

Einfluss von Unsicherheiten auf die Kalibrierung urban- hydrologischer Modelle

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades
Doktoringenieur (Dr.-Ing.)

vorgelegt von

Malte Henrichs, M.Sc.

geboren am 18.10.1978 in Bielefeld

Tag der Verteidigung: 23.07.2015

Gutachter:

Herr Prof. Dr. Sc. techn. Peter Krebs
Technische Universität Dresden, Fakultät Umweltwissenschaften

Herr Prof. Dr.-Ing. habil. Jens Tränckner
Universität Rostock, Agrar- und Umweltwissenschaftliche Fakultät

Herr Prof. Dr.-Ing. Mathias Uhl
Fachhochschule Münster, Fachbereich Bauingenieurwesen

Danksagung

Ich danke

Mathias Uhl für die langjährige vertrauensvolle Zusammenarbeit und die Betreuung dieser Arbeit,

Peter Krebs für die Übernahme des Referates in seiner Funktion als „Doktoronkel“,

Jens Tränckner für die Übernahme des Referates und die Unterstützung während meiner Aufenthalte in Dresden,

meinem KALIMOD-Kompagnon und Kollegen Dominik für die vielen Ideen, Gespräche und Diskussionen,

meinen Kollegen Nina, Julian, Simon, Robert, Christian, Thomas, Sandra, Hedwig, Sebastian für die tolle und freundschaftliche Arbeitsatmosphäre am IWARU und natürlich für die Kuchen und Kekse,

den vielen fleißigen Hilfskräften und Studenten insbesondere Volker und Sarah,

den Projektpartnern Lothar Fuchs, Jürgen Mang, itwh GmbH, Emschergenossenschaft, Ruhrverband, Nivus GmbH für die Unterstützung mit Daten, bei Softwareproblemen, der Messtechnik,

dem BMBF als Mittelgeber der Forschungsprojekte GENAU und KUS,

KALIMOD für das Durchführen der Simulationen für diese Arbeit,

meinen Eltern und Schwiegereltern,

unseren Kindern Maya, Emi und Mattis, die es immer wieder geschafft haben, dass unser Zuhause eine „Diss“-freie Zone ist,

und meiner lieben Frau Evi.

Inhaltsverzeichnis

<i>Inhaltsverzeichnis</i>	<i>I</i>
1 Einführung	1
1.1 Veranlassung	1
1.2 Forschungsbedarf	3
1.3 Zielsetzung und Vorgehensweise	5
2 Einfluss von Unsicherheiten auf die Modellkalibrierung	7
2.1 Unsicherheiten – Einführung und Definitionen	7
2.1.1 Messunsicherheiten - Definitionen aus der Metrologie	7
2.1.2 Modellunsicherheiten - Einführung	8
2.2 Unsicherheitsquellen der urbanhydrologischen Modellierung	9
2.3 Unsicherheiten der Eingangsdaten	11
2.3.1 Niederschlag	11
2.3.2 Ermittlung der befestigten Flächen	13
2.4 Unsicherheiten der Modellstruktur	13
2.5 Unsicherheiten der Modellkalibrierung	14
2.5.1 Modellkalibrierung	14
2.5.2 Reduktion von Unsicherheiten bei der Modellkalibrierung	15
2.5.3 Zielgrößen der Modellkalibrierung	16
2.5.3.1 Bewertung von Abweichungsmaßen	17
2.5.3.2 Alternative Berechnungsansätze für Abweichungsmaße	17
2.5.4 Mathematische Optimierung	18
2.5.5 Methoden zur Unsicherheitsanalyse und Modellkalibrierung	20
2.6 Unsicherheiten der Durchflussmessung (Kalibrierdaten)	21
2.6.1 Durchflussmessung	23
2.6.2 Quellen von Messabweichungen und Messunsicherheiten	24
2.6.2.1 Unsicherheiten aus der Kalibrierung von Messgeräten	25
2.6.2.2 Unsicherheiten aus der Messwerterfassung	26
2.6.2.3 Unsicherheiten aus der Diskretisierung und Umrechnung	26
2.6.3 Korrelation von Eingangsgrößen des Messmodells	27
2.6.4 Autokorrelation von Zeitreihendaten	28
3 Methoden zur Bestimmung von Messunsicherheiten und zur Modellkalibrierung	29
3.1 Berechnungsmethoden für die Bestimmung von Messunsicherheiten	29

3.1.1	Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen	29
3.1.1.1	Ermittlung der Standardunsicherheit	29
3.1.1.2	Ermittlung der kombinierten Standardunsicherheit	31
3.1.1.3	Berechnung von Sensitivitätskoeffizienten	32
3.1.1.4	Erweiterung der Unsicherheit	33
3.1.2	Monte-Carlo Methode	33
3.1.2.1	Erzeugen von Zufallszahlen	35
3.1.2.2	Konvergenz der Monte-Carlo Methode	38
3.2	Automatische Modellkalibrierung	39
3.2.1	Einführung in die automatische Modellkalibrierung	39
3.2.2	Latin Hypercube Sampling	40
3.2.3	Single-objective Kalibrierung mittels SCE-UA	41
3.2.4	Multi-objective Kalibrierung mittels AMALGAM	44
3.2.4.1	Non Dominated Sorting Algorithm II (NSGA II)	45
3.2.4.2	Particle Swarm Optimization (PSO)	46
3.2.4.3	Differential Evolution (DE)	47
3.2.4.4	Adaptive Metropolis Search (AMS)	48
3.2.4.5	Pareto Ranking und Crowding Distance	48
3.2.5	Bestimmung einer Kompromisslösung mittels L_p -Metric	50
3.2.6	Abweichungsmaße für die Bewertung von Modellergebnissen	50
3.2.7	Aggregation von Zielfunktionen	52
4	KALIMOD	54
4.1	Softwaretechnische Umsetzung	54
4.1.1	Kalimod-Controller	56
4.1.2	Schnittstelle Optimierungsverfahren	57
4.1.3	Schnittstelle Simulationsmodelle	59
4.2	Oberfläche und Funktionen von KALIMOD	61
4.3	Oberfläche und Funktionen von GaMo	62
5	Unsicherheiten der Durchflussmessung	64
5.1	Zielsetzung und Vorgehensweise	64
5.2	Messabweichungen	64
5.2.1	Angabe von Messabweichungen	65
5.2.2	Fehlergrenzen	65
5.2.3	Herstellerangaben	66
5.2.4	Literaturangaben zu Messabweichungen	66
5.2.4.1	Messungen unter Laborbedingungen	67
5.2.4.2	Überprüfungsmessungen gemäß SÜWV-kom	68
5.2.4.3	Messungen in Kanalnetzen und Abwasserreinigungsanlagen	69

5.2.5	Zusammenfassung	73
5.3	Berechnung von Messunsicherheiten	75
5.3.1	Zielsetzung	75
5.3.2	Methode zur experimentellen Bestimmung von Messunsicherheiten	75
5.3.2.1	Experimenteller Vergleich von kombinierten Durchflussmessgeräten	75
5.3.2.2	Messmodell und Gleichungen zur Unsicherheitsermittlung für die Durchflussmessung mittels Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren	77
5.3.2.3	Wasserstandsabhängige Kalibrierung der Fließgeschwindigkeit	77
5.3.2.4	Vorgehensweise	79
5.3.3	Abweichungen zwischen Durchflussmessgerät und Referenzmessung	79
5.3.4	Zufällige Messabweichungen von Wasserstands- und Geschwindigkeitsmessung	84
5.3.5	Elimination systematischer Abweichungen mittels Kalibrierung	88
5.3.5.1	Vergleich von Regressionsfunktionen	88
5.3.5.2	Korrektur von Messabweichungen	90
5.3.6	Unsicherheiten aus der Kalibrierung	93
5.3.6.1	Randbedingungen der Untersuchung	93
5.3.6.2	Bestimmung der Unsicherheiten der Parameter der Kalibrierfunktion	94
5.3.6.3	Bestimmung der Unsicherheiten des Korrekturfaktors	96
5.3.6.4	Abschätzung der Unsicherheit des Korrekturfaktors aus Residuen	100
5.3.7	Kombinierte Unsicherheit unter Laborbedingungen	102
5.3.7.1	Eingangsdaten der Berechnung	102
5.3.7.2	Kombinierte Unsicherheit	103
5.3.8	Empfehlungen für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit unter Praxisbedingungen	105
5.3.9	Zusammenfassung	107
6	Kalibrierung von Modellen	109
6.1	Zielsetzung und Vorgehensweise	109
6.2	Methoden	109
6.2.1	Simulationsmodell KOSIM	109
6.2.2	Fallbeispiel für die hydrologische Simulation	111
6.2.3	Score-Wert zur Bewertung von Modellergebnisse	114
6.3	Analyse der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse	118
6.3.1	Entwicklung eines Filters für die Detektion von Niederschlag-Abfluss Ereignissen	118
6.3.1.1	Berechnung des Trockenwetterabflusses	119
6.3.1.2	Ermittlung von Abflussspitzen über einem definiertem Grenzwert	120
6.3.1.3	Separation von Niederschlag-Ereignissen	120
6.3.1.4	Verschneidung von Niederschlags- und Abflussereignissen	121
6.3.1.5	Anfangs- und Endzeitpunkt des Abflussereignisses	122
6.3.1.6	Iterative Bestimmung der Nachlaufdauer	123

6.3.1.7	Berechnung der Attribute der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse _____	123
6.3.1.8	Auswahl relevanter Niederschlagsereignisse _____	124
6.3.1.9	Visuelle Kontrolle _____	124
6.3.2	Anwendung des NA-Ereignis-Filters auf die Daten des Fallbeispiels _____	125
6.3.2.1	Iterative Bestimmung der Nachlaufdauer _____	125
6.3.2.2	Auswahl von relevanten Ereignissen _____	126
6.3.2.3	Zusammenhangsanalyse der Eingangsdaten eines Ereignisses _____	128
6.3.3	Zusammenfassung _____	132
6.4	Analyse der Einflüsse der Zielfunktion auf das Kalibrierergebnis _____	134
6.4.1	Vorgehensweise _____	134
6.4.1.1	Auswahl von Kalibrierereignissen _____	134
6.4.1.2	Auswahl einer Kompromisslösung _____	135
6.4.1.3	Konfiguration der Zielfunktion _____	136
6.4.2	Ergebnisse einer Simulation mit Standardparametern _____	136
6.4.3	Ergebnisse der single-event multi-objective Kalibrierungen _____	139
6.4.3.1	Analyse ausgewählter Lösungen des Optimierungslaufes _____	139
6.4.3.2	Analyse der Zielfunktion Volumenabweichung _____	144
6.4.3.3	Analyse der pareto-optimalen Lösungen _____	145
6.4.4	Ergebnisse der multi-event Kalibrierungen _____	154
6.4.5	Zusammenfassung _____	159
6.5	Vergleich von Verfahren zur Ereignisauswahl _____	161
6.5.1	Methode _____	161
6.5.1.1	Auswahl der Ereignisse _____	161
6.5.1.2	Raster-Methode _____	162
6.5.1.3	Rang-Selektion _____	163
6.5.1.4	Zufällige Auswahl _____	164
6.5.1.5	Zusammenstellung der Ereignisauswahl und Optimierungsläufe _____	165
6.5.2	Gewählte Niederschlag-Abfluss-Ereignisse _____	166
6.5.3	Kalibrierergebnisse _____	168
6.5.3.1	Vergleich der Parameterwerte der Kompromisslösungen _____	168
6.5.3.2	Übertragung der Kalibrierergebnisse auf alle Ereignisse _____	169
6.5.4	Zusammenfassung _____	174
6.6	Bestimmung von Modellunsicherheiten mittels multi-event Kalibrierung _____	176
6.6.1	Bestimmung von Modellunsicherheiten anhand von pareto-optimalen Lösungen _____	176
6.6.1.1	Analyse von Modellunsicherheiten _____	177
6.6.1.2	Vorgehensweise _____	177
6.6.2	Ergebnisse _____	178
6.6.2.1	Detaillierte Analyse von zwei Optimierungsläufen _____	178
6.6.2.2	Vergleich der Modellunsicherheiten aller Optimierungsläufe _____	183
6.6.3	Zusammenfassung _____	185

6.7	Systematische Vorgehensweise bei der Modellkalibrierung	187
7	<i>Einfluss von Messunsicherheiten auf die Kalibrierung von Modellen</i>	192
7.1	Zielsetzung und Vorgehensweise	192
7.1.1	Berechnung von Abweichungsmaßen anhand des Unsicherheitsbandes der Messdaten	192
7.1.1.1	Wichtung des Residuums ohne Verteilung der Messunsicherheit	192
7.1.1.2	Wichtung des Residuums mittels Normal- oder Dreieckverteilung der Messunsicherheit	193
7.1.1.3	Modifizierte Berechnung von Abweichungsmaßen	195
7.1.1.4	Vergleich von Verteilungen	195
7.1.2	Vorgehensweise	196
7.1.2.1	Randbedingungen	197
7.1.2.2	Analyse des Einflusses auf Abweichungsmaße	198
7.1.2.3	Sensitivitätsanalysen	198
7.1.2.4	Optimierungen mit modifizierten Abweichungsmaßen (Zielfunktionen)	199
7.2	Analyse der Veränderungen der Abweichungsmaße	200
7.3	Sensitivitätsanalysen	203
7.3.1	Lokale Sensitivitätsanalyse	204
7.3.2	Globale Sensitivitätsanalyse	205
7.4	Einfluss der Messunsicherheit auf die Modellkalibrierung	208
7.4.1	Single-event single-objective Kalibrierungen	208
7.4.2	Multi-event single-objective Kalibrierungen	210
7.4.3	Multi-event multi-objective Kalibrierungen	212
7.5	Zusammenfassung	214
8	<i>Zusammenfassung und Fazit</i>	216
8.1	Zusammenfassung	216
8.2	Fazit	219
8.3	Ausblick und Übertragbarkeit	220
Literatur		222
Tabellenverzeichnis		232
Verzeichnis der Bilder		234
Symbol- und Abkürzungsverzeichnis		242
Anhangsverzeichnis		243

1 Einführung

1.1 Veranlassung

Urbanhydrologische und integrierte Modelle werden zur Planung, zum Betrieb und zur Steuerung von städtischen Entwässerungssystemen eingesetzt. Auf der Basis von Modellrechnungen werden die Entsorgungssicherheit von Kanalisationen und der Einfluss von niederschlagsbedingten Entlastungen aus einem Kanalnetz auf die Güte von Gewässern, die als Vorflut dienen, abgeschätzt. Durch diese Berechnungen werden Investitionen für Neubau- und Sanierungsmaßnahmen sowie Betriebskosten für die Steuerung und Unterhaltung eines Kanalnetzes maßgeblich beeinflusst.

Für diese Aufgaben werden Modelle benötigt, die in der Lage sind, das reale, natürliche System abzubilden. Urbanhydrologische Modelle berechnen Abflüsse von Einzugsgebieten aus Niederschlägen. Es handelt sich hierbei häufig um konzeptionelle Modelle, welche auf empirischen und deterministischen Gleichungen basieren. Die Modellparameter können in physikalisch direkt messbare Eingangsdaten oder Prozessparameter unterteilt werden.

Die Realitätsnähe von Modellrechnungen wird maßgeblich von drei Faktoren beeinflusst: (i) Modellstruktur, (ii) Eingangsdaten und (iii) Parametrisierung. Die Sicherheit von Modellrechnungen kann durch die Anpassung der Eingangsdaten und der Parameter im Rahmen der Modellkalibrierung anhand des Vergleiches von Modellergebnissen mit gemessenen Abflüssen erhöht werden. Ziel der Modellkalibrierung ist die Bestimmung von Parameterwerten, die zu einer guten Annäherung der Simulationsergebnisse an die Messdaten führen. Hierbei erfolgt allerdings eine ungewollte Kompensation der Einflussfaktoren.

Die vier Einflussfaktoren (i) Unsicherheit der Durchflussmessung, (ii) Kalibrierverfahren, (iii) Auswahl von Daten bzw. Zeiträumen für die Kalibrierung und (iv) verwendete Zielgrößen wirken sich wiederum auf die Modellkalibrierung aus.

Bild 1.1 visualisiert die Einflussfaktoren auf die Kalibrierung von Modellen. Das Ergebnis der Kalibrierung ist ein Parametersatz, der unter den für die Kalibrierung vorgegebenen Randbedingungen die optimale Lösung darstellt. Die Randbedingungen sind die gewählte Modellstruktur, die zur Verfügung stehenden Eingangs- (Niederschläge, Flächen, Kanaldaten) und Kalibrierdaten (Durchflussmessung) sowie die gewählten Zeiträume der Kalibrierdaten (Kalibrierereignisse) und das gewählte Kalibrierverfahren. Die Modellstruktur beinhaltet sowohl die gewählten Berechnungsansätze für die Niederschlag-Abfluss-Prozesse als auch die Umsetzung des realen Einzugsgebietes in ein Modell mit Systemelementen.

Der Anwender greift während der Modellierung auf vorhandene, gemessene Systemdaten (Kanalisations- und Flächendaten) und Prozessdaten wie Niederschläge oder Durchflüsse zurück, so dass er keinen Einfluss auf die Messgenauigkeit hat. Er beeinflusst allerdings die Modellstruktur, welche durch die Auswahl des Softwaretools durch den Auftraggeber bzw. die vorhandenen Softwarelizenzen häufig eingeschränkt wird, das Kalibrierverfahren (z. B. manuell oder automatisch) und wählt die Kalibrierereignisse aus.

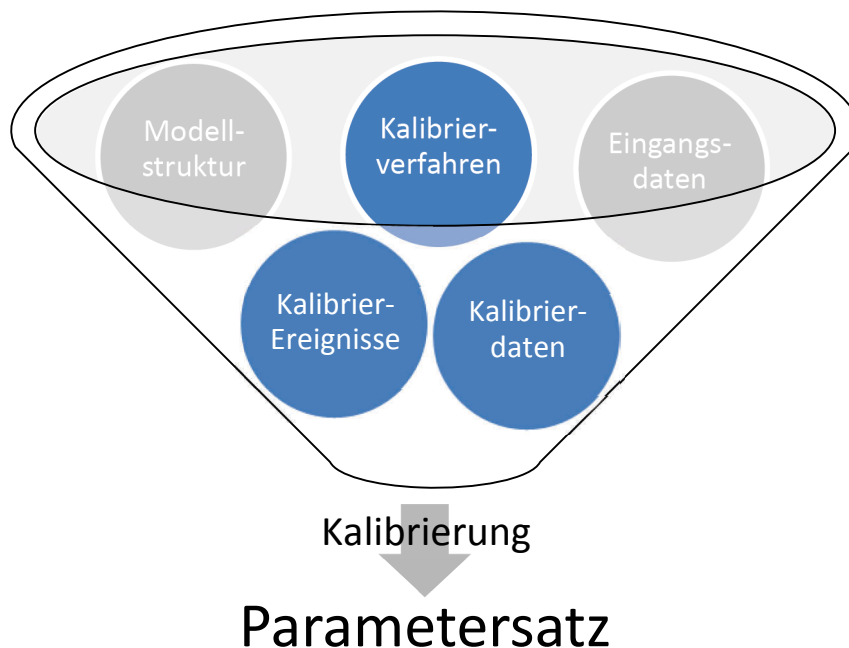


Bild 1.1: Einflussfaktoren auf die Kalibrierung von Modellen

Bild 1.1 verdeutlicht, dass es bei der Kalibrierung zu einem Vermischen der Einflussfaktoren kommt. Es kann sowohl zu einer gegenseitigen Kompensation von Einflüssen als auch zu einer Kompensation durch die Bestimmung von Parameterwerten während der Kalibrierung kommen. Nur eine detaillierte Prüfung aller Eingangsdaten, der Kalibrierergebnisse sowie die Validierung durch Übertragung auf andere Systemzustände (Split-Sample-Test) kann eine hohe Realitätsnähe eines Modells sicherstellen. Nachfolgend sind anhand von Beispielen die Auswirkungen von systematischen, unbekannt systematischen und zufälligen Einflüssen beschrieben.

Systematische Einflüsse werden durch fehlerhaft aufgebaute Modelle (z. B. falsche Zuordnung von Flächen zu Kanalhaltungen oder fehlerhafte Bauwerksdaten an Entlastungsbauwerken, wie Drosseln oder Überlaufschwelle) oder systematischen Abweichungen in der Messung von Eingangsdaten (z. B. Windeinfluss bei Niederschlagsmessung) oder Kalibrierdaten (falsche Einmessung eines Sensors für Wasserstands-, Fließgeschwindigkeits- oder Abflussmessung) verursacht. Diese systematischen Fehler sind besonders problematisch, da sie im

Rahmen der Modellkalibrierung kompensiert werden können. Beispielhaft sei hier der Wind Einfluss in der Niederschlagsmessung genannt, wodurch systematisch zu geringe Niederschläge gemessen werden. Durch die Kalibrierung von Abflussbildungsparametern wird dies durch eine Verminderung des abflusswirksamen Anteils „ausgeglichen“. Das kalibrierte Modell hat dann nur für Niederschlagsmessungen mit systematischem Windfehler Gültigkeit. Durch den Einsatz von anderen Niederschlagsstationen (z. B. im Rahmen von Langzeitsimulationen) verliert das Modell¹ seine Gültigkeit. Ein systematischer Offset in den Messdaten, die zur Kalibrierung eingesetzt werden, führt generell dazu, dass mit dem Modell die Realität nicht abgebildet werden kann.

Unbekannte systematische Einflüsse können durch die Modellstruktur, z. B. Abfluss von durchlässigen Flächen bei sehr hoher Niederschlagsintensität, oder durch ungleichmäßige Überregnung des Einzugsgebietes, die aufgrund des Einsatzes von Punktmessungen des Niederschlages nur unzureichend erfasst werden kann, hervorgerufen werden. Beide Zustände können, vergleichbar zu den systematischen Unsicherheiten, durch die Kalibrierung von Abflussbildungsparametern kompensiert werden. Die Integration dieser Zustände in die Kalibrierung führt zu einem Parametersatz, der stark abhängig von der Kalibrierzeitspanne bzw. von den zur Kalibrierung verwendeten Niederschlag-Abfluss-Ereignissen ist. Die ungleichmäßige Überregnung stellt dabei eine unbekannt systematische Unsicherheit mit räumlicher und zeitlicher Ausprägung dar.

Zufällige Einflüsse auf die Kalibrierung können sich einerseits aus der Messung der Eingangsdaten oder Kalibrierdaten, aber auch aus der Zufälligkeit der natürlichen Prozesse, die modelliert werden, ergeben. Zufällige Unsicherheiten werden bei der Durchflussmessung durch temporäre Ablagerungen, Oberflächenwellen oder starke Turbulenzen hervorgerufen. Da für die hydrologische Modellierung keine vollständigen deterministischen sondern empirische Gleichungen verwendet werden, können die bei der Herleitung der Gleichungen nicht beschreibbaren und daher vernachlässigten Residuen, nicht abgebildet werden (Buchholz, 2001).

1.2 Forschungsbedarf

Für die Untersuchung des Einflusses der Unsicherheit auf die Kalibrierung müssen die unterschiedlichen Faktoren Eingangsdaten, Modellstruktur, Modellparameter und Kalibrierung betrachtet werden.

¹ Ein Modell setzt sich aus einer oder mehreren Gleichungen zusammen.

- Für die Berücksichtigung von **Unsicherheiten der Kalibrierdaten** stehen Berechnungsansätze gemäß DIN V ENV 13005 (1999) und den entsprechenden Ergänzungen (JCGM 101:2008, 2008) zur Verfügung. Für die Anwendung der Verfahren für die Berechnung von Unsicherheiten der Durchflussmessung in Kanalisationen werden Unsicherheiten der einzelnen Eingangsgrößen (Fließgeschwindigkeit, Fließtiefen) von häufig eingesetzten Messverfahren und Geräten für eine realitätsnahe Abschätzung der kombinierten Unsicherheit benötigt. Bisher finden sich nur in wenigen Literaturstellen Anhaltswerte hierfür (z. B. Bertrand-Krajewski und Bardin, 2002, McCarthy et al., 2008, Huang et al., 2010).
- Durch die Korrektur von systematischen Messabweichungen der mittleren Fließgeschwindigkeitsmessung mittels Ultraschall werden **Unsicherheiten aus der Kalibrierung der Fließgeschwindigkeit** hervorgerufen. Uhl (1993) skizziert hierfür ein Abschätzungsverfahren durch Analyse der Residuen der Korrektur. Ein Ansatz, der auf den Berechnungsgrundlagen der DIN V ENV 13005 (1999) basiert und die Unsicherheiten aller Einflussgrößen berücksichtigt, wurde für diese Korrektur bisher nicht angewendet.
- Der **Einfluss der ermittelten Unsicherheiten der Durchflussmessung** muss im Rahmen der Modellkalibrierung analysiert werden. Deletic et al. (2012) präsentieren mit GAMU („Global Assessment of Modelling Uncertainties“, vgl. Kapitel 2.1.2) ein Framework zur Bestimmung aller Unsicherheitskomponenten der Modellierung. Die Unsicherheiten der Durchflussmessung werden bisher nur durch Darstellung von Unsicherheitsbändern (Konfidenzintervallen) um die Messwerte und Prüfung, ob die Ergebnisse des kalibrierten Modells innerhalb dieses Bereiches liegen, berücksichtigt (Deletic et al., 2012). Harmel und Smith (2007) stellen eine Methode zur Integration von Messunsicherheiten bei der Berechnung von Abweichungsmaßen zur Bewertung von Modellergebnissen vor; allerdings wird der Einsatz dieses Verfahrens für die Modellkalibrierung nicht untersucht.
- Bisher wird die **automatische Modellkalibrierung** trotz ihrer Überlegenheit gegenüber der manuellen Kalibrierung fast ausschließlich in wissenschaftlichen Studien eingesetzt (z. B. Khu et al., 2006, Uhl et al., 2008, Gamerith et al., 2011). Einerseits fehlen hierzu **praxisorientierte Softwaretools**. Andererseits existieren nur wenige Studien, die eine **systematische Vorgehensweise** für die Modellkalibrierung beschreiben (z. B. Schmitt et al., 2008 oder Muschalla et al., 2009). Zur Entwicklung einer systematischen Vorgehensweise zur Kalibrierung von Modellen werden die Einflüsse der Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen und die Konfiguration der Zielfunktion untersucht.

In dieser Arbeit wird der Einfluss der Unsicherheiten der Durchflussmessung, der Auswahl von Kalibrierdaten sowie der Zielfunktion auf die Kalibrierung von Modellen betrachtet. Die Einflüsse der Unsicherheiten der Eingangsdaten sowie der Modellstruktur werden nicht detailliert

untersucht. Auf Basis einer Literaturlauswertung werden Verfahren zur Bestimmung der Unsicherheiten der Eingangsdaten (vgl. Kapitel 2.5.5) sowie Anhaltswerte der Unsicherheiten für die Messung des Niederschlages (Kapitel 2.3.1) und die Ermittlung der befestigten Fläche (Kapitel 2.3.2) zusammengestellt.

1.3 Zielsetzung und Vorgehensweise

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Anwendung einer Methode zur Kalibrierung von urbanhydrologischen Modellen, die neben der Modellkalibrierung eine Abschätzung der nach der Kalibrierung verbleibenden Unsicherheiten erlaubt. Hierfür wird in Abgrenzung zu anderen Arbeiten die Unsicherheit der Kalibrierdaten (Durchflussmessung) detailliert untersucht und quantifiziert. Abschließend wird der Einfluss von Messunsicherheiten der Durchflussmessung bei der Kalibrierung von Modellen berücksichtigt. Um eine hohe Objektivität und Akzeptanz der Modellkalibrierung zu erreichen, werden hierfür automatische Verfahren eingesetzt. Durch den Einsatz bewährter Maßstäbe und deren Kombination zu neuen Maßstäben sollen praxistaugliche Bewertungskriterien für die Anpassungsgüte einer Modellrechnung an gemessene Daten entwickelt werden.

In Kapitel 2 werden die Einflüsse von Unsicherheiten auf die Modellkalibrierung anhand des Stands der Wissenschaft und Technik erörtert. Die Berechnungsansätze bzw. Verfahren für die Bestimmung von Messunsicherheiten sowie für die automatische Modellkalibrierung werden in Kapitel 3 beschrieben. Die eingesetzten und entwickelten Methoden wurden in das Softwaretool KALIMOD implementiert (Kapitel 4). KALIMOD soll die angewandten wissenschaftlichen Methoden für den praxistauglichen Alltagseinsatz aufbereiten und zur Verfügung stellen.

In Kapitel 5 werden die Messunsicherheiten der Durchflussmessung untersucht. Die Genauigkeiten von Durchflussmessungen in teilgefüllten Freispiegelleitungen werden in Kapitel 5.2 anhand von Literaturlauswertungen analysiert. Ergänzend werden Messunsicherheiten auf Basis eines Laborvergleichs von kombinierten Durchflussmessgeräten berechnet (Kapitel 5.3) und Empfehlungen für die Berechnung von Unsicherheiten der Durchflussmessung abgeleitet. In Kapitel 6 werden unterschiedliche Einflussfaktoren auf die Modellkalibrierung betrachtet. Das hierfür verwendete KOSIM Modell und das Fallbeispiel werden in Kapitel 6.2 vorgestellt. Es werden unterschiedliche Konfigurationen der Zielfunktion (Kapitel 6.4) sowie die Einflüsse der Charakteristik und benötigten Anzahl an Niederschlag-Abfluss-Ereignissen analysiert (Kapitel 6.5). Grundlage hierfür stellt die Untersuchung von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen dar (Kapitel 6.3). Anhand der Modellkalibrierung mit einem multikriteriellen Optimierungsverfahren

können Modellunsicherheiten abgeschätzt werden (Kapitel 6.6). Auf der Grundlage der Ergebnisse des Kapitels 6 wird eine systematische Vorgehensweise für die Kalibrierung von Modellen abgeleitet (Kapitel 6.7).

In Kapitel 7 werden die Untersuchungen der Auswirkungen von Messunsicherheiten auf das Ergebnis einer automatischen Modellkalibrierung dargestellt.

Das Kapitel 8 schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Fazit ab.

2 Einfluss von Unsicherheiten auf die Modellkalibrierung

In der Siedlungswasserwirtschaft werden eine Vielzahl unterschiedlicher Modelle für die Planung, Dimensionierung sowie Betrieb und Instandhaltung von Entwässerungssystemen eingesetzt. Die wichtigsten Anwendungsgebiete für urbanhydrologische Niederschlag-Abfluss-Modelle sind die Bemessung von Bauwerken für die Misch- und Niederschlagswasserbehandlung sowie die Analyse und Optimierung bestehender Entwässerungssysteme zur Bewertung bzw. Minimierung von Entlastungsvolumen, -konzentrationen und -frachten in natürliche Gewässer.

Die für diese Aufgabe eingesetzten mathematischen Modelle stellen eine vereinfachte Abbildung der Realität dar (Rauch et al., 2002). Die Realitätsnähe der Modellergebnisse hängt im Wesentlichen von der Bestimmung bzw. Auswahl der Modellstruktur und der Kalibrierung der Modellparameter ab (Gujer, 2008). Unsicherheiten aus unterschiedlichen Quellen beeinflussen diesen Vorgang (z. B. Beven und Binley, 1992, Gujer, 2008, Deletic et al., 2012).

2.1 Unsicherheiten – Einführung und Definitionen

Unsicherheiten können als Attribut einer Information angesehen werden und werden häufig durch die Anwendung der Wahrscheinlichkeitstheorie ausgedrückt (Zadeh, 2006). In der ingenieurpraktischen Anwendung interessieren vor allem die Unsicherheiten von Bemessungswerten (z. B. Maximalabflüssen) oder von Vorhersagen (z. B. Hochwasservorhersage) (Montanari, 2007). Die Quellen dieser Unsicherheiten werden von Butts et al. (2004) in die Gruppen (i) zufällige und systematische Abweichungen von Modelleingangsdaten, (ii) zufällige und systematische Abweichungen der Messdaten zur Bestimmung der Modellgüte (Kalibrierdaten), (iii) sub-optimale Parameterwerte und (iv) eine unvollständige Modellstruktur unterteilt.

2.1.1 Messunsicherheiten - Definitionen aus der Metrologie

Die Begriffe des Messwesens sind einheitlich in JCGM 200, 2012 („International vocabulary of metrology – Basic and general concepts and associated terms (VIM)“) definiert (deutsche Übersetzung von Brinkmann, 2012). Nachfolgend werden die für diese Arbeit wichtigen Begriffe gemäß den Ausführungen von Brinkmann (2012) kurz erläutert.

Die **Messunsicherheit** (engl. measurement uncertainty) beschreibt die Streuung, die einem **Messergebnis** zugeordnet werden kann. Der **wahre Wert einer Größe** (engl. true quantity value) ist das gesuchte Messergebnis. Dieser Wert ist zwar eindeutig, jedoch in der Praxis nicht ermittelbar. Der Abstand zwischen dem wahren Wert und dem Messergebnis wird mittels

Messabweichung (engl. measurement error) quantifiziert. Im Gegensatz zur Messabweichung stellt die **Messgenauigkeit** (engl. measurement accuracy) eine qualitative Größe dar, welche die Nähe zum wahren Wert beschreibt. Die **Messpräzision** (engl. measurement precision) stellt eine Größe für die Variation von Messergebnissen unter konstanten (stationären) Randbedingungen dar, welche mittels Standardabweichung oder Variationskoeffizient beziffert werden kann.

Messabweichungen setzen sich aus **systematischen Messabweichungen** (engl. systematic measurement error) und **zufälligen Messabweichungen** (engl. random measurement error) zusammen. Systematische Messabweichungen können durch **bekannte** oder **unbekannte** Einflüsse hervorgerufen werden und bleiben bei wiederholter Messung konstant. Bekannte systematische Messabweichungen werden mittels Korrektur ausgeglichen. Im Gegensatz zur systematischen Messabweichung schwankt die zufällige Messabweichung in unvorhersehbarer Weise.

Die Berechnungsansätze für Messunsicherheiten sind in DIN V ENV 13005 (1999) normativ geregelt. Grundprinzip dieses Berechnungsansatzes ist es, dass bekannte systematische Abweichungen durch Korrektur reduziert werden. Die Unsicherheit stellt somit eine Schätzgröße für unbekannt systematische und zufällige Abweichungen sowie Restabweichungen aus der Korrektur dar. DIN V ENV 13005 (1999) beschreibt die Unsicherheit daher auch als „Schätzwert für die wahrscheinliche Nähe zum besten Wert entsprechend den vorhandenen Kenntnissen“. Sie empfiehlt ein Messergebnis grundsätzlich mit der dazugehörigen kombinierten Standardunsicherheit (Definition siehe 3.1.1) anzugeben.

2.1.2 Modellunsicherheiten - Einführung

Die Ergebnisse der hydrologischen Modellierung von natürlichen oder technischen Systemen sind mit Unsicherheiten behaftet (z. B. Beven, 2006b, Deletic et al., 2012). Im Gegensatz zu den Messunsicherheiten gibt es für Modellunsicherheiten keine einheitliche Begriffs- oder Berechnungsdefinition (Walker et al., 2003, Montanari, 2007, Deletic et al., 2012). Während bei der ingenieurtechnischen Analyse die Unsicherheiten der Ergebnisse entscheidend sind, beschäftigt sich die wissenschaftliche Betrachtung vor allem mit dem Einfluss der Modellparameter und der Eingangsdaten (Montanari, 2007). Ziel muss es sein, Unsicherheiten zu reduzieren, Unsicherheitsbereiche (Konfidenzintervalle) zu bestimmen und den Einfluss der Quellen der Unsicherheit auf die Modellergebnisse zu verstehen (Deletic et al., 2012).

Unsicherheiten können in epistemische (subjektive) und variable (aleatorische, stochastische) unterteilt werden (Walker et al., 2003, Helton und Davis, 2003). Epistemische Unsicherheiten werden hervorgerufen durch räumlich oder zeitlich beschränkte Daten, unbekannt systematische oder zufällige Messabweichungen von Eingangsdaten, unvollständiges Wissen oder unvollkommene Modelle (Walker et al., 2003). Unvollkommene Simulationsmodelle sind durch

eine „limitierte, vereinfachte und partielle Abbildung der Realität“ begründet (Bertrand-Krajewski, 2007). Variable Unsicherheiten werden durch die nicht vorhersehbare Zufälligkeit natürlicher Prozesse verursacht (Walker et al., 2003). Sowohl epistemische als auch variable Unsicherheiten können durch die Bestimmung von Modellparametern anhand des Vergleiches der Modellergebnisse mit gemessenen Daten reduziert werden (Bertrand-Krajewski, 2007, Vrugt et al., 2008).

Deletic et al. (2012) stellen das „Global Assessment of Modelling Uncertainties (GAMU)“ mit dem Ziel vor, eine einheitliche Herangehensweise für die Analyse von Modellunsicherheiten zu etablieren. GAMU besteht aus den Schritten (1) Auswahl eines Tools und Datensatzes zur Minimierung von Unsicherheiten durch Kalibrierung, (2) Generierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Modellparameter unter Berücksichtigung von Datenunsicherheiten und (3) dem Vergleich der Ergebnisse unterschiedlicher Modelle (Deletic et al., 2012).

2.2 Unsicherheitsquellen der urbanhydrologischen Modellierung

Bild 2.1 verdeutlicht den Einfluss der Unsicherheitsquellen „Eingangsdaten“, „Modellstruktur“ und „Kalibrierung“ auf die „Modellparameter“.

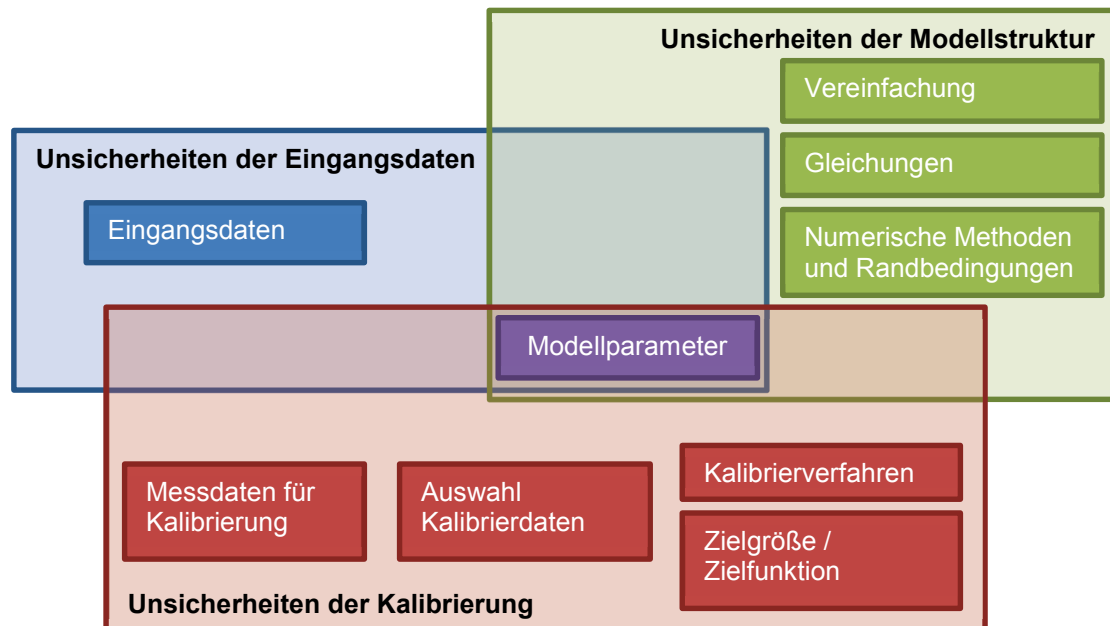


Bild 2.1: Unsicherheitsquellen urbanhydrologischer Modelle und ihre Verknüpfungen (Deletic et al., 2012)

Die **Unsicherheiten der Eingangsdaten** (siehe Kapitel 2.3) umfassen nach Deletic et al. (2012) sowohl **Eingangsdaten** als auch **Modellparameter**. Eingangsdaten sind physikalisch

messbare Größen, wie z. B. Niederschläge, Geländegefälle oder Einzugsgebietsflächen. Variablen von Gleichungen, die zur Vereinfachung der Abbildung von natürlichen Prozessen eingesetzt werden, stellen Modellparameter dar. Beispielhaft seien hier die Parameter Speicherkaskade und Speicherkonstante einer Linearspeicherkaskade genannt. Physikalisch messbare Größen können durch die Vereinfachung im Rahmen der konzeptionellen Modellbildung zu Modellparametern werden (z. B. Muldenverluste, Rauigkeitsbeiwerte). Die abflusswirksamen Flächen (engl. effective impervious area) eines Modells werden von Deletic et al. (2012) als Eingangsgröße bezeichnet, die über geografische Informationssysteme oder topografische Karten abgeschätzt werden können. In Ergänzung zu dieser Betrachtungsweise werden befestigte Flächen ebenfalls als Eingangsdaten interpretiert (vgl. Schmitt et al., 2008, DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2009), wohingegen der Abflussbeiwert zur Ermittlung der abflusswirksamen Fläche als Modellparameter angesehen wird. Die Bandbreite dieses Parameters muss sich im Rahmen physikalisch sinnvoller Grenzwerte bewegen (z. B. DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2009, Schmitt und Illgen, 2001). In der urbanhydrologischen Modellierung stellt der Parameter Abflussbeiwert eine Art Kompensationsparameter für Einflüsse aus unsicheren Niederschlagsdaten und Unsicherheiten aus der Modellstruktur dar (Kleidorfer et al., 2009). Durch Niederschlag-Abfluss-Messungen bestimmte Abflussbeiwerte weisen trotz annähernd gleichmäßiger Überregnung eine ereignisabhängige Streuung auf (Schmitt et al., 2008).

