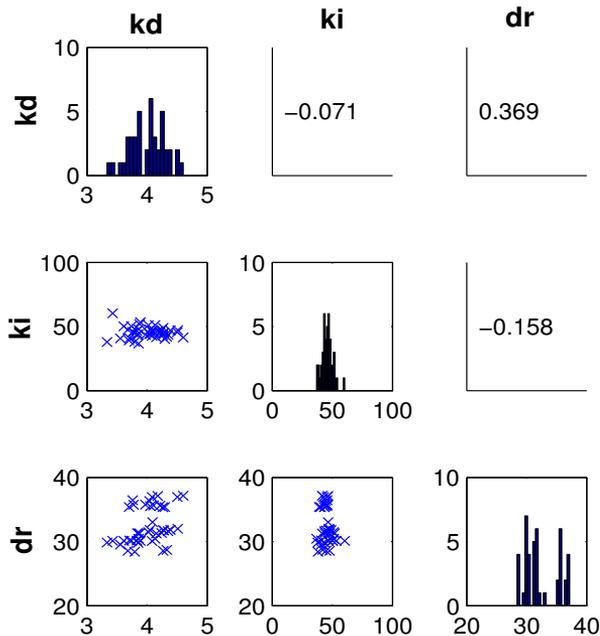


Abb. A3.2: Verteilungs- und Korrelationsanalyse der Parameter kd , ki und dr der 43 pareto-optimalen Parametersätze bestimmt mit MOSCEM anhand der Häufigkeitsverteilungen (Bilddiagonale), Korrelationskoeffizienten (oberhalb Bilddiagonale) und Streudiagramme (unterhalb Bilddiagonale)

Anlage B: Ausgewählte Pedotransferfunktionen

Zielgröße: Parameter nach Mualem/van Genuchten

Vereecken et al. (1989)

Auf der Basis von 182 Retentionskurven von 40 belgischen Böden und der Annahme eines vereinfachten van-Genuchten-Modells mit 4 Parametern ($m = 1$) wurden die MVG-Parameter unter Verwendung von Korngrößenverteilung, Trockenrohdichte und Gehalt an organischer Substanz bestimmt. Die Regressionsgleichungen sind in Tabelle B.1 aufgeführt.

Tab. B1: Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Vereecken et al. (1989) (T = Tongehalt [Gew.-%]; S = Sandgehalt [Gew.-%]; TRD = Trockenrohdichte [g/cm³]; OM = Humusgehalt [Gew.-%]).

Parameter	Regressionsgleichung
θ_s	$0,81 - 0,283 \cdot TRD + 0,001 \cdot T$
θ_r	$0,015 + 0,005 \cdot T + 0,014 \cdot OM$
$\ln(\alpha)$	$-2,486 + 0,025 \cdot S - 0,351 \cdot OM - 2,617 \cdot TRD - 0,023 \cdot T$
$\ln(n)$	$0,053 - 0,009 \cdot S - 0,013 \cdot T + 0,00015 \cdot S^2$

Scheinost et al. (1997)

Diese PTF wurde mittels einer relativ kleinen Datenbasis von 132 bayerischen Bodenhorizonten entwickelt. Für die Berechnung von α und n werden die Parameter der Korngrößenverteilung d_g und σ_g abgeschätzt, womit eine Verringerung der Eingangsparameter erreicht wird (Tabelle B2).

Tab. B2: Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Scheinost et al. (1997) (T = Tongehalt [Gew.-%]; OM = Humusgehalt [Gew.-%]; d_g = geometrischer Mittelwert der Korngrößenverteilung; σ_g = Standardabweichung der geometrischen Korngrößenverteilung; PO = Porosität [m³/m³]).

Parameter	Regressionsgleichung
θ_s	$0,85 \cdot PO + 0,13 \cdot T$
θ_r	$0,52 \cdot T + 0,0016 \cdot OM$
α	$0,0025 + 0,0043 \cdot d_g$
n	$0,39 + 2,2/\sigma_g$

Wösten et al. (1999)

Datengrundlage dieser PTF ist die Bodendatenbank HYPRES (HYdraulic PROPERTIES of European Soils), die Informationen über 5521 europäische Bodenhorizonte enthält. Bei dieser oft verwendeten PTF wurden über die sonst üblichen Eingangsparameter hinaus Angaben zum Bodenhorizont (Ober- bzw. Unterboden) integriert. Der residuale Wassergehalt wurde nicht explizit definiert. Den Empfehlungen von Nemes et al. (2003) folgend wird hier ein $\theta_r = 0,01$ verwendet (Tabelle B3). Außerdem ist die Funktion nach Wösten et al. (1999) die einzige der betrachteten PTF, die den Tortuositätsfaktor als Variable definiert. Um eine Vergleichbarkeit mit den anderen PTFs zu gewährleisten, wird jedoch für alle PTF ein konstanter Tortuositätsfaktor von 0,5 verwendet.