Die **Unsicherheit in der Modellstruktur** (siehe Kapitel 2.4) ergibt sich neben dem ereignis-spezifischen Abflussbeiwert auch durch die Abbildung von Abflüssen von durchlässigen Flächen (Fuchs, 1987, DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2007). Unsicherheiten aus der Modellstruktur können in die Gruppen „**Vereinfachung**“, „**Gleichungen**“ und „**numerische Methoden und Randbedingungen**“ unterteilt werden.

Die **Unsicherheiten der Kalibrierung** (siehe Kapitel 2.5 und 2.6) unterteilen sich in die Einflussfaktoren „Messdaten für Kalibrierung“, „Auswahl von Kalibrierdaten“, „Kalibrierverfahren“ und „Zielgröße“. Bei der **Auswahl von Kalibrierdaten** bzw. Niederschlag-Abfluss-Ereignissen ist neben der Anzahl auch die Charakteristik (Niederschlags- und Abflusshöhe, Niederschlagsintensität, Spitzenabfluss) der Ereignisse maßgebend (Bertrand-Krajewski, 2007, Sun und Bertrand-Krajewski, 2012). Sowohl das **Kalibrierverfahren** als auch die **Zielgröße** müssen für die Modellkalibrierung adäquat ausgewählt werden. Zur automatischen Modellkalibrierung existieren mittlerweile eine Reihe von mono- und multikriteriellen mathematischen Optimierungsverfahren, die erfolgreich für die Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle eingesetzt wurden (u. a. Wangwongwiroj et al., 2004, di Pierro et al., 2006, Uhl et al., 2008, Gamerith et al., 2009). Die Auswahl einer Zielfunktion muss gemäß der Modellierungsaufgabe erfolgen. Die Unsicherheiten der **Messdaten für die Kalibrierung** (siehe Kapitel 2.6) müssen nach Deletic et al. (2012) explizit während der Parameterbestimmung berücksichtigt werden.

Messunsicherheiten des Durchflusses basieren auf (unbekannten) systematischen und zufälligen Effekten. Unbekannte systematische Abweichungen können z. B. durch eine nicht erkannte fehlerhafte Installation eines Messgerätes hervorgerufen werden. Oberflächenwellen oder temporäre Ablagerungen stellen zufällige Abweichungen dar.

2.3 Unsicherheiten der Eingangsdaten

In der Urbanhydrologie findet eine Vielzahl von Messungen statt. In Entwässerungssystemen dienen Messungen des Wasserstandes, der Fließgeschwindigkeit und des Durchflusses der Betriebsüberwachung und Steuerung, der Gewinnung von Planungs- und Kalibrierdaten für Simulationsmodelle sowie zur Ermittlung von Abwasserabgaben (DIN 19559-1, 1983).

Zur modelltechnischen Abbildung der Prozesse in der Urbanhydrologie müssen neben den Ausgangsdaten (Wasserstand, Fließgeschwindigkeit und Durchfluss) auch Eingangsdaten messtechnisch ermittelt werden. Die wichtigsten Eingangsgrößen stellen hierbei Prozessdaten (Niederschlag) und Systemdaten (befestigte Fläche) dar. Unsicherheiten von Prozess- oder Systemdaten können mittels Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz bestimmt werden (siehe Kapitel 3.1.1).

2.3.1 Niederschlag

Für die Messung des Niederschlages werden Punktmessungen mit Auffanggefäßen oder Radarmessungen für die flächenhafte Erfassung eingesetzt (DVWK-M 230, 1994). Die Messwertfassung kann analog oder digital mittels Schwimmer, Waage, Wippe oder Tropfenzähler erfolgen (DVWK-M 230, 1994). Für die Stadtentwässerung wird häufig ein Niederschlagschreiber mit Kippwaage (engl. tipping-bucket) verwendet (Hoppe, 2006). Die Auflösung der Kippwaage beträgt bei marktüblichen Geräten 0,1 mm Regenhöhe. Aus den gespeicherten Zeitpunkten, zu denen sich die Kippwaage entleert hat, können mittels Aggregation äquidistante Zeitreihen erstellt werden. In der Stadtentwässerung sind Zeitschritte von 1 bis 5 min gebräuchlich.

Schilling (1991) stellt heraus, dass fast alle Messgeräte in Relation zum tatsächlich gefallenen Niederschlags zu geringe Niederschlagshöhen messen. Als Größenordnung für einen systematischen Gesamtfehler nennt er 5 – 10 %. Dabei sind höhere Abweichungen wahrscheinlicher, wenn kleinere Tropfengrößen zusammen mit höheren Windgeschwindigkeiten auftreten (Schilling, 1991).

In Tabelle 2.1 sind Orientierungswerte für unterschiedliche Quellen von systematischen Abweichungen aufgelistet. Anhand der Auswertung eines Messgerätevergleiches über 5 Jahre hat Sevruk (1996) extreme Messabweichungen von bis zu 87 % zwischen einem Hellmann

Schreiber und einem Niederschlagsschreiber mit Kippwaage ermittelt. Sevruk (1996) begründet die Abweichungen durch Einflüsse wie Kennliniendrift, mechanische und elektrische Störungen, Datenübertragung und Zusetzen (engl. Clogging) des Messgerätes und bezeichnet diese, da sie nicht den in Tabelle 2.1 genannten systematischen Abweichungen zuzuordnen sind, als zufällige Abweichungen. Die genannten Abweichungen stellen allerdings unbekannt systematische Messabweichungen dar. Rauch et al. (1998) führen eine Größenordnung für zufällige Abweichungen von $\pm 30\%$ vom Messwert an.

Tabelle 2.1: Orientierungswerte für systematische Abweichungen bei der Niederschlagsmessung mittels Kippwaage (aus Rauch et al., 1998)

Fehlerquelle	Größenordnung (%)	Quellen
Windfehler	$\pm 2 - 15$	Sevruk, 1996
Benetzungsverluste	$\pm 2 - 10$	Sevruk, 1982
Evaporation	$\pm 0 - 4$	Sevruk, 1982
Spritzwasserverluste	$\pm 1 - 2$	Sevruk, 1982
Design des Wippensystems (Nichtlinearität)	± 10	Maksimović et al., 1991

Einfalt et al. (1998) untersuchen die räumliche Verteilung von starken Niederschlägen, die mittels Punktmessung bestimmt wurden. Ziel ist es, eine Station mit langjährigen Messdaten für die Langzeitanalyse (z. B. mittels Modellen) zu verwenden. Hierbei werden nur Niederschlagsereignisse mit einer mittleren Intensität größer 5 mm in 1 h analysiert (Einfalt et al., 1998). Die Analyse ergibt für ein Einzugsgebiet mit 80 km², dass bei der Übertragung der Niederschläge auf das Gesamteinzugsgebiet für einzelne Teileinzugsgebiete eine Reduktion von starken Niederschlägen über 10 mm zwischen 4 und 23 % erfolgen sollte. Diese Empfehlung wird von Einfalt et al. (1998) als „on the safe side“ bewertet. Aus den Ergebnissen kann gefolgert werden, dass durch die Verwendung einer Niederschlagsstation für ein Gesamtgebiet Sicherheiten aufgrund von fehlender Reduktion von Starkniederschlägen in die Bemessung implementiert werden.

Kleidorfer et al. (2009) analysieren den Einfluss von systematischen und zufälligen Abweichungen der Niederschlagsmessung. Hierfür setzen sie systematische Abweichungen von $\pm 30\%$ und zufällige Abweichungen von $\pm 50\%$ an. In den Untersuchungen stellen Kleidorfer et al. (2009) heraus, dass systematische Messabweichungen des Niederschlages während der Kalibrierung, vor allem durch die Parametrisierung des abflusswirksamen Anteils eines Einzugsgebietes, kompensiert werden.

Bei der Durchführung von Niederschlag-Abfluss-Messkampagnen wird das vorhandene Netz der Niederschlagsstationen häufig ergänzt bzw. verdichtet. Für die Langzeitsimulation liegen die Niederschlagsdaten dann in einer geringeren räumlichen Auflösung vor. Teilweise müssen

sogar Daten von anderen Niederschlagsstationen herangezogen werden (Verworn, 2005). Besonders die „Ausdünnung“ des Messnetzes führt zu unsicheren Eingangsdaten, da vor allem ungleichmäßige, häufig konvektive Niederschlagsereignisse nicht mehr korrekt abgebildet werden können.

2.3.2 Ermittlung der befestigten Flächen

Flächen stellen zusammen mit dem Niederschlag die sensitivsten Einflussfaktoren auf den Prozess der Abflussbildung von urbanhydrologischen Modellen dar. Für den Zufluss in Kanalnetze spielen im Besonderen die undurchlässigen, befestigten Flächen eine entscheidende Rolle (DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2009). Die Bestimmung der befestigten Flächen kann nach DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6 (2009) mittels Schätzverfahren, Verwendung analoger oder digitaler Karten, Luftbilddauswertungen sowie einer Kombination der Verfahren erfolgen. Terrestrische Geländeaufnahmen werden aufgrund ihres hohen Aufwandes nur noch für Vergleichszwecke durchgeführt.

Die genannten Verfahren führen zu Abweichungen mit Beträgen von 5 % bis 10 % (Fankhauser, 1999, Becker et al., 1998, DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2009). Auf Basis der Klassifizierung von befestigten Flächen können mittlere Abflussbeiwerte für Einzelflächen festgelegt werden, so dass ein mittlerer Abflussbeiwert für ein Einzugsgebiet bzw. eine Haltungfläche berechnet werden kann. Hoppe (2006) hat in einem Testgebiet den mittleren Abflussbeiwert über Niederschlag-Abfluss-Messungen bestimmt und Reduktionen der befestigten Fläche zwischen 0 und 35 % vorgenommen. Becker et al. (1998) berichten von einem Gesamtabflussbeiwert für das Emschergebiet von 83 % (178 km² abflusswirksame Fläche).

2.4 Unsicherheiten der Modellstruktur

Die Modellstruktur wird durch Auswahl von Annahmen zur Abbildung natürlicher und technischer Prozesse durch den Modellierer bestimmt. Nach Butts et al. (2004) setzt sich die Modellstruktur aus (i) Prozessbeschreibungen, (ii) der Kopplung von Prozessen, (iii) der numerischen Diskretisierung, (iv) der Abbildung der räumlichen Prozessvariabilität durch Einzugsgebiete oder Grids sowie (v) der Aggregation von Einzugsgebieten zur Parametrisierung eines Modells zusammen. Dabei muss der Detailliertheits- bzw. Komplexitätsgrad des Modells (Modellstruktur) auf die Datenverfügbarkeit (System- und Prozessdaten) abgestimmt werden, um eine optimale Modellgüte zu erhalten (Blöschl und Grayson, 2000).

Gattke (2006) führt als Grund für strukturelle Unsicherheiten das mangelnde Wissen über Detailprozesse, wie z. B. Fließvorgänge im unterirdischen Bereich bei der hydrologischen Modellierung, an. Dieses mangelnde Wissen führt zu einer räumlichen und zeitlichen Vereinfachung

der tatsächlich stattfindenden Prozesse im Rahmen der Modellbildung. Durch die Wahl ungeeigneter Berechnungsansätze werden ebenfalls Unsicherheiten hervorgerufen. Beispielhaft sei der hydrologische Ansatz zur Abbildung der Abfluss- und Schmutzfrachttransportvorgänge genannt, der einen Spülstoß (engl. first flush) nicht korrekt wiedergeben kann. Diese Effekte können nur mittels hydrodynamischer Gleichungen (St. Venant) simuliert werden (Krebs et al., 1999). Strukturelle Unsicherheiten können zusätzlich durch den Modellanwender hervorgerufen werden, wenn z. B. eine unzureichende Diskretisierung eines Einzugsgebietes vorgenommen wird. Es muss jedoch zwischen Fehlern bei der Modellerstellung und Unsicherheiten, die durch die Wahl der Modellstruktur hervorgerufen werden, unterschieden werden. Fehler müssen, vergleichbar zu bekannten systematischen Messabweichungen, eliminiert werden.

Strukturelle Unsicherheiten können nur durch die vergleichende Anwendung unterschiedlicher Modellstrukturen ermittelt werden (Butts et al., 2004, Gattke, 2006, Ajami et al., 2007, Deletic et al., 2012). Für die Bestimmung struktureller Unsicherheiten setzen Ajami et al. (2007) und Vrugt und Robinson (2007b) das Bayesian Model Averaging (BMA) als Methode zur Kombination von Modellergebnissen ein. Die Grundidee des BMA ist es, eine Ensemble-Vorhersage auf der Basis von Ergebnissen unterschiedlicher Modelle bzw. Modellstrukturen zu generieren (Vrugt und Robinson, 2007b). Gemäß der erzielten Anpassungsgüte wird das Ergebnis eines Modells gewichtet und geht dementsprechend in die Vorhersage ein (Ajami et al., 2007).

2.5 Unsicherheiten der Modellkalibrierung

2.5.1 Modellkalibrierung

Im Rahmen der Modellkalibrierung werden die Eingangsparameter eines Modells innerhalb ihrer (physikalisch abgeleiteten) Wertebereiche variiert, so dass die Abweichung zwischen Messdaten und Simulationsergebnissen minimal wird. Durch die Anpassung der Modellparameter soll die Realitätsnähe eines Modells erhöht werden. Anhand einer Validierung¹ durch einen Split-Sample-Test werden die im Rahmen der Kalibrierung ermittelten Parametersätze auf andere Systemzustände (z. B. andere Zeiträume oder Ereignisse) übertragen (BWK-M7, 2008). Ziel ist hierbei die Überprüfung, ob die Kalibrierergebnisse (der ermittelte Parametersatz) ohne Qualitätsverlust auch andere als die für die Kalibrierung verwendeten Zeiträume

¹ Häufig wird auch der Begriff Verifizierung synonym mit dem Begriff Validierung verwendet (BWK-M2, 2002, BWK-M7, 2008, Uhl et al., 2008). Im internationalen Sprachgebrauch hat sich der Begriff „Validierung“ etabliert (vgl. Refsgaard, 1997, Seibert, 1999, Buchholz, 2001).

der Messdaten abbilden können. Seibert (1999) gibt eine weitergehende Übersicht über unterschiedliche Verfahren von Split-Sample-Tests.

Für die Modellkalibrierung können unterschiedliche Methoden eingesetzt werden. Das Ergebnis einer manuellen Kalibrierung eines Modells hängt dabei stark von den Fähigkeiten des Sachbearbeiters ab und ist daher eine subjektive Prozedur, die nicht reproduzierbar ist (Sorooshian und Gupta, 1995). Besonders der Zeitaufwand bei der manuellen Kalibrierung bedarf hoher ‚personeller‘ Ressourcen. Vorteilhaft bei der manuellen Kalibrierung ist der visuelle Vergleich zwischen berechneten und gemessenen Ganglinien. Durch die Betrachtung von Abweichungen der Ganglinienverläufe oder auch Zeitverschiebungen zwischen gemessenen und simulierten Zeitreihen kann der erfahrende Sachbearbeiter zielgerichtet die entsprechenden Parameter modifizieren (Boyle et al., 2000). Bei Anwendung automatisierter Strategien müssen diese Aspekte mathematisch formuliert werden.

2.5.2 Reduktion von Unsicherheiten bei der Modellkalibrierung

Die Modellkalibrierung kann die Modellsicherheit bzw. Realitätsnähe nur unter definierten Umständen gewährleisten. Die Aussagekraft der im Rahmen der Kalibrierung ermittelten Parameter ist sowohl von der Validität der Modellannahmen (Modellstruktur) als auch von der Qualität und Quantität der Eingangsdaten (Niederschlag, Topographie) und den gemessenen Kalibrierdaten (z. B. Durchflüsse im Kanal) abhängig (Muleta und Nicklow, 2005). Nach Muleta und Nicklow (2005) ist es sehr unwahrscheinlich, dass fehlerfreie Messdaten für Niederschlag, Durchfluss und Topographie gefunden werden, um eine optimale Kalibrierung zu gewährleisten. Unter der Voraussetzung fehlerfreier Daten verbleiben Unsicherheiten aus der Modellstruktur sowie jene, die aus der Übertragbarkeit der Parameterwerte aus der Kalibrierzeitspanne auf einen für die Planung benötigten Zeitraum (z. B. Langzeitsimulation über 10 Jahre) resultieren. Wangwongwiroj et al. (2004) stellen heraus, dass für die Kalibrierung Fehler in den Eingangs- oder Kalibrierdaten sowie in der Modellstruktur eliminiert werden müssen, damit keine Kompensation dieser Fehler durch die Findung dafür optimaler Parameterwerte vorgenommen wird. Die Kompensation von Fehlern führt laut Wangwongwiroj et al. (2004) zu einem „Curvefitting“, das im Rahmen der Validierung unzureichende Ergebnisse liefert.

Schmitt et al. (2008) stellen einen Ansatz vor, dessen Ziel die Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen mit weitestgehend fehlerfreien Daten ist. Dies erfolgt über eine detaillierte Prüfung der Niederschlags- und Durchflussmessdaten für ein Niederschlag-Abfluss-Ereignis. Durch den Vergleich der Niederschlagssummenlinien von mindestens drei Regenschreibern soll sichergestellt werden, dass eine weitgehend gleichmäßige Überregnung vorliegt. Im Wesentlichen zielt das Verfahren auf eine Berechnung abflusswirksamer Flächenanteile aus der Volumenbilanz von Niederschlag und Abfluss ab. Aus mindestens 5 Niederschlag-Abfluss-Ereignissen wird jeweils der abflusswirksame Flächenanteil berechnet; anschließend werden

diese Werte gewichtet und arithmetisch gemittelt (Schmitt et al., 2008). Unbeachtet bleibt bei diesem Verfahren, dass gerade die Abflusswirksamkeit von teildurchlässig befestigten Pflasterflächen stark von der Niederschlagsintensität abhängt (Illgen, 2009).

2.5.3 Zielgrößen der Modellkalibrierung

Urbanhydrologische Modelle werden für die Dimensionierung von Niederschlags- und Mischwasserbehandlungsanlagen sowie für die Optimierung von Entwässerungssystemen gemäß den technischen Regeln eingesetzt (u. a. ATV-A 128, 1992, DWA-A 117, 2006, DWA-A 138, 2005). Für diese Einsatzbereiche können (i) die Einhaltung des Abflussvolumens, (ii) die Abbildung von Abflussspitzen und (iii) die Form der Ganglinie als Zielgrößen definiert werden (BWK-M7, 2008).

Unterschiedliche Arbeiten haben herausgestellt, dass nur durch die Kombination von Zielgrößen optimale Kalibrierergebnisse erzielt werden können (u. a. Madsen, 2000, di Pierro et al., 2006, Uhl et al., 2008). Für die Zielgrößen der Kalibrierung werden Abweichungsmaße verwendet. Abweichungsmaße lassen sich gemäß den Zielgrößen in die Gruppen (i) Volumen, (ii) Maximalwert und (iii) Ganglinienverlauf unterteilen. Ein Überblick über mathematische Formulierungen von Abweichungsmaßen für unterschiedliche Zielgrößen ist in ASCE Task Committee (1993) oder Legates und McCabe (1999) zu finden. Henrichs (2006) hat für die hydrologische Modellierung aus der Literatur zahlreiche Abweichungsmaße recherchiert und hinsichtlich ihrer Eignung für unterschiedliche Modellziele ausgewertet. Die Analyse von Studien, die die hydrologische oder hydrodynamische Simulation von Entwässerungssystemen urbaner Gebiete zum Gegenstand haben (Wangwongwiroj et al., 2004, di Pierro et al., 2006, Khu et al., 2006, Muschalla et al., 2008 oder Gamerith et al., 2011), zeigt eine Präferenz für den „Root Mean Square Error“ RMSE (Wurzel aus der Summe der mittleren Abweichungsquadrate), Nash-Sutcliffe Efficiency (Effizienzkoeffizient E2 nach Nash und Sutcliffe, 1970), „Derivation of Peak“ (Maximalwertabweichung) und „Volume Error“ (Volumenabweichung). Für die Volumenabweichung werden zwei unterschiedliche Berechnungsansätze propagiert. Einerseits erfolgt eine Summation der Residuen¹ an allen Zeitschritten (Madsen, 2000) oder eine Summation der Beträge der Residuen (Khu et al., 2006). Die Summation der Beträge der Residuen wird von Legates und McCabe (1999) auch in den Effizienzkoeffizienten E1 integriert. Die Abweichungsmaße können demnach in die Kategorien gemäß ihrer mathematischen Betrachtung der Residuen wie folgt unterteilt werden:

¹ Residuen sind die Abweichungen für einen definierten Zeitschritt zwischen Messwert und Simulationsergebnis.

- Vergleich von Einzelwerten (Maximalwertabweichung),
- Summation der Residuen (Volumenabweichung),
- Summation der Beträge der Residuen (E1, Overall Volume Error) oder
- Summation der quadrierten Residuen (E2, RMSE, Summe der quadrierten Residuen).

Nur die Summation der Residuen ist ein reines Maß für die Volumenbilanz. Die Summation der Beträge des Residuums stellt bereits ein Ganglinienmaß dar. Die Kombination von Abweichungsmaßen wird u. a. von Madsen (2000), Barco et al. (2008) oder Henrichs et al. (2008) als Zielfunktion zur Modellkalibrierung mittels monokriteriellen Optimierungsverfahren eingesetzt.

Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Zielgrößen und Abweichungsmaße werden in Kapitel 3.2.6 vorgestellt.

2.5.3.1 Bewertung von Abweichungsmaßen

Bewertungen für die Modellgüte anhand von Abweichungsmaßen werden in den technischen Regelwerken zur hydrologischen Modellierung mit Ausnahme von BWK-M7 (2008) nicht genannt. Legates und McCabe (1999) stellen heraus, dass die Bewertung eines Modells nicht ausschließlich auf der Basis von Abweichungsmaßen vorgenommen werden darf, sondern dass grundsätzlich auch Scatterplots, Ausreißer und Residuen analysiert werden müssen.

Schaefli und Gupta (2007) diskutieren die Aussagekraft von Abweichungsmaßen und im Besonderen die der sehr häufig eingesetzten Nash-Sutcliffe Effizienz. Für die Bewertung von Modellergebnissen streben sie den Einsatz von Benchmark-Modellen an. Als Benchmark eignen sich z. B. Zeitreihenmodelle des Jahresganges eines hydrologischen Modells, die aus den Messdaten abgeleitet werden. Die Anpassungsgüte des Benchmark-Modells an die Messdaten stellt nach Schaefli und Gupta (2007) eine Art „Nullhypothese“ dar. Die Anpassungsgüte des hydrologischen Modells kann anschließend als Verbesserung in Bezug zur Anpassungsgüte des Benchmark-Modells bewertet werden.

2.5.3.2 Alternative Berechnungsansätze für Abweichungsmaße

Einen alternativen Berechnungsansatz für die Ermittlung der Modellgüte wird von Ewen (2011) vorgestellt. Das Expertenwissen des Hydrologen soll hierbei über Data Mining Techniken in die Berechnung von Abweichungsmaßen einfließen. Die Methodik führt keine strikte vertikale, zeitschrittbezogene Zuordnung von Mess- und Simulationswerten durch. Stattdessen wird eine zeitschrittunabhängige Zuordnung zugelassen, wobei dann allerdings sowohl das Residuum zwischen Mess- und Simulationswert als auch die Zeitdifferenz in die „Gesamtabweichung“ je

Zeitschritt eingehen (Ewen, 2011). Durch die modifizierte Berechnung erzielt Ewen (2011) höhere Werte für die Nash-Sutcliffe Effizienz und erreicht somit bessere Ergebnisse für die Kalibrierung und Validierung zweier Niederschlag-Abfluss-Modelle.

Zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten bei der Berechnung von Abweichungsmaßen verwenden Harmel und Smith (2007) Wahrscheinlichkeitsverteilungen und führen somit eine Berechnung von Zielgrößen mittels gewichteten Residuen durch. Durch die Berücksichtigung von Messunsicherheiten stellen Harmel und Smith (2007) eine Verbesserung der Anpassungsgüte fest. Bei einer Messunsicherheit von 42 % für eine Durchflussmessung an einem Gewässer verbessert sich z. B. die Nash-Sutcliffe Effizienz um 26 % von 0,73 auf 0,91.

2.5.4 Mathematische Optimierung

Die mathematische monokriterielle Optimierung (engl. single-objective) verfolgt das Ziel, den Parametervektor (Parametersatz) zu finden, dessen Funktionswert einen Extremwert (Minimum oder Maximum) darstellt. Bei sehr einfachen Funktionen existiert lediglich ein Extremwert. Bei realen Optimierungsproblemen, wie z. B. der Modellkalibrierung, liegen nichtlineare Funktionen mit mehreren lokalen und einem globalen Extremwert vor. Bei gleichzeitiger Berücksichtigung mehrerer Funktionen liegt eine multikriterielle Optimierungsaufgabe vor (engl. multi-objective). Bei der Kalibrierung von Modellen werden für die multikriterielle Optimierung mehrere Zielgrößen verwendet. Aus einer Simulation können mehrere Zeitreihen, mehrere Zeiträume aus einer Zeitreihe (Ereignisse) oder mehrere Abweichungsmaße je Zeitreihe/Zeitraum betrachtet werden. Dabei stellt eine Zeitreihe die äquidistante Ausgabe eines Berechnungsergebnisses an einem Ort dar. In der Literatur zur Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle hat sich für Zielgrößen bzw. Abweichungsmaße der Begriff „objective“ und für die Auswahl eines Zeitraums aus einer Zeitreihe der Begriff „event“ etabliert (di Pierro et al., 2006, Gamerith et al., 2011). Hieraus lassen sich unterschiedliche Kalibriermodi ableiten:

- single-event single objective (seso): ein Ereignis mit einer Zielgröße
- single-event multi-objective (semo): ein Ereignis mit mehreren Zielgrößen
- multi-event single-objective (meso): mehrere Ereignisse mit einer Zielgröße
- multi-event multi-objective (memo): mehrere Ereignisse mit mehreren Zielgrößen

Ereignisse können dabei jeweils Zeiträume aus unterschiedlichen Zeitreihen sein.

Eine Zielfunktion ergibt sich durch die Quantifizierung der Abweichungen zwischen Modellergebnis und Messdaten für einen definierten Zeitraum einer Zeitreihe. Durch die Anwendung einer Aggregationsfunktion (engl. weighted sum method) können mehrere Zielfunktionen zu einer zusammengefasst werden (Deb, 2008). Die Optimierung anhand einer aggregierten Zielfunktion führt zu einem Parametersatz mit bestmöglicher Anpassung (engl. best fit). Bei Ver-

wendung mehrerer Zielfunktionen werden mehrere Parametersätze bestimmt, welche die pareto-optimalen Lösungen darstellen. Eine pareto-optimale Lösung (oder eine nicht dominierte Lösung) liegt vor, wenn es keine andere Lösung gibt, die für alle Zielfunktionen mindestens gleich gute Werte liefert, aber mindestens für einen der Zielfunktionswerte einen besseren Wert aufweist.

Das Prinzip der Pareto-Optimalität ist in Bild 2.2 für zwei Zielfunktionen veranschaulicht. Alle schwarzen Punkte stellen pareto-optimale Lösungen für die objectives A und B dar. Beide objectives haben einen theoretischen Minimalwert von 0 (in Bild 2.2 nicht dargestellt). Die grauen Kreise sind von den pareto-optimalen Lösungen dominierte Lösungen. Dabei spannt jede pareto-optimale Lösung bei einem zweidimensionalen Optimierungsproblem einen Bereich auf, den sie dominiert (gestrichelter grauer Bereich in Bild 2.2).

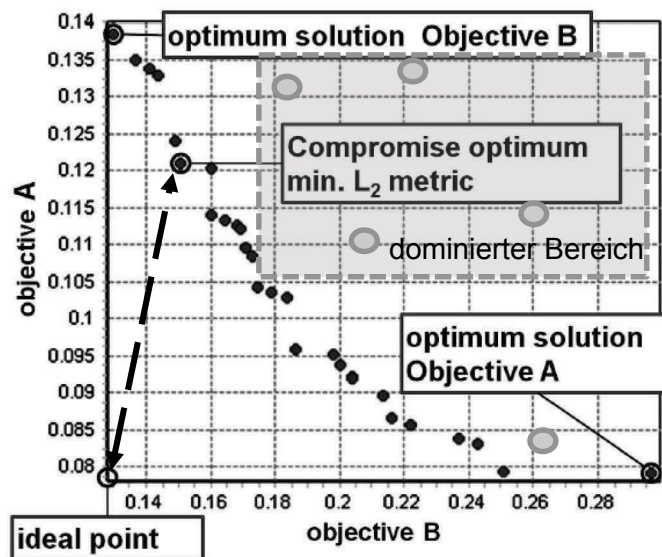


Bild 2.2: Visualisierung einer Pareto-Front für eine multikriterielle Optimierung (verändert nach Gamerith et al., 2011)

Für die Kalibrierung von urbanhydrologischen Modellen werden häufig evolutionäre Algorithmen eingesetzt (di Pierro et al., 2005, Khu et al., 2006, Muschalla et al., 2008 oder Gamerith et al., 2011). Evolutionäre Algorithmen lehnen sich an die menschliche Evolution an. Eine Population setzt sich aus Individuen zusammen. Diese weisen jeweils unterschiedliche Eigenschaften (= Parameterwerte) auf. Auf der Basis der Eigenschaften eines Individuums kann mittels Simulation seine Fitness (= Zielfunktionswert) ermittelt werden. Evolutionäre Algorithmen basieren auf dem Elitismus-Prinzip, so dass sich nur die besten Individuen einer Population vermehren dürfen. Hierfür kommen die genetischen Operatoren Selektion, Kreuzung und Mutation zum Einsatz. Neben den genetischen Operatoren gibt es noch zahlreiche andere Möglichkeiten, Nachkommen (Individuen mit neuen Parametern) zu produzieren. Particle Swarm Optimization (PSO, Kennedy et al., 2001) ahmt das Verhalten eines Vogelschwarmes

nach und kombiniert globale und lokale Suchverfahren, um die pareto-optimalen Lösungen zu finden (Vrugt und Robinson, 2007a). Jeder Parametersatz einer Population wird als Partikel mit einer definierten Position im Parameterraum interpretiert. Jedes Partikel bewegt sich, wie bei einem Vogelschwarm, mit einer definierten Geschwindigkeit in eine bestimmte Richtung fort. Dabei nutzen die Partikel sowohl ihre eigene beste Position als auch die beste Position aller Individuen, um eine neue Position im Parameterraum zu finden (Vrugt und Robinson, 2007a).

Eine detaillierte Beschreibung der in dieser Arbeit verwendeten Algorithmen ist in Kapitel 3.2.3 und 3.2.4 zu finden.

2.5.5 Methoden zur Unsicherheitsanalyse und Modellkalibrierung

Nach Muleta und Nicklow (2005) ist die Unsicherheitsanalyse zwingend erforderlich, um die Sicherheit (engl. reliability) der Modellvorhersage unter dem Einfluss von unterschiedlichen Unsicherheitsquellen zu analysieren. Das Generalized Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) Verfahren (Beven und Binley, 1992) ist jenes, welches in zahlreichen internationalen Studien für unterschiedlichste Modellierungsaufgaben (Hydrologie, Grundwassermodellierung, Urbanhydrologie) zur Analyse von Modellunsicherheiten eingesetzt wird. Es basiert auf der Monte-Carlo Methode (vgl. Kapitel 3.1.2). Anhand einer Zielfunktion wird ein Grenzwert definiert und es werden ausschließlich Parametersätze mit ihren jeweiligen Modellergebnissen in die Analyse integriert, wenn der Wert der Zielfunktion besser als der vorgegebene Grenzwert ist. Nach Muleta und Nicklow (2005) eignet sich das GLUE Verfahren für die Analyse der wesentlichen Ursachen von Modellunsicherheiten (Eingangsdaten, Modellalgorithmen und -Annahmen sowie der Parameterbestimmung). Die Unsicherheiten von urbanhydrologischen und integrierten Modellen werden von Thorndahl et al. (2008), Freni et al. (2009a), Freni et al. (2009b) oder Mannina und Viviani (2010) mit dem GLUE-Verfahren analysiert. Die Vorteile des GLUE-Verfahrens sind die einfache Implementierbarkeit, die simultane Analyse aller Unsicherheitsquellen (globales Verfahren) sowie die „computational time“ (Beven und Freer, 2001). Letzteres kann im Besonderen durch die Verwendung von Sampling Methoden wie das Latin Hypercube Verfahren (Saltelli et al., 2000, siehe auch Kapitel 3.2.1) erreicht werden. Das GLUE-Verfahren stellt einen Standard bei der Analyse von Unsicherheiten dar. Die Subjektivität des Verfahrens stellt den Hauptkritikpunkt dar. Durch die Wahl eines Grenzwertes werden die ermittelten Unsicherheiten stark beeinflusst (Thorndahl et al., 2008, Freni et al., 2008, Freni et al., 2009b). Daher bezeichnen Deletic et al. (2012) die GLUE-Methode auch als pseudo-Bayesian Verfahren.

Mit dem Verfahren der Bayesian Inference (bzw. „formales“ Bayesian Verfahren) wird ein Wahrscheinlichkeitsmodell an Messdaten (z. B. Durchflussmessung) angepasst, wobei das

Ergebnis eine Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Eingangsparameter des Modells ist (Gelman, 2004). Zur Bestimmung dieser Wahrscheinlichkeitsverteilungen werden häufig Monte-Carlo Markov-Chain Verfahren (MCMC) eingesetzt, die auf dem Metropolis-Hastings Algorithmus basieren (siehe Gallagher und Doherty, 2007, Vrugt et al., 2009a). Die Bayesian Inference verwendet „explizit Wahrscheinlichkeiten zur Quantifizierung von Unsicherheiten“ (Gelman, 2004). Es wird beispielweise von Kanso et al. (2003), Kleidorfer et al. (2009) oder Dotto et al. (2011) zur Analyse von Unsicherheiten urbanhydrologischer Modelle eingesetzt. Für die hydrologische Modellierung existieren zahlreiche Studien, die auf der Basis der Bayesian Inference Unsicherheiten bestimmt haben (z. B. Kuczera et al., 2006, Yang et al., 2007, Vrugt et al., 2009b).

Dotto et al. (2012) vergleichen unterschiedliche Verfahren zur Bestimmung von Unsicherheiten von urbanhydrologischen Modellen (u. a. Bayesian Inference und GLUE) und stellen heraus, dass die Verfahren zu vergleichbaren Ergebnissen hinsichtlich der ermittelten Parameterverteilungen, der Unsicherheitsbereiche der Ergebnisgrößen sowie der Identifikation eines best-fit Parametersatzes führen. Entscheidend für die Vergleichbarkeit der Verfahren ist die Wahl der Annahmen für die Akzeptanz von Lösungen, wie z. B. der Grenzwert für den Zielfunktionswert des GLUE Verfahrens (Freer, 1996, Freni et al., 2009c).

2.6 Unsicherheiten der Durchflussmessung (Kalibrierdaten)

Die Messunsicherheit wird durch die europäische Norm DIN V ENV 13005 (1999) als dem „Meßergebnis zugeordneter Parameter, der die Streuung der Werte kennzeichnet, die vernünftigerweise der Meßgröße zugeordnet werden können“, definiert. Bertrand-Krajewski und Muste (2008) stellen heraus, dass die Unsicherheitsanalyse ein elementarer Bestandteil der Messung sowohl von System- als auch von Prozessdaten darstellt. Sie nennen die folgenden Aspekte:

- Identifizierung der dominierenden Quellen von Abweichungen, deren Einfluss auf das Ergebnis, sowie die Bestimmung ihrer Auswirkung auf die dazugehörige Unsicherheit;
- Objektivierbarkeit der Qualität bzw. Messgenauigkeit von Daten;
- Auswahl eines Messgerätes bzw. Messverfahrens, das unter Einbeziehung unterschiedlichster Faktoren am besten für eine Messaufgabe und ein -ziel geeignet ist;
- Berücksichtigung und Reduzierung von Risiken bei der Entscheidungsfindung;

Weitergehend führt DIN V ENV 13005 (1999) an, dass über die zu einem Messergebnis gehörende Messunsicherheit eine quantitative Aussage zur Qualität des Ergebnisses anhand der Vorgaben einer internationalen Norm getätigt werden kann.

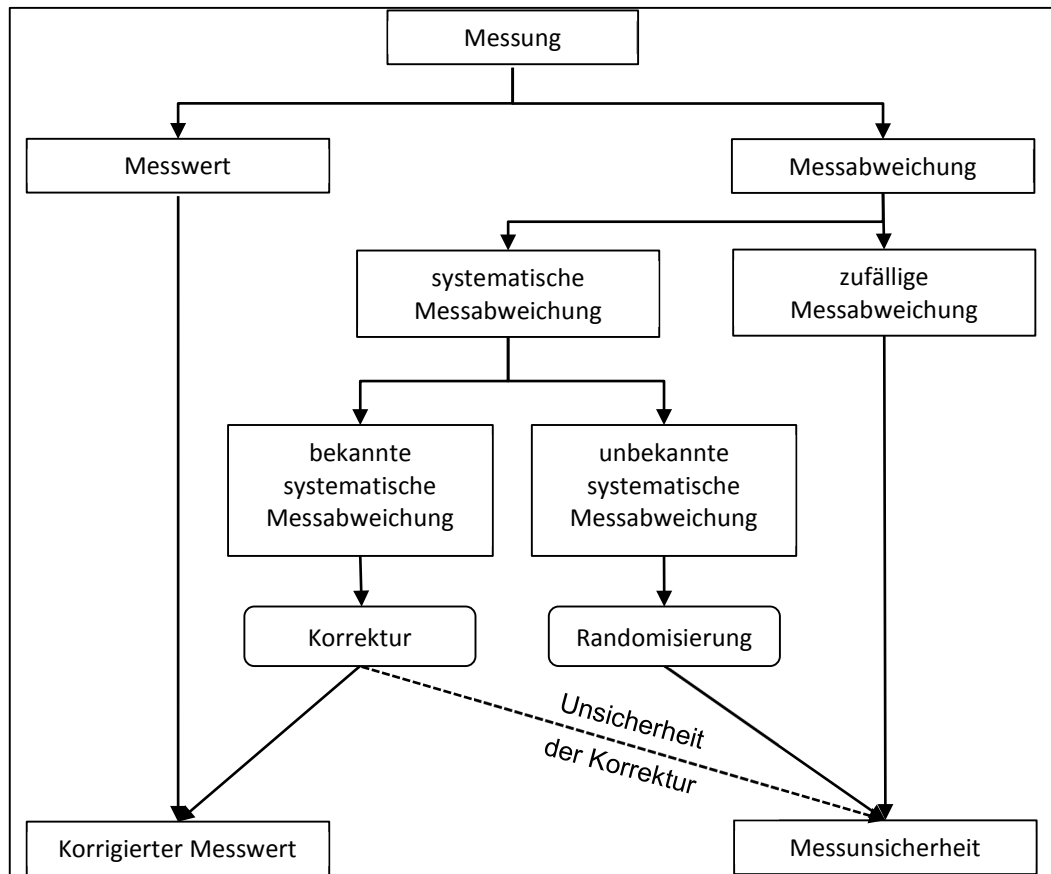


Bild 2.3: Ermittlung der kombinierten Messunsicherheit nach DIN V ENV 13005, 1999 (grafische Darstellung verändert nach Thomann Haller, 2002)

Der Zusammenhang zwischen Messabweichung und Messunsicherheit wird durch Bild 2.3 veranschaulicht. Messabweichungen können in systematische und zufällige Anteile unterteilt werden. Weitergehend wird zwischen bekannten und unbekannt systematischen Messabweichungen differenziert. Bekannte systematische Messabweichungen müssen korrigiert werden. Die Messunsicherheit setzt sich dann aus den zufälligen und den unbekannt systematischen Messabweichungen sowie den Unsicherheiten aus der Korrektur der systematischen Messabweichungen zusammen. Der Messwert wird durch die Messung selbst sowie durch eine Korrektur von bekannten systematischen Messabweichungen ermittelt.

Die Zusammenhänge zwischen Messgenauigkeit, zufälligen und systematischen Abweichungen werden in Bild 2.4 veranschaulicht. Es handelt sich hierbei um eine zweidimensionale Darstellung; der wahre Wert liegt im Ursprung des Koordinatensystems. Pesch (2003) erläutert an Bild 2.4 die Standardabweichung (grauer Bereich), den Erwartungswert (Kreuz) sowie ein Vertrauensniveau von 95 % um den richtigen Wert (gestrichelte Linie). Nur das Punktbild in Bild 2.4a weist geringe Streuungen (=precise) und keine systematischen Messabweichungen (=unbiased) auf. Daher ist nach Bertrand-Krajewski und Muste (2008) die Messgenauigkeit hoch (accurate). Die in Bild 2.4b und d dargestellten Punktbilder zeigen jeweils unpräzise (=imprecise) Messungen, da die Streuung größer ist als beim Punktbild in Bild 2.4a. Beim Punktbild

in Bild 2.4d ist neben den zufälligen auch eine große systematische Messabweichung sichtbar (=biased). Das Punktbild in Bild 2.4c weist zwar eine präzise Messung mit geringen zufälligen Messabweichungen auf, allerdings liegt eine systematische Messabweichung vor. Durch Korrektur dieser systematischen Messabweichungen kann die Messgenauigkeit verbessert werden.

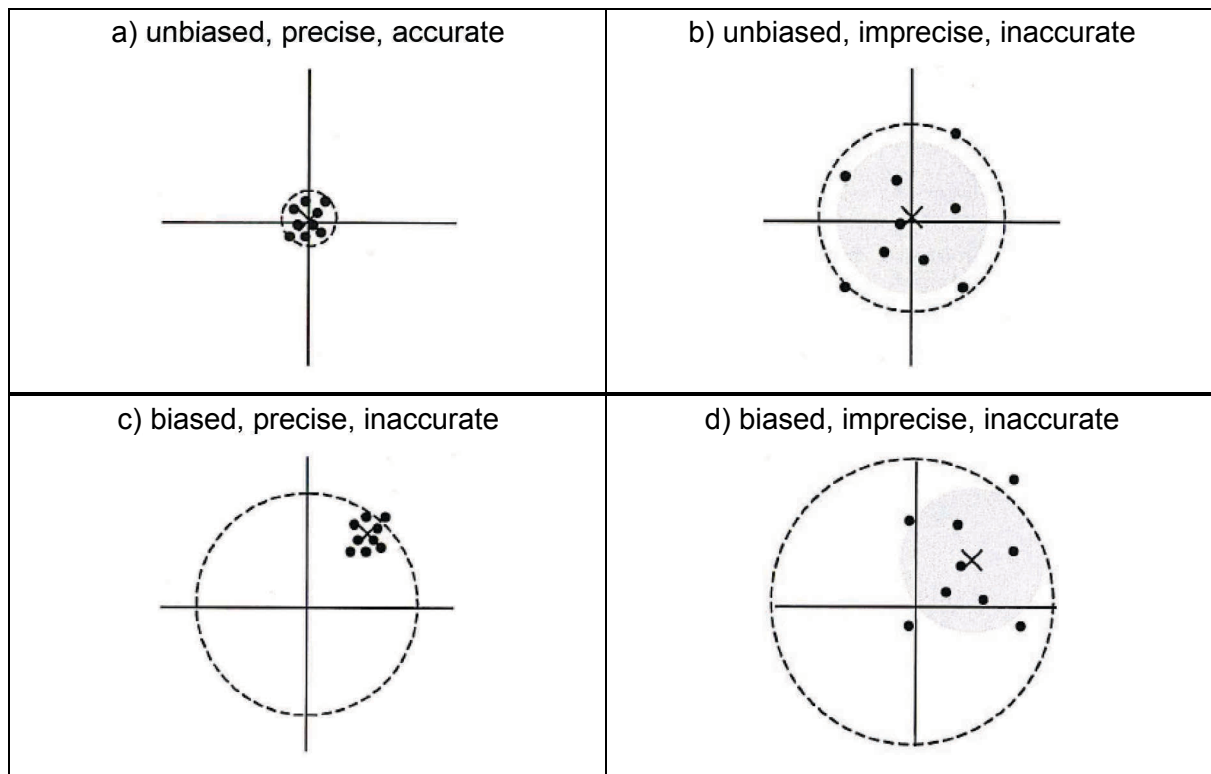


Bild 2.4: Darstellung von Abweichungen anhand von Punktbildern (verändert nach Pesch, 2003)

2.6.1 Durchflussmessung

Die Bestimmung des Durchflusses basiert nach Herschy (1999) auf dem Geschwindigkeit-Flächen Prinzip, so dass der Durchfluss mittels Kontinuitätsgleichung berechnet wird.

$$Q = v_m \cdot A \left[\frac{\text{m}^3}{\text{s}} \right] \quad (2-1)$$

Sowohl die durchflossene Querschnittsfläche A (in m^2) als auch die mittlere Fließgeschwindigkeit v_m (in m/s) im Messquerschnitt können mittels indirekter oder direkter Messverfahren bestimmt werden. Die Ermittlung des Durchflusses mittels indirekter Messverfahren erfordert ein mathematisches Messmodell, welches als Ergebnis die gewünschte Größe liefert. Die Messung von Durchflüssen erfolgt in Freispiegelleitungen meistens mittels Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren in einem kombinierten Durchflussmessgerät.

Für die Messung des Wasserstandes werden in Entwässerungssystemen Ultraschall-Echolotsonden, Radar- und Mikrowellenecholote und Drucksonden eingesetzt (DWA-M 181, 2011). Kombinierte Durchflussmessgeräte enthalten häufig redundant eine Ultraschall- und eine Drucksonde. Eine weitere Möglichkeit ist die berührungsfreie Messung im Luftraum oberhalb des zu messenden Wasserspiegels.

Für die Messung der Fließgeschwindigkeit in Freispiegelleitungen können Ultraschall-Doppler oder Radardoppler-Verfahren sowie die digitale Mustererkennung von Ultraschall-Echobildern eingesetzt werden. Dabei wird der Doppler-Effekt zur Geschwindigkeitsmessung eingesetzt, bei dem Schallwellen mit bekannter Frequenz in die Strömung gesendet werden. An mit-schwimmenden Teilchen oder Luftblasen erfolgt eine Reflexion der Schallwelle, die in Abhängigkeit der Geschwindigkeit der Strömung zu einer Frequenzverschiebung führt (DWA-M 181, 2011).

Aus der gemessenen, lokalen Fließgeschwindigkeit kann über hydraulische Gesetzmäßigkeiten die mittlere Fließgeschwindigkeit im durchflossenen Querschnitt berechnet werden. Mit zunehmender Anzahl an Messpunkten im durchflossenen Querschnitt erhöht sich auch die Genauigkeit der Ermittlung der mittleren Fließgeschwindigkeit (DWA-M 181, 2011). Der durchflossene Querschnitt wird anhand der Wasserstandsmessung und des vorliegenden Gerinnes berechnet.

2.6.2 Quellen von Messabweichungen und Messunsicherheiten

Tabelle 2.2 listet Ursachen für Messabweichungen von Durchflussmessungen getrennt nach Ursachenbereichen, wie Gerät, Betrieb, Hydraulik und Software, auf und differenziert hierbei zwischen systematischen und zufälligen Abweichungen.

Tabelle 2.2: Differenzierung zwischen systematischen und zufälligen Messabweichungen (aus DWA-M 181, 2011)

Art	Ursachenbereiche			
	Gerät	Betrieb	Hydraulik	Software
systematisch	Nullpunkt Hysterese Umwelteinflüsse Kennliniendrift Teildefekte	Installation Parameterjustierung Kalibrierung Beobachterfehler	Bauwerkshydraulik hydraulische Randbedingungen	Berechnungs- algorithmen Programmfehler Geräte- oder Systemdaten
zufällig	Umwelteinflüsse Kennliniendrift Teildefekte	Ablagerungen Gerinnebewuchs Umwelteinflüsse Beobachtereinflüsse	Oberflächenwellen Turbulenz Irregularitäten im Strömungsfeld	

Die Quellen von Messunsicherheiten lassen sich in die Kategorien Unsicherheiten aus der (i) Kalibrierung, (ii) Messwerterfassung sowie (iii) Diskretisierung und Umrechnung unterteilen (DIN V 19218, 2008, Uhl, 1993).

2.6.2.1 Unsicherheiten aus der Kalibrierung von Messgeräten

Bei der Kalibrierung eines Messgerätes erfolgt kein Eingriff in das Messgerät selbst. Durch Vergleich mit einem anderen Messgerät bzw. Messverfahren mit höherer Messgenauigkeit erfolgt die Ermittlung von Messabweichungen. Diese können durch einen konstanten Faktor oder einen funktionalen Zusammenhang, auch unter Verwendung weiterer Größen, reduziert bzw. eliminiert werden. Im Gegensatz zum Kalibrieren stellt das Eichen eine Prüfung durch die zuständige Eichbehörde dar und ist somit ein amtlicher Vorgang, welcher auch beurkundet wird (DWA-M 181, 2011).

In DIN V 19218 (2008) wird unter Kalibrierung der Vergleich des Messgerätes mit einem Normal verstanden, so dass die dann resultierende Unsicherheit der Messunsicherheit des Normals entspricht. Dies führt zu einer Reduktion der kombinierten Messunsicherheit des Messgerätes auf den Wert der Unsicherheit des Normals (DIN V 19218, 2008).

Bei der Durchflussmessung in Freispiegelleitungen muss an Stelle des Vergleichs mit einem Normal der Vergleich mit einem anderen Messgerät erfolgen. Das für die Kalibrierung verwendete Messgerät bzw. Messverfahren muss eine kleinere kombinierte Unsicherheit aufweisen als das zu kalibrierende Gerät. Durch die Kalibrierung eines Messgerätes werden alle Komponenten einer Messkette (Messgerät, Datenkonverter, Gerätesetup, Signalverarbeitung) überprüft (Bertrand-Krajewski und Muste, 2008).

Nach Erb (1997) haben die Unsicherheiten, die aus der Kalibrierung eines Messgerätes für eine spezifische Messstelle entstehen, einen wesentlich größeren Einfluss, als die Unsicherheiten der Messverfahren für den Wasserstand und die punktuelle Fließgeschwindigkeit. Somit hat die Umrechnung von der gemessenen (lokalen) Fließgeschwindigkeit zur mittleren Fließgeschwindigkeit eine hohe Bedeutung für die Unsicherheit des Durchflusses. Vor allem bei Regen- bzw. Mischwasserkanälen ist eine in-Situ-Kalibrierung sehr aufwändig und kompliziert, so dass häufig auf die Kalibrierfunktion bzw. Umrechnungsfaktoren des Messverfahrens, die unter Laborbedingungen ermittelt wurden, zurückgegriffen werden muss (DWA-M 181, 2011). Müller (2009) gibt einen allgemeinen Überblick über Verfahren und Berechnungsmethoden, die für die Kalibrierung von Messverfahren bzw. Messmodellen eingesetzt werden können. Das einfachste Verfahren stellt die lineare Regression mittels der Methode der kleinsten Fehlerquadrate dar (ordinary least squares, OLS). Komplexere Funktionen basieren auf Potenz- oder Exponentialfunktionen. Auf die Problematik der Unsicherheiten in beiden für die Kalibrierung verwendeten Variablen geht Bertrand-Krajewski (2004) ein. Er verwendet hierfür die Williamson least-squares (WLS) Methode mit einer Kombination von Modifikationen nach Reed

(1992) und Plumecocq (2000). Die WLS Methode wird von Bertrand-Krajewski (2004) für die Kalibrierung einer Trübungssonde zur Ermittlung der AFS-Konzentration eingesetzt. Im Vergleich zur OLS-Methode können Unsicherheiten in den Eingangsgrößen sowie deren Kovarianzen untereinander berücksichtigt werden.

2.6.2.2 Unsicherheiten aus der Messwerterfassung

Die Unsicherheiten der Messwerterfassung können in Datenerfassungs- und Datenverarbeitungsunsicherheiten sowie methodenbedingte Unsicherheiten unterteilt werden.

Die Unsicherheiten bei der Datenerfassung werden durch die Signalverarbeitung, Messwertaufnehmer oder Datenlogger hervorgerufen (DIN V 19218, 2008). Unsicherheiten aus der Datenverarbeitung werden nach DIN V 19218 (2008) durch Übertragungscharakteristiken oder Rechnerauflösung hervorgerufen. In diese Kategorie fallen auch Umwandlungen zwischen analogen und digitalen Messsignalen. Durch eine Annahme eines linearen Zusammenhangs zwischen Spannung und Messwert können Unsicherheiten aufgrund von Nichtlinearitäten hervorgerufen werden. Datenverarbeitungsunsicherheiten können durch eine sorgfältige in-situ Kalibrierung reduziert werden (DIN V 19218, 2008).

Methodenbedingte Unsicherheiten, die durch das Messverfahren selbst hervorgerufen werden, sind, verändert nach DIN V 19218 (2008), nachfolgend aufgelistet.

- (1) Rundungsungenauigkeiten von Konstanten (empirische Konstanten für Bauwerkshydraulik), nicht berücksichtigen von ortsspezifischen Werten (z. B. Erdbeschleunigung)
- (2) Unsicherheit des Messgerätes durch Einfluss auf das Messgeschehen (Bodensensor beeinflusst die sensornahe Fließgeschwindigkeit)
- (3) Umwelteinflüsse auf den Messwertaufnehmer/Messprozess (z. B. Temperatur, Luftdruck)
- (4) Instabilität, Nichtwiederholungspräzision der Kennlinie und Hysterese des Messprozesses
- (5) Drift eines Messgerätes zwischen zwei Kalibrierungen
- (6) Einfluss von elektromagnetischen Feldern
- (7) Unterschiedliche Bedingungen zwischen Kalibrierung und Betrieb
- (8) Eignung des Messortes bzgl. des vorliegenden, symmetrischen Strömungsprofils

2.6.2.3 Unsicherheiten aus der Diskretisierung und Umrechnung

Die Besonderheit bei kontinuierlichen Prozessdaten ist die Erfassung der Unsicherheiten aus der Diskretisierung. Die Diskretisierung stellt eine Datenreduktion anhand eines Diskretisierungsmodells dar (Uhl, 1993). Der Einfluss der Diskretisierung kann durch das Messgerät durch die Bildung von Mittelwerten für ein definiertes Zeitintervall minimiert werden.

Für die Unsicherheiten aus Umrechnungen gibt Uhl (1993) drei Beispiele:

- Umrechnung der gemessenen, lokalen Fließgeschwindigkeit in die für den Fließquerschnitt mittlere Geschwindigkeit
- Berechnung des Gesamtdurchflusses (Volumen pro Zeitschritt) durch Integration von Durchflüssen über diskrete Zeitschritte
- kontinuierliche Probenahme an einem repräsentativen Ort, die gemessene Konzentration kann nur näherungsweise als mittlere Konzentration im Fließquerschnitt angesehen werden

2.6.3 Korrelation von Eingangsgrößen des Messmodells

Eingangsgrößen eines Messmodells sind miteinander korreliert, wenn sie nicht unabhängig voneinander sind (DIN V 19218, 2008). Siebert und Sommer (2006) differenzieren zwischen logischer und statistischer Korrelation. Unter logischer Korrelation verstehen sie die physikalische Abhängigkeit zweier oder mehrerer Einflussgrößen von mindestens einer gemeinsamen. Nach Wolf et al. (2006) ist statistische Korrelation durch den Korrelationskoeffizienten definiert. Logische bzw. kausale Korrelation erschließt sich aus den Abhängigkeiten der Eingangsgrößen. Kausale Korrelation kann so z. B. auch durch gemeinsame Eingabeparameter einer Funktion beschrieben werden (Wolf et al., 2006). Bertrand-Krajewski und Muste (2008) stellen heraus, dass Abhängigkeiten zwischen den Unsicherheiten der Eingangsgrößen und nicht zwischen Eingangsgrößen selbst analysiert werden müssen.

Korrelation zwischen Eingangsgrößen liegen vor, wenn „dasselbe Messgerät für Messungen an verschiedenen Orten benutzt wird oder wenn Messgeräte mit dem gleichen Referenznormal kalibriert werden“ (DIN V 19218, 2008, vgl. auch Bertrand-Krajewski und Muste, 2008). Wenn an einer Messstelle gleiche Einflüsse, wie Temperatur, Feuchte oder Druck vorherrschen und mehrere Messgeräte zu einer Messeinrichtung gehören, besteht zwischen diesen Messgeräten ebenfalls eine Abhängigkeit.

Die Berücksichtigung von Korrelationen hat in Abhängigkeit des mathematischen Messmodells und des Vorzeichens der Korrelation differierende Einflüsse auf die Gesamtunsicherheit. Nach DIN V 19218 (2008) hat eine positive Korrelation einen verstärkenden und eine negative einen verringernden Einfluss auf die Gesamtunsicherheit. DIN V 19218 (2008) empfiehlt die Vermeidung von Korrelationen durch Modifikation des mathematischen Messmodells durch die Auswahl von Einflussgrößen, die unabhängig voneinander sind. Ein Beispiel hierfür ist die Durchflussmessung mittels scharfkantigem Rechteckwehr. Durch die Verwendung eines Messmodells mit Überfallbeiwert entsteht eine Korrelation zwischen Überfallbeiwert, Überfallhöhe, der Wehrbreite, der Wehrhöhe und der Kanalbreite im Oberwasser. Durch Berechnung des Überfallbeiwertes aus den genannten Einflussfaktoren kann eine Korrelation vermieden werden. Wenn eine Modifikation des Messmodells nicht möglich ist, sind die Korrelationen

zwischen Eingangsgrößen durch Schätzung und Berechnung zu bestimmen (DIN V ENV 13005, 1999). Negative Korrelation sollten nach DIN V 19218 (2008) im Sinne einer „pessimistischen“ Herangehensweise nicht angesetzt werden, damit die Gesamtunsicherheit nicht reduziert wird.

2.6.4 Autokorrelation von Zeitreihendaten

Für die Ermittlung der Korrelation bzw. Kovarianz einzelner aufeinander folgender Messwerte verwenden McCarthy et al. (2008) die Autokorrelation (z. B. Chatfield, 2004). Nach McCarthy et al. (2008) sind zwei Messwerte einer Zeitreihe miteinander korreliert, wenn sie mit dem gleichen Messgerät gemessen wurden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass Unsicherheitsquellen existieren, die zu jedem Zeitschritt die gleiche Auswirkung haben. Beispielhaft sei die Unsicherheit einer Berechnung zur Kompensation von Messwerten aufgrund von Umgebungsrandbedingungen, wie z. B. Temperatur, genannt.

Bertrand-Krajewski und Bardin (2002) vergleichen drei Ansätze für die Einbeziehung der Korrelation zwischen aufeinander folgenden Wasserstands- und Geschwindigkeitsmesswerten zur Abschätzung der Unsicherheiten eines Durchflussvolumens. Ansatz eins und zwei stellen eine Grenzwertbetrachtung dar, indem keine bzw. vollständige Korrelation angenommen wird. Ohne Ansatz der Autokorrelation gehen sie davon aus, dass die Unsicherheiten unterschätzt und mit vollständiger Korrelation die Unsicherheiten überschätzt werden. Als dritten Ansatz verwenden Bertrand-Krajewski und Bardin (2002) (wie McCarthy et al., 2008) die Autokorrelation. Sie stellen heraus, dass ein entscheidender Punkt die Anzahl der einzubeziehenden Zeitschritte für die Berechnung der Korrelation ist.

Uhl (1993) stellt heraus, dass bei genügend großen Diskretisierungsintervallen keine Abhängigkeiten zwischen den Unsicherheiten zweier aufeinander folgender Messwerte vorhanden sind, so dass keine Autokorrelationen der Zeitreihe zu berücksichtigen sind. Joannis und Bertrand-Krajewski (2009) untersuchen den Einfluss des Zeitschrittes auf die Unsicherheit von integralen Größen (Volumen, Frachten, Ereigniskonzentrationen) und betonen, dass für große Diskretisierungsintervalle wesentlich größere Unsicherheiten berücksichtigt werden müssen. In ihrem Ansatz gehen Joannis und Bertrand-Krajewski (2009) davon aus, dass zwischen systematischen Abweichungen zweier aufeinanderfolgender Zeitschritte eine vollständige Korrelation zu berücksichtigen ist und dass zwischen den zufälligen Unsicherheiten zweier Zeitschritte keine Abhängigkeit besteht. Joannis und Bertrand-Krajewski (2009) zufolge hat die Autokorrelation unterschiedlicher Zeitschritte einen Einfluss auf die Diskretisierungsunsicherheit.

3 Methoden zur Bestimmung von Messunsicherheiten und zur Modellkalibrierung

3.1 Berechnungsmethoden für die Bestimmung von Messunsicherheiten

Die Ermittlung der Messunsicherheit basiert auf einer detaillierten Analyse des Messprozesses einer Ergebnisgröße. Die einfachste Methode zur Bestimmung der Messunsicherheit wäre die Wiederholung der Messung unter konstanten Randbedingungen. Die Messunsicherheit ergibt sich dann aus der empirischen Standardabweichung.

Bei der Durchflussmessung werden ausschließlich indirekte Messverfahren eingesetzt. Dies bedeutet, dass der Durchfluss anhand eines Messmodells berechnet wird. Die Eingangsgrößen dieses Messmodells werden einzeln ermittelt. Für die Berechnung der Messunsicherheit werden die Unsicherheiten der Eingangsgrößen kombiniert. Das Verfahren für die Kombination von Standardunsicherheiten der Eingangsgrößen eines Messmodells zu einer kombinierten Standardunsicherheit wird von DIN V ENV 13005 (1999) auch als Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz bezeichnet (Kapitel 3.1.1). Eine weitere Methode zur Kombination von Unsicherheiten von Eingangsgrößen ist die Monte-Carlo-Methode (Kapitel 3.1.2). Im Gegensatz zum Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz können mittels Monte-Carlo-Methode nicht nur die Standardunsicherheiten sondern auch die Verteilungen der Eingangsgrößen explizit berücksichtigt werden.

3.1.1 Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen

Der Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen (DIN V ENV 13005, 1999) ist eine internationale Norm mit dem Ziel, eine „ideale Methode zur Ermittlung und Angabe der Unsicherheit“ (DIN V ENV 13005, 1999) zur Verfügung zu stellen. Das beschriebene Verfahren wird auch als Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz oder GUM-Methode („Guide to the expression of uncertainty in measurement“) bezeichnet.

3.1.1.1 Ermittlung der Standardunsicherheit

Voraussetzung für die Ermittlung der Standardunsicherheit ist, dass ein mathematisches Messmodell zu Grunde gelegt werden kann, so dass eine Messfunktion zwischen den Eingangsgrößen X_1, X_2, \dots, X_n und der Ausgangsgröße Y existiert.

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (3-1)$$

Unter Verwendung der Eingangsgrößenwerte x_1, x_2, \dots, x_N wird ein Wert y der Ausgangsgröße Y berechnet.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_N) \quad (3-2)$$

Für die Bestimmung der Standardunsicherheit können die Ermittlungsmethode A oder die Ermittlungsmethode B eingesetzt werden

Ermittlungsmethode A der Standardunsicherheit

Durch Wiederholen einer Messung kann anhand des arithmetischen Mittelwerts der beste verfügbare Schätzwert eines Erwartungswertes bestimmt werden (DIN V ENV 13005, 1999). Hierfür müssen konstante Messbedingungen vorliegen.

Arithmetischer Mittelwert:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{k=1}^n x_k \quad (3-3)$$

Die Streuung der Messwerte um diesen Mittelwert kann mittels der empirischen Standardabweichung geschätzt werden. Die empirische Standardabweichung kann nach DIN V ENV 13005 (1999) als Maß für die Standardunsicherheit $u(x_i)$ einer Eingangsgröße X_i verwendet werden.

$$s(x_k) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2} = u(x_i) \quad (3-4)$$

Die relative Standardunsicherheit $u^*(x_i)$ wird mit Gleichung (3-5) berechnet.

$$u^*(x_i) = \frac{s(x_k)}{\bar{x}} = \frac{u(x_i)}{\bar{x}} \quad (3-5)$$

Ermittlungsmethode B der Standardunsicherheit

Die Ermittlungsmethode B fußt auf einer Schätzung der Standardunsicherheit und muss angewendet werden, wenn keine mehrmaligen Beobachtungen vorliegen. Nach DIN V ENV 13005 (1999) können für die Schätzung der Unsicherheit folgende Informationen herangezogen werden:

- Daten und Erkenntnisse aus früheren Messungen,
- Angaben des Herstellers bzw. Berechnung der Verkehrsfehlergrenzen nach DIN 19559-1 (1983) unter Betriebsbedingungen,
- Daten von Kalibrierscheinen oder anderen Zertifikaten oder
- Unsicherheiten, die Referenzdaten aus Handbüchern zugeordnet sind.

Im Allgemeinen wird von DIN V ENV 13005 (1999) eine Berechnung nach Ermittlungsmethode A vorgezogen, allerdings wird darauf hingewiesen, dass die Qualität der Ermittlungsmethode B als gleichwertig anzusehen ist (DIN V ENV 13005, 1999). Dennoch werden die Ergebnisse der Schätzung der Standardunsicherheit nach Methode B subjektiv auf der Basis der Erfahrungen und des Kenntnisstandes des Bearbeiters gewonnen.

Bild 3.1 stellt dar, wie die Standardunsicherheit in Abhängigkeit der zu Grunde liegenden Verteilungsfunktion und eines Wertebereiches geschätzt werden kann. Wenn keine Informationen der Position eines Wertes x_i im Intervall $\pm a$ vorliegen, wird eine konstante Wahrscheinlichkeit $p(x)=1$ angenommen. Dabei stellt $x_i \pm a$ den aus der Schätzung ermittelten Wertebereich dar. Die Berechnung der Standardunsicherheit erfolgt dann mittels einer Rechteckverteilung. Bild 3.1 führt zusätzlich Funktionen für die Schätzung der Varianz u^2 mit auf.

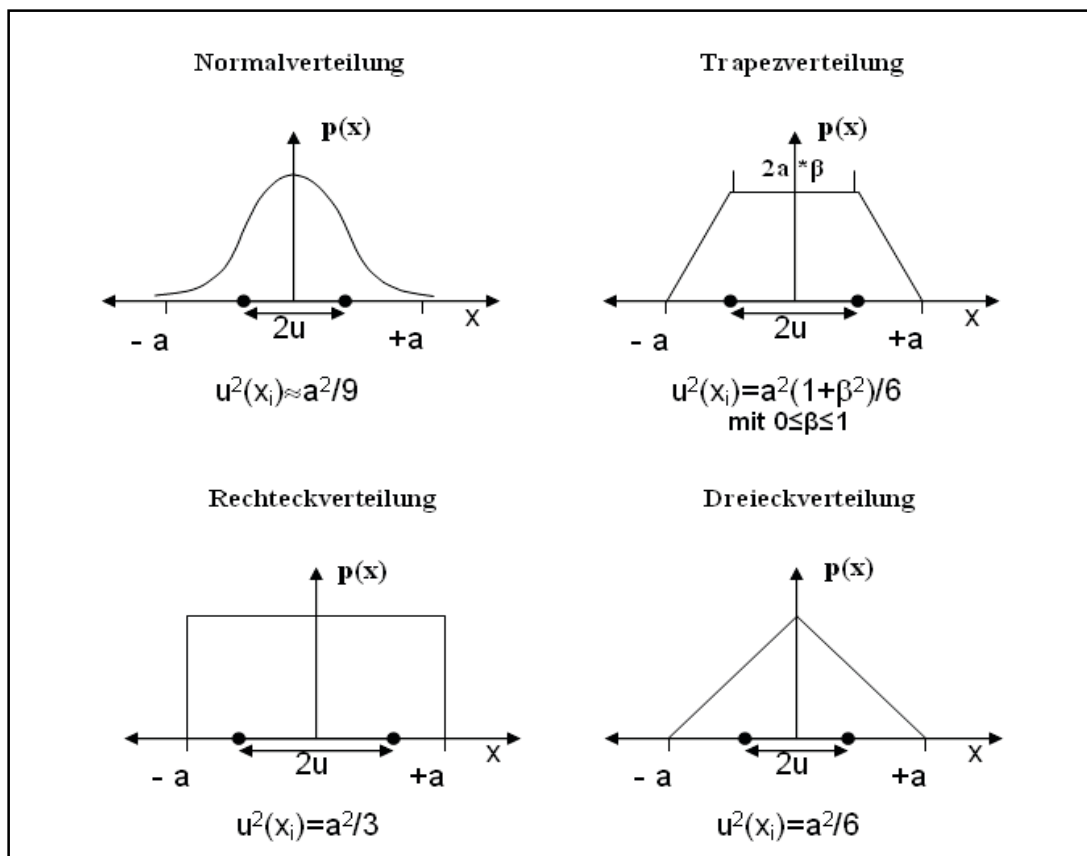


Bild 3.1: Verteilungsfunktionen und Berechnung der Varianz u^2 (nach DIN V 19218, 2008, ergänzt um die Trapezverteilung)

3.1.1.2 Ermittlung der kombinierten Standardunsicherheit

Mit den Ermittlungsmethoden A oder B können Standardunsicherheiten für die einzelnen Eingangsgrößen eines Messmodells bestimmt werden. Die „Gesamtunsicherheit“ des Messmodells, die sich aus den Standardunsicherheiten der Eingangsgrößen berechnen lässt, wird

kombinierte Standardunsicherheit genannt. Hierfür werden die partiellen Ableitungen $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ aus der Messfunktion Y gebildet. Es wird dabei nach der jeweiligen Größe X_i mit den eingesetzten Werten x_1 bis x_N abgeleitet. Wenn die Eingangsgrößen korreliert sind, dann müssen die Korrelationskoeffizienten $r(x_i, x_j)$ dieser Eingangsgrößen zur Berechnung der Kovarianz $u(x_i, x_j)$ verwendet werden.

Die Berechnung der kombinierten Unsicherheit **korrelierter** Eingangsgrößen erfolgt wie folgt:

$$u_c(y)^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \cdot u(x_i) \right)^2 + 2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i} \cdot \frac{\partial f}{\partial x_j} \cdot u(x_i, x_j) \quad (3-6)$$

Die kombinierte Unsicherheit **unkorrelierter** Eingangsgrößen wird wie folgt berechnet:

$$u_c(y)^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \cdot u(x_i) \right)^2 \quad (3-7)$$

Der Term $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ wird als Empfindlichkeitskoeffizient oder Sensitivitätskoeffizient bezeichnet:

$$c_i = \frac{\partial f}{\partial x_i} \quad (3-8)$$

Die geschätzte Kovarianz $u(x_i, x_j)$ kann durch den geschätzten Korrelationskoeffizienten $r(x_i, x_j)$ charakterisiert werden (DIN V ENV 13005, 1999).

$$u(x_i, x_j) = r(x_i, x_j) \cdot u(x_i) \cdot u(x_j) \quad (3-9)$$

Der relative Anteil einer Eingangsgröße an der kombinierten Unsicherheit kann bestimmt werden mit:

$$u_c(x_j)^* = \frac{\left(\frac{\partial f}{\partial x_j} \cdot u(x_j) \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \cdot u(x_i) \right)^2} \quad (3-10)$$

3.1.1.3 Berechnung von Sensitivitätskoeffizienten

Wenn für das Messmodell ein komplexer Funktionszusammenhang vorliegt, so dass die Bestimmung der partiellen Ableitungen hinsichtlich der einzelnen Eingangsgrößen sehr kompliziert ist, können die Sensitivitätskoeffizienten auch numerisch ermittelt werden (DIN V 19218, 2008). Hierbei wird der Eingangswert um einen quasi infinitesimalen Wert geändert und die Auswirkung auf die Ausgangsgröße bestimmt. Der Sensitivitätskoeffizient lässt sich somit wie folgt bestimmen:

$$c_i \approx \frac{\Delta y}{\Delta x_i} \quad (3-11)$$

Für die numerische Berechnung von c_i wird in Anlehnung an DIN V 19218 (2008) eine Iteration verwendet. Für die Bestimmung von Δy werden zu Beginn die y -Werte für die „Änderungswerte“ $x_i \pm u(x_i)$ berechnet. Anschließend wird der Änderungswert mit einem Faktor 10 verkleinert, so dass die y -Werte für die Änderungswerte $x_i \pm \left(\frac{u(x_i)}{10}\right)$ bestimmt werden. Die beiden berechneten Sensitivitätskoeffizienten werden verglichen. Die Verringerung des Änderungswertes um einen Faktor 10 wird so lange iterativ fortgesetzt, bis die beiden c_i Werte um weniger als 0,0001 voneinander abweichen.

3.1.1.4 Erweiterung der Unsicherheit

Auf der Basis der kombinierten Standardunsicherheit kann ein Bereich um den Messwert definiert werden. In Abhängigkeit des Grads des Vertrauens bzw. der Überdeckungswahrscheinlichkeit erfolgt eine Erweiterung der kombinierten Standardunsicherheit mit einem Erweiterungsfaktor zur „erweiterten Unsicherheit U “. Die Ermittlung der kombinierten Standardunsicherheit erfasst gemäß der Normalverteilung ein Überdeckungsintervall von 68 % (ISO / TS 25377, 2008). Der „Leitfaden zu Messunsicherheiten in der Hydrometrie“ fordert ein Überdeckungsintervall bzw. Grad des Vertrauens von 95 %. Hierfür ist die Erweiterung der ermittelten Unsicherheit mit einem Faktor 1,96 erforderlich (z. B. DIN V ENV 13005, 1999 Anhang G). Der Faktor 1,96 kann aus der Normalverteilung abgeleitet werden und stellt den Faktor zwischen Standardabweichung und 95 %-Quantil dar. Die erweiterte Unsicherheit wird mittels Gleichung (3-12) berechnet.

$$U = k \cdot u_c(y) \quad (3-12)$$

Es ist sinnvoll den Grad des Vertrauens bei der Angabe einer erweiterten Unsicherheit mit aufzuführen, so dass diese entweder als U_{95} oder $U_{k=2}$ angegeben wird (DIN V 19218, 2008).

3.1.2 Monte-Carlo Methode

Der Einsatz der Monte-Carlo Methode (MCM) stellt nach dem Supplement 1 (JCGM 101:2008, 2008) zur DIN V ENV 13005 (1999) eine Alternative zum Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz der DIN V ENV 13005 (1999) dar. Die Anwendung der Monte-Carlo Methode ist angemessen, wenn nach JCGM 101:2008 (2008)

- a) eine Linearisierung des Messmodells nicht zu einer adäquaten Lösung führt, oder
- b) die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Modellergebnisses nennenswert aufgrund von Asymmetrien von einer Normal- oder t-Verteilung abweicht.

Die Anwendung der in Kapitel 3.1.1 beschriebenen Methode zur Bestimmung der Unsicherheit könnte bei a) zu einer unzuverlässigen Ermittlung der Standardunsicherheit führen, wenn entweder das Messmodell nichtlinear ist oder nicht durch die Taylorreihenentwicklung erster Ordnung, wie sie das Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz (Gleichung (3-6)) vorsieht, hinreichend genau approximiert und damit linearisiert werden kann (Siebert und Sommer, 2004). Im Fall von b) entstehen unrealistische Überdeckungsintervalle („coverage intervals“) bei der Bestimmung der erweiterten Unsicherheit (JCGM 101:2008, 2008).

Wolf et al. (2007) heben hervor, dass die Anwendung der Monte-Carlo Methode nicht nur die kombinierte Standardunsicherheit ermittelt, sondern die gesamte approximierte Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion (PDF vom engl. **probability density function**), so dass die Werte für die erweiterte kombinierte Unsicherheit aus der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der MCM ermittelt werden können. Des Weiteren bietet die MCM die Möglichkeit, alle verfügbaren Informationen über die Eingangsgrößen (Verteilung, Wertebereich) ohne Informationsverlust zu verwenden (Wolf et al., 2007). Die MCM stellt im Gegensatz zur DIN V ENV 13005 (1999) („Unsicherheitsfortpflanzung“) eine Methode zur Fortpflanzung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen zur Verfügung (Bücker, 2010).

Siebert und Sommer (2004) führen an, dass die Monte-Carlo Methode immer zielführend ist, aber auf Grund des Rechenaufwandes der MCM und der Gleichwertigkeit des Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz dieses unter den genannten Umständen (Punkt a und b) vorzuziehen ist.

Die Anwendung der Monte-Carlo Methode kann in die folgenden Schritte unterteilt werden:

- (1) Definition des Messmodells
- (2) Festlegen von Verteilungen und Wertebereichen der Eingangsgrößen
- (3) Generierung von Stichproben der Eingangsgrößen mittels Zufallszahlengenerator (siehe Kapitel 3.1.2.1)
- (4) Ermittlung des Wertes der Ausgangsgröße (Modellergebnis) für jede Stichprobe
- (5) Auswertung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion
 - a. Mittelwert und Standardabweichung
 - b. Häufigkeitsverteilung (Perzentile) und erweiterte Unsicherheit

Entscheidend bei der Ermittlung der Unsicherheiten mittels Monte-Carlo Methode ist, dass für jede Stichprobe ein Ergebnis für die Messung berechnet wird. Der beste Schätzwert für das Messergebnis ist der Mittelwert aller Stichproben (Wolf et al., 2007). Durch die Auswertung aller Stichproben kann die erweiterte Unsicherheit an definierten Stützstellen abgelesen werden.

3.1.2.1 Erzeugen von Zufallszahlen

Für einen Zufallszahlengenerator ist nach JCGM 101:2008 (2008) zu fordern, dass dieser

- gute statistische Eigenschaften besitzt,
- schnell in jede Programmiersprache implementiert werden kann und
- die gleichen Ergebnisse auf jedem Computer liefert, wenn er mit den gleichen Zahlen initialisiert wird.

Als entscheidend bei der Erzeugung von Zufallszahlen hat sich die Zykluslänge herausgestellt. Die Zykluslänge eines Zufallszahlengenerators gibt die Anzahl der generierten Zufallszahlen an, nach welchen sich der Zyklus wiederholt.

Für die Erzeugung von Zufallszahlen wird in dieser Arbeit der von JCGM 101:2008 (2008) empfohlene Zufallszahlengenerator von Wichmann und Hill (2006) mit einer Zykluslänge von 2^{121} für 32-bit Computer verwendet. Dieser so genannte „Enhanced Wichmann-Hill“ Generator erzeugt gleichverteilte Zufallszahlen im Intervall $[0,1]$. Für die Konvertierung in normalverteilte Zufallszahlen wird die Box-Muller Transformation verwendet (vgl. JCGM 101:2008, 2008).

Korrelierte Zufallszahlen

Das Erzeugen von korrelierten Zufallszahlen für beliebige Randverteilungen wird von Müller et al. (2006) als ungelöstes Problem charakterisiert. Dies belegen sie an einem Beispiel (vgl. Bild 3.2). Im linken Teil von Bild 3.2 sind für X_1 und X_2 korrelierte, normalverteilte Zufallszahlen mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,5 dargestellt. Die Ermittlung der korrelierten Zufallszahlen erfolgte mittels Cholesky-Faktorisierung (Müller et al., 2006).

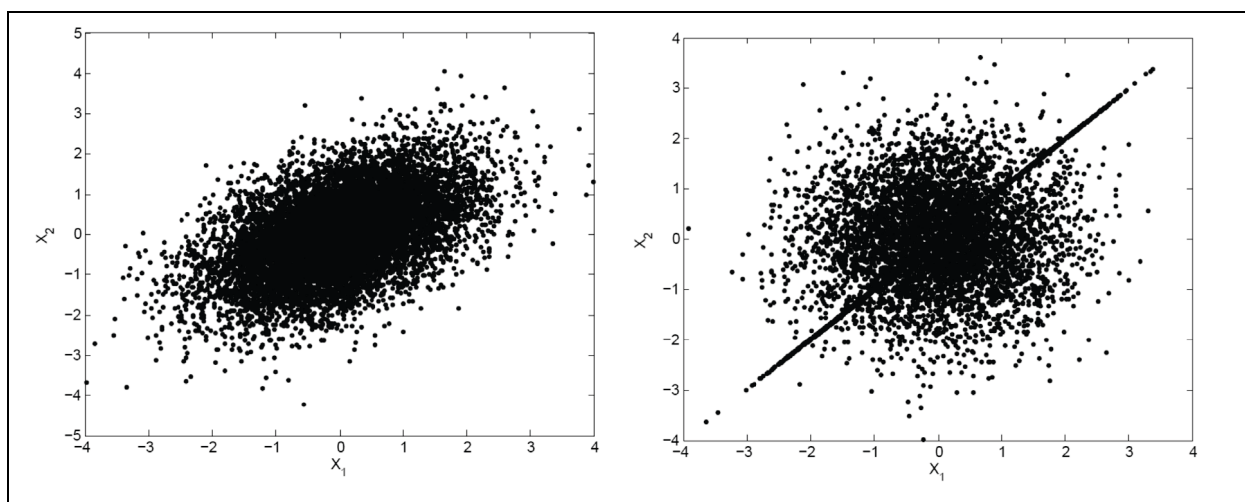


Bild 3.2: Scatterplots von normalverteilten korrelierten Zufallszahlen mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,5, links: mit der Cholesky-Faktorisierung generiert, rechts: 50 % zufällig und 50% gleiche Werte (Müller, 2009)

Im rechten Teil von Bild 3.2 ist ebenfalls ein Scatterplot von X_1 und X_2 mit gleicher Korrelation aufgetragen. Allerdings sind 50 % der Werte von X_1 und X_2 gleich und die anderen Wertepaare wurden unabhängig voneinander generiert, so dass diese Methode zur Generierung korrelierter Zufallszahlen unzulässig ist.

Bei der Abhängigkeit von Unsicherheiten einzelner Eingangsgrößen müssen die Korrelationen zwischen diesen berücksichtigt werden. Wenn beide bzw. alle korrelierten Eingangsgrößen normalverteilt sind, können die Zufallszahlen aus einer multivariaten Gauß-Verteilung generiert werden. Die Erzeugung von normalverteilten, korrelierten Zufallszahlen kann wie folgt beschrieben werden (JCGM 101:2008, 2008):

- Berechnung bzw. Vorgabe der Kovarianzmatrix¹ der Eingangsgrößen
- Cholesky Zerlegung der Kovarianzmatrix, so dass eine Dreiecksmatrix R entsteht
- Erzeugen von einer definierten Anzahl an standard-normalverteilten Zufallszahlen für jede Eingangsgröße, so dass eine Matrix Z mit n Zeilen und q Spalten entsteht, mit n Zufallszahlen für q Eingangsgrößen
- Berechnung der Matrix X mit korrelierten Zufallszahlen

$$X = \mu \cdot \mathbf{1}^T + R^T \cdot Z \quad (3-13)$$

Mit X Matrix mit Zufallszahlen, μ Vektor der Mittelwerte der zu erzeugenden Zufallszahlen, $\mathbf{1}^T$ transponierter Spaltenvektor mit 1, der die Länge n aufweist, R^T transponierte und mittels Cholesky-Zerlegung umgewandelte Kovarianzmatrix, Z Matrix mit normalverteilten Zufallszahlen.

Wenn eine bzw. alle Eingangsgrößen, die miteinander korreliert sind, nicht normalverteilt sind, kann das oben beschriebene Verfahren nicht verwendet werden. Hierfür wird die Iman-Conover Methode (Iman und Conover, 1982) eingesetzt. Mittels der Iman-Conover Methode werden zwei bekannte Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit einer vorgegebenen Korrelation anhand der Ränge einer Referenz-Verteilung mit der gleichen Korrelation so sortiert, dass die resultierenden umsortierten Wertepaare der ursprünglichen Verteilungen die vorgegebene Korrelation erzielen (Mildenhall, 2005). Die Iman-Conover Methode kann in die folgenden Schritte unterteilt werden (Mildenhall, 2005):

- Generierung von n Zufallszahlen für r Variablen mit definierten Verteilungen, speichern in einer Matrix X
- Vorgabe einer Korrelationsmatrix S mit 1 auf der Diagonalen und den Korrelationskoeffizienten in den anderen Feldern

¹ Die Kovarianzmatrix hat auf der Diagonalen die Varianzen der Eingangsgrößen stehen und ansonsten die Kovarianzen. Diese entsprechen dem Produkt aus den beiden Standardabweichungen der Eingangsgrößen und ihrem Korrelationskoeffizienten.