Tab. B3: Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Wösten et al. (1999) (T = Tongehalt [Gew.-%]; OM = Humusgehalt [Gew.-%]; U = Schluffgehalt [Gew.-%]; TRD = Trockenrohdichte [g/cm³]; OB = Oberboden (0 oder 1)).

Parameter	Regressionsgleichung
θ_s	$0,7919 + 0,001691 \cdot T - 0,29619 \cdot TRD - 0,000001491 \cdot U^2 +$ $0,0000821 \cdot OM^2 + 0,02427 \cdot T^{-1} + 0,01113 \cdot U^{-1} + 0,01472 \cdot \ln(U) -$ $0,0000733 \cdot (OM \cdot T) - 0,000619 \cdot (TRD \cdot T) -$ $0,001183 \cdot (TRD \cdot OM) - 0,0001664 \cdot (OB \cdot U)$
θ_r	0,01
$\ln(\alpha)$	$14,96 + 0,03135 \cdot T + 0,0351 \cdot U + 0,646 \cdot OM + 15,29 \cdot TRD - 0,192 \cdot$ $OB - 4,671 \cdot TRD^2 - 0,000781 \cdot T^2 - 0,00687 \cdot OM^2 + 0,0449 \cdot$ $OM^{-1} + 0,0663 \cdot \ln(U) + 0,1482 \cdot \ln(OM) - 0,04546 \cdot (TRD \cdot U) -$ $0,4852 \cdot (TRD \cdot OM) + 0,00673 \cdot (OB \cdot T)$
$\ln(n)$	$-25,23 - 0,02195 \cdot T + 0,0074 \cdot U - 0,1940 \cdot OM + 45,5 \cdot TRD - 7,24 \cdot TRD^2$ $0,0003658 \cdot T^2 + 0,002885 \cdot OM^2 - 12,81 \cdot TRD^{-1} - 0,1524 \cdot U^{-1} - 0,01958 \cdot$ $OM^{-1} - 0,2876 \cdot \ln(U) - 0,0709 \cdot \ln(OM) - 44,6 \cdot \ln(TRD) - 0,02264 \cdot$ $(TRD \cdot T) + 0,0896 \cdot (TRD \cdot OM) + 0,00718 \cdot (OB \cdot T)$

Minasny et al. (1999)

Durch lineare Regressionsanalyse wurden anhand von 842 Bodenproben mittels Daten von Ton- und Schluffgehalt, Porosität sowie d_g und σ_g die MVG-Parameter ermittelt (Tabelle B4). Da der Datensatz hauptsächlich aus feinkörnigen Proben bestand, ist in grobkörnigen Böden eine schlechtere Anpassung zu erwarten.

Tab. B4: Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Minasny et al. (1999) (T = Tongehalt [Gew.-%]; U = Schluffgehalt [Gew.-%]; d_g = geometrischer Mittelwert der Korngrößenverteilung; σ_g = Standardabweichung der geometrischen Korngrößenverteilung; PO = Porosität [m³/m³]).

Parameter	Regressionsgleichung
θ_s	$-0,00733 + 0,00427 \cdot T + 0,00267 \cdot U$
θ_r	$0,00110 \cdot T + 0,82607 \cdot PO$
α	$0,1361 + 1,6929 \cdot d_g$
n	$1,4062 - 0,0050 \cdot \sigma_g$

Teepe et al. (2003)

Die meisten Pedotransferfunktionen basieren auf umfangreichen Datensätzen von vorwiegend landwirtschaftlich genutzten Flächen. Um eine Anwendung auch für Waldböden zu ermöglichen, berechneten Teepe et al. (2003) über multiple Regression die MVG-Parameter für einen 1850 pF-Kurven umfassenden Datensatz von deutschen Waldböden (Tabelle B5). θ_r wurde nicht in die Regressionsanalyse miteinbezogen, da es in den meisten Fällen Null war. Analog zu Wösten wird in dieser Arbeit ein einheitliches $\theta_r = 0,01$ verwendet.