- Erstellen eines Score-Vektors mit n Werten der Inversen der Standardnormalverteilung: $a_i = \Phi^{-1}\left(\frac{i}{n+1}\right)$ für $i=1, \dots, n$
- Generieren einer Score-Matrix M mit r Spalten, die jeweils mit dem Score-Vektor gefüllt werden
- Zufälliges Vertauschen der Werte in jeder Spalte von M
- Berechnung der Korrelationsmatrix E von M
- Cholesky Zerlegung der Korrelationsmatrix $E \rightarrow$ Matrix F
- Cholesky Zerlegung der vorgegebenen Korrelationsmatrix $S \rightarrow$ Matrix C
- Berechnung einer Matrix $T = MF^{-1}C$, welche exakt die vorgegebene Korrelation aufweist
- Indizierung anhand der Ränge in den einzelnen Spalten der Matrix T
- Erzeugen einer Matrix Y durch Anordnung der Spalten von X gemäß den Rängen von T

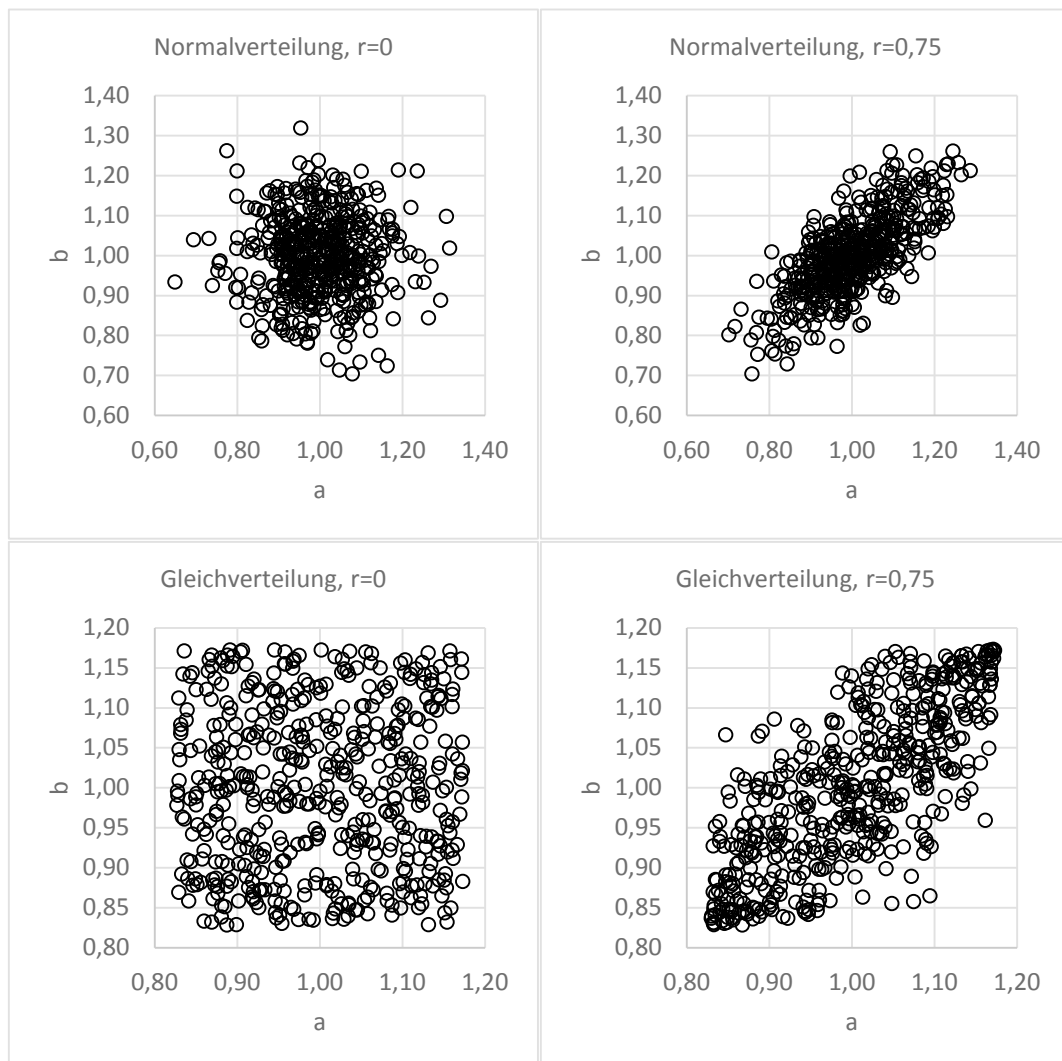


Bild 3.3: Normal- (oben) und gleichverteilte (unten) Zufallszahlen mit einer Korrelation von $r=0$ (links) und von $r=0,75$ (rechts)

Die beiden Methoden zur Generierung von korrelierten Zufallszahlen sind in Bild 3.3 gegenübergestellt. Es sind jeweils beispielhaft 500 korrelierte und unkorrelierte Zufallszahlen für die Parameter a und b generiert worden. Als Korrelation wurde ein Korrelationskoeffizient von $r=0,75$ vorgegeben. Die korrelierten normalverteilten Zufallszahlen wurden mit der Cholesky-Zerlegung aus einer multivariaten Verteilung und die gleichverteilten mittels Iman-Conover-Methode generiert.

3.1.2.2 Konvergenz der Monte-Carlo Methode

Die Konvergenz der MCM kann nach JCGM 101:2008 (2008) mit einer adaptiven Prozedur erzielt werden, bei der jeweils nach einer definierten Anzahl an Ausspielungen des Messmodells die Verteilung der Ergebnisse geprüft wird. Hierfür wird eine numerische Toleranz δ eingesetzt, die sich aus der Anzahl der signifikanten Nachkommastellen l der Standardunsicherheit bestimmen lässt. Die Anzahl der signifikanten Nachkommastellen muss subjektiv durch den Bearbeiter abgeschätzt werden (siehe Beispiele in JCGM 101:2008, 2008, Seite 31).

$$\delta = \frac{1}{2} \cdot 10^l \quad (3-14)$$

Die numerische Toleranz wird jeweils für eine Anzahl von mindestens 10.000 Ausspielungen mit den Standardabweichungen der Ergebnisgröße verglichen. Neben der Änderung der Standardabweichung wird noch die Änderung der Standardabweichung der Standardunsicherheit sowie der Extremwerte (Minimal- und Maximalwert) der Ergebnisgröße verglichen. Wenn alle dieser vier Größen die doppelte numerische Toleranz unterschreiten, ist die MCM konvergiert.

3.2 Automatische Modellkalibrierung

Für die automatische Kalibrierung von Modellen werden die beiden Optimierungsverfahren Shuffled-Complex Evolution (SCE-UA, Duan et al., 1993) und AMALGAM (A Multi-Algorithm, Genetically Adaptive Multi-objective method, Vrugt und Robinson, 2007a) verwendet. Das SCE-UA Verfahren ist ein monokriterielles (single-objective) und AMALGAM ein multikriterielles (multi-objective) Optimierungsverfahren. Gemäß der Definition von single- und multi-objective liegt eine multi-objective Optimierung vor, wenn mehrere Zielfunktionen in der Optimierung Berücksichtigung finden. Durch die Aggregation mittels einer mathematischen Funktion kann zwar ein Optimierungsverfahren für die monokriterielle Suche eingesetzt werden, allerdings ist der verwendete Optimierungsmodus multi-objective (Deb, 2008). Es wird jedoch nur ein best-fit Parametersatz bestimmt und kein Set an Pareto optimalen Lösungen.

3.2.1 Einführung in die automatische Modellkalibrierung

Die wesentlichen Schritte der automatischen Modellkalibrierung sind in Bild 3.4 dargestellt.

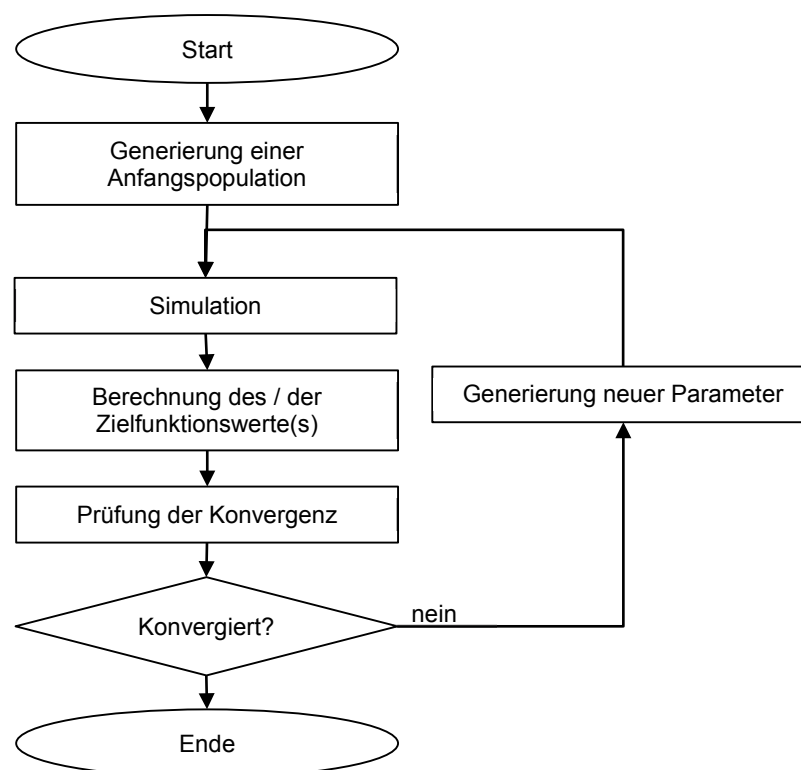


Bild 3.4: Wesentliche Schritte der Modellkalibrierung

Zu Beginn einer Optimierung werden Parametersätze zufällig mittels Latin-Hypercube-Sampling (LHS, Kapitel 3.2.2) generiert. Mit den Parametersätzen dieser Anfangspopulation erfolgt

eine Simulation mit dem Modell. Anschließend werden die Zielfunktionswerte (Abweichungsmaße, Kapitel 3.2.6) berechnet. Die „Prüfung der Konvergenz“, wie z. B. die maximale Anzahl der Simulationen, wird für die Anfangspopulation noch nicht vorgenommen. Auf der Basis der Zielfunktionswerte für die Parametersätze der Anfangspopulation werden neue Parameter ermittelt („Generierung neuer Parameter“). Hierfür setzt das SCE-UA-Verfahren (Kapitel 3.2.3) den Downhill-Simplex-Algorithmus von Nelder und Mead (1965) und das AMALGAM-Verfahren (Kapitel 3.2.4) die Methoden Selektion, Kreuzung und Mutation (NSGA II, vgl. Kapitel 3.2.4.1), Particle Swarm Optimization (Kapitel 3.2.4.2), Differential Evolution (Kapitel 3.2.4.3) sowie Adaptive Metropolis Search (Kapitel 3.2.4.4) ein.

Nach der Generierung der neuen Parameter erfolgt erneut eine Simulation und die Berechnung der Zielfunktionswerte. Diese Iterationsschleife wird so lange fortgesetzt bis ein Konvergenz- bzw. Abbruchkriterium erfüllt ist.

3.2.2 Latin Hypercube Sampling

Jedes Optimierungsverfahren startet mit mehreren Parametersätzen, die zufällig generiert werden. Hierfür könnte die in Kapitel 3.1.2 beschriebene MCM zum Einsatz kommen. Da jedoch eine Simulation mit einem hydrologischen Modell wesentlich länger dauert als die Berechnung einer mathematischen Funktion eines Messmodells, kann der Einsatz des Latin Hypercube Samplings (LHS) sinnvoll sein. Das LHS ist eine stochastische Methode für die Kombination von Zufallszahlen in mehreren Dimensionen (Helton und Davis, 2003). Durch das LHS soll sichergestellt werden, dass auch bei einer geringeren Anzahl an Zufallszahlen der gesamte Wertebereich abgedeckt wird (Helton und Davis, 2003).

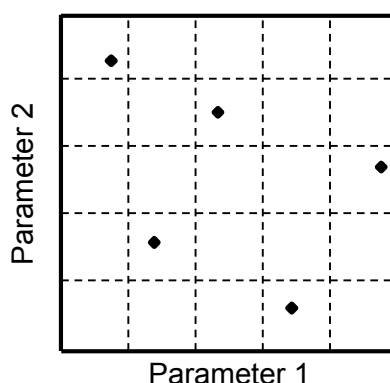


Bild 3.5 Latin-Hypercube-Simulation mit 5 Punkten für die Parameter 1 und 2 (verändert nach Griensven et al., 2006)

Beim LHS wird der Wertebereich jedes Parameters in eine definierte Anzahl an Bereichen unterteilt (Bild 3.5). Diese Anzahl an Bereichen entspricht der Anzahl an zufälligen Parameterkombinationen, die erzeugt werden sollen. Für jeden Parameter wird aus jedem Bereich eine

Zufallszahl generiert. Anschließend werden aus den einzelnen Zufallszahlen der Parameter die Parametersätze zusammengewürfelt. Dies erfolgt nach dem Prinzip „Ziehen ohne Zurücklegen“ (Bild 3.5).

Der Einsatz des LHS ist sinnvoll, wenn das zu untersuchende Modell eine lange Rechendauer aufweist, so dass nur eine geringe Anzahl an Simulationen durchgeführt werden können. Helton und Davis (2003) vergleichen die Ergebnisse von 25, 50 und 100 Modellrechnungen und stellen fest, dass das LHS stabilere kumulative Verteilungsfunktionen produziert als eine MCM.

3.2.3 Single-objective Kalibrierung mittels SCE-UA

Der SCE-UA (**S**huffled **C**omplex **E**volution-**U**niversity of **A**rizona) von Duan et al. (1993) ist gemäß Literaturangaben ein sehr häufig eingesetztes Verfahren, welches seine Überlegenheit im Bereich von single-objective Kalibrierungen unter Beweis gestellt hat (Duan et al., 1992, Kuczera, 1997, Eckhardt, 2002, Iskra und Droste, 2007, Henrichs et al., 2008, Uhl et al., 2008). Der SCE-UA Algorithmus basiert auf dem Downhill-Simplex-Algorithmus von Nelder und Mead (1965). Da dieser jedoch ein lokales Suchverfahren darstellt, wurde er um die Methoden (a) Komplexerstellung (engl. Complex) und (b) zufällige Auswahl von Individuen ergänzt. Ein Komplex besteht aus mehreren Individuen¹ der Population. Die zufällige Auswahl von Individuen bedeutet, dass für das Simplex-Verfahren nicht alle Individuen eines Komplexes eingesetzt werden (vgl. Schritt 4a). Nachfolgend sind die einzelnen Schritte des SCE-UA Verfahrens aufgeführt (Ablaufdiagramme sind in Duan et al., 1993 zu finden):

- (1) Zufällige Generation einer Anfangspopulation von Individuen mittels Latin-Hypercube-Sampling anhand einer vorgegebenen Verteilung sowie von Minimal- und Maximalwerten der Parameter, Simulation und Berechnung des Zielfunktionswertes
- (2) Aufsteigende Sortierung (Ranking) der Individuen gemäß ihrem Zielfunktionswert
- (3) Aufteilung der Individuen in N Komplexe gemäß dem Ranking der Zielfunktionswerte; Zuordnung des besten Individuums in Komplex 1, des zweitbesten in Komplex 2 und des N-besten in Komplex N; Individuum mit Rang N+1 wird dem ersten Komplex zugeordnet, usw.

¹ Ein Individuum besteht bei der Optimierung aus Chromosomen, die die Parameterwerte repräsentieren. Chromosomen können sowohl binär als auch realcodiert vorliegen. Die eingesetzten Optimierungsverfahren basieren auf real-codierten Parameterwerten. Durch Simulation kann die Fitness eines Individuums anhand von Zielfunktionswerten (objectives) bestimmt werden. Eine Population besteht aus mehreren Individuen.

- (4) Unabhängige Optimierung der Individuen in den Komplexen mittels Downhill-Simplex Verfahren:
 - a. Auswahl einer definierter Anzahl an Individuen des Komplexes für einen Subkomplex anhand einer Wahrscheinlichkeitsverteilung gemäß der Zielfunktionswerte; Individuen mit einem besseren Zielfunktionswert haben eine höhere Wahrscheinlichkeit ausgewählt zu werden.
 - b. Erzeugung eines neuen Individuums durch einen Reflection Schritt (Bild 3.7a), wenn ein Parameter außerhalb seines Wertebereiches liegt, erzeuge zufälliges Individuum
 - i. Simulation und Berechnung des Zielfunktionswertes
 - ii. Prüfung ob Zielfunktionswert besser als der schlechteste des Subkomplexes ist, dann Substitution und weiter mit (d) sonst mit (c)
 - c. Erzeugung eines neuen Individuums durch einen Contraction Schritt (Bild 3.7b)
 - i. Simulation und Berechnung des Zielfunktionswertes
 - ii. Prüfung ob Zielfunktionswert besser als der schlechteste des Subkomplexes ist, dann Substitution und weiter mit (d) sonst mit (iii)
 - iii. Erzeugung eines zufälligen Individuums
 - iv. Simulation und Zielfunktionsberechnung
 - v. Ersetzen des schlechtesten Individuums des Subkomplexes
 - d. Wiederholung der Schritte (a) bis (c) bis Anzahl der Evolutionsschritte erreicht ist
- (5) Rückführung der Individuen aus den Komplexen in die Gesamtpopulation und Ranking der Zielfunktionswerte
- (6) Prüfung der Abbruchkriterien (Konvergenz), wenn nicht erfüllt, dann Fortsetzung mit Schritt 3

Ein beispielhafter Optimierungsverlauf mit 2 Komplexen und 5 Punkten im Komplex ist in Bild 3.6 veranschaulicht. Zu Beginn der Optimierung entwickelt sich ein Komplex (Sterne in Bild 3.6b) in Richtung lokales Optimum bei $x=1$ und $y=2$. Der andere Komplex (Punkte in Bild 3.6b) strebt in Richtung des globalen Optimums bei $x=4$ und $y=2$. Durch das so genannte Shuffling werden zu Beginn des zweiten Optimierungszyklus die Komplexe neu zusammengestellt (Bild 3.6c). Zum Ende des zweiten Zyklus haben sich alle Parametersätze dem globalen Optimum angenähert (Bild 3.6d).

Bild 3.7 stellt den Reflection und Contraction Schritt des Simplex-Algorithmus dar. Es wird deutlich, dass es sich um ein geometrisches Verfahren handelt, welches auf den Parameterwerten der Individuen basiert. Es wird jeweils das Individuum mit dem „schlechtesten“ Zielfunktionswert ersetzt, wenn das Neue (in Bild 3.7 x_r und x_c) einen besseren Zielfunktionswert aufweist als das Individuum x_3 .

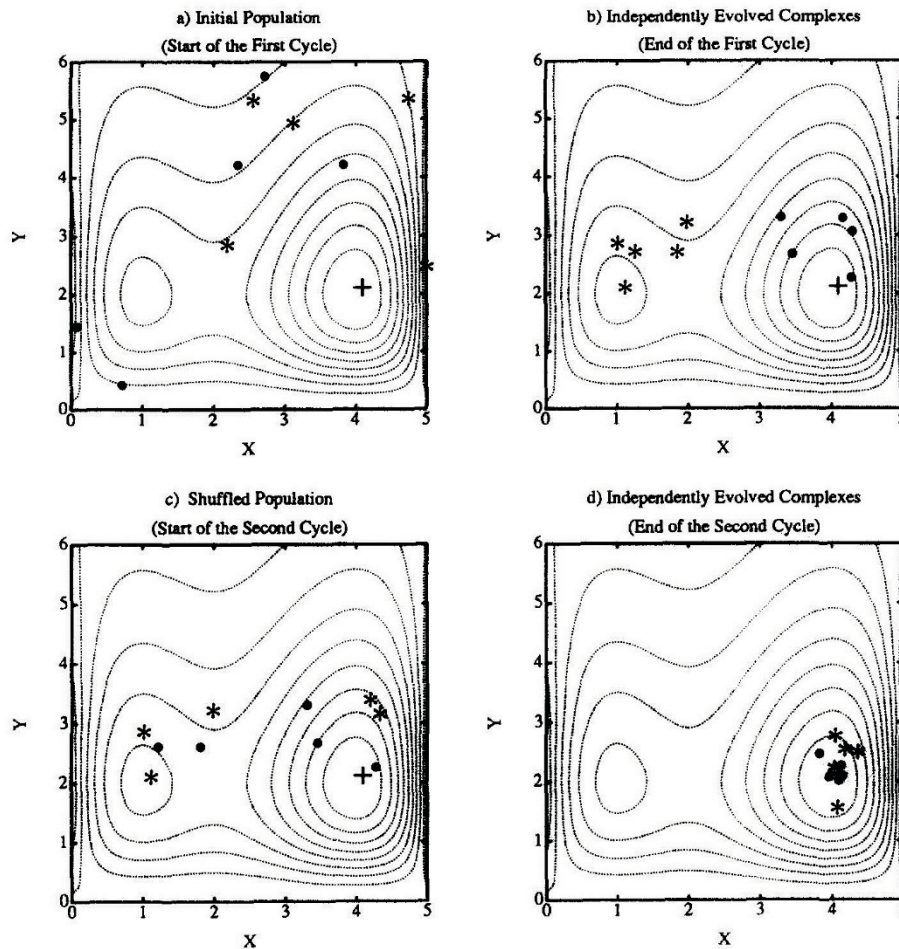


Bild 3.6: Beispielhafte Darstellung eines Optimierungsverlaufes mit dem SCE-UA-Verfahren (aus Duan et al., 1994)

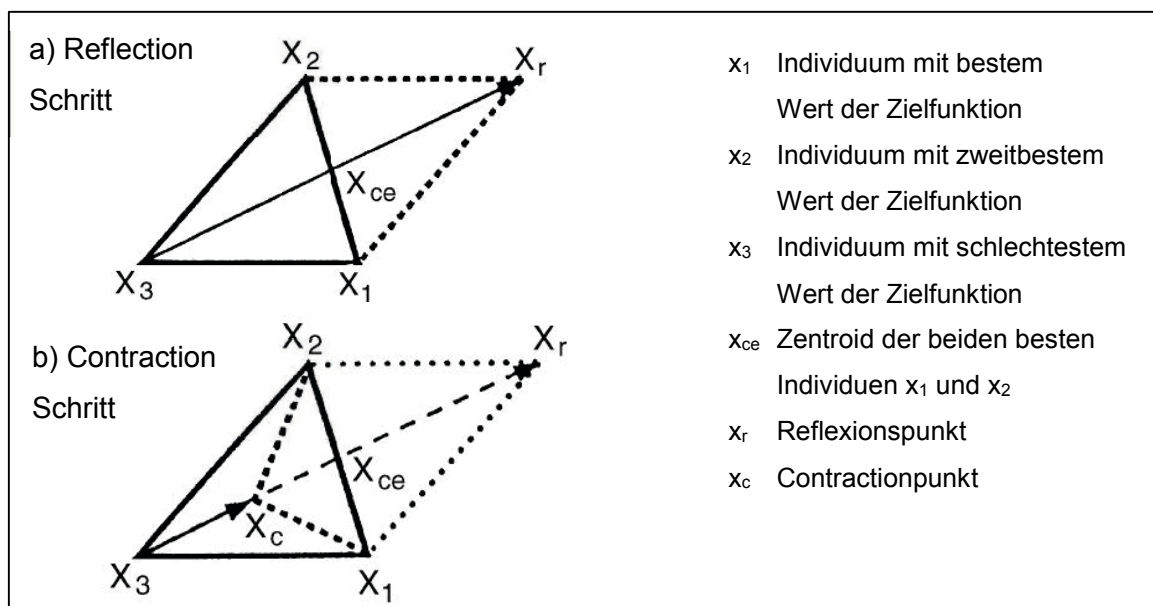


Bild 3.7: Reflection und Contraction Schritte des Simplex-Algorithmus nach Sorooshian und Gupta (1995)

Die Konvergenz des SCE-UA Verfahrens wird anhand der Kriterien (i) maximale Anzahl an Simulationen, (ii) keine Verbesserung des kleinsten (besten) Zielfunktionswertes um 0,1 % aller Individuen über 5 so genannte Loops (Schritte 3 - 5) oder (iii) Spanne der Parameterwerte aller Individuen ist kleiner als ein vorgegebener Grenzwert. Kriterium iii bedeutet, dass die Population (alle Individuen) sehr ähnliche Werte für die einzelnen Parameter aufweisen.

Die Anzahl der Individuen im Komplex wird von Duan et al. (1993) mit „ $2 \cdot p + 1$ “ vorgeschlagen (mit Anzahl der Kalibrierparameter p). Die Anzahl der Komplexe sollte der Anzahl der Kalibrierparameter entsprechen. Die Anzahl der Evolutionsschritte entspricht der Anzahl der Individuen in einem Komplex. Eine Population besteht somit aus der Anzahl der Komplexe N multipliziert mit der Anzahl der Individuen im Komplex. Für die Integration des Algorithmus in die Software KALIMOD (vgl. Kapitel 4) wurde der Quellcode geringfügig verändert, um eine Parallelisierung von Simulationsläufen zu ermöglichen. Es erfolgt eine parallele Optimierung in den Komplexen (Schritt 4: a-d). Damit ist der Grad der Parallelisierung von der Anzahl der Komplexe abhängig. Ein höherer Grad der Parallelisierung kann nur für die Simulation der Anfangspopulation erreicht werden.

3.2.4 Multi-objective Kalibrierung mittels AMALGAM

Die Lösung von multikriteriellen Optimierungsproblemen erfolgt mit dem AMALGAM-Algorithmus von Vrugt und Robinson (2007a). Der AMALGAM-Algorithmus stellt eine Erweiterung des NSGA-II Algorithmus von Deb et al. (2002) dar. Neben den klassischen genetischen Operatoren Selektion, Kreuzung und Mutation zur Bestimmung von Nachkommen einer Generation, werden zusätzlich die Optimierungsverfahren Particle-Swarm-Optimisation (Kennedy et al., 2001), Differential Evolution (Storn und Price, 1997) und Adaptive Metropolis Search (Haario et al., 2001) eingesetzt. Dabei teilen sich alle vier Algorithmen eine gemeinsame Population und nutzen somit auch den Optimierungsfortschritt, der durch die anderen Verfahren erzielt wird. Anhand des Erfolges der Reproduktion der einzelnen Algorithmen wird eine Erfolgsrate berechnet, anhand derer bestimmt wird, wie viele Individuen der nächsten Population ein Algorithmus berechnen darf. Auf diese Weise können die unterschiedlichen Stärken der Algorithmen im Verlauf der Optimierung ausgenutzt werden. Der AMALGAM-Algorithmus wird mit den von Vrugt und Robinson (2007a) vorgeschlagenen Standardparametern für die einzelnen Algorithmen eingesetzt. Die Anfangspopulation wird mittels Latin-Hypercube-Sampling innerhalb der vorgegebenen Parametergrenzen bestimmt. So wird auch bei einer geringen Anzahl an Individuen je Population ein Entscheidungsraum, der durch die Wertebereiche der Parameter aufgespannt wird, abgedeckt. Die Größe der Population sollte sich nach der Anzahl der zu kalibrierenden Parameter und der Anzahl der Zielfunktionen richten. Für die vorliegende Untersuchung wird eine Populationsgröße von 100 Individuen verwendet, der Optimierungslauf wird nach der 50. Generation beendet, so dass 5100 Simulationen je Optimierungslauf

durchgeführt werden (Anfangspopulation und 50 Generationen). Das Ergebnis einer AMALGAM-Optimierung ist eine Pareto-Front bzgl. der verwendeten Zielfunktionen. Der Ablauf einer AMALGAM Optimierung kann anhand der folgenden Schritte beschrieben werden.

- (1) Zufällige Generation einer Anfangspopulation von Individuen mittels Latin-Hypercube-Sampling anhand einer vorgegebenen Verteilung sowie von Minimal- und Maximalwerten der Parameter, Simulation und Berechnung der Zielfunktionswerte
- (2) Pareto Ranking und Berechnung der Crowding Distances jedes Individuums (vgl. Kapitel 3.2.4.5)
- (3) Berechnung der Erfolgsraten für die Reproduktion
- (4) Generation einer neuen, vollständigen Kindgeneration durch
 - a. Non Dominated Sorting Algorithm II (NSGA II) (vgl. Kapitel 3.2.4.1)
 - b. Particle Swarm Optimization (vgl. Kapitel 3.2.4.2)
 - c. Differential Evolution (vgl. Kapitel 3.2.4.3)
 - d. Adaptive Metropolis Search (vgl. Kapitel 3.2.4.4)
- (5) Zufällige Auswahl von generierten Individuen der vier Verfahren anhand der Erfolgsrate für die Reproduktion
- (6) Überprüfung der Einhaltung der Parametergrenzen durch unterschiedliche Randbehandlungsmethoden (a. auf Randwert setzen oder b. am Rand spiegeln)
- (7) Simulation und Berechnung der Zielfunktionswerte für die neue Generation
- (8) Pareto Ranking und Berechnung der Crowding Distances
- (9) Kombination der Eltern- und Kindgeneration durch Non-dominated sorting (vgl. Kapitel 3.2.4.5) und Crowding distance sorting zu einer neuen Elterngeneration
- (10) Wiederholung der Schritte (3) bis (9) bis zur vorgegebenen Anzahl an Generationen

Da der AMALGAM-Algorithmus in Schritt (4) bis (6) eine vollständige Generation von Individuen generiert, können die Simulationen und Berechnungen der Zielfunktionen sehr gut parallelisiert werden. Die maximale Anzahl an parallelen Simulationen entspricht der Größe einer Population.

3.2.4.1 Non Dominated Sorting Algorithm II (NSGA II)

Der AMALGAM-Algorithmus nutzt das NSGA II-Verfahren von Deb et al. (2002) zur Generierung von neuen Individuen auf der Basis der Individuen der aktuellen Population. Die Reproduktion von Individuen basiert beim NSGA II-Verfahren auf den genetischen Operatoren Selektion (Tournament Selection), Kreuzung (Crossover) und Mutation.

- 1) Mittels Tournament Selection werden Individuen aus der aktuellen Population für die Rekombination ausgewählt (Bild 3.8a). Bei der Tournament Selection werden immer zwei In-

dividuen zufällig bestimmt; das bessere wird für die Erzeugung von neuen Individuen herangezogen. Um die Wertigkeit von Individuen festzulegen, wird zuerst der Pareto-Rank (vgl. Kapitel 3.2.4.5) und anschließend die Crowding Distance (vgl. Kapitel 3.2.4.5) verwendet.

- 2) Bei der Kreuzung werden Parameterwerte zweier Individuen mathematisch miteinander kombiniert (Bild 3.8b, vgl. Deb, 2008). Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Individuum mit einem anderen gekreuzt und nicht ohne Änderung in die nächste Population übernommen wird, beträgt 0,9.
- 3) Nach der Kreuzung erfolgt mit der Mutation eine zufällige Änderung von Parameterwerten einzelner Individuen (Bild 3.8c, siehe Deb, 2008). Die Wahrscheinlichkeit eines Parameters eines Individuums für die Mutation ausgewählt zu werden beträgt $1/\text{Anzahl_Parameter}$ (also z. B. 0,2 bei 5 Parametern).

Das NSGA II Verfahren ist ein elitärer Algorithmus, bei dem Individuen mit besseren Zielfunktionswerten eine höhere Wahrscheinlichkeit haben, für die nächste Generation ausgewählt zu werden.

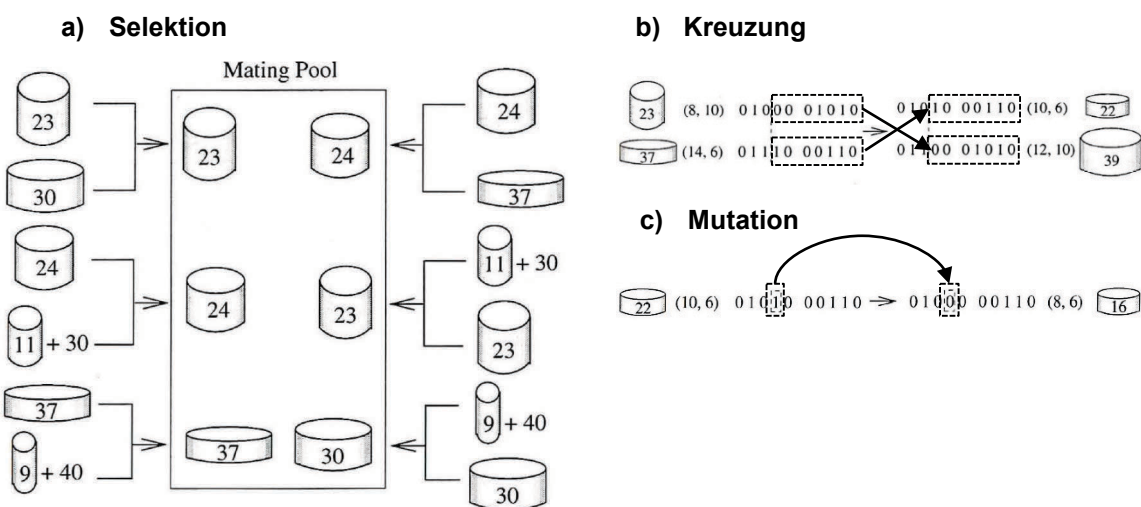


Bild 3.8: Beispielhafte Darstellung der Parameterwertänderung durch Selektion (a), Kreuzung (b) und Mutation (c) (aus Deb, 2008)

3.2.4.2 Particle Swarm Optimization (PSO)

Vrugt und Robinson (2007a) beschreiben die PSO als „populationsbasierte stochastische Optimierungsmethode“. Sie ahmt das Schwarmverhalten von Vögeln nach. Dabei wird die Position der einzelnen Mitglieder (Partikel) des Schwarms durch die Parameterwerte bestimmt. P_{best} stellt das globale Optimum dar, d. h. seine Zielfunktionswerte haben den geringsten euklidischen Abstand zum jeweils besten Zielfunktionswert aller Partikel (vgl. Kapitel 3.2.5). Zusätzlich wird noch ein lokales Optimum x_{best} anhand einer Reihung aller berechneten euklidischen Abstände festgelegt. Auf der Basis dieser beiden Partikel, der eigenen Position x_t und

Geschwindigkeit v_t wird eine neue Geschwindigkeit v_{t+1} (Parameterwertänderung) mit den Gleichungen (3-15) und (3-16) berechnet (Vrugt und Robinson, 2007a). Die Berechnung der neuen Parameterwerte mittels PSO ist in Bild 3.9 dargestellt.

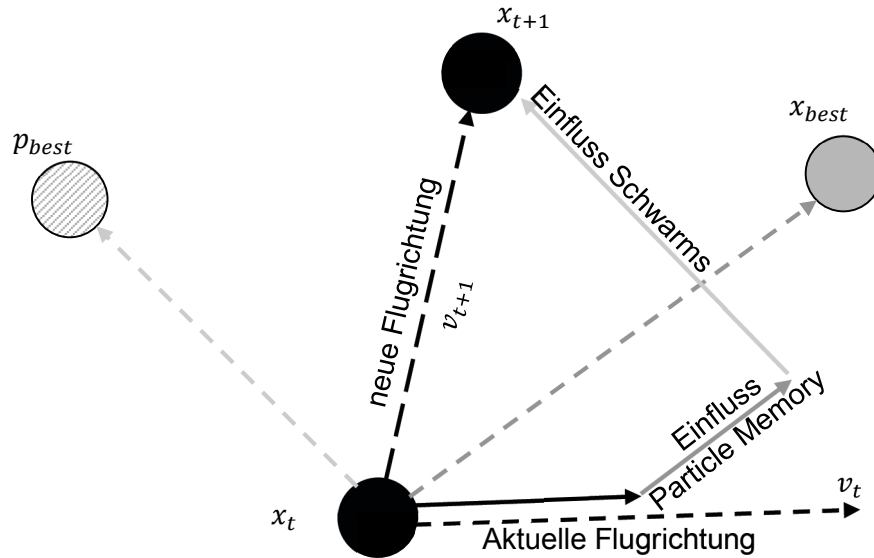


Bild 3.9: Beispielhafte Darstellung der Parameterwertänderung eines Individuums x_t beim PSO (verändert nach Hassan et al., 2005)

$$v_{t+1}^i = w \cdot v_t^i + c_1 \cdot r_1 \cdot (x_{best}^i - x_t^i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{best}^i - x_t^i) \quad (3-15)$$

$$x_{t+1}^i = x_t^i + v_{t+1}^i + R_T \cdot x_t^i \quad (3-16)$$

mit v_t^i aktuelle Geschwindigkeit des Partikels für Richtung i (Parameter eines Individuum), der Index t beschreibt die aktuelle Population und $t+1$ bezieht sich auf die zu generierende Population, x_t^i ist der alte und x_{t+1}^i der neue Parameterwert, w Wichtungsfaktor ($w = 0,5 + 0,5 \cdot u$, u ist eine gleichverteilte Zufallszahl zwischen 0 und 1), Vrugt und Robinson (2007a) geben für c_1 und c_2 einen Wert von 1,5 an, r_1 und r_2 sind gleichverteilte Zufallszahlen zwischen 0 und 1, R_T ist eine gleichverteilte Zufallszahl zwischen -1 und 1.

3.2.4.3 Differential Evolution (DE)

Vrugt und Robinson (2007a) haben die DE in AMALGAM implementiert, da diese auch bei stark korrelierten Eingangsdaten gute Optimierungsergebnisse liefert. Die DE setzt für die Berechnung neuer Parameter x_{t+1}^i gewichtete Differenzen ein. Diese werden aus drei zufällig ausgewählten Individuen (x_t^a , x_t^b und x_t^c) berechnet (Gleichung (3-17)).

$$x_{t+1}^i = x_t^i + K \cdot (x_t^a - x_t^i) + F \cdot (x_t^b - x_t^c) \quad (3-17)$$

mit K und F gleichverteilte Zufallszahlen zwischen 0,2 und 0,6 sowie zwischen 0,6 und 1.

3.2.4.4 Adaptive Metropolis Search (AMS)

Die AMS ist ein Markov Chain Monte Carlo (MCMC) Verfahren, das im Gegensatz zu den evolutionsbasierten Verfahren auch Individuen mit „schlechteren“ Zielfunktionswerten bei der Erzeugung von Nachkommen berücksichtigt (Vrugt und Robinson, 2007a). Hierfür wird die Kovarianz-Matrix der Parameterwerte der pareto-optimalen Lösungen berechnet und mittels Cholesky-Faktorisierung zerlegt (Σ_t). Anhand einer Sprungrate $c_n = \frac{2,4}{\sqrt{(n_{parameter})}}$ wird der Änderungswert für die Berechnung neuer Parameterwerte bestimmt (Gleichung (3-18), Vrugt und Robinson, 2007a).

$$x_{t+1}^i = N(x_t^i, c_n^2 \cdot \Sigma_t) \quad (3-18)$$

mit $N(x, y)$ normalverteilte Zufallszahl mit Erwartungswert x und Standardabweichung y .

3.2.4.5 Pareto Ranking und Crowding Distance

Die Grundlage des AMALGAM-Algorithmus stellt der Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II von Deb et al., 2002) dar. Aus dem NSGA II stammen die Berechnungsmethoden für das Pareto Ranking (Fast non dominated Sort, Deb et al., 2002), die Verwendung von Eltern und Kindpopulationen sowie das Zusammenführen zu einer Gesamtpopulation auf der Basis des Crowding Distance Sorting. Die Grundprinzipien für das Pareto-Ranking und das Crowding Distance Sorting sind in Bild 3.10 veranschaulicht.

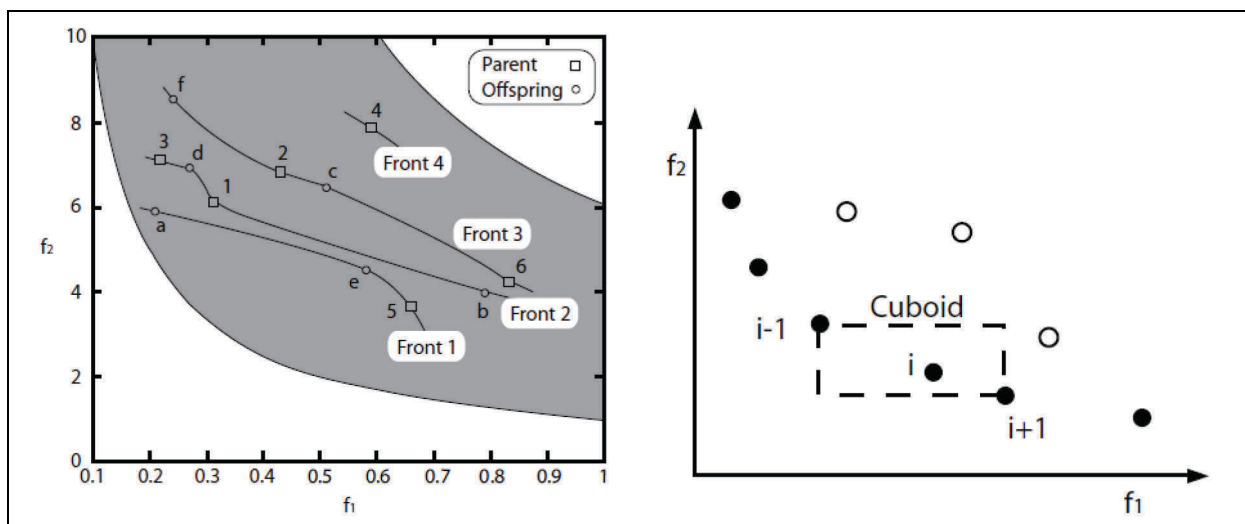


Bild 3.10: Visualisierung des Pareto Ranking (links) und der Berechnung von Crowding Distances (rechts) (aus Deb, 2008)

Gemäß dem Prinzip der nicht dominierten Lösung können anhand der Zielfunktionswerte mehrere Pareto-Fronten ermittelt werden. In Bild 3.10 (links) sind 4 Fronten für die Zielfunktionen

f_1 und f_2 dargestellt. Nach der Bestimmung der Zugehörigkeit eines Individuums zu einer Pareto-Front werden die Abstände der Zielfunktionswerte der Individuen berechnet.

Bild 3.10 (rechts) veranschaulicht die Berechnung der Crowding Distance für das Individuum „i“. Die Individuen „i-1“ und „i+1“ sind die Nachbarn auf der gleichen Pareto-Front (gefüllte Punkte in Bild 3.10 (rechts)). Die Crowding Distance wird anhand der mittleren Seitenlänge des Cuboids (Bild 3.10 (rechts), Gleichung (3-19)) berechnet (Deb et al., 2002). Voraussetzung für die Berechnung ist, dass die Individuen gemäß der Werte der betrachteten Zielfunktion sortiert sind.

$$CrowDis_i = \sum_{n=1}^m \frac{objVal_{n,i+1} - objVal_{n,i-1}}{f_n^{max} - f_n^{min}} \quad (3-19)$$

mit $CrowDis_i$ Crowding Distance des Individuums i , $objVal_{n,i}$ Wert der n -ten Zielfunktion für Individuum i , f_n^{min} und f_n^{max} Minimal- und Maximalwert aller Individuen der n -ten Zielfunktion.

Auf der Basis des Pareto-Rankings und der Crowding Distance wird aus der Elterngeneration (P_t) und der Kindgeneration (Q_t) eine neue Elterngeneration (P_{t+1}) ermittelt (Bild 3.11). Dabei werden beginnend mit Pareto-Front F_1 die Individuen in die neue Generation übernommen. Wenn in der Generation P_{t+1} mehr Plätze verfügbar sind als Individuen in der Pareto-Front F_1 , dann werden weitere Individuen aus den weiteren Pareto-Fronten F_2 bis F_n integriert.

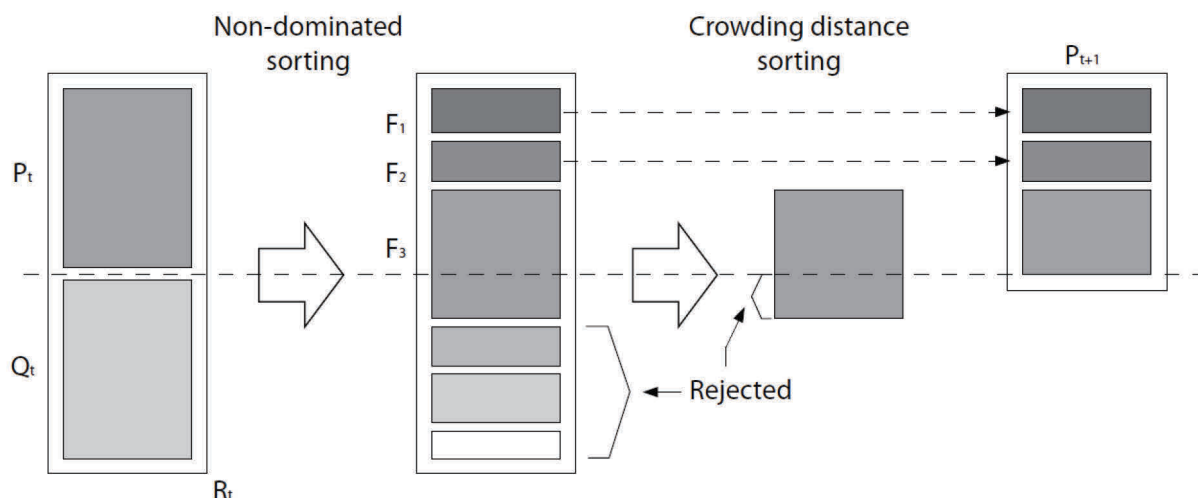


Bild 3.11: Kombination der Eltern- und Kindpopulation durch Non-dominated sorting und Crowding distance sorting zu einer neuen, elitären Elterngeneration (aus Deb, 2008)

Wenn eine Front mehr Individuen beinhaltet als Plätze in der neuen Generation frei sind, wird die Crowding-Distance als Auswahlkriterium verwendet. Dabei werden Lösungen mit größeren

Werten bevorzugt. Durch den Einsatz des Crowding Distance Sorting wird erreicht, dass Lösungen mit einer „guten Bandbreite“ bzw. Diversität (Deb et al., 2002) also annähernd gleichmäßigen Abständen der Zielfunktionswerte der Individuen zueinander ausgewählt werden. Dabei stellt die Crowding Distance ein Maß für die Dichte der Lösungen in der Nachbarschaft eines Individuums dar (Deb et al., 2002).

3.2.5 Bestimmung einer Kompromisslösung mittels L_p -Metric

Die L_p -Metric (Deb, 2008) kann zur Ermittlung einer Kompromisslösung aus den pareto-optimalen Lösungen eingesetzt werden (z. B. Gamerith et al., 2011). Sie berechnet den Abstand der Zielfunktionswerte einer Lösung zu den jeweils besten Lösungen. Die Lösung mit dem minimalen Abstand stellt die Kompromisslösung dar (vgl. auch Bild 2.2, S. 19). Im Rahmen dieser Arbeit wird der Exponent $p=2$ verwendet.

$$d(f, z) = \left(\sum_{m=1}^M |f_m(x) - z_m|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3-20)$$

mit M Anzahl der Zielfunktionen, $f_m(x)$ Wert der Zielfunktion m , z_m Referenzwert für die Zielfunktion m und p Exponent.

3.2.6 Abweichungsmaße für die Bewertung von Modellergebnissen

Für die Quantifizierung der Abweichung zwischen Messung und Simulationsergebnis werden die vier Abweichungsmaße Volumenabweichung VOL, Maximalwertabweichung DYMax sowie die Effizienzkoeffizienten E1 und E2 eingesetzt (vgl. Kapitel 2.5.3). Die Auswahl dieser Abweichungsmaße gewährleistet, dass die Anforderungen (i) Anpassung an Spitzenabflüsse, (ii) Einhaltung der Volumenbilanz sowie (iii) Anpassung an die Ganglinienform erfüllt werden. Die Auswahl der Effizienzkoeffizienten E1 und E2 soll sicherstellen, dass sowohl das Quadrat des Residuums (E2) als auch der Betrag des Residuums (E1) an jedem Zeitschritt berücksichtigt wird.

Volumenabweichung VOL

Die Volumenabweichung berechnet die Summe der Residuen zwischen berechnetem Q_{ber} und gemessenem Q_{gem} Abfluss für jeden Zeitschritt i . Die Summe der Residuen wird ins Verhältnis zum gemessenen Abflussvolumen gesetzt. Die Volumenabweichung prüft die Einhaltung der Massenbilanz und eignet sich für die Analyse des Abflussbildungsprozesses. Die Volumenabweichung ist ein Stellvertreter für die Gruppe von Abweichungsmaßen, die die Residuen summieren (vgl. Kapitel 2.5.3). Die Volumenabweichung hat einen optimalen Wert von 0, positive Werte bedeuten eine Überschätzung des Abflussvolumens der Modellrechnung und negative

eine Unterschätzung. Durch die Multiplikation mit dem Faktor 100 ergibt sich die prozentuale Volumenabweichung.

$$VOL = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{ber,i} - Q_{gem,i})}{\sum_{i=1}^n Q_{gem,i}} (-) \quad (3-21)$$

mit $Q_{ber,i}$ und $Q_{gem,i}$ berechneter und gemessener Durchfluss am Zeitschritt i .

Maximalwertabweichung DYMax

Mittels Maximalwertabweichung werden die beiden Spitzenwerte aus Simulation und Messung miteinander verglichen. Die Maximalwertabweichung vergleicht nicht die Werte eines definierten Zeitschrittes sondern die Maximalwerte aus einem Niederschlag-Abfluss-Ereignis. Zeitliche Verschiebungen des Maximalwertes können nicht ermittelt werden. Die Maximalwertabweichung hat wie die Volumenabweichung einen optimalen Wert von 0, wobei positive Werte eine Überschätzung und negative Werte eine Unterschätzung des gemessenen Spitzenabflusses durch das Modell ausdrücken. Der berechnete Spitzenabfluss $\max(Q_{ber})$ wird durch Parameter der Abflussbildung und der Abflusskonzentration beeinflusst. Bei größeren Systemen können zusätzlich die Prozesse Abflusstransport und Retention den Spitzenabfluss dämpfen.

$$DYMax = \frac{\max(Q_{ber}) - \max(Q_{gem})}{\max(Q_{gem})} (-) \quad (3-22)$$

mit $\max(Q_{gem})$ und $\max(Q_{ber})$ Maximalwerte aus einem Zeitraum der gemessenen und berechneten Zeitreihe.

Effizienzkoeffizient E2 (Nash-Sutcliffe-Effizienz)

Der Effizienzkoeffizient E2 wird auch als Nash-Sutcliffe Wert (Nash und Sutcliffe, 1970) bezeichnet. Der E2-Wert stellt die Summe der quadrierten Residuen ins Verhältnis zur Varianz der Messdaten. Er kann als Standardmaß für die Bewertung der Anpassung des Modells an die gemessene Ganglinie angesehen werden und ist der Gruppe von Abweichungsmaßen zuzuordnen, die das Residuum quadrieren (vgl. Kapitel 2.5.3). Durch den ersten Summanden in Gleichung (3-23) wird ein optimaler Wert von 1 und ein Wertebereich von $-\infty$ bis 1 erreicht. Prinzipiell ist der E2-Wert damit mit dem Bestimmtheitsmaß vergleichbar, allerdings hängt der E2-Wert von den gemessenen Werten ab, so dass der E2-Wert nur bedingt zur Beurteilung der Anpassung herangezogen werden kann (Schäefli und Gupta, 2007). E2-Werte kleiner als 0 bedeuten, dass der Mittelwert der Messdaten eine bessere Anpassung liefert als die Modellrechnung. Das Modell muss dann als fragwürdig eingestuft werden (Schäefli und Gupta, 2007).

Aufgrund der Verwendung des Quadrates der Residuen erfolgt eine stärkere Wichtung von Abweichungen im Bereich größerer Werte im Vergleich zu Abweichungen bei kleineren Werten. Sehr hohe Werte für den E2-Wert größer als 0,9 bedeuten aufgrund der guten Anpassung

zwischen simulierter und gemessener Ganglinien auch kleine Volumen- und Maximalwertabweichungen. Da die Maximalwertabweichung nur einen Einzelwert beurteilt und die Volumenabweichung die Einhaltung der Massenbilanz prüft, kann von sehr geringen Volumen- oder Maximalwertabweichungen nicht auf einen hohen E2-Wert geschlossen werden.

$$E2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{gem,i} - Q_{ber,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{gem,i} - \overline{Q_{gem}})^2} (-) \quad (3-23)$$

mit $\overline{Q_{gem}}$ Mittelwert über die Zeitschritte i bis n der gemessenen Abflüsse.

Effizienzkoeffizient E1

Der Effizienzkoeffizient E1 ist ebenfalls wie der E2 ein Maß für die Bewertung der Anpassung der simulierten Ganglinien an die gemessene Ganglinie (Legates und McCabe, 1999). Der E1 ist ein Stellvertreter für die Gruppe von Abweichungsmaßen, die den Betrag des Residuums summieren (vgl. Kapitel 2.5.3). Der Unterschied zum E2 besteht darin, dass die Residuen an jedem Zeitschritt nicht quadriert werden, sondern es werden die Beträge der Residuen summiert. Anstatt der Varianz der Messdaten wird im Nenner der Betrag der Abweichungen einzelner Werte zum Mittelwert berücksichtigt. Durch die Verwendung der Beträge werden Abweichungen bei größeren Werten weniger stark gewichtet als beim E2-Wert. Der E1 hat ebenfalls wie der E2 einen optimalen Wert von 1 und einen Wertebereich von $-\infty$ bis 1.

$$E1 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Q_{gem,i} - Q_{ber,i}|}{\sum_{i=1}^n |Q_{gem,i} - \overline{Q_{gem}}|} (-) \quad (3-24)$$

3.2.7 Aggregation von Zielfunktionen

Die Zielfunktion besteht aus einem oder mehreren Ereignis(sen) (single oder multi-event) mit einem oder mehreren Abweichungsmaß(en) (single oder multi-objective).

Bei Verwendung einer Zielfunktion mit mehreren Ereignissen und mehreren Abweichungsmaßen können die Abweichungsmaße eines Ereignisses mittels gewichtetem Euklidischem Abstand aggregiert werden (Henrichs et al., 2008).

$$F_{agg} = \sqrt{\sum (w_i \cdot (F_i + A_i)^2)} \quad (3-25)$$

mit F_{agg} aggregierter Zielfunktionswert, F_i Wert des Abweichungsmaßes i , w_i Wichtungsfaktor für Zielfunktionsteil i , A_i Transformationskonstante.

Die Transformationskonstante stellt sicher, dass alle verwendeten Abweichungsmaße einen optimalen Wert von 0 haben. Durch das Quadrieren des Ausdrucks $(F_i + A_i)$ erhalten alle Zielfunktionsteile einen Wertebereich von 0 bis $+\infty$. Der gewichtete Euklidische Abstand kann auch dazu verwendet werden, die Abweichungsmaße mehrerer Ereignisse zu einem Zielfunk-

tionswert zu aggregieren, so dass das Optimierungsverfahren nur noch einen Zielfunktionswert berücksichtigen muss. Bei Verwendung der gewichteten Euklidischen Distanz sind die Wertebereiche der Abweichungsmaße entscheidend. Wenn die Wichtungsfaktoren $w_i = 1$ gesetzt werden, dann haben die Änderungen in den Werten der Abweichungsmaße für die Wertebereiche von 0 bis 1 (für E1 und E2) und von 0 bis $\pm 100\%$ (VOL und DYMax) den gleichen Einfluss auf die Zielfunktion. Dies bedeutet, dass ein E2-Wert von 0 einer Volumen- oder Maximalwertabweichung von 100 % entspricht.

4 KALIMOD

Die Software KALIMOD wurde im Rahmen der vorliegenden Arbeit als Tool zur Unterstützung des Modellierers entwickelt. Sie stellt die in Kapitel 3 erläuterten Methoden zur Modellkalibrierung und Unsicherheitsberechnung durch eine grafische Benutzeroberfläche zur Verfügung, so dass diese praxisgerecht angewendet werden können.

4.1 Softwaretechnische Umsetzung

Die Programmierung von KALIMOD erfolgt mit der Programmiersprache VB.NET in der Entwicklungsumgebung Visual Studio. KALIMOD ist weitestgehend objektorientiert programmiert, so dass schnelle Erweiterungen und Modifikationen ohne großen Aufwand realisiert werden können. Bei der Softwareentwicklung stellt die Entwicklung von generischen Bausteinen die Grundlage dar, um ein Tool flexibel einsetzen zu können. Daher verwendet die KALIMOD-Architektur unterschiedliche modulare Bausteine, die voneinander unabhängig erweitert werden können. Muschalla, 2006 unterstreicht die Vorteile einer Trennung von Simulationssoftware und Optimierungsroutinen. Drei voneinander unabhängige Schnittstellen stellen die einfache Erweiterbarkeit von KALIMOD sicher. Diese Schnittstellen dienen zur Einbindung von Simulationsmodellen, zum Importieren von Zeitreihendaten und zur Integration von Verfahren zur Optimierung oder Unsicherheitsanalyse.

KALIMOD stellt einerseits eine Schnittstelle zwischen Simulationsmodell und Optimierungsalgorithmus dar und bietet andererseits eine Reihe von Methoden für das Pre- und Postprocessing. Pre- und Postprocessingroutinen sowie die Algorithmen zur Berechnung von Messunsicherheiten werden durch das KALIMOD-Modul GaMo (Ganglinienmodul) bereitgestellt.

Aufgrund der modularen Softwarestruktur von KALIMOD werden modulübergreifende Bausteine in Dynamic Link Libraries (DLL) ausgelagert. Die interne Kommunikation zwischen den KALIMOD-Modulen läuft mittels Extensible Markup Language (XML). Diese hat neben ihrer festgelegten definierten Struktur den Vorteil, dass sie ohne programmiertechnischen Aufwand in Dateien geschrieben und gelesen werden kann. KALIMOD Projekte werden in Form einer Datenbank im mdb-Format (Microsoft DataBase) gespeichert. Die Datenbanken enthalten dabei sowohl Eingangs- als auch Ergebnisdaten.

Zeitreihen werden von KALIMOD im binären Datenformat netCDF (Network Common Data Format, <http://www.unidata.ucar.edu/software/netcdf/>) abgelegt. Der größte Vorteil des netCDF Formates gegenüber relationalen Datenbanksystemen liegt in den wesentlich schnel-

leren Lese- und Schreibzugriffen (Reussner, 2011). Die Integration des netCDF-Formates erfolgt über einen Adapter¹, der mit der netCDF-Bibliothek kommuniziert. Der Einsatz des Adapters ist erforderlich, da die netCDF-Bibliothek in der Programmiersprache C geschrieben ist. Eine detaillierte Beschreibung des netCDF-Formates sowie eine Einführung in Begriffe der Softwareentwicklung aus wasserwirtschaftlicher Sicht ist in Reussner (2011) zu finden.

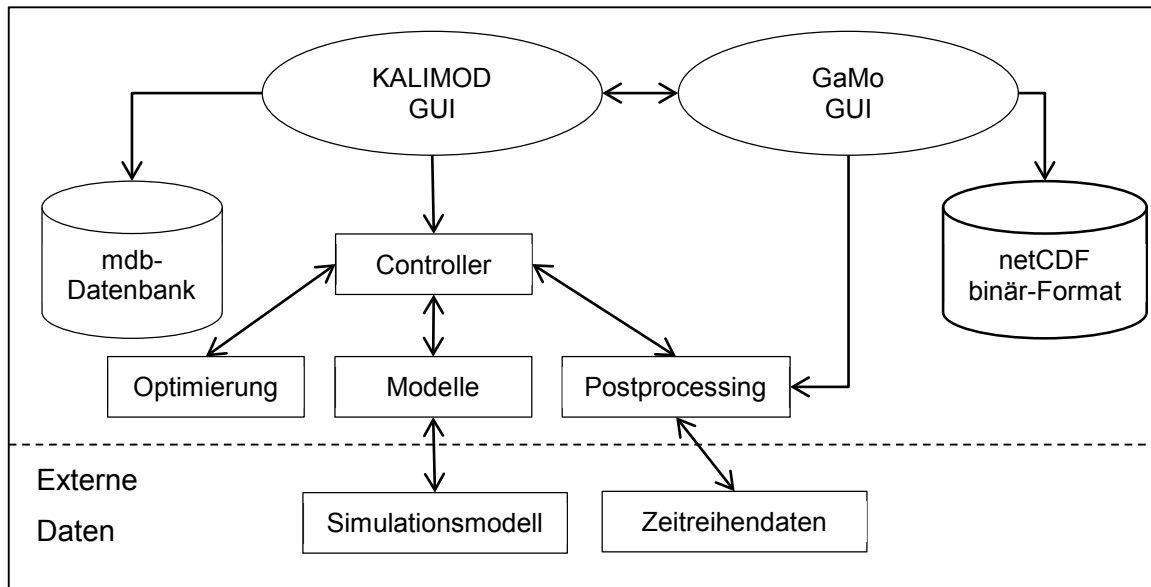


Bild 4.1: Darstellung der KALIMOD-Module und Bausteine

Bild 4.1 stellt die KALIMOD Module und Bausteine sowie ihre Beziehung zueinander dar. Die beiden Programme KALIMOD und GaMo haben eine grafische Benutzeroberfläche (graphical user interface, GUI). KALIMOD stellt dabei Eingabemasken für die Durchführung von Simulationen, Sensitivitätsanalysen und Optimierungen zur Verfügung und gibt einen Überblick über die Ergebnisse. Eine detaillierte Analyse der Ergebnisse ist mit den Grafiken und Tabellenauswertungen von GaMo möglich. Das Herz des Rechenkerns von KALIMOD stellt der Controller dar. Der Controller verknüpft die Module Optimierung, Modelle und Post zur Durchführung von Simulationen, Sensitivitätsanalysen und Kalibrierungen.

¹ Eine **Klasse** ist ein Teil der objektorientierten Programmierung (OOP). Sie stellt eine „Gruppe von Dingen, Lebewesen oder Begriffen mit gemeinsamen Merkmalen“ dar (Balzert, 2005). Bei der Programmierung werden Klassen als Schablonen für **Objekte** für gemeinsame **Attribute** (z. B. ModellName) und **Operationen** (z. B. StarteSimulation) eingesetzt (Balzert, 2005). Ein **Adapter** (engl. Wrapper) bzw. eine Adapterklasse kombiniert zwei eigentlich inkompatible Klassen miteinander (Gamma et al., 2011).

4.1.1 Kalimod-Controller

Die Ausführung von Analysen über den Controller erfolgt grundsätzlich in einem von KALIMOD unabhängigen Thread¹. Für die Kommunikation mit KALIMOD nutzen die Module Optimierung, Modelle und Controller Callback-Funktionen, so dass Fehlermeldungen und Fortschrittsberichte an die KALIMOD GUI gemeldet werden können. Während der Ausführung von Analysen können die Verläufe über die KALIMOD GUI geprüft werden, da nach jedem Hauptschritt (z. B. Abschluss einer Generation einer Optimierung) ein Verlaufsprotokoll in der Projektdatenbank gespeichert wird. Das Ablegen der Zeitreihen ermöglicht die visuelle Kontrolle des Kalibrierverlaufs.

Der Ablauf einer Optimierung wird durch die Klasse KALIMOD-Controller gesteuert (Bild 4.2). Die KALIMOD-Oberfläche erstellt ein neues Objekt dieser Klasse und übergibt als Attribute Einstellungen für die Optimierung, für das Simulationsmodell und für das Postprocessing. Anschließend wird das Objekt über die Operation „StartMethode“ gestartet. In einem ersten Schritt wird die Schnittstelle für die Optimierung initialisiert, danach wird der eigentliche Optimierungslauf gestartet. Jeweils zu Beginn einer neuen Hauptschleife werden neue Parametersätze vom Optimierungsverfahren angefordert. Diese werden an das Controller-Modul übergeben, welches die Simulationen und das Postprocessing durchführt. Der Controller erstellt gemäß dem vorgegebenen Grad der Parallelisierung mehrere parallele Threads, die jeweils sequentiell Simulation und Postprocessing durchführen. Nach Abschluss der beiden Prozesse werden die Zielfunktionswerte aus dem Postprocessing gespeichert. Ergänzend hierzu erfolgt die Speicherung aller berechneten Abweichungsmaße einer Simulation in der Projektdatenbank. Anschließend bekommt der Thread einen neuen Parametersatz und startet erneut Simulation und Postprocessing. Wenn innerhalb des Controllers für alle übergebenen Parametersätze Simulationen durchgeführt worden sind, werden die parallelen Threads beendet. In der aktuellen Version kann KALIMOD mehrere parallele Threads auf einem multi-Core PC verwalten. Nachdem die Simulation und Zielfunktionsberechnungen abgeschlossen sind, werden die Zielfunktionswerte an den Optimierer übergeben. Im letzten Schritt der Hauptschleife

¹ Der Einsatz von **Threads** ermöglicht, dass Programmteile unabhängig voneinander abgearbeitet werden (Gumm und Sommer, 2006). In Abhängigkeit der Anzahl der Prozessoren eines PC können Threads eine nebenläufige oder parallele Aktivität bezeichnen (Balzert, 2005). Normalerweise würde in KALIMOD eine Optimierung gestartet und der Anwender müsste warten bis diese beendet ist, bevor er wieder auf die KALIMOD-Oberfläche zugreifen kann. Durch das Starten in einem parallelen Thread besteht die Möglichkeit, über die Oberfläche den aktuellen Verlauf zu beobachten und gegebenenfalls anzuhalten.

wird die Konvergenz geprüft. Hierfür erfolgt eine Abfrage des Attributes Konvergenz beim Optimierer. Wenn die Konvergenz erreicht ist, wird der KALIMOD-Controller beendet, ansonsten wird der Verlauf mit der nächsten Hauptschleife fortgesetzt.

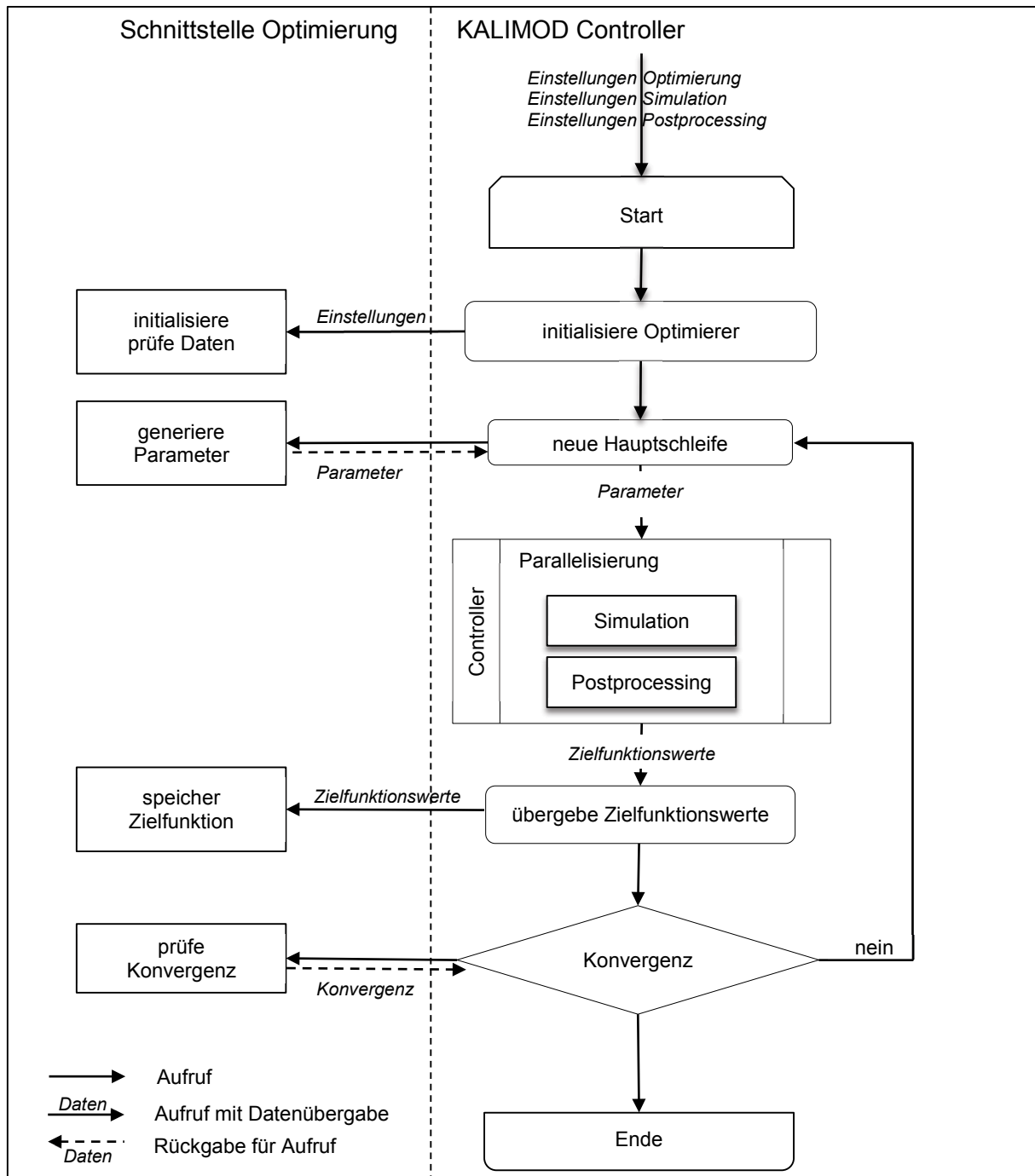


Bild 4.2: Verlauf und Steuerung einer Optimierung durch den KALIMOD-Controller

4.1.2 Schnittstelle Optimierungsverfahren

Um die Optimierung durch KALIMOD bzw. den KALIMOD-Controller steuern zu können, wurde eine Schnittstelle für die Integration von Optimierungsverfahren entwickelt. Die Entwicklung

der Schnittstelle lehnt sich an die Grundsätze der PISA („A Platform and Programming Language Independent Interface for Search Algorithms“, Bleuler et al., 2003) an. Bleuler et al., 2003 propagieren hierfür eine strikte Trennung durch eine klar definierte Schnittstelle zwischen Optimierer und Simulator. Im Gegensatz zum PISA-System erfolgt die Steuerung nicht durch den Optimierer sondern durch den KALIMOD-Controller. Die Schnittstelle zu Optimierungsverfahren muss die folgenden Funktionen umfassen

- Initialisierung Optimierungsverfahren,
- Generierung neuer Parameter,
- Speicherung der Zielfunktionswerte und
- Prüfung der Konvergenz.

Die Schnittstelle für Optimierungsverfahren benötigt für KALIMOD zwei weitere Funktionen zur Fortsetzung von Optimierungen sowie zur Ausgabe von Informationen zur aktuellen Population. Dies sind Informationen von einzelnen Individuen über den Pareto-Rang, die Crowding Distance und die L2-Metric (Definitionen siehe Kapitel 3.2.4.5 und 3.2.4.5).

Bei der Initialisierung der Schnittstelle Optimierung wird angegeben, welches Optimierungsverfahren verwendet werden soll. Aktuell sind die Verfahren SCE-UA und AMALGAM (siehe Kapitel 1.1) sowie der Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II von Deb et al., 2002, siehe Kapitel 1.1) implementiert. Über die KALIMOD Oberfläche erfolgt die Auswahl eines Optimierungsverfahrens sowie die Eingabe seiner spezifischen Einstellungen. Diese Einstellungen werden über einen Adapter in der KALIMOD Datenbank gespeichert und über den KALIMOD-Controller an die Optimierungsverfahren weitergegeben.

Alle drei integrierten Verfahren wurden auf der Basis des Original Source Codes in Visual Basic übersetzt. Die Optimierungsverfahren sind in ihrer Originalversion alle so geschrieben worden, dass sie selbst den Optimierungsverlauf steuern. Die Simulation und die Berechnung von Zielfunktionswerten sind jeweils nur als Funktionsaufruf vorgesehen.

Für die Integration der Optimierungsverfahren in KALIMOD wird der prozedurale Ablauf modifiziert. Die wesentlichen Schritte des prozeduralen Ablaufs eines Optimierungsverfahrens sind in Bild 3.4 veranschaulicht.

Zur Adaption von Optimierungsverfahren an die KALIMOD Schnittstelle werden die wesentlichen Schritte der Verfahren separiert und in eigenständige Prozeduren umgewandelt. Jeweils bei Übergabe von Zielfunktionswerten an den Optimierer wird der Optimierungsfortschritt geprüft. Wenn eine Konvergenz erreicht ist, wird dies in einem Attribut gespeichert, welches durch den KALIMOD-Controller abgerufen werden kann (vgl. Bild 4.2). Die Funktion zur Generation neuer Parameter greift, wenn sie aufgerufen wird, auf die gespeicherten Zielfunktionswerte zu und ermittelt neue Parametersätze für den Optimierungsprozess. Hierfür besitzen die Algorithmen zusätzliche Variablen, deren Werte dem KALIMOD-Controller nicht bekannt sind. Für alle drei Optimierungsverfahren wird für die Generierung der Anfangspopulation das

Latin-Hypercube-Sampling (Kapitel 3.1.2) verwendet. Für die Generierung von Zufallszahlen wird auf den in Kapitel 3.1.2 beschriebenen Generator „Enhanced Wichmann Hill“ zurückgegriffen.

4.1.3 Schnittstelle Simulationsmodelle

Alle in KALIMOD integrierten Methoden und Berechnungsverfahren sind unabhängig von speziellen Simulationsmodellen. Für die Integration eines Modells müssen die drei Funktionen:

- (1) Änderung der Parameterwerte in der Modelldatei,
- (2) Starten einer Simulation und
- (3) Import der Modellergebnisse

ausgeführt werden. Der Import der Modellergebnisse wird vom KALIMOD Modul „Postprocessing“ übernommen, das in der Lage ist, diverse Zeitreihenformate zu lesen. Für die Vorbereitung der Simulation stellt die Schnittstelle für Modelle noch Funktionen zum Kopieren von modellspezifischen Eingangsdaten zur Verfügung. Dies wird notwendig, da KALIMOD grundsätzlich für Simulationen eigene Unterordner anlegt.

Durch KALIMOD oder den Controller wird grundsätzlich ein Objekt einer Adapterklasse für die Modellschnittstelle mit Angabe des Modells generiert. Diese Adapterklasse wiederum erzeugt ein Objekt der Modellschnittstelle und weist diesem ein Objekt eines Modells zu. Der Adapter leitet dann entsprechende Operations- oder Attributaufrufe an die modellspezifischen Objekte weiter.

Ein Ziel der KALIMOD Entwicklung war die Schaffung einer „praxistauglichen“ Software. Diese Anforderung bedeutet, dass der Anwender nicht selbst Modelldateien mit z. B. „Dummy“-Werten für die Identifikation von Parametern modifizieren muss. Dies führt dazu, dass die Kopplung zu Simulationsmodellen im KALIMOD-Sourcecode selbst erfolgt. Um dies zu vereinfachen und zu systematisieren, wurde eine Schnittstelle zu Modellen entwickelt.

Zusätzlich ist ein Konzept zum generischen Handling von Parametern und deren Zuordnung zu Systemelementen notwendig. Die Basiseinstellungen eines Parameters werden in KALIMOD modellspezifisch in XML-Dateien vorgehalten. Die Attribute der Klasse Parameter sind in Bild 4.3 aufgelistet. Die Verknüpfung der Parameter und einer Modelldatei erfolgt bei Auswahl der Datei. Hierfür besitzt die Schnittstelle zu Modellen eine Funktion zum Auslesen der Elemente aus der ausgewählten Modelldatei. Anschließend erfolgt eine modellspezifische Zuordnung der Systemelemente zu den in KALIMOD verfügbaren Systemelementtypen (siehe Bild 4.3).

Die aus der Modelldatei importierten Systemelemente werden dem Anwender zur Auswahl zur Verfügung gestellt. Nach dem Import der Systemelemente werden diese mit den Parametern kombiniert. Systemelemente und Parameter mit gleichem Systemelementtyp werden jeweils

zusammengefasst. Über das Attribut „SingleElement“ kann in den Basiseinstellungen vorgegeben werden, ob für jedes Systemelement eines definierten Typs ein eigener Parameter angelegt werden soll, oder ob alle Systemelemente des gleichen Typs zu einer Gruppe zusammengefasst werden sollen.

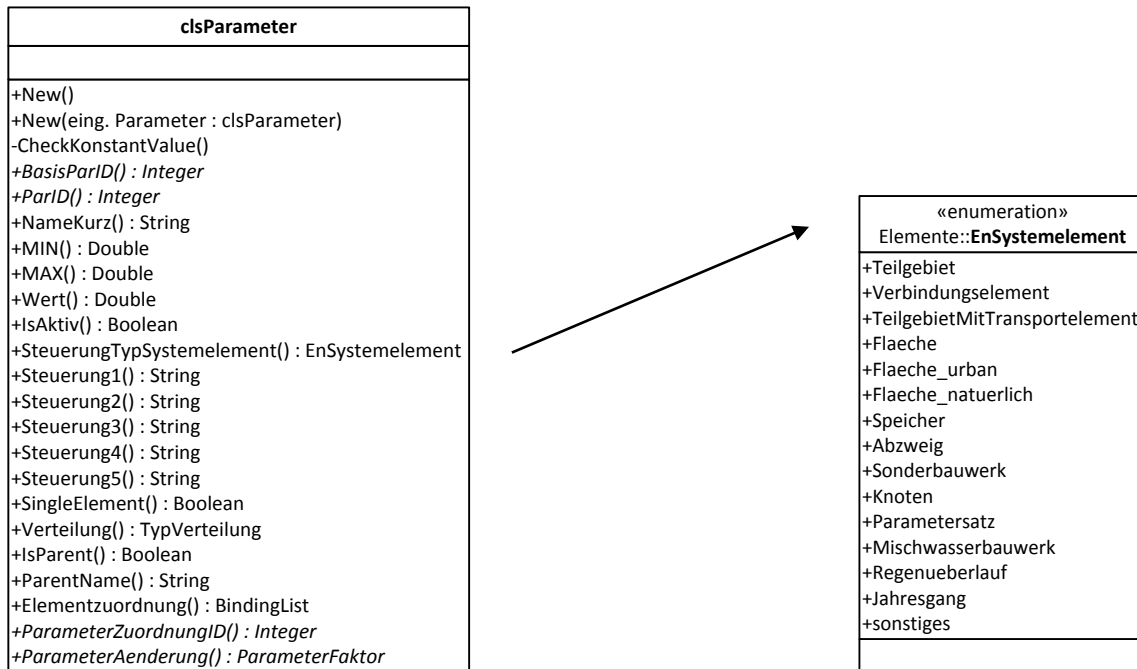


Bild 4.3: UML-Darstellung der Attribute der Klasse Parameter (links) und Auflistung (Enumeration) der verfügbaren Systemelementtypen in KALIMOD

Bei der Optimierung von Parametern gibt es grundsätzlich zwei Möglichkeiten. Einerseits kann der Parameterwert selbst geändert werden und andererseits kann der aktuelle Parameterwert mit einem Faktor multipliziert werden. Dies wird über das Attribut „ParameterAenderung“ gesteuert. Die Parameterwertänderung über einen Faktor bietet die Möglichkeit räumlich differenzierte Parameter gemeinsam anhand des gleichen Faktors zu modifizieren. Eine zusätzliche Funktion stellt die Kopplung von Parameterwerten zur Verfügung. Dies kann notwendig werden, wenn Parameter voneinander abhängig sind oder ihre Werte sich nicht überschneiden dürfen. Durch die Zuordnung eines Parameters als „Kind“-Parameter eines anderen, werden die Parameterwerte, die durch das Optimierungsverfahren für den „Eltern“-Parameter generiert werden, für das Kind übernommen bzw. auf dessen Wertebereich skaliert. Anhand der Vorgabe einer Log-Verteilung für einen Parameter erfolgt die Generierung von Zufallszahlen anhand des Log-transformierten Wertebereiches. Dies kann bei Parametern sinnvoll sein, die einen Wertebereich über mehrere Potenzen aufweisen, wie z. B. der Durchlässigkeitsbeiwert eines Bodens.

In der aktuellen KALIMOD Version sind die Modelle KOSIM (ITWH, 2012), HYSTEM-EXTRAN (ITWH, 2010), MOMENT (BGS Wasser, 2007), NASIM (Hydrotec, 2012), QSIM (Kirchesch

und Schöl, 1999), SIMPLE-KAREN (Rauch und Kinzel, 2007), HYDRUS-2D (Simunek et al., 1999) und SWMM (Rossman, 2004) implementiert.

4.2 Oberfläche und Funktionen von KALIMOD

Der Anspruch der Praxistauglichkeit erfordert eine intuitiv bedienbare Oberfläche. Die Entwicklung der KALIMOD-Oberfläche für die aktuelle Version 3 erfolgte im Rahmen des BMBF-Projektes „KUS“ (Uhl et al., 2012).

Um auch größere Modellgebiete mit KALIMOD übersichtlich bearbeiten zu können, wurde eine Projektstruktur entwickelt. Ein Projekt besteht aus einer beliebigen Anzahl an Varianten. Eine Variante wird durch eine Modelldatei festgelegt und durch die Auswahl von Systemelementen und Parametern komplettiert.

Für die multikriterielle Kalibrierung können mehrere so genannte Ganglinienvergleiche berücksichtigt werden. Ganglinienvergleiche bestehen aus jeweils einer Mess- und einer Simulationszeitreihe vom gleichen Typ (Durchfluss, Wasserstand, Konzentrationen, etc.), die am gleichen Ort ermittelt wurden. Für jeden Ganglinienvergleich können mehrere Zeiträume definiert werden (Ereignisse).