Tab. B5: Regressionsgleichungen zur Berechnung der MVG-Parameter nach Teepe et al. (2003) (T = Tongehalt [Gew.-%]; U = Schluffgehalt [Gew.-%]; S = Sandgehalt [Gew.-%]; TRD = Trockenrohddichte [g/cm³]).

Parameter	Regressionsgleichung
θ_s	$0,9786 - 0,36686 \cdot TRD$
θ_r	n. a.
$\ln(\alpha)$	$55,576 - 4,433 \cdot TRD - 0,002 \cdot U^2 - 0,470 \cdot T - 0,066 \cdot (S/TRD) - 3,683 \cdot \sqrt{S} - 0,0359 \cdot (U/TRD) - 0,0016 \cdot S^2 - 3,6916 \cdot \sqrt{U} + 1,8643 \cdot \ln(S) + 1,575 \cdot \ln(U)$
$\ln(n)$	$-2,8497 + 0,00027395 \cdot S^2 + 0,01637 \cdot U$

Zielgröße: gesättigte hydraulische Leitfähigkeit

Die meisten vorhandenen PTF verfolgen die Ermittlung der Retentionsfunktion. In der Literatur konnten lediglich die in Tabelle B6 aufgezählten PTF zur Ermittlung der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit ermittelt werden. Wie die Untersuchungen der Autoren der jeweiligen PTF gezeigt haben, haben der Sand- und Tongehalt den größten Einfluss auf die hydraulische Leitfähigkeit, weshalb diese beiden Größen in allen fünf PTFs als Eingabegrößen dienen. Brakensiek verwendet zusätzlich die Porosität, Vereecken Humusgehalt und Trockenrohddichte. Die ersten vier PTFs wurden bei Tietje und Hennings (1996) einem Vergleich unterzogen: Die PTF nach Cosby und Saxton lieferten trotz großer Unterschiede in der Komplexität der Regressionsgleichungen in Bezug auf den betrachteten Datensatz die besten Ergebnisse. Die PTF nach Wösten entstammt analog zur Retentions-PTF Wösten et al. (1999). Auch bei dieser PTF dient der qualitative Lageparameter Oberboden als Eingabegröße.

Tab. B6: PTF zur Ermittlung der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit k_s (T = Tongehalt (<2 μ m) [Gew.-%]; S = Sandgehalt (50-2000 μ m) [Gew.-%]; PO = Porosität [m³/m³]; TRD = Trockenrohdichte [g/cm³]; OM = Humusgehalt [Gew.-%]; OB = Oberboden (0 oder 1))

Autor	PTF zur Ermittlung von K_S
COSBY	$60,96 \cdot 10^{(-0,6+0,0126 \cdot S-0,0064 \cdot T)}$
SAXTON	$24 \cdot \exp[12,012 - 7,55 \cdot 10^{-2} \cdot S + (-3,895 + 3,671 \cdot 10^{-2} \cdot S - 0,1103 \cdot T + 8,7546 \cdot 10^{-4} \cdot T) / (0,332 - 7,251 \cdot 10^{-4} \cdot S + 0,1276 \cdot \log_{10}(T))]$
BRAKENSIEK	$24 \cdot \exp(19,52348 \cdot PO - 8,96847 - 0,028212 \cdot T + 0,00018107 \cdot S^2 - 0,0094125 \cdot T^2 - 8,395215 \cdot PO^2 + 0,077718 \cdot S \cdot PO - 0,00298 \cdot S^2 \cdot PO^2 - 0,019492 \cdot T^2 \cdot PO^2 + 0,0000173 \cdot S^2 \cdot T + 0,02733 \cdot T^2 \cdot PO + 0,001434 \cdot S^2 \cdot PO - 0,0000035 \cdot T^2 \cdot S)$
VEREecken	$\exp(20,62 - 0,96 \cdot \ln(T) - 0,66 \cdot \ln(S) - 0,46 \cdot \ln(OM) - 8,43 \cdot TRD)$
WÖSTEN	$7,755 + 0,0352 \cdot S + 0,93 \cdot OB - 0,967 \cdot TRD^2 - 0,000484 \cdot T^2 - 0,000322 \cdot S^2 + 0,001 \cdot S^{-1} - 0,0748 \cdot OM^{-1} - 0,643 \cdot \ln(S) - 0,01398 \cdot TRD \cdot T - 0,1673 \cdot TRD \cdot OM + 0,02986 \cdot OB \cdot T - 0,03305 \cdot OB \cdot S$

Tab. B7: Empfehlungen zur Auswahl der bestgeeigneten PTF in Abhängigkeit von der Bodenart, aus KA 5, abgeleitet von Tietje und Hennings (1996)

Leitbodenart nach KA 5	empfohlene PTF
Tt	CAMPBELL (1985)
Tl, Tu2, Ts2	COSBY et al. (1984), VEREecken et al. (1990)
Lt2, Lt3	SAXTON et al. (1986), BLOEMEN (1980)
Ss, Su2, Su3, Su4, Slu, Sl2, Sl3, Sl4, St2, St3	SAXTON et al. (1986), COSBY et al. (1984), CAMPBELL (1985)
Lts, Ts4, Ts3	SAXTON et al. (1986)
Ls2, Ls3, Ls4	SAXTON et al. (1986), BRAKENSIEK et al. (1984)
Uu, Us, Uls, Ut2, Ut3	COSBY et al. (1984), VEREecken et al. (1990), SAXTON et al. (1986)
Tu3	SAXTON et al. (1986), COSBY et al. (1984)
Lu, Ut4, Tu4	VEREecken et al. (1990), COSBY et al. (1984), SAXTON et al. (1986)

Tab. B8: Eingangsparameter für die ausgewählten Pedotransferfunktionen zur Bestimmung der Mualem/van Genuchten-Parameter (MVG) und der gesättigten hydraulischen Leitfähigkeit k_s

PTF	Korngrößenverteilung [μm]			Organischer Kohlenstoff	Trockenroh-dichte	Porosität	Oberboden/ Unterboden		Geom. Mittelwert der KGV/ Standardabweichung
	Ton	Schluff	S						
M	0-2	-	50-2000	Gew.-%	g/cm^3	-	-	-	-
V	0-2	2-63	63-2000	g/kg	g/cm^3	cm^3/cm^3	-	ja	ja
G	0-2	2-50	-	Gew.-%	g/cm^3	-	ja	-	-
	0-2	-	50-2000	-	-	cm^3/cm^3	-	ja	ja
	0-2	2-63	63-2000	-	g/cm^3	-	-	-	-
	0-2	-	50-2000	-	-	-	-	-	-
	0-2	-	50-2000	-	-	-	-	-	-
	0-2	-	50-2000	Gew.-%	g/cm^3	m^3/m^3	-	-	-
	0-2	-	50-2000	Gew.-%	g/cm^3	m^3/m^3	-	-	-
	0-2	2-50	50-2000	Gew.-%	g/cm^3	-	ja	-	-

Dresdner Schriften zur Hydrologie

Heft 1: Heike Puhlmann

*Die Modellierung des langfristigen stochastischen Bodenwasserregimes zur Ermittlung hydrologischer Standortbedingungen für Auenwälder entlang der Mittel-
elbe*

Heft 2: Thomas Wöhling

Physically based modeling of furrow irrigation systems during a growing season

Heft 3: Niels Schütze

*Neue Methoden zur Steuerung der Wassergabe mit neuronalen Netzen in der
Bewässerungslandschaft*

Heft 4: Johannes Cullmann

*Online flood forecasting in fast responding catchments on the basis of a synthesis
of artificial neural networks and process models*

Heft 5: G.H. Schmitz, F. Lennartz, R. Schwarze

*Tagungsband „Symposium zur Analyse und Modellierung der Niederschlags-
Abfluss-Prozesse – Bewährte Techniken und neue Ansätze“, 5. und 6. Oktober
2006*

Heft 6: Yvonne Morgenstern

*Analyse und Konzeption von Messstrategien zur Erfassung der bodenhydraulischen
Variabilität*

Heft 7: Ronny Peters

*Künstliche neuronale Netze zur Beschreibung der hydrodynamischen Prozesse für
den Hochwasserfall unter Berücksichtigung der Niederschlags-Abfluss-Prozesse
im Zwischeneinzugsgebiet*