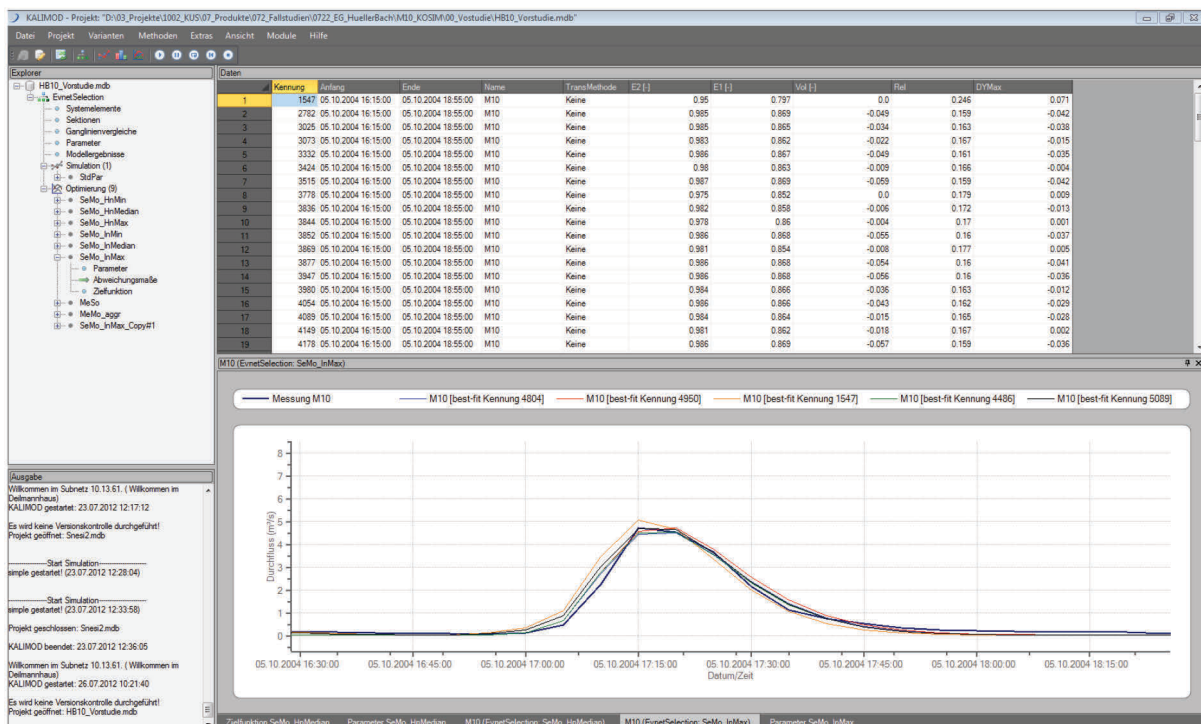


Bild 4.4: Screenshot der KALIMOD-Oberfläche, Ergebnisdarstellung eines Optimierungslaufes

Eine Variante wiederum besitzt Methoden. Methoden sind Simulationen, Sensitivitätsanalysen oder Optimierungen. Bei der Methode Simulation können Parameterwerte vorgegeben werden, welche mit dem ausgewählten Modell simuliert werden sollen. Die gemeinsame Darstellung von Abweichungsmaßen sowie von gemessenen und berechneten Zeitreihen erleichtert die Ergebnisinterpretation (vgl. Bild 4.4).

Für die Methode Sensitivitätsanalyse stehen lokale und globale Verfahren zur Verfügung (vgl. Kapitel 7.1.2.3). Als globale Verfahren sind die Monte-Carlo Simulation und das Latin-Hypercube Sampling implementiert (vgl. Kapitel 3.1.2). Das Latin-Hypercube One-at-Time Verfahren von Griensven et al., 2006 stellt eine Kombination aus LHS und Morris OAT-Methode dar (Morris, 1991).

Für die Modellkalibrierung stehen die Optimierungsverfahren SCE-UA als monokriterielle sowie AMALGAM und NSGA II als multikriterielle Methoden zur Verfügung. Bild 4.4 stellt das Ergebnis eines AMALGAM-Optimierungslaufes mit 4 Zielfunktionen dar. In der Grafik, im unteren Bereich des Screenshots, werden die 4 Ganglinien sowie die Kompromisslösung mit den Messdaten verglichen.

4.3 Oberfläche und Funktionen von GaMo

Das Programm GaMo dient einerseits als Pre- und Postprocessing Modul für KALIMOD. Andererseits verfügt GaMo über einen Rechenkern für die Auswertung und Unsicherheitsanalyse von Zeitreihendaten. Die Auswertung der KALIMOD Methoden erfolgt mittels Vergleichen von Ganglinien, grafischen Darstellungen von Parametern, Abweichungsmaßen und Zielfunktionen in Form von Matrix-, Scatter- oder Wahrscheinlichkeitsplots (vgl. Bild 4.5). Ergänzend können Ergebnisse tabellarisch ausgegeben werden. Für die Analyse von Modellunsicherheiten kann aus einer Schar von Zeitreihen ein Unsicherheitsband generiert werden.

Das Preprocessing der Kalibrierung wird durch die in Kapitel 6.3.1 beschriebenen Methoden zur Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen unterstützt. Besonders die visuelle Inspektion von Ereignissen und die Darstellung von Ereignissummenlinien für Niederschlagsdaten erleichtert die Datenprüfung und Auswahl.

Für die Datenaufbereitung stehen Methoden zur Berechnung des Durchflusses nach Manning-Strickler, Prandtl-Colebrook oder aus Wasserstands- und Geschwindigkeitsmessungen für alle gängigen Profilformen zur Verfügung. Für die Modifikation bzw. Umwandlung von Zeitreihendaten stehen einige vordefinierte Funktionen zur Verfügung. Über einen Formel-Parser können beliebige Funktionen für die Änderung oder Kombination von Zeitreihendaten angewendet werden.

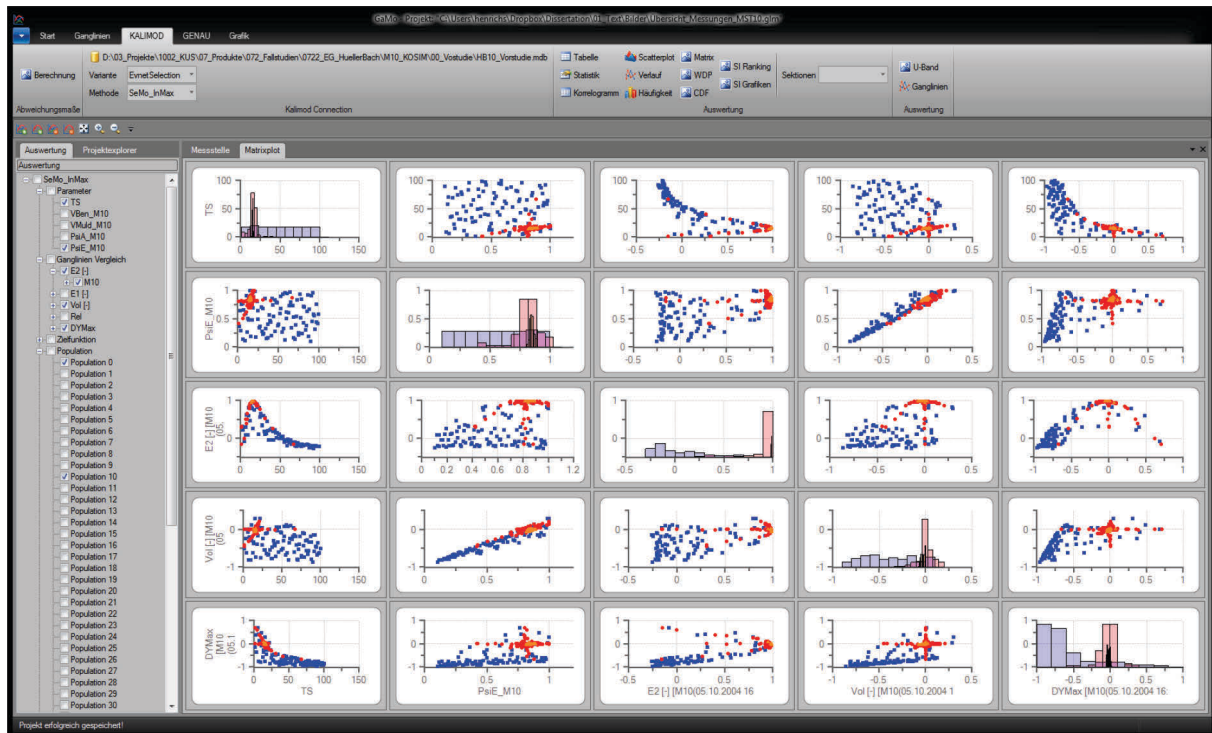


Bild 4.5: Screenshot der GaMo-Oberfläche, Ergebnisdarstellung eines Optimierungslaufes anhand eines Matrixplots von 2 Parametern und drei Abweichungsmaßen für drei unterschiedliche Populationen (0: blau; 10: rot; 50: orange)

Der Rechenkern für die Ermittlung von Messunsicherheiten ist ebenfalls menügesteuert. Über eine Auswahlbox können gängige Messverfahren, die in Kanalnetzen zur Wasserstands-, Geschwindigkeits- oder Durchflussmessung eingesetzt werden, ausgewählt und hinsichtlich ihrer Messunsicherheiten analysiert werden. GaMo stellt hierfür die in Kapitel 3.1 beschriebenen Berechnungsverfahren nach DIN V ENV 13005 (1999) (Unsicherheitsfortpflanzung bzw. GUM-Framework) und die Monte-Carlo Methode (Wahrscheinlichkeitsfortpflanzung) zur Verfügung. Für die Berechnung von Unsicherheiten für Kalibrierungen von Messmodellen ist in GaMo die Least-Square-Methode für Regressionen implementiert (vgl. Kapitel 5.3.2.3). Hierbei besteht die Möglichkeit, Unsicherheiten in beiden für die Regression verwendeten Variablen zu berücksichtigen.

GaMo ist in der Lage, Projektdateien zu speichern. Zeitreihendaten werden in einer netCDF-Datei abgelegt, so dass ein effizienter Lese- und Schreibzugriff möglich ist. Abgespeicherte netCDF-Dateien können in KALIMOD direkt wieder als Messdaten importiert werden.

5 Unsicherheiten der Durchflussmessung

5.1 Zielsetzung und Vorgehensweise

Für die Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle werden Messdaten als Eingangsdaten (Niederschlag) und als Kalibrierdaten (Durchflussmessung) verwendet. Unsichere Messdaten können bei der Kalibrierung durch die Wahl von Modellparameter ungewollt kompensiert werden. Die resultierenden Modellparameter führen dann beim Einsatz des Modells zu unsicheren Planungsgrundlagen. Im Rahmen dieser Arbeit werden die Einflüsse der Unsicherheiten der Durchflussmessung auf die Kalibrierung untersucht (vgl. Kapitel 1.2). Die Analyse des Einflusses von Unsicherheiten der Niederschlagsmessung auf die Kalibrierung ist z. B. in Kleidorfer et al. (2009) zu finden.

Als Messverfahren für die Gewinnung von Kalibrierdaten werden im Wesentlichen Geschwindigkeitsflächen-Verfahren eingesetzt. Neben den Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren können Kalibrierdaten mittels Messungen mit MID, Venturigerinnen oder Wehrmessungen erhoben werden.

Die Analyse der Unsicherheiten der Durchflussmessung verfolgt die folgenden Ziele:

- (1) Die Messabweichungen und Messunsicherheiten der Durchflussmessung in Kanalisationen sollen anhand von Literaturdaten und durch Berechnungen quantifiziert werden.
- (2) Auf der Grundlage der Berechnungen sollen Standardunsicherheiten einzelner Unsicherheitsquellen abgeleitet werden.
- (3) Die durch die Korrektur der Fließgeschwindigkeitsmessung hervorgerufenen Unsicherheiten sollen bei der Berechnung der kombinierten Unsicherheit des Durchflusses explizit berücksichtigt werden.

In Kapitel 5.2 ist die Synopse der Literaturrecherche über Messabweichungen und Messunsicherheiten zusammengestellt. In Kapitel 5.3 werden für einen experimentellen Vergleich von Durchflussmessgeräten Messunsicherheiten berechnet.

5.2 Messabweichungen

Dieses Kapitel beschäftigt sich anhand von Literaturrecherchen mit dem Thema Messabweichungen. Die Ergebnisse werden durch Messabweichungen von Überprüfungsmessungen ergänzt. Diese wurden im Rahmen der Betriebsüberwachung von der staatlich anerkannten Prüfstelle Ingenieurgesellschaft für Stadthydrologie mbH (ifs Hannover) erhoben und zur Verfügung gestellt. Ziel der Recherche von Messabweichungen der Durchflussmessung ist es,

zufällige und systematische Messabweichungen sowohl unter Laborbedingungen als auch unter realen Messbedingungen im Kanalnetz zu quantifizieren.

Für die Bestimmung von Messabweichungen muss ähnlich wie bei der Kalibrierung von Messgeräten ein Sollwert gemessen werden. Dieser Sollwert muss sowohl geringe Messabweichungen zum wahren/richtigen Wert als auch geringe Messunsicherheiten aufweisen (DIN V 19218, 2008).

Thematisch wird ein Schwerpunkt auf Studien gelegt, welche Messverfahren bzw. Messgeräte untersucht haben, die für die Messung von Durchflüssen von Abwasser in Druck- und Freispiegelleitungen eingesetzt werden.

In Kapitel 5.2.1 wird kurz erläutert, wie absolute und relative Messabweichungen berechnet werden. Kapitel 5.2.2 führt den Begriff der Fehlergrenzen ein, welche für die Bewertung von Messabweichungen wichtig ist. Kapitel 5.2.3 gibt einen Überblick über Messabweichungen und Anwendungsgrenzen von kombinierten Durchflussmessgeräten, welche häufig für Messungen in Kanalisationen eingesetzt werden.

5.2.1 Angabe von Messabweichungen

Die Angabe von Messabweichungen kann als absolute oder relative Angabe bezogen auf den Sollwert erfolgen (DWA-M 181, 2011).

$$\text{Absolute Messabweichung} \quad x_a = x - x_{soll} \quad (5-1)$$

$$\text{Relative Messabweichung} \quad x_a^* = \frac{x - x_{soll}}{x_{soll}} \cdot 100 \text{ in (\%)} \quad (5-2)$$

DWA-M 181, 2011 empfiehlt, dass die Angabe von Messabweichungen immer relativ zum Messwert/Sollwert erfolgen sollte (Angabe: % v.M.) und dass die Angabe der Messabweichung bezogen auf den Endwert des Anwendungsbereiches (Angabe: v. E.) zu vermeiden ist, da sie irreführend ist.

5.2.2 Fehlergrenzen

DIN 19559-1 (1983) definiert Genauigkeitsanforderungen an Messverfahren für die Durchflussmessung von Abwasser in offenen Gerinnen und Freispiegelleitungen. Die Bezeichnung Fehlergrenze definiert hierbei bestimmte positive oder negative Grenzen für die Messabweichung von einem Sollwert. Gemäß DIN 19559-1 (1983) wird die Fehlergrenze G unter Nennbedingungen für die vollständige Durchflussmeseinrichtung angegeben. Dabei sind die Nennbedingungen durch den Hersteller bzw. Betreiber einer Messstelle bzw. eines Messgerätes anzugeben.

Die auf der Basis der Kalibrierungsart ermittelte Verkehrsfehlergrenze wird auf die Messung unter Nennbedingungen $G_{v,n}$ für das Messmedium Reinwasser ausgelegt. Für den Einsatzbereich Abwasser wird eine Verkehrsfehlergrenze unter Betriebsbedingungen $G_{v,b}$ als Fehlergrenze toleriert, welche das f -fache betragen darf (DIN 19559-1, 1983).

$$G_{v,b} = f \cdot G_{v,n} \quad (5-3)$$

5.2.3 Herstellerangaben

Tabelle 5.1 listet von Herstellern angegebene Garantiefehler G für Wasserstands- und Fließgeschwindigkeitsmessungen von drei häufig eingesetzten Messgeräten für die Durchflussmessung in Kanalisationen auf. Zusätzlich sind die Verkehrsfehlergrenzen unter Betriebsbedingungen $G_{v,b}$ mit aufgeführt, die sich aus den Garantiefehlern der Hersteller multipliziert mit dem Faktor 4 für eine Bauartkalibrierung ergeben (DIN 19559-1, 1983).

Tabelle 5.1: Garantiefehler und Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen von kombinierten Durchflussmessgeräten

	WAS ufo ¹⁾		American sigma ²⁾		Nivus pcm pro ³⁾	
	G	$G_{v,b}$	G	$G_{v,b}$	G	$G_{v,b}$
Fließtiefe Drucksensor	± 9 mm	± 3,6 cm	± 7 mm	± 2,8 cm	± 5 mm	± 2,0 cm
Fließtiefe Wasserultraschall	± 1,2 %	± 4,8 %	-	-	± 2 mm	± 8 mm
Fließgeschwindigkeit	± 2 %	± 8 %	± 2 %	± 8 %	± 1 %	± 4 %

Alle Angaben beziehen sich auf den Messwert, Quellen: 1) WAS, 2007, 2) WAS, 1997, 3) NIVUS, 2004

5.2.4 Literaturangaben zu Messabweichungen

Die erzielbare Messgenauigkeit hängt sowohl von zufälligen als auch von systematischen Einflüssen ab. Alle prozentualen Angaben von Messabweichungen in diesem Kapitel beziehen sich, wenn keine andere Bezugsgröße (wie z. B. vom Endwert) angegeben ist, auf den jeweiligen Messwert.

In unterschiedlichen Literaturstellen, die sich mit Durchflussmessungen in Entwässerungssystemen beschäftigen, werden Anhalts- bzw. Erfahrungswerte für zu erwartende Messabweichungen genannt. Erb (1997) führt Erfahrungswerte für Genauigkeiten von Durchflussmessungen zwischen 1 % und größer 10 % in Abhängigkeit der Kalibriermethode und des Messverfahrens an. Lanzendorf, 2001 erwartet allgemein von Durchflussmessungen einen maximalen Fehler von 10 % bis 15 %.

Bei sorgfältiger Kalibrierung sind „Genauigkeiten von ± 5 % bei Trockenwetter und ± 10 % bei Regenwetter“ erreichbar (Sitzmann, 2002). Diese Werte sind nach seiner Einschätzung bei kleineren Kanalgeometrien einfacher zu erzielen als in größeren Querschnitten. Smits et al.

(2008) geben ebenfalls Messabweichungen zwischen 5 % und 10 % für Durchflussmessungen in teilgefüllten Querschnitten an.

Das hessische Merkblatt zur Abwassereigenkontrollverordnung (HMULF, 2001) definiert zulässige Abweichungen für Durchflussmessereinrichtungen auf Abwasserreinigungsanlagen von kleiner 6 % und kleiner 10 % für den Messbereich kleiner 30 % des maximalen Durchflusswertes (Q_{\max}). Die „Verordnung über Art und Häufigkeit der Selbstüberwachung von kommunalen Abwasserbehandlungsanlagen und -einleitungen“ (SüwV-kom NRW, 2004) definiert einen Messfehler von 10 % als Fehlergrenze in einem Messbereich zwischen 10 % und 100 % des maximalen Durchflusses.

5.2.4.1 Messungen unter Laborbedingungen

Kraus und Müller (2001) untersuchen im Labor den Einfluss von systematischen Messabweichungen, die durch Ablagerungen und somit durch eine Veränderung des Fließquerschnitts hervorgerufen werden. Hierfür wurden Messungen mit einem Vollfüllungs-MID durchgeführt. Die ermittelten Messabweichungen reichten von 10 % bis 15 %.

Die Genauigkeit des Durchflussmessgerätes NIVUS ocm pro wird von Teufel und Sollic (2010) in einem rechteckigen Laborgerinne (Breite 35 cm) für Durchflüsse zwischen 40 l/s und 120 l/s ermittelt. Das für die Bestimmung der Messabweichung verwendete MID hat eine Messunsicherheit von 0,5 % (Teufel und Sollic, 2010). Das eingesetzte Messverfahren für die Fließgeschwindigkeit beruht auf dem Prinzip der digitalen Echobild-Mustererkennung mittels korrelativer Ultraschall-Messtechnik (NIVUS, 2004). Für einen Geschwindigkeitssensor liegen die Messabweichungen zum Sollwert zwischen -0,41 % und 1,31 %. Durch den Einsatz von zwei oder drei Sensoren können die Messabweichungen auf einen Bereich von -0,21 bis 0,82 % reduziert werden.

De Doncker et al. (2008) führen vergleichende Untersuchungen von drei Durchflussmessgeräten mittels Labor- und Feldmessungen durch. Als Referenzwert für die Labormessungen in einem 12 m langen und 70 cm breiten Rechteckkanal wird ein kalibriertes Wehr am Auslass verwendet. Sie vergleichen die Fließgeschwindigkeiten eines Ott Propellers, eines elektromagnetischen Ott Nautilus sowie eines Streampro ADCP (Acoustic Doppler Current Profiler).

Die Ergebnisse des Vergleichs der Messverfahren im Labor weisen alle geringe Messabweichungen von kleiner 1,5 % auf. De Doncker et al. (2008) führen dies auf die perfekten Laborbedingungen zurück. Bei Feldmessungen sind die Messabweichungen größer. Allerdings hängen diese in Abhängigkeit des Messverfahrens von unterschiedlichsten Einflussfaktoren ab (wie Vegetation, Signalqualität des ADCP, Anwendungsgrenzen der Messgeräte).

5.2.4.2 Überprüfungsmessungen gemäß SüwV-kom

Die Befragung der staatlich anerkannten Prüfstelle Ingenieurgesellschaft für Stadthydrologie liefert die Ergebnisse von 170 Überprüfungsmessungen. Dabei wurden Messungen mit MID, Ultraschall-Doppler, Ultraschall-Laufzeit, Ultraschall mit digitaler Mustererkennung, Venturikanäle und Wehrmessungen untersucht. In Tabelle 5.2 sind statistische Kenndaten für die Abweichungen zwischen Soll- und Istwert getrennt nach Messverfahren aufgelistet. Bild 5.1 visualisiert die Daten, ebenfalls getrennt für die Messverfahren, in Form von Box-Whisker-Plots¹. Es wurden nur Ergebnisse von Überprüfungsmessungen analysiert, die die Prüfung auch bestanden haben. Dies sind von den 170 Überprüfungen 126. Als Referenzmessungen wurden unterschiedliche Messverfahren eingesetzt (z. B. Geschwindigkeitsrastermessung, MID, Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren).

Die mittlere Abweichung aller überprüften Messverfahren liegt bei 4,9 % mit einem Median von 4,6 %. Die Abweichungen schwanken dabei zwischen 0,3 % und 9,8 %. Die Messverfahren Wehr und Ultraschall-Laufzeit (US-L) weisen mit im Mittel 4,1 % und 4,3 % und mit maximalen Abweichungen von 5,0 % und 7,2 % die geringsten Messabweichungen auf. Bei den weiteren Messabweichungen sind kaum Unterschiede festzustellen. Besonders aussagekräftig sind aufgrund der höheren Anzahl der untersuchten Messeinrichtungen die Messabweichungen der MID- und Venturi-Messungen.

Tabelle 5.2: Abweichungen zwischen dem zu überprüfenden und dem zur Prüfung verwendeten Messverfahren (Beträge der Abweichungen, alle Angaben in %)

Messverfahren ¹⁾	Alle	Wehr	MID	VEN	US-D	US-L	US-MU
Anzahl	126	4	85	19	8	3	7
Median	4,6	3,7	4,5	5,7	3,3	4,3	5,8
Mittelwert	4,9	4,1	4,8	5,4	4,0	4,3	6,4
Standardabweichung	2,5	2,3	2,6	2,1	2,9	0,7	1,8
Variationskoeffizient	50,5	55,4	53,9	38,0	72,2	16,3	28,2

¹⁾Wehr=Wehrmessung, MID=MID-Messung, Ven=Venturi-Messung, US-D=Ultraschall-Doppler-Messung,

US-L=Ultraschall-Laufzeit-Messung, US-MU=Ultraschall mit digitaler Musterbildererkennung (Kreuzkorrelation)

¹ Box-Whisker Plots stellen statistische Kenndaten dar. Die Box repräsentiert hierbei das untere und obere Quartil, der Strich in der Box den Median. Die Whisker veranschaulichen die Minimal- und Maximalwerte. Ausreißer werden in Form von Kreisen und Extremwerte in Form von Kreuzen visualisiert. Ausreißer liegen ab dem 1,5-fachen und Extremwerte ab dem 3-fachen Quartilsabstand zum unteren bzw. oberen Quartil vor.

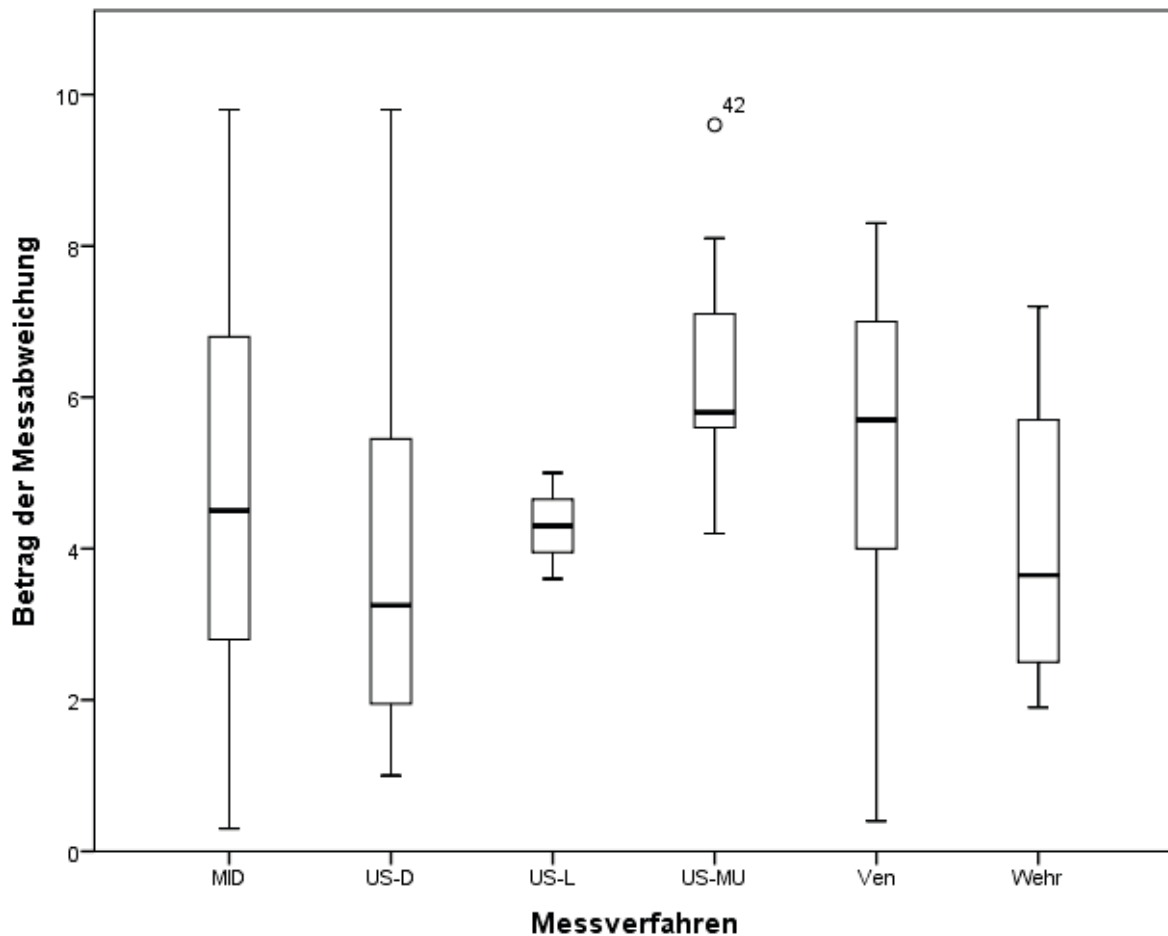


Bild 5.1: Box-Plot der Abweichungen für die 6 betrachteten Messverfahren (Abkürzungen vgl. Tabelle 5.2)

5.2.4.3 Messungen in Kanalnetzen und Abwasserreinigungsanlagen

Krier (1995) berichtet über ein Messprogramm in Frankfurt, bei dem für die Bestimmung des Durchflusses Fließgeschwindigkeitssensoren nach dem Ultraschall-Doppler-Prinzip eingesetzt wurden. Die in-situ Kalibrierung erfolgte als Mehrpunktkalibrierung für einen Teilfüllungsbereich zwischen 20 und 50 % mittels Tracermessung. Krier (1995) hebt hervor, dass aufgrund der Kalibrierung der Messstellen Messabweichungen von $\pm 5\%$ (Trocken- und Regenwetter) erreicht wurden.

Smits et al. (2008) untersuchen die Messabweichungen eines Ultraschall Doppler Gerätes, einer Kanalmaus („electromagnetic flowmeter“) und eines Radargerätes zur Bestimmung der Oberflächengeschwindigkeit in einem Betonrohr DN 600 bei Teil- und Vollfüllung. Die Messabweichungen zu einem MID liegen für das Doppler Gerät bei 6 % bis 7 % bei vollgefüllter und bei 5 % bei teilgefüllter Rohrleitung. Die Kanalmaus weist Abweichungen von 2 % bis 4 % (Vollfüllung) und 8 % (Teilfüllung) auf. Mit mehr als 15 % bei Vollfüllung und 5 % bis 15 % bei Teilfüllung liegen für das Radarmessgerät die größten Abweichungen vor (Smits et al., 2008).

Hoppe et al. (2002) analysieren ebenfalls die Tracermethode im Vergleich zu einem Geschwindigkeitsflächenverfahren (Ultraschall-doppler Messung mit ADS-Gerät „ADS 3600“) in einem Kanal mit einem Nenndurchmesser DN 900. Für die Umrechnung der lokalen gemessenen in eine mittlere Fließgeschwindigkeit legen Hoppe et al. (2002) konstante Kalibrierfaktoren von 0,84 und 0,94 fest. Die relativen Abweichungen zwischen Tracermessung und Ultraschall-doppler-Messung betragen 15,6 % (0,84) und 5,5 % (0,94). Weder Hoppe et al. (2002) noch Krier (1995) berücksichtigen bei ihren Vergleichsmessungen die Messabweichungen bzw. Messunsicherheiten der Tracermessung.

Thomann Haller (2002) untersucht mittels Monte-Carlo Methode (vgl. Kapitel 3.1.2) die Messunsicherheiten der Salztracermessung im Ablauf von Kläranlagen. Er stellt heraus, dass die Differenz zwischen vorhandener Hintergrundleitfähigkeit und der gemessenen Leitfähigkeit der sensitivste Parameter ist. Die resultierenden Messunsicherheiten für drei Versuche sind in Tabelle 5.3 in der untersten Zeile aufgelistet. Die sich aus den absoluten Messunsicherheiten ergebenden relativen Unsicherheiten sind 5,9 %, 6,5 % und 2,2 % (Thomann Haller, 2002). Neben der Tracermessung wird der Durchfluss der ARA auch mit einem Rechteckwehr am Auslass gemessen (Tabelle 5.3, „Q-Messung ARA“). Neben dieser stationären Messung wurden zwei weitere Wasserstandsmessungen installiert. Der in Tabelle 5.3 aufgelistete k -Wert gibt das Verhältnis zwischen Wehrmessung und Tracermessung an; die „ \pm “ Zahlen hinter den Messwerten beschreiben jeweils die absolute Messunsicherheit. Nur bei Versuch 3 („Minimum-Niveau“) treten größere Abweichungen zwischen Durchflussmessung mittels Rechteckwehr und Tracerverfahren auf. Thomann Haller (2002) führt keine Gründe für die Abweichungen der Echolot-Messung (9 %) und der „Q-Messung ARA“ (14 %) an.

Tabelle 5.3: Vergleich der Durchflussmessung mittels Rechteckwehr und Salztracermessung für drei Versuche (aus Thomann Haller, 2002)

	Trockenwetter-Niveau					Minimum-Niveau	
	Versuch 1		Versuch 2		\bar{k}	Versuch 3	
	Q l/s	k -	Q l/s	k -		Q l/s	k -
Rechteckwehr (Echolot)	141,6 $\pm 3,5$	0,99 $\pm 0,06$	173,1 $\pm 1,3$	1,03 $\pm 0,07$	1,01 $\pm 0,05$	57,1 $\pm 0,9$	1,09 $\pm 0,03$
Rechteckwehr (Radar)	138,1 $\pm 2,3$	0,97 $\pm 0,06$	169,3 $\pm 1,3$	1,01 $\pm 0,07$	0,99 $\pm 0,04$	51,2 $\pm 0,8$	0,98 $\pm 0,03$
Q-Messung ARA	141,3	0,99	170,9	1,02	1,01	59,6	1,14
Tracerversuch (NaCl)	143,1 $\pm 8,5$		168,3 $\pm 10,9$			52,4 $\pm 1,2$	

Thomann Haller (2002) hat insgesamt die Durchflussmeseinrichtungen von 7 kommunalen Kläranlagen in der Schweiz überprüft. Hierbei hat er Abweichungen zur Langzeittracermessung über 24 Stunden von - 15 % bis + 29 % festgestellt. Port (1994) stellt Ergebnisse von 18 Überprüfungsmessungen an Kläranlagen in Hessen vor. Es wurden 14 Venturikanäle und 4

MID untersucht (Bild 5.2). Die für die Überprüfungsmessungen verwendeten Messgeräte werden von Port (1994) nicht benannt. Die Abweichungen aller Überprüfungen schwanken dabei zwischen -35 % bis 32 %. Die Mittelwerte der Beträge der Abweichungen liegen bei 14,9 % (Venturikanal) und 22,8 % (MID).

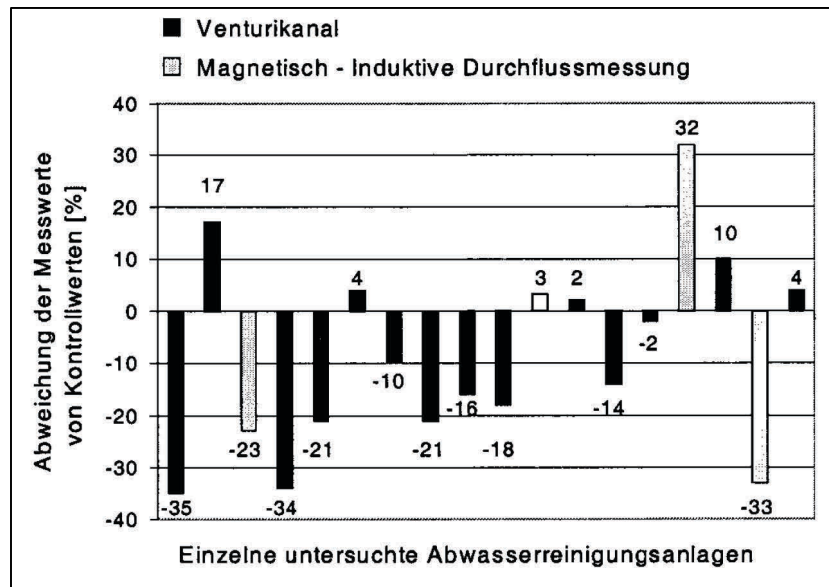


Bild 5.2: Vergleich der Messabweichungen von Kontrollmessungen an 14 Venturikanälen und 4 MID-Messgeräten (aus Port, 1994)

Dallwig (1988) hat auf der Basis einer Literatursauswertung Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen von unterschiedlichen Messverfahren zusammengestellt (Spalte Literatur in Tabelle 5.4). Zusätzlich hat er Fehlergrenzen gemäß den Belastungsklassen für die aufgelisteten Verfahren berechnet. Der Vergleich zwischen Sollwerten aus der Berechnung (Spalten „ $Q < Q_0$ “ und „ $Q \geq Q_0$ “ in Tabelle 5.4) mit den Istwerten aus der Literatur zeigt bei den Messverfahren Khafagi-Gerinne, Trapez-Gerinne, Pashall-Flume und MID eine Überschreitung der Fehlergrenzen.

Tracer-Langzeitmessungen und Vielpunktmessungen mit 1 bis 2 % bzw. 1 bis 5 % sind die Messverfahren mit den geringsten Abweichungen. Die Eignung von Tracermessungen zur Überprüfung bzw. Kalibrierung anderer Messverfahren wie sie von Krier (1995), Hoppe et al. (2002) oder Thomann Haller (2002) verwendet wird, wird auch durch die Ergebnisse von Dallwig (1988) untermauert.

Tabelle 5.4: Verkehrsfehlergrenzen unter Betriebsbedingungen verschiedener Durchflussmessverfahren nach Berechnung und Literaturangaben (aus Dallwig, 1988 zitiert in Uhl, 2000)

Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen			
	$Q < Q_{\bar{u}}$	$Q \geq Q_{\bar{u}}$	Literatur
	%	%	%
Venturikanal	10 – 20	6 – 12	12 – 16
Khafage-Gerinne Trapez-Gereinne Parshall-Flume	10 – 20	6 – 12	bis zu 38
Wehre und Sohlschwellen	15	10	14
Ausfluss aus Öffnungen	10	6	6 – 14
Rechteckmesswehre	12	7	4 – 6
Dreiecksmesswehre	10	6	1 – 2 in μ
MID im vollgefüllten Kreisrohr	4	2	4 – 8
Geschwindigkeitsmessung			
Einpunktmessung		14 – 18	15
Vielpunktmessung		4 – 5	1 – 5
Tracer-Langzeitmessung		4 – 5	1 – 2

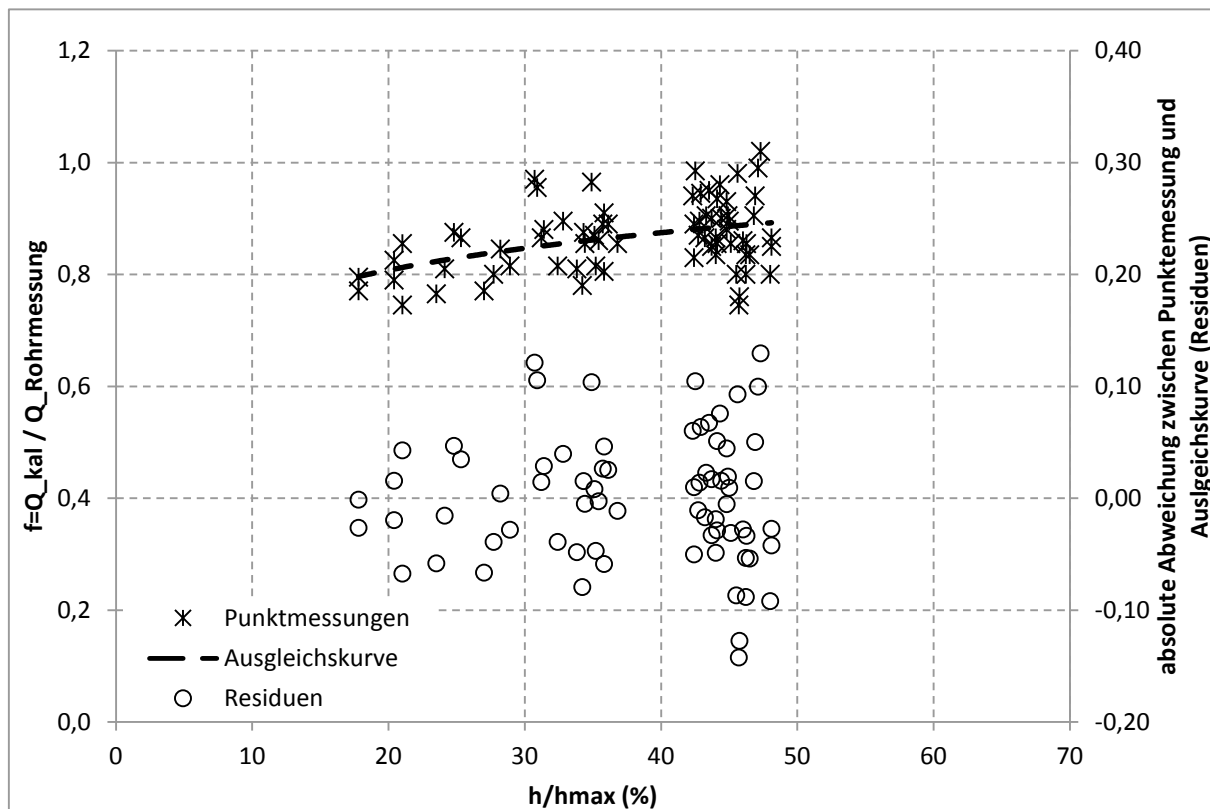


Bild 5.3: Verhältnis zwischen Abfluss aus Kalibrierungsmessung mittels Tracermethode (Q_{KAL}) und Geschwindigkeit-Flächenverfahren mittels Ultraschall-Doppler-Methode (Einpunktverfahren, $Q_{ROHRMESSUNG}$) in Abhängigkeit des Teilfüllungsgrads (nach Krier, 1995, ergänzt um die Residuen der Kalibrierung)

Sowohl Dallwig (1988) als auch die Auswertung der Ergebnisse der Prüfstelle haben für ein Einpunktmessverfahren wie das Ultraschall-Doppler Verfahren Messabweichungen von 10 bis 15 % festgestellt. Ähnliche Ergebnisse zeigt Bild 5.3 (Krier, 1995). Hier ist das Verhältnis der Messwerte zwischen Tracer- und Ultraschall-Doppler-Messung (Einpunktverfahren) als Funktion des Teilfüllungsgrads aufgetragen. Die Streuung der Verhältniswerte weist einen Bereich zwischen 0,75 und 1,05 auf. Dies entspricht Abweichungen zwischen -25 % und +5 % für den nicht kalibrierten Geschwindigkeitssensor. Nach der Kalibrierung verbleiben Abweichungen zwischen -14,2 % und +12,9 % mit einem Mittelwert von 4,5 % und einer Standardabweichung von 3,4 %.

5.2.5 Zusammenfassung

Die Ergebnisse der Literaturrecherche sind als komprimierte Zusammenstellung von Messabweichungen in Tabelle 5.5 zu finden. Die Auflistung ist in die Rubriken Schätzungen, Überprüfungsmessungen, Feldmessungen und Labormessungen unterteilt.

- Nach Literaturangaben sind minimale Messabweichungen für Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren von 0,2 bis 1,3 % unter Laborbedingungen bei Mehrpfadmessungen im Fließquerschnitt möglich.
- Bei in-situ Messungen in Kanalnetzen unter Betriebsbedingungen können Messabweichungen bei unkalibrierten Messeinrichtungen von bis zu 25 % auftreten. Diese könnten bei ungeeigneter Wahl des Messortes aufgrund von unsymmetrischen, nicht voll ausgebildetem Strömungsprofil oder bei Unterschreitung des Messbereiches, insbesondere bei geringen Wasserständen kleiner 10 cm, noch größer sein.
- Durch eine ortsspezifische Kalibrierung der Messeinrichtung können bei sehr guten Bedingungen Messabweichungen zwischen 5 und 10 % erreicht werden.
- Bei Venturi- oder MID-Messungen liegen die Messabweichungen für unkalibrierte Messeinrichtungen zwischen -35 und 32 %. Geprüfte und kalibrierte Messeinrichtungen weisen Messabweichungen von ± 5 % auf.
- Für die in-situ Kalibrierung von (temporären) Messeinrichtungen werden Tracermessungen bevorzugt eingesetzt. Diese können bei korrekter Ausführung hohe Messgenauigkeiten mit geringen Messabweichungen von kleiner 5 % aufweisen.

Tabelle 5.5: Zusammenstellung von Messabweichungen aus Literaturangaben

Messverfahren	Messabweichung in % vom Messwert	Quelle	Anmerkungen
Schätzungen			
Durchflussmessung bei Trocken- / Regenwetter	$\pm 5 / \pm 10$	Sitzmann, 2002	
Durchflussmessung	$\pm 5 - 10$	Smits et al., 2008	in teilgefüllten Rohrleitun- gen
Durchflussmessung	$\pm 10 - 15$	Lanzendorf, 2001	allgemeine zu erwartende Abweichung
Durchflussmessung	$\pm 1 - 10$	Erb, 1997	von Kalibrierung abhängig
Überprüfungsmessungen			
Wehrmessung	$\pm 4,1 \pm 2,3^{1)}$	Kap. 5.2.4.2	4 Messungen
MID	$\pm 4,8 \pm 2,6^{1)}$		85 Messungen
Venturi-Messung	$\pm 5,4 \pm 2,1^{1)}$		19 Messungen
US-Doppler	$\pm 4 \pm 2,9^{1)}$		8 Messungen
US-Laufzeit	$\pm 4,3 \pm 0,7^{1)}$		3 Messungen
US-Mustererkennung	$\pm 6,4 \pm 1,8^{1)}$		7 Messungen
Venturi	$-35 - 17$ $\pm 14,9 \pm 10,7^{1)}$	Port, 1994	Überprüfungsmessungen an Kläranlagen in Hessen
MID	$-33 - 3$ $\pm 23 \pm 13,9^{1)}$		
Feldmessungen			
Kanalmaus	$\pm 2 - 8$	Smits et al., 2008	Betonrohr DN 600 bei Teil- und Vollfüllung
Radarmessung	$> \pm 5 - 15$		
US-Doppler	$\pm 5 - 7$		
US-Doppler	5,5 15,6	Hoppe et al., 2002	Vergleich zur Tracermessung
US-Doppler	$-14,2 - 12,9$ $4,5 \pm 3,4^{1)}$	Krier, 1995	72 Kalibriermessungen mit- tels Salztracer
Durchflussmessung an Kläranlagen	$-15 \% \text{ bis } +29 \%$	Thomann Haller, 2002	7 Untersuchungen mittels Langzeittracer
Laborbedingungen			
MID	$\pm 10 - 15$	Kraus und Müller, 2001	syst. Messabweichungen untersucht
Einfadmessung (US-Mustererkennung)	$-0,41 - 1,31$	Teufel und Sollic, 2010	40 - 120 l/s Rechteckgerinne 35 cm breit
3-Pfad Messung (US-Mustererkennung)	$-0,21 - 0,82$		
Ott Propeller	$< \pm 1,5$	De Doncker et al., 2008	12 -101 l/s Rechteckgerinne 70 cm breit
elektromagnetischer Ott Nautilus	$< \pm 1,5$		
Acoustic Doppler Current Profiler (ADCP)	$< \pm 1,5$		

1) Es sind jeweils der Mittelwert und die Standardabweichung angegeben.

5.3 Berechnung von Messunsicherheiten

5.3.1 Zielsetzung

Die Unsicherheit ermöglicht die Bewertung der Präzision einer Messung und stellt somit ein Qualitätskriterium dar. Anhand eines experimentellen Vergleichs unter Laborbedingungen von drei häufig eingesetzten Durchflussmessgeräten werden Messunsicherheiten exemplarisch berechnet und hieraus Empfehlungen für die praktische Anwendung abgeleitet. Das systematische Vorgehen zur Berechnung von Messunsicherheiten ist in Bild 2.3 (Seite 22) veranschaulicht und wird im Kapitel 5.3.2.4 weitergehend erläutert. Die Untersuchung verfolgt die folgenden Ziele:

- Quantifizierung der kombinierten Messunsicherheit unterschiedlicher Messverfahren.
- Ableitung von Empfehlungen für Standardunsicherheiten für Wasserstands- und Fließgeschwindigkeitsmessung einschließlich Vergleich mit Herstellerangaben.
- Bestimmung der Unsicherheiten der Elimination systematischer Abweichungen durch Korrektur mittels Monte-Carlo-Methode und Analyse von Residuen.

5.3.2 Methode zur experimentellen Bestimmung von Messunsicherheiten

5.3.2.1 Experimenteller Vergleich von kombinierten Durchflussmessgeräten

Versuchseinrichtung

Es wurden drei kombinierte Durchflussmesseinrichtungen in einem 12 m langen Kreisrohr DN 400, Innendurchmesser 377 mm, miteinander verglichen (Bild 5.4). Das Gefälle des Kreisrohres ist zwischen 0,5 ‰ und 10 ‰ variabel einstellbar. Um ein symmetrisches Strömungsprofil sowie stationär gleichförmigen Abfluss an der Messstelle zu gewährleisten, erfolgten ein strömungsberuhigter Zulauf aus einem Vorlagebehälter sowie die Einregelung des Wasserstandes am Auslass des Rohres. Die Messgeräte wurden auf der Sohle der Messstrecke montiert. Die zu messenden Durchflüsse wurden mit einem magnetisch-induktiven Durchflussmessgerät eingeregelt, dessen Messabweichung von Uhl et al. (2010) mit $\pm 1\%$ vom Messwert angegeben wird. Die Messwerte des MID wurden als Referenzwerte verwendet. Referenzwerte für den Wasserstand wurden mittels Messung mit einem Stechpegel vor den Durchflussmessgeräten sowie an den Positionen der Drucksonde und der Wasserultraschallsonde gemessen. Anhand der Berechnung der durchströmten Querschnittsfläche kann mit Gleichung (5-4) aus dem Referenzdurchfluss der Referenzwert der mittleren Fließgeschwindigkeit bestimmt werden.

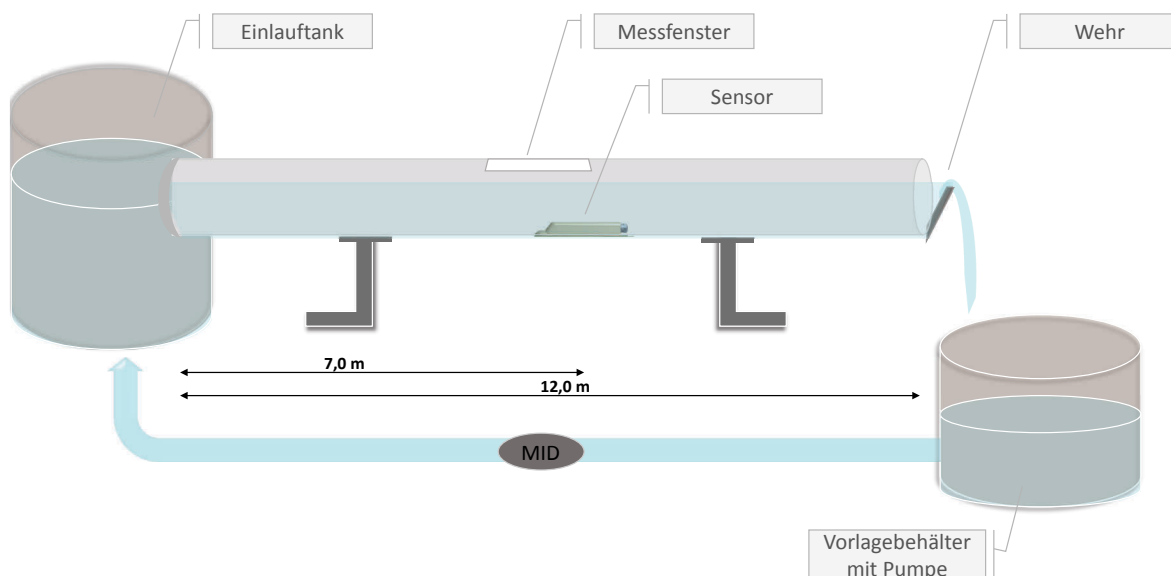


Bild 5.4: Versuchsaufbau zur Untersuchung von Durchflussmessgeräten

Messgeräte

Für den Vergleich von kombinierten Durchflussmeseinrichtungen wurden drei sohlgebundene Geräte mit unterschiedlichen Messverfahren für die Erfassung der Fließgeschwindigkeit eingesetzt. Alle Messgeräte setzen hierfür Ultraschall-Verfahren ein. Das NIVUS pcm pro arbeitet zur Erfassung der Geschwindigkeit mit dem Kreuzkorrelationsverfahren (NIVUS, 2004), das WAS ufo mit dem Puls-Doppler-Verfahren (WAS, 2007) und das American sigma mit einem Continuous-Wave Doppler Verfahren (WAS, 1997). Die Messung des Wasserstandes erfolgt bei allen Geräten mit einer Drucksonde sowie beim WAS ufo und dem NIVUS pcm pro redundant mit einem Wasserultraschallverfahren. Eine detaillierte Erläuterung der Messverfahren ist in DWA-M 181 (2011) zu finden.

Untersuchungsprogramm

Insgesamt wurden 47 Konfigurationen aus Gerinneneigung und Durchflüssen untersucht. Diese Konfigurationen umfassen Sohlgefälle zwischen 0,5 ‰ und 10 ‰ sowie Durchflüsse zwischen 10 und 70 l/s. Die resultierenden Fließbedingungen umfassen Wasserstände von 5,4 bis 24,7 cm, mittlere Fließgeschwindigkeiten von 0,59 bis 1,6 m/s und Froude-Zahlen von 0,54 bis 1,74. Jede Konfiguration wurde für einen Messzeitraum von 15 min eingestellt. Die Messwerte wurden mit einem Messintervall von 1 min bestimmt. Für den Vergleich mit der Referenzmessung wurde der Mittelwert der Einzelmessungen herangezogen.

Weitergehende Beschreibungen der Versuchsdurchführungen können Uhl et al. (2010) oder Timmermann (2008) entnommen werden.

5.3.2.2 Messmodell und Gleichungen zur Unsicherheitsermittlung für die Durchflussmessung mittels Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren

Kombinierte Durchflussmeseinrichtungen bestimmen den Durchfluss mittels Geschwindigkeit-Flächen-Verfahren (v-A-Verfahren). Hierfür werden Fließtiefe h und Fließgeschwindigkeiten v_i an einem oder mehreren Messpunkten i im Fließquerschnitt gemessen. Aus den einzelnen Fließgeschwindigkeiten v_i wird auf verfahrensspezifische Art die erforderliche mittlere Fließgeschwindigkeit v_m berechnet. Die Berechnung des Durchflusses erfolgt dann mittels Kontinuitätsgleichung (2-1). Die Gleichung (5-4) listet die allgemeine Formel für die Berechnung des Durchflusses auf:

$$Q = f(h, v_m) = A(h) \cdot v_m \quad (5-4)$$

mit Q Durchfluss (m^3/s), A durchflossener Querschnitt (m^2), h Fließtiefe [m], v_m mittlere Fließgeschwindigkeit (m/s).

Die allgemeine Formel für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit für die Durchflussmessung mit kombinierten Messwertaufnehmern ist in Gleichung (5-5) aufgeführt:

$$u_c^2(Q) = \left(\frac{\partial Q}{\partial A} \cdot u(A) \right)^2 + \left(\frac{\partial Q}{\partial v_m} \cdot u(v_m) \right)^2 \quad (5-5)$$

Die Ermittlung der partiellen Ableitungen ist abhängig von der Profilform an der Messstelle. Das Kreisprofil stellt das am häufigsten vorzufindende Profil in Kanalisationen dar. Der durchflossene Querschnitt kann über den Radius r und die Fließtiefe h bestimmt werden. Die Variablen r , h und v_m sind unabhängig voneinander gemessen bzw. ermittelt, so dass keine Korrelation zwischen den Eingangsgrößen zu berücksichtigen sind. Die kombinierte Unsicherheit $u_c(Q)$ des Durchflusses Q ergibt sich aus den Standardunsicherheiten $u(h)$, $u(r)$ und $u(v_m)$.

$$Q = v_m \left(r^2 \cos^{-1} \left(1 - \frac{h}{r} \right) - (r - h) \sqrt{2hr - h^2} \right) \quad (5-6)$$

$$u_c^2(Q) = \left(\frac{\partial Q}{\partial h} \cdot u(h) \right)^2 + \left(\frac{\partial Q}{\partial r} \cdot u(r) \right)^2 + \left(\frac{\partial Q}{\partial v_m} \cdot u(v_m) \right)^2 \quad (5-7)$$

5.3.2.3 Wasserstandsabhängige Kalibrierung der Fließgeschwindigkeit

Die Messstellen-spezifische Kalibrierung (Korrektur) hat einen entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit der Durchflussmessung (Krier, 1995, Uhl et al., 2010, DWA-M 181, 2011). Eine gängige Methode zur Messstellenkalibrierung ist der Vergleich des gemessenen Durchflusses mit einem Referenzdurchfluss. Die Bestimmung des Korrekturfaktors K erfolgt in Abhängigkeit

des Wasserstandes, durch Vergleich der mittleren gemessenen Geschwindigkeit ($v_{m,gem}$) mit einer Referenzmessung der mittleren Geschwindigkeit ($v_{m,Ref}$).

$$K(h) = \frac{v_{m,Ref}}{v_{m,gem}} \quad (5-8)$$

Die durch die Kalibrierung berechnete Fließgeschwindigkeit ($v_{m,kal}$) ergibt sich dann aus:

$$v_{m,kal} = v_{m,gem} \cdot K(h) \quad (5-9)$$

Die für die wasserstandsabhängige Kalibrierung zu verwendende Regressionsfunktion muss für jeden Einzelfall ausgewählt werden. Beim Einsatz der linearen Regression (Ordinary Least Square Methode) zwischen Wasserstand (h) und Korrekturwert $K(h)$ für die Fließgeschwindigkeit wird Gleichung (5-10) verwendet. Durch Transformation der für die Regression verwendeten Einzelwerte können auch komplexere Regressionsfunktionen wie logarithmische, Potenz- oder Exponentialfunktionen mit der Ordinary Least Square Methode bestimmt werden (Gleichungen (5-11) bis (5-14)).

Lineare Funktion	$K(h) = a_1 \cdot h + b_1$	(5-10)
------------------	----------------------------	--------

Logarithmusfunktion	$K(h) = a_2 \cdot LN(h) + b_2$	(5-11)
---------------------	--------------------------------	--------

Potenzfunktion	$K(h) = a_3 \cdot h^{b_3}$	(5-12)
----------------	----------------------------	--------

Exponentialfunktion	$K(h) = a_4 \cdot e^{b_4 \cdot h}$	(5-13)
---------------------	------------------------------------	--------

Polynomfunktion (2. Grades)	$K(h) = a_5 \cdot h^2 + b_5 \cdot h + c_5$	(5-14)
-----------------------------	--	--------

Die Berechnung des Durchflusses kann allgemein mit der Gleichung (5-15) und bei Einsatz der linearen Regression mit Gleichung (5-16) durchgeführt werden.

$$Q = K(h) \cdot v_{gem} \cdot A(h, Form) \quad (5-15)$$

$$Q = (a \cdot h + b) \cdot v_{gem} \cdot A(h, Form) \quad (5-16)$$

Die Berechnung der kombinierten Unsicherheit für den Durchfluss erfolgt bei Berücksichtigung der Unsicherheit des Korrekturfaktors mittels Gleichung (5-17), für ein Kreisprofil mittels Gleichung (5-18) und für eine lineare Korrekturfunktion mittels Gleichung (5-19).

$$u_c^2(Q) = u_c(K)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial K} \right)^2 + u(v_{gem})^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial v_{gem}} \right)^2 + u_c(A)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial A} \right)^2 \quad (5-17)$$

$$u_c^2(Q) = u_c(K)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial K} \right)^2 + u(v_{gem})^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial v_{gem}} \right)^2 + u(h)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial h} \right)^2 + u(r)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial r} \right)^2 \quad (5-18)$$

$$u_c^2(Q) = u(a)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial a} \right)^2 + u(b)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial b} \right)^2 + u(v_{gem})^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial v_{gem}} \right)^2 + u(h)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial h} \right)^2 + u(r)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial r} \right)^2 \quad (5-19)$$

5.3.2.4 Vorgehensweise

Anhand des Vergleichs der Durchflussmesseinrichtungen erfolgt eine experimentelle Bestimmung der kombinierten Unsicherheiten. Für die Berechnung der Unsicherheit wird das in Kapitel 3.1 beschriebene Verfahren eingesetzt.

Die Untersuchung unterteilt sich in die folgenden Schritte:

- 1) Analyse der Messabweichungen durch Vergleich der gemessenen Durchflüsse und der Referenzdurchflüsse des MID für das gesamte Untersuchungsprogramm
- 2) Berechnung der zufälligen Abweichungen der Fließgeschwindigkeiten und der Fließtiefe mittels Ermittlungsmethode A (gemäß Kapitel 3.1.1) für die Messungen des Unterprogramms
- 3) Reduktion von systematischen Messabweichungen durch eine Wasserstands-abhängige Kalibrierung
 - a. Auswahl von Regressionsfunktionen anhand der Anpassungsgüten (Bestimmtheitsmaß)
 - b. Analyse der nach der Reduktion verbleibenden Messabweichungen für ausgewählte Konfigurationen des Untersuchungsprogramms
- 4) Bestimmung der Unsicherheiten der Wasserstands-abhängigen Kalibrierung für ausgewählte Konfigurationen des Untersuchungsprogramms
 - a. Berechnung mittels MCM (gemäß Kapitel 3.1.2)
 - b. Abschätzung der Unsicherheiten durch Analyse der Residuen der Kalibrierung
- 5) Berechnung der kombinierten Standardunsicherheit mit Gleichung (5-18) für Durchflussmessungen unter Laborbedingungen
- 6) Vergleich der Messabweichungen mit den berechneten kombinierten Standardunsicherheiten

5.3.3 Abweichungen zwischen Durchflussmessgerät und Referenzmessung

Für die untersuchten Durchflussmessgeräte *NIVUS pcm pro*, *WAS ufo*, *American Sigma* wurden die Abweichungen zu den gemessenen Referenzwerten analysiert. In diesem Kapitel werden unkorrigierte Rohdaten der Messgeräte präsentiert. Die relativen Abweichungen für Durchfluss, Geschwindigkeit und Wasserstand sind für das *NIVUS pcm pro* in Bild 5.5 und Bild 5.6, für das *WAS ufo* in Bild 5.7 und Bild 5.8 sowie für das *American Sigma* in Bild 5.9 und Bild

5.10 dargestellt. Weitere Grafiken zu den relativen Abweichungen der Messgeräte finden sich in Anhang 1.1. Für jedes Durchflussmessgerät wurden 8 Referenzdurchflüsse mit 7 unterschiedlichen Gefällen untersucht. Für alle drei Messgeräte bzw. Messverfahren zeigen sich relative Abweichungen zwischen Referenzdurchfluss und gemessenem Durchfluss, die die Werte von Literaturangaben (Kapitel 5.2.4) von 10 % bis 15 % überschreiten. Für das *pcm pro* liegen die relativen Abweichungen des Durchflusses zwischen -10 % und 18 %, für das *WAS ufo* zwischen -20 % und 20 % und für das *American Sigma* zwischen 0 % und 30 %. Bei den Messgeräten *WAS ufo* und *American sigma* liegen für Wasserstände kleiner 10 cm teilweise erhebliche negative Abweichungen von bis zu -95 % vor. Diese Abweichungen lassen auf eine Unterschreitung des Messbereiches schließen. Bei Unterschreitung einer Mindestfließtiefe nehmen die Fehler in den Messungen sehr stark zu. Diese sollte nach Uhl et al. (2010) dem dreifachen der Sensorhöhe entsprechen. Die Sensoren der untersuchten Geräte weisen Höhen von 2,9 cm (*NIVUS pcm pro*), 1,8 cm (*WAS ufo*) und 2 cm (*American Sigma*) auf.

Größere Abweichungen treten bei Wasserständen von weniger als 15 cm auf. Die Ermittlung des Durchflusses basiert auf der Messung von Wasserstand und Fließgeschwindigkeit. Bild 5.6, Bild 5.8 und Bild 5.10 differenzieren für die unterschiedlichen Messgeräte jeweils zwischen den beiden Komponenten bzw. ihren relativen Abweichungen zu den jeweiligen Referenzwerten. Während bei kleinen Referenzdurchflüssen für die Fließgeschwindigkeit positive Abweichungen vorhanden sind, treten bei der Messung des Wasserstandes vor allem negative Abweichungen auf. Dies führt aufgrund der Kompensation der Messabweichung bei der Durchflussberechnung zu einer kleineren relativen Abweichung (vgl. Bild 5.6, Bild 5.8 und Bild 5.10). Für das *pcm pro* ergeben sich vor allem für das Sohlgefälle $I_S = 4 ‰$ bei kleinen Durchflüssen große Abweichungen zwischen 10 und 20 %, die auf eine systematische Abweichungsquelle schließen lassen. Diese Abweichungen liegen im Übergangsbereich schießen/strömen mit Froude-Zahlen zwischen 1 und 1,2 (Bild 5.5 rechts). Des Weiteren fallen die negativen Abweichungen der Fließgeschwindigkeit bei geringen Durchflüssen und Wasserständen auf (Bild 5.6 links, vgl. Anhang 1.1), die für das Gefälle von 5 ‰ aus der hohen Abweichung des Wasserstandes und für das Gefälle von 3,5 ‰ aus der Abweichung der Fließgeschwindigkeit resultieren. Bei schießenden Abflüssen liegen für das *American Sigma* die höchsten Abweichungen der mittleren Fließgeschwindigkeit zu ihrem Referenzwert vor (Bild 5.9 und Bild 5.10). Bei den Messungen mit dem *WAS ufo* sind besonders bei schießendem Abfluss und Froude-Zahlen von 1,4 bis 1,8 höhere Abweichungen der mittleren Fließgeschwindigkeit festzustellen. Die sehr großen relativen Abweichungen der Fließgeschwindigkeit (insbesondere bei einem Gefälle von 1 ‰) sind auf Fehlmessungen zurückzuführen (Timmermann, 2008, Bild 5.7 und Bild 5.8).

Kreuzkorrelation mit digitaler Mustererkennung (NIVUS pcm pro)

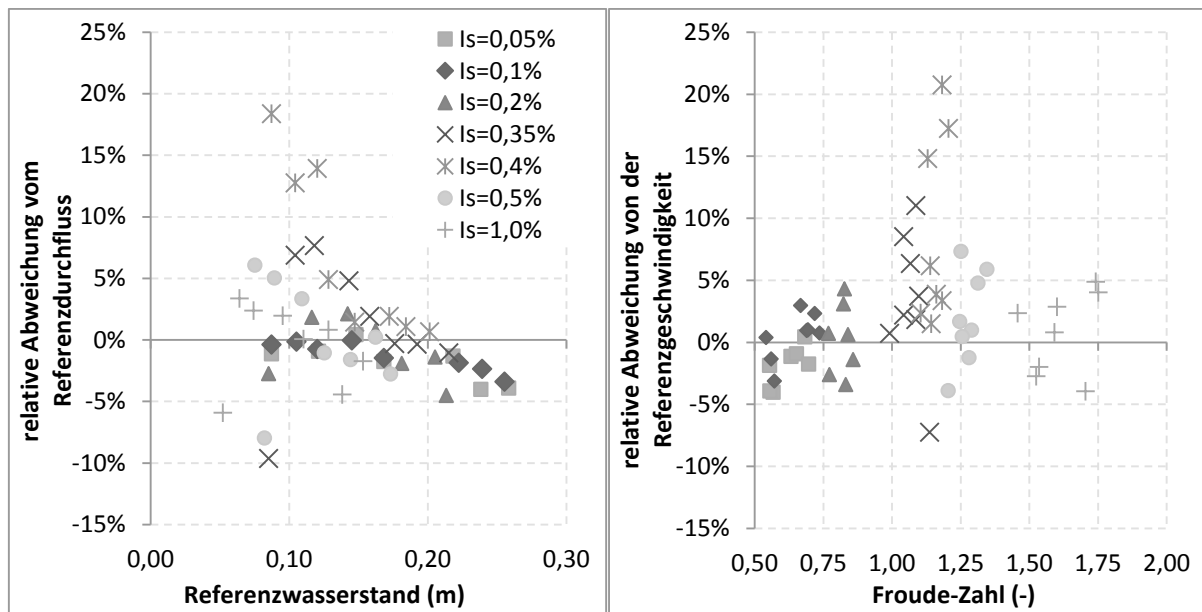


Bild 5.5: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts)

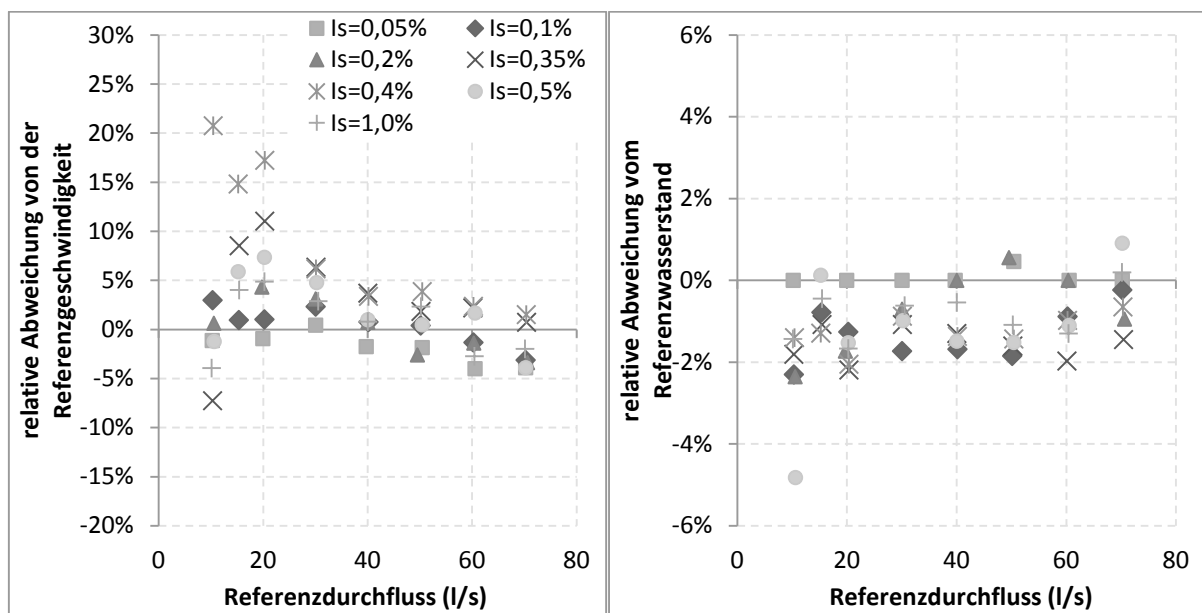


Bild 5.6: Relative Abweichungen der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten

Puls-Doppler (WAS ufo)

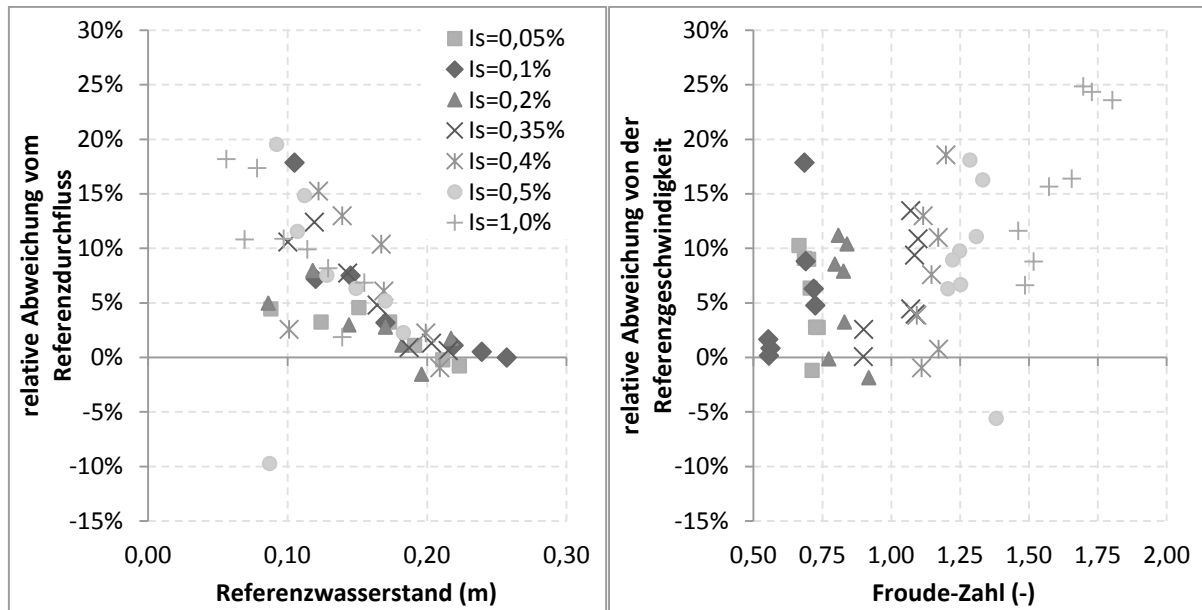


Bild 5.7: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts) (sehr große negative Abweichungen sind nicht dargestellt)

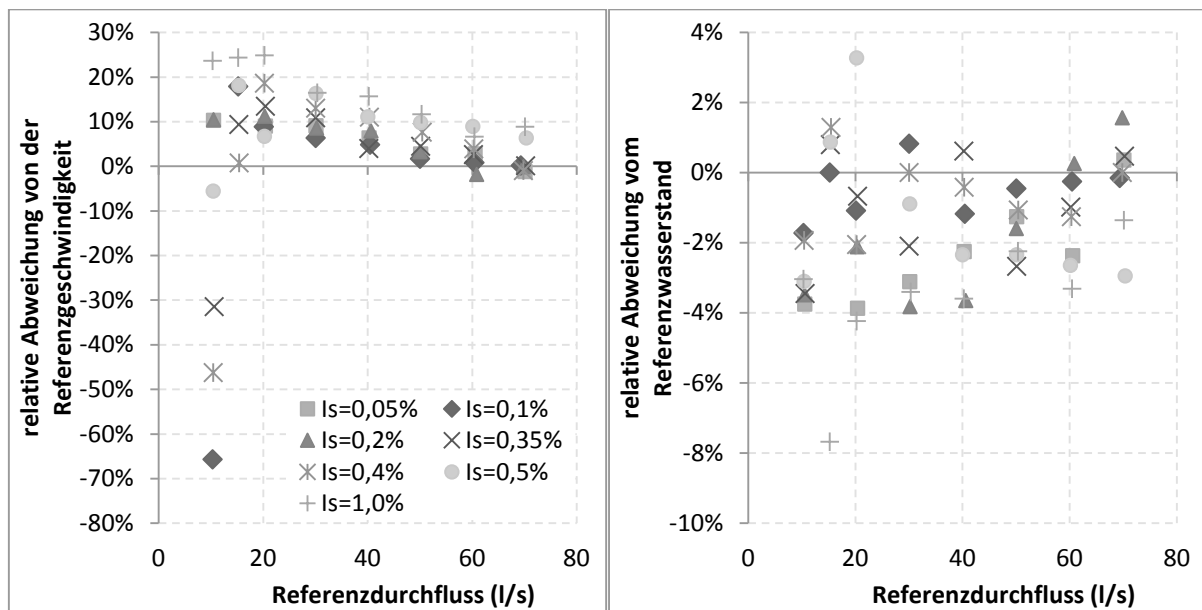


Bild 5.8: Relative Abweichung der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten

Continous-Wave Doppler (*American sigma*)

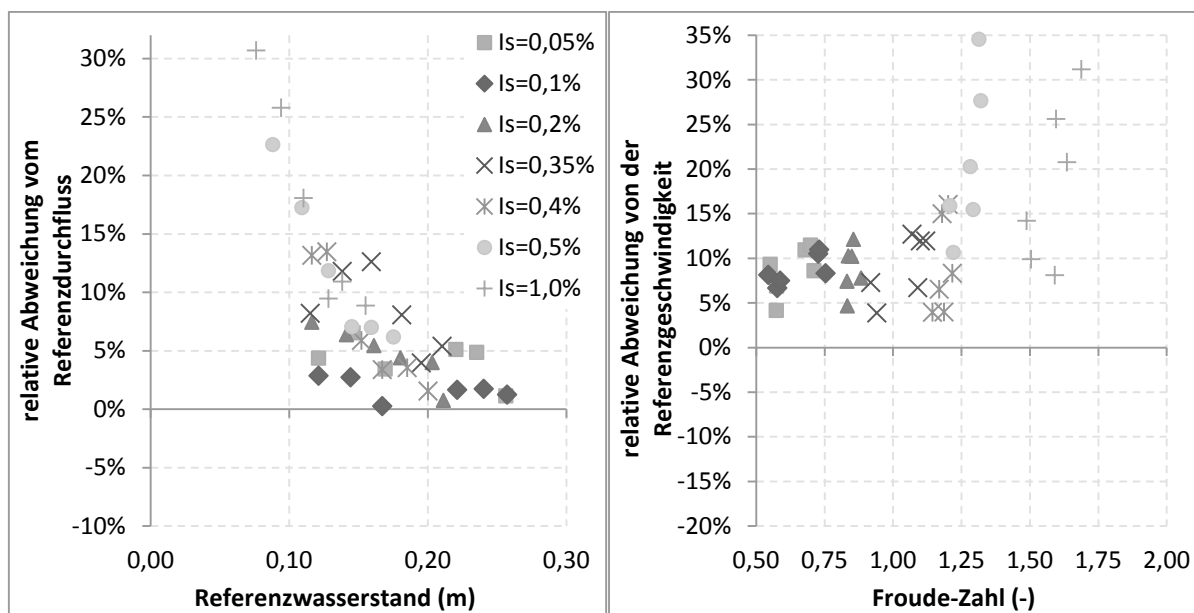


Bild 5.9: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts) (sehr große negative Abweichungen sind nicht dargestellt)

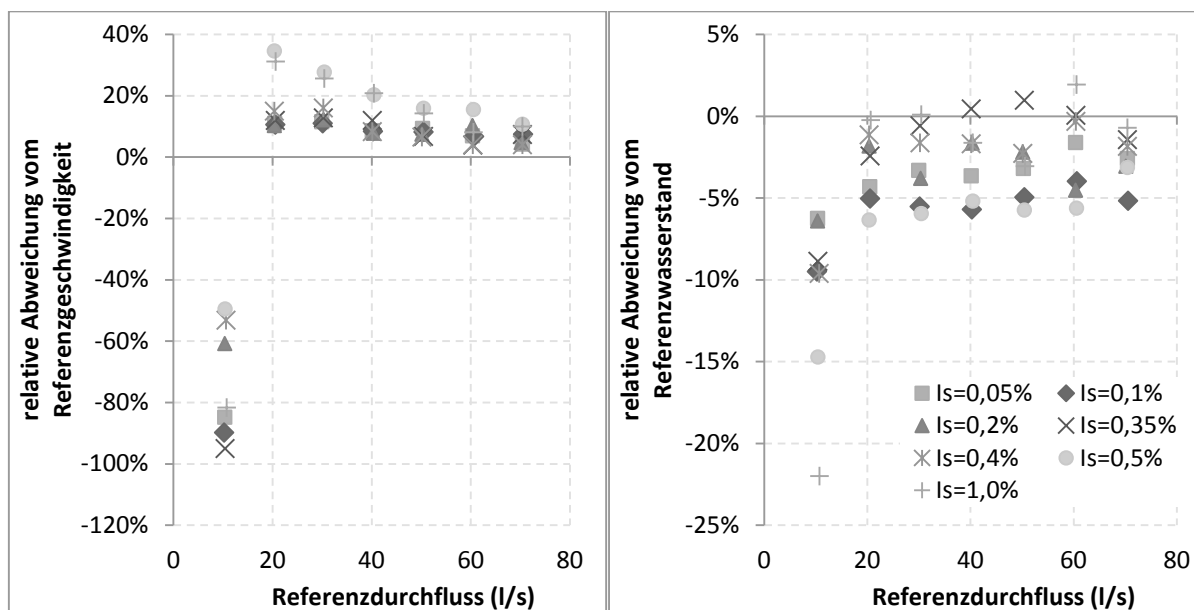


Bild 5.10: Relative Abweichung der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten

Der Verlauf der Abweichungen über den Wasserstand zeigt für alle Messverfahren eine Reduktion der Abweichungen mit steigendem Wasserstand an. Ab Wasserständen von ca. 20 cm erreichen die Abweichungen ein Maß von $\pm 5\%$.

Der Vergleich der Messverfahren für die Fließgeschwindigkeiten zeigt mit steigender Komplexität der Messverfahren vom Continous Wave Doppler (*Americian Sigma*), über das Puls-

Doppler Verfahren (*WAS ufo*) bis zur Mustererkennung mittels Kreuzkorrelation (*NIVUS pcm pro*) eine höhere Genauigkeit für die Messverfahren.

5.3.4 Zufällige Messabweichungen von Wasserstands- und Geschwindigkeitsmessung

Der Mittelwert (Gleichung (3-3)) von mehrmaligen Messungen unter konstanten Randbedingungen stellt den besten Schätzwert für ein Messergebnis dar (DIN V ENV 13005, 1999). Aus der Berechnung der Standardabweichung (Gleichung (3-4)) kann die Standardunsicherheit $u(x)$ mit Ermittlungsmethode A abgeleitet werden (siehe Kapitel 3.1.1.1). Die relative Standardunsicherheit $u^*(x)$ wird mittels Variationskoeffizient beschrieben (Gleichung (3-5)).

Die absoluten und relativen Standardunsicherheiten aufgetragen über die Mittelwerte der 15 Einzelmessungen sind für den Wasserstand in Bild 5.11 bis Bild 5.13 und für die Fließgeschwindigkeit in Bild 5.14 bis Bild 5.16 für alle Labormessungen mit den drei Durchflussmessgeräten dargestellt. Für jede Einstellung, Gefälle und Durchfluss, wurden jeweils 15 Einzelmessungen mit einem Zeitschritt von 1 min durchgeführt. Aufgrund von redundant ausgeführten Messungen, die bei größeren Abweichungen zwischen Referenzdurchfluss und Durchfluss des Messgerätes durchgeführt wurden, kann für die Messgeräte auf eine unterschiedliche Anzahl an Messungen zurückgegriffen werden (Timmermann, 2008). Somit stehen für das *pcm pro* 53, für das *WAS ufo* 68 und für das *American Sigma* 69 Messungen mit je 15 Einzelwerten zur Verfügung.

Die Mittelwerte und Maximalwerte der Standardunsicherheiten für den Wasserstand liegen bei 1 mm und 3 mm (*pcm pro*), 2,6 mm und 7,6 mm (*WAS ufo*) sowie 2,3 mm und 6,7 mm (*American Sigma*). Ein funktionaler Zusammenhang zwischen Wasserstand und Standardabweichung lässt sich nicht mit einer zufrieden stellenden Anpassungsgüte beschreiben. Die relativen Standardunsicherheiten aller Messungen nehmen für die drei Messgeräte ab einem Wasserstand von 20 cm Werte unter 2,5 % ab.

Die Analyse der absoluten und relativen Standardunsicherheiten für die Fließgeschwindigkeiten zeigt, dass keine funktionalen Zusammenhänge zwischen Fließgeschwindigkeit und Standardunsicherheit vorliegen. Mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,45 liegt die beste Korrelation für das *American Sigma* vor. In diesem Fall könnte die Standardunsicherheit als relativer Wert mit 3 % angenommen werden. Insgesamt schwanken die Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeiten um Mittelwerte von 3,1 cm/s (*pcm pro*), 2,7 cm/s (*WAS ufo*) und 3,4 cm/s (*American Sigma*).

Wasserstand

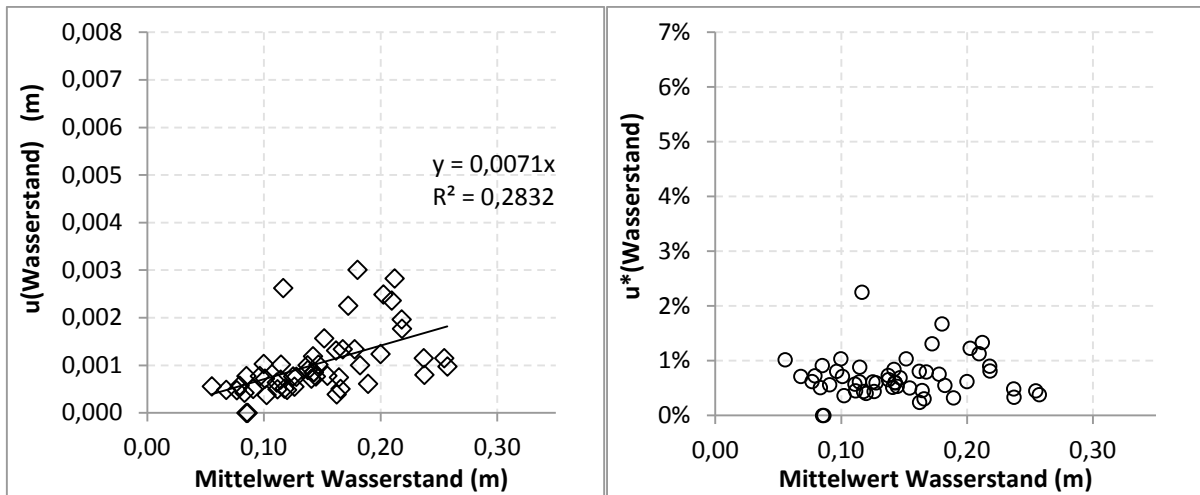


Bild 5.11: absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Wasserultraschall pcm pro)

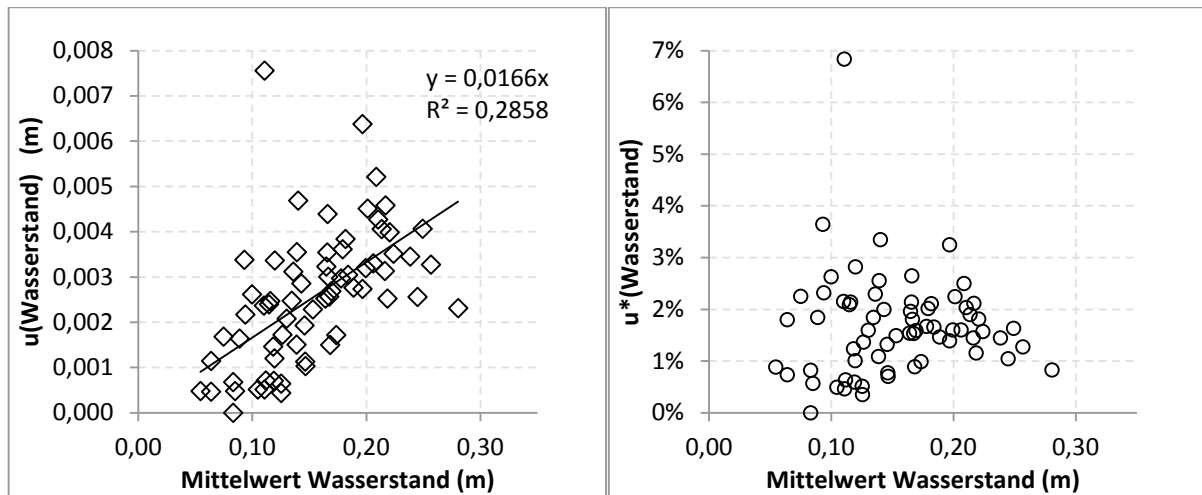


Bild 5.12: absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Wasserultraschall WAS ufo)

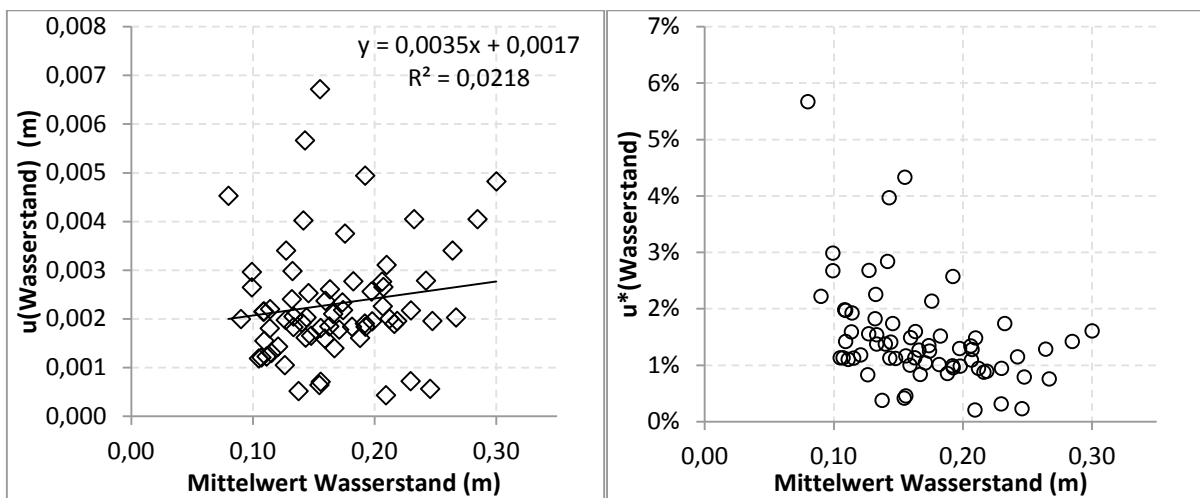


Bild 5.13: absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Drucksonde American sigma)

Fließgeschwindigkeit

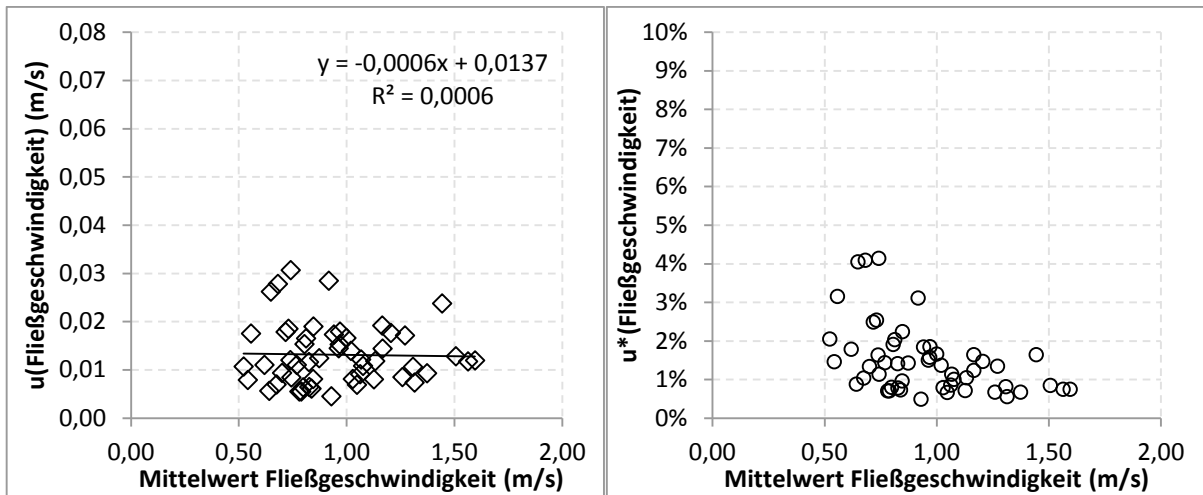


Bild 5.14: absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (*pcm pro*)

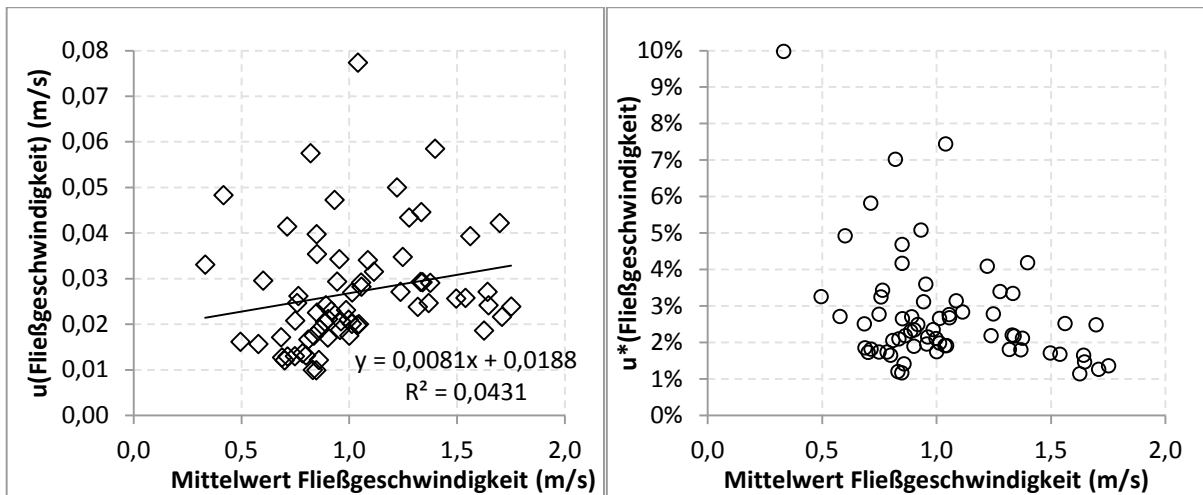


Bild 5.15: absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (*WAS ufo*)

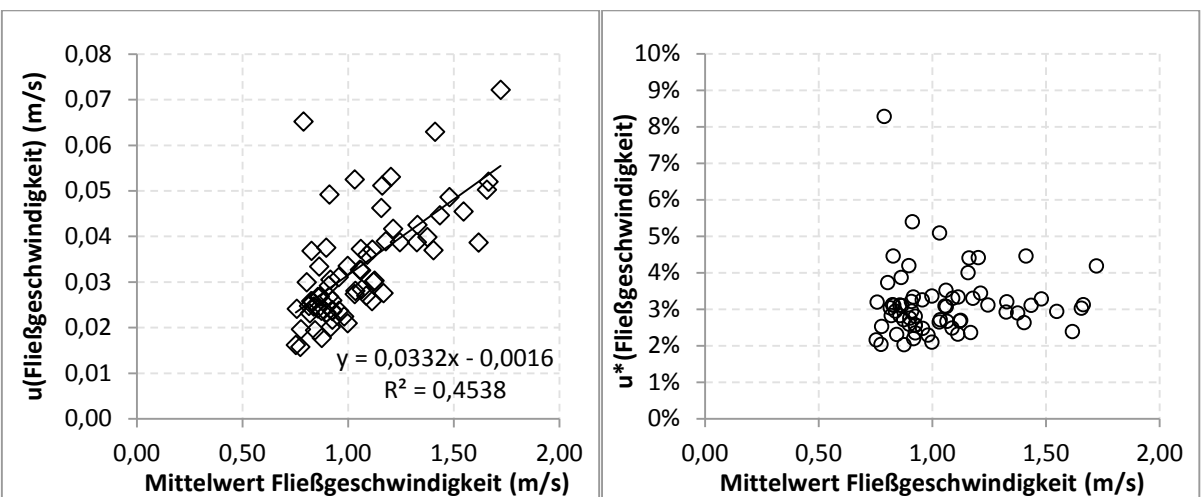


Bild 5.16: absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (*American Sigma*)

Die Verteilung der Standardunsicherheiten ist in Bild 5.17 anhand der kumulierten Häufigkeit für die drei Messgeräte dargestellt. Das pcm pro weist die engsten Verteilungen für die Standardunsicherheiten auf. Für die Standardunsicherheit des Wasserstandes liegen für das American Sigma und das WAS ufo ähnliche Verteilungen vor. Mit zunehmender Komplexität des Messverfahrens für die Fließgeschwindigkeit nehmen auch die Standardunsicherheiten ab. Dies bedeutet, dass sich die Genauigkeit erhöht und sich die Unsicherheiten reduzieren.

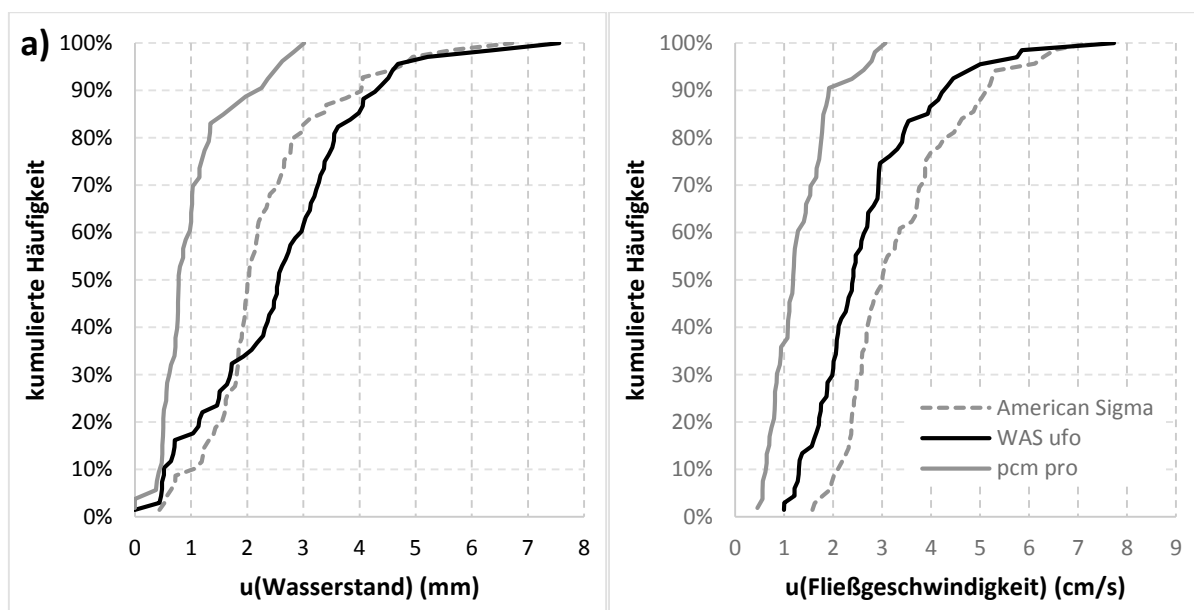


Bild 5.17: Kumulierte Häufigkeiten für die Standardunsicherheiten für Wasserstand (a) und Fließgeschwindigkeit (b)

Für die weiteren Analysen werden exemplarisch der Mittelwert und Maximalwert für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit des Durchflusses verwendet (Tabelle 5.6).

Tabelle 5.6: Zusammenstellung der Standardunsicherheiten (u) und relative Standardunsicherheiten (u*) für Wasserstand und Fließgeschwindigkeit

Gerät	Messgröße ¹⁾	Standardunsicherheit		Relative Standardunsicherheit	
		Mittelwert	Maximalwert	Mittelwert	Maximalwert
pcm pro	h	1 mm	3 mm	0,7 %	2,3 %
WAS ufo	h	2,6 mm	7,6 mm	1,7 %	6,8 %
Am. Sigma	h	2,3 mm	6,7 mm	1,5 %	5,7 %
pcm pro	v	1,3 cm/s	3,1 cm/s	1,5 %	4,1 %
WAS ufo	v	2,7 cm/s	7,7 cm/s	2,9 %	10 %
Am. Sigma	v	3,4 cm/s	7,2 cm/s	3,2 %	8,3 %

¹⁾h: Wasserstand; v: Fließgeschwindigkeit

5.3.5 Elimination systematischer Abweichungen mittels Kalibrierung

Durch Vergleich zwischen Messwert und Referenzwert mit höherer Genauigkeit kann die Messabweichung bestimmt werden. DWA-M 181 (2011) stellt heraus, dass Messverfahren für die Fließgeschwindigkeit, die die mittlere Fließgeschwindigkeit durch einen konstanten Umrechnungsfaktor aus der lokalen gemessenen berechnen, vor Ort kalibriert werden müssen. Die im Vergleich eingesetzten Messgeräte ermitteln die mittlere Fließgeschwindigkeit mit der beschriebenen Methode.

Ziel dieses Abschnittes ist es daher, Regressionsfunktionen für die Kalibrierung der Fließgeschwindigkeitsmessung anhand eines Korrekturfaktors in Abhängigkeit des Wasserstandes zu untersuchen. Diese Kalibrierung wird messstellenspezifisch durchgeführt (DWA-M 181, 2011, Krier, 1995). Das Versuchsssetup des Gerätevergleichs erlaubt eine Unterteilung anhand der Gefälle, so dass je Messgerät 7 unterschiedliche „Messstellen“ vorliegen. Da dieser Arbeitsschritt nicht das Ziel verfolgt, neue Umrechnungsmodelle für lokale gemessene in mittlere Fließgeschwindigkeiten zu entwickeln, wird ausschließlich der Zusammenhang zwischen Wasserstand und Korrekturfaktor untersucht.

Die Berechnungsgrundlagen für die Bestimmung von Korrekturfaktoren und die eingesetzten Regressionsfunktionen sind in Kapitel 5.3.2.3 aufgeführt. Bei den Wasserstandssonden der eingesetzten Geräte erfolgte eine Justierung durch Höhenabgleich und Nullpunkteinstellung.

5.3.5.1 Vergleich von Regressionsfunktionen

Für die Messungen mit dem pcm pro sind für das Sohlgefälle von $I_s = 0,5 \text{ ‰}$ Regressionsfunktionen (linear, logarithmisch, polynomisch, exponentiell und Potenzfunktion) für den Korrekturfaktor der Geschwindigkeit (siehe Gleichung (5-9)) in Abhängigkeit des Wasserstandes dargestellt (Bild 5.18). Die Polynomfunktion 2. Grades weist mit einem Bestimmtheitsmaß R^2 von 0,81 die beste Anpassung auf. Die lineare und die Potenzfunktion sowie die logarithmische und die Exponentialfunktion zeigen jeweils sehr ähnliche Verläufe und Anpassungsgüten anhand des R^2 . Trotz des besten Bestimmtheitsmaßes der Polynomfunktion wird deutlich, dass eine Extrapolation über einen Wasserstand von 26 cm hinaus nicht sinnvoll erscheint, da der Korrekturfaktor stärker steigt als die Messwerte dies suggerieren. Die Messabweichungen der Fließgeschwindigkeit unterstützen diese Aussage (vgl. Bild 5.6), da sich diese mit steigenden Wasserständen einem Wert von -5 % annähern. Dies entspräche einem Korrekturwert von 1,05. Diese Annäherung könnte durch die Logarithmus- oder Potenzfunktion am besten beschrieben werden.

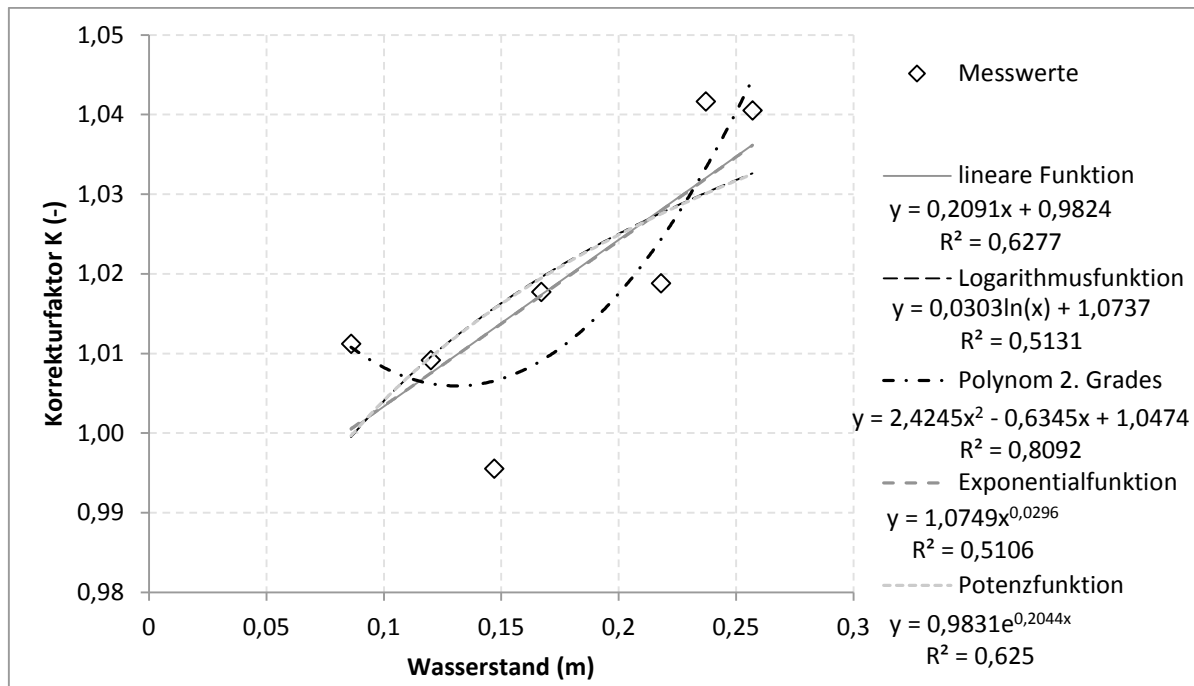


Bild 5.18: Regressionsfunktionen für den Korrekturwert Geschwindigkeit (siehe Gleichung (5-9)) in Abhängigkeit des Wasserstandes für das Sohlgefälle $I_s = 0,5 \text{ ‰}$ für das pcm pro

Bild 5.19 vergleicht die Eignung der betrachteten Regressionsfunktion für die Berechnung des Korrekturwertes aus dem Wasserstand für die Messgeräte pcm pro und American Sigma für die 7 verwendeten Sohlgefälle.

Der Vergleich der Anpassungsgüten der ermittelten Regressionsfunktionen für das *American Sigma* (Bild 5.19) zeigt keine Überlegenheit einer bestimmten Funktion. Bei der Anwendung unterschiedlicher Kalibrierfunktionen für das *pcm pro* (Bild 5.19) zeigen sich etwas höhere Anpassungsgüten anhand des Bestimmtheitsmaßes für eine Polynomfunktion 2. Grades („poly2“). Die linearen („lin“) und exponentiellen („exp“) Funktionen sowie die logarithmische Funktion („LN“) und die Potenzfunktion („power“) weisen jeweils ähnliche Anpassungsgüten auf. Der Vergleich der Anpassungsgüten der unterschiedlichen Funktionen zeigt, dass eine allgemeine Festlegung auf einen definierten Typ nicht möglich ist. Zwar liefert die Polynomfunktion generell die höchsten Werte für das Bestimmtheitsmaß, allerdings neigt diese Funktion zum „Overfitting“ an die vorgegebenen Daten, so dass eine Extrapolation über den für die Anpassung verwendeten Wertebereich hinaus nicht möglich ist. Für die Kalibrierung der Umrechnung der Fließgeschwindigkeit werden bei den folgenden Berechnungen die lineare und die logarithmische Funktion eingesetzt.

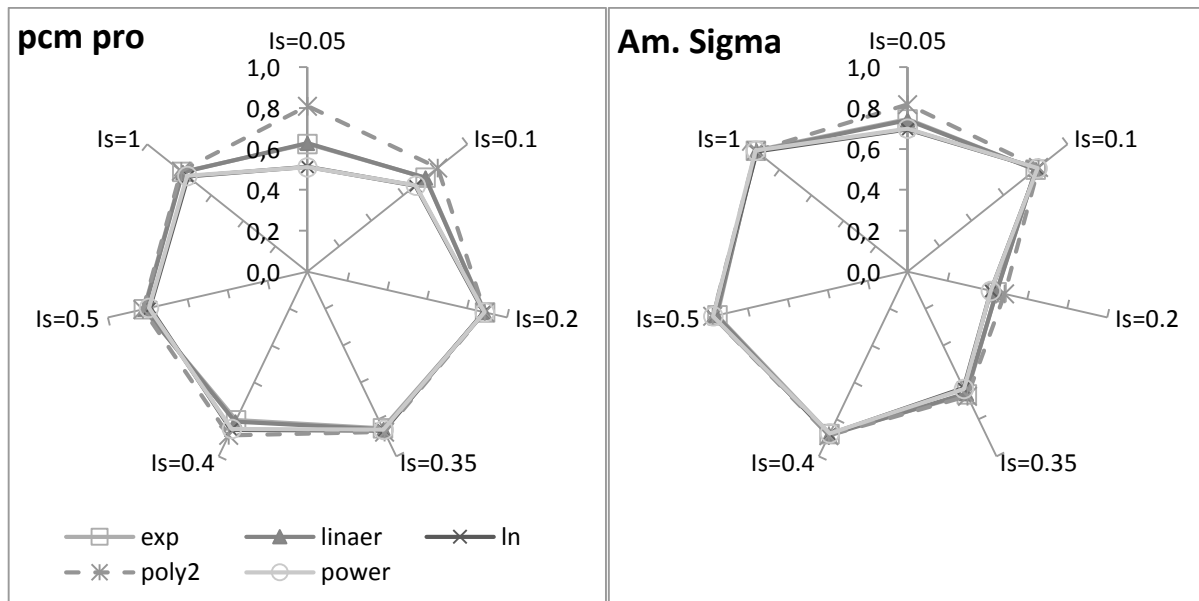


Bild 5.19: Anpassungsgüten (Bestimmtheitsmaß) von Regressionsfunktionen für die Ermittlung des Korrekturwertes in Abhängigkeit des Wasserstandes für unterschiedliche Sohlgefälle (I_s) für die Messungen mit dem *pcm pro* (links) und dem *American Sigma* (rechts)

5.3.5.2 Korrektur von Messabweichungen

Die Analyse der Kalibrierung erfolgt je Messgerät für die Fließgeschwindigkeiten mit den größten Abweichungen zum Referenzwert. Für das *pcm pro* ist dies das Sohlgefälle von 4 ‰, für das *WAS ufo* von 5 ‰ und für das *American Sigma* von 10‰.

Die Kalibrierfunktion wird mittels Regression anhand der Ordinary Least Square Methode bestimmt. Bild 5.20a stellt die Qualität der beiden Regressionsfunktionen linear und logarithmisch gegenüber. Beide Funktionen eignen sich gut, um Korrekturfaktoren für die Geschwindigkeit (mittels Gleichung (5-9)) bei Wasserständen zwischen 8,5 und 20 cm zu berechnen. Die Verläufe zeigen aber auch, dass eine Extrapolation über diesen Wertebereich hinaus, zu sehr unsicheren Korrekturfaktoren führen könnte.

In Bild 5.20b werden die relativen Abweichungen zwischen Referenzdurchfluss sowie korrigiertem und unkorrigiertem Durchfluss des *pcm pro* gegenübergestellt. Mittels der Kalibrierung können die Messabweichungen von $\pm 21\%$ auf $\pm 5\%$ reduziert werden.

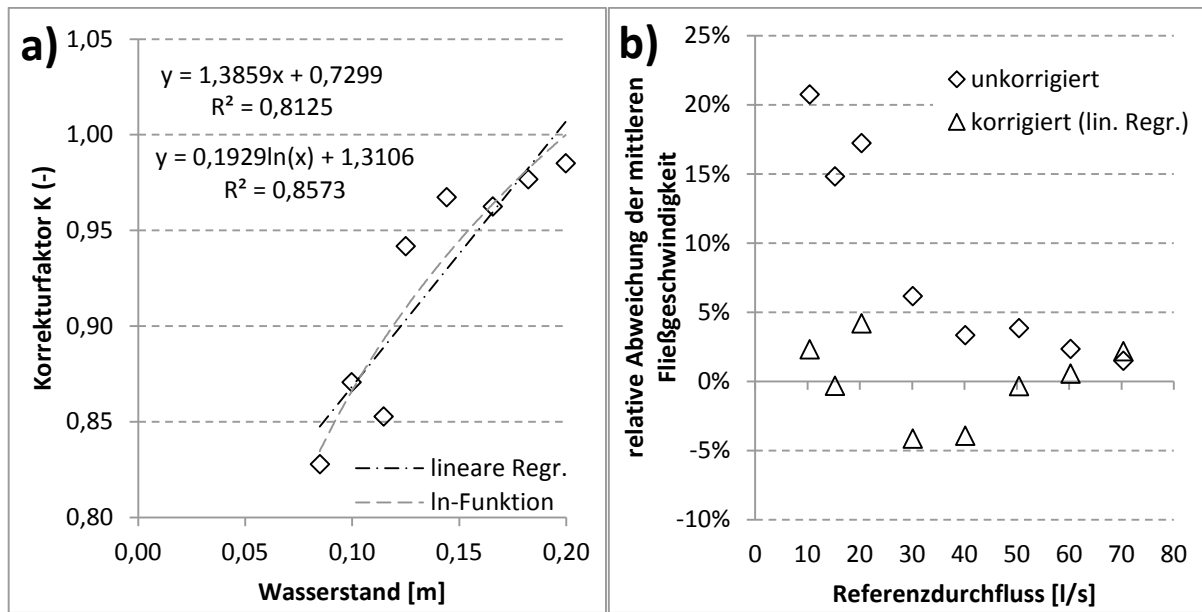


Bild 5.20: Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das pcm pro

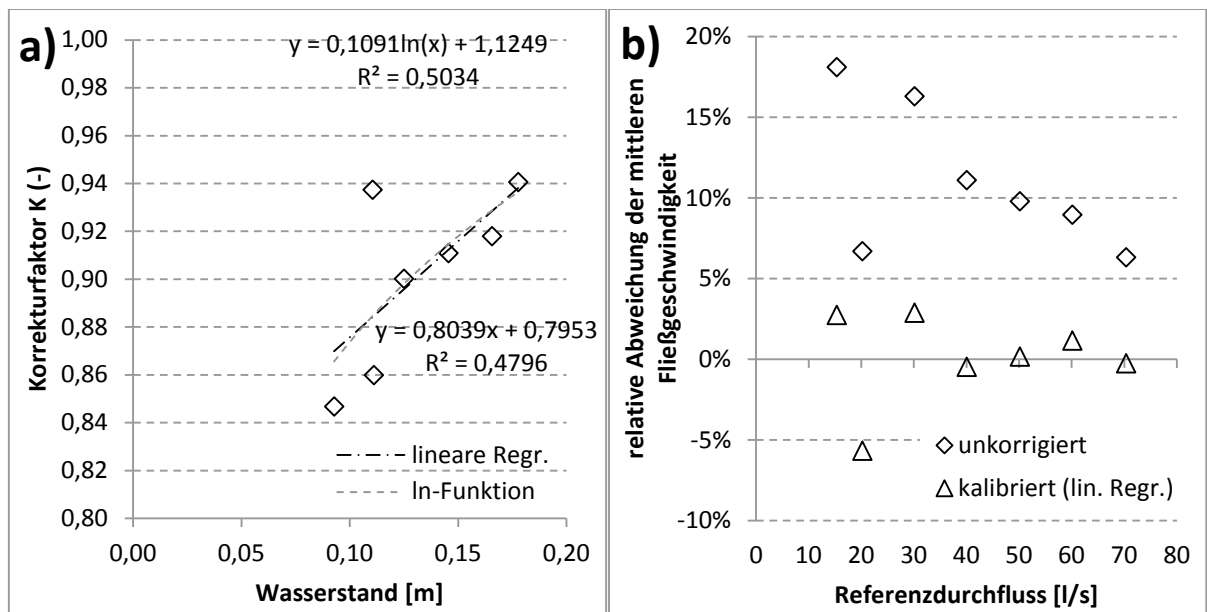


Bild 5.21: Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das WAS ufo

Bild 5.21a veranschaulicht die Ermittlung der Kalibrierfunktion für die Umrechnung der Fließgeschwindigkeit für das WAS ufo für ein Sohlgefälle von 5 ‰. Die unkorrigierten Abweichungen schwanken von 6,7 bis 18,1 %. Die Korrekturfunktionen stellen eine akzeptable Annäherung an die ermittelten Korrekturfaktoren dar. Nach der Kalibrierung des Geschwindigkeitssensors mit einer linearen Regressionsfunktion liegen die relativen Abweichungen der Fließgeschwindigkeit zwischen -5,9 und 2,9 %.

Die Kalibrierung der Geschwindigkeitsmessung des *American Sigma* führt zu Abweichungen zwischen -2,5 % und 2,1 % (Bild 5.22). Damit erreicht das American Sigma nach der Kalibrierung die geringsten Abweichungen zu den jeweiligen Referenzwerten.

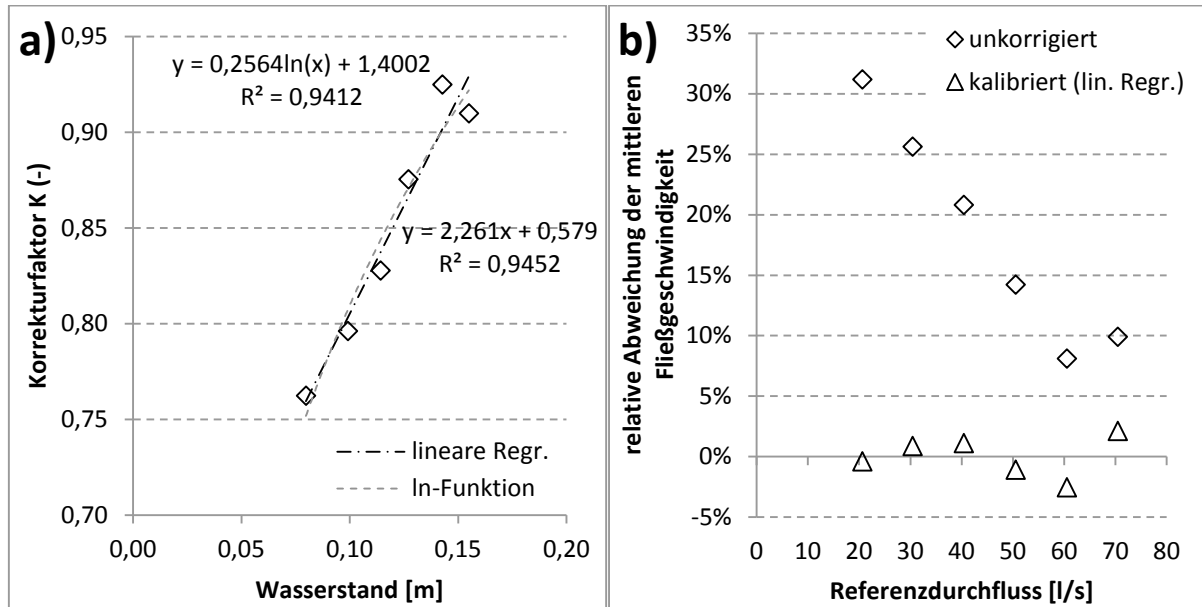


Bild 5.22: Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das American Sigma

5.3.6 Unsicherheiten aus der Kalibrierung

Die Unsicherheiten aus der Kalibrierung der Umrechnung der Fließgeschwindigkeitsmessung werden mittels Monte-Carlo Simulation untersucht.

5.3.6.1 Randbedingungen der Untersuchung

Hierfür werden die im vorherigen Kapitel untersuchten drei Konfigurationen der drei Messgeräte analysiert. Es werden jeweils zwei Regressionsfunktionen vom Typ (i) linear und (ii) logarithmisch miteinander verglichen. Es werden zwei Varianten je Messgeräte und Regressionsfunktion unterschieden. Diese basieren auf der Wahl der Standardunsicherheiten für Wasserstand und Fließgeschwindigkeit (vgl. Kapitel 5.3.4).

- (1) **Mittelwert:** Verwendung der Mittelwerte und
- (2) **Maximalwert:** Verwendung der Maximalwerte.

Tabelle 5.7 listet die Standardunsicherheiten für die Eingangsgrößen der Bestimmung der Kalibrierfunktion auf. Die Standardunsicherheit für die Referenzmessung mittels MID wird von Uhl et al. (2010) mit $\pm 1\%$ angegeben. Die Standardunsicherheiten der Messung von Wasserstand und Fließgeschwindigkeit für die drei Messgeräte sind mittels Ermittlungsmethode A bestimmt worden (Kapitel 5.3.4). Für die Unsicherheitsberechnung werden für die drei Eingangsgrößen Normalverteilungen angenommen. Die Auswahl einer Verteilung ist allerdings bei Vorgabe einer Standardunsicherheit unerheblich.

Tabelle 5.7: Standardunsicherheiten der Parameter für die Monte-Carlo Simulation

Messgerät	Variante	Durchfluss MID	Geschwindigkeit	Wasserstand
		%	cm/s	mm
<i>pcm pro</i>	Mittelwert	± 1	$\pm 1,3$	± 1
<i>pcm pro</i>	Maximalwert	± 1	$\pm 3,1$	± 3
<i>WAS ufo</i>	Mittelwert	± 1	$\pm 2,7$	$\pm 2,6$
<i>WAS ufo</i>	Maximalwert	± 1	$\pm 7,7$	$\pm 7,6$
<i>American Sigma</i>	Mittelwert	± 1	$\pm 3,4$	$\pm 2,3$
<i>American Sigma</i>	Maximalwert	± 1	$\pm 7,2$	$\pm 6,7$

Für die Berechnung der Unsicherheiten der Kalibrierfunktion werden Datensätze bestehend aus der Referenzgeschwindigkeit des MID sowie Wasserstands- und Geschwindigkeitsmessung der Messgeräte herangezogen (Tabelle 5.8).

Tabelle 5.8: Datensätze für die Bestimmung der Unsicherheiten der Kalibrierfunktion

Gerät	Referenz (MID)		Messgerät		Korrektur
	Q (l/s)	v (m/s)	h (cm)	v (m/s)	K(h)
Am. Sigma $I_S = 10 ‰$	20,6	1,18	8,0	1,55	0,76
	30,4	1,29	9,9	1,62	0,80
	40,4	1,37	11,4	1,66	0,83
	50,5	1,45	12,7	1,66	0,88
	60,5	1,59	14,3	1,72	0,92
	70,4	1,60	15,5	1,76	0,91
WAS Ufo $I_S = 5 ‰$	15,3	0,72	9,3	0,85	0,85
	20,2	0,77	11,1	0,82	0,94
	30,1	1,07	11,1	1,25	0,86
	40,0	1,19	12,5	1,32	0,90
	50,1	1,21	14,6	1,33	0,91
	60,1	1,22	16,6	1,33	0,92
	70,3	1,30	17,8	1,38	0,94
pcm pro $I_S = 4 ‰$	10,4	0,54	8,5	0,65	0,83
	15,2	0,63	10,0	0,72	0,87
	20,3	0,68	11,5	0,80	0,85
	30,1	0,91	12,5	0,97	0,94
	40,1	1,00	14,4	1,03	0,97
	50,4	1,04	16,6	1,08	0,96
	60,2	1,10	18,2	1,13	0,98
	70,3	1,15	20,0	1,17	0,99

Die Ermittlung der Unsicherheiten der Parameter a und b der linearen und logarithmischen Regressionsfunktion (Gleichung (5-10) und (5-11)) wird mittels Monte-Carlo Methode (siehe Kapitel 3.1.2) mit 1.000.000 Berechnungen durchgeführt. In Abhängigkeit der Anzahl der verwendeten Datensätze werden bei der MCM 24 (pcm pro), 21 (WAS ufo) bzw. 18 (American Sigma) Eingangparameter variiert. Anhand der Mittelwerte und Standardabweichungen für die 1.000.000 Wertepaare a und b der Regressionsfunktion können die Unsicherheiten dieser berechnet werden. Des Weiteren kann die Korrelation zwischen den Parametern der Regressionsfunktion bestimmt werden, damit diese bei der Ermittlung der kombinierten Unsicherheit der Durchflussmessung berücksichtigt werden kann.

5.3.6.2 Bestimmung der Unsicherheiten der Parameter der Kalibrierfunktion

Die mittels Monte-Carlo Methode berechneten Mittelwerte, absoluten und relativen Unsicherheiten, sowie die Korrelation der Parameter a und b sind in Tabelle 5.9 aufgelistet. Es werden je Messgerät die beiden ausgewählten Regressionsfunktionen sowie die beiden Varianten

„Mittelwert“ und „Maximalwert“, die sich auf die Ermittlung der Standardunsicherheit für Wasserstand und Fließgeschwindigkeit beziehen, untersucht.

Zwischen den Parametern a und b der Regressionsfunktionen liegt eine starke Korrelation unabhängig vom Messgerät vor. Für die lineare Regressionsfunktion ist die Korrelation negativ und für die logarithmische positiv. Der Vergleich der relativen Unsicherheit der Parameter a und b zeigt jeweils in Abhängigkeit der Variante unabhängig von der Regressionsfunktion vergleichbare Werte. Durch die Vergrößerung der Standardunsicherheiten der Eingangsgrößen Wasserstand und Fließgeschwindigkeit nimmt auch die resultierende Unsicherheit zu. Der Vergleich der Messgeräte pcm pro und American Sigma zeigt, dass aus den größeren Unsicherheiten der Eingangsdaten auch größere Unsicherheiten der Ergebnisgrößen resultieren. Bei allen Varianten weist der Parameter a (Steigung der Regressionsgleichung) eine höhere Unsicherheit als der Parameter b (Achsenabschnitt der Regressionsgleichung) auf. Die Ergebnisse für das WAS ufo liefern wesentlich höhere Unsicherheiten als die anderen beiden Messgeräte. Dies ist nicht auf das Messgerät sondern auf den Datensatz für die Kalibrierung zurückzuführen (vgl. Bild 5.21). Der Datensatz mit 11 cm Wasserstand stellt zwar im statistischen Sinne keinen Ausreißer dar, dennoch führt die Berücksichtigung dieses Datensatzes bei der Ermittlung der Unsicherheiten der Kalibrierfunktion zu höheren Werten. Diese höheren Werte werden zusätzlich noch durch die größeren Standardunsicherheiten der Wasserstandsmessung verstärkt.

Tabelle 5.9: Ergebnis der Variation der Parameter a und b der linearen und logarithmischen Regressionsgleichung mittels Monte-Carlo Methode

Variante		Mittelwert		Maximalwert		Mittelwert		Maximalwert			
		Funktion				linear $K(h) = a \cdot h + b$				log $K(h) = a \cdot LN(h) + b$	
Gerät		a	b	a	b	a	b	a	b		
pcm pro	\bar{x}	1,38	0,73	1,37	0,73	0,19	1,31	0,19	1,31		
	$u(x)$	0,15	0,02	0,32	0,05	0,02	0,04	0,04	0,09		
	$u^*(x)$ %	11,1	3,1	23,1	6,6	11,0	3,2	23,2	6,6		
	Korrel. ¹⁾	-0,97		-0,97		0,99		0,99			
WAS ufo	\bar{x}	0,79	0,80	0,73	0,81	0,11	1,12	0,10	1,11		
	$u(x)$	0,32	0,05	0,86	0,12	0,04	0,09	0,12	0,23		
	$u^*(x)$ %	39,9	5,7	117,9	15,2	39,6	7,6	117,9	20,7		
	Korrel. ¹⁾	-0,98		-0,98		0,99		0,99			
Am. Sigma	\bar{x}	2,25	0,58	2,18	0,59	0,26	1,40	0,25	1,38		
	$u(x)$	0,32	0,04	0,65	0,08	0,04	0,08	0,08	0,16		
	$u^*(x)$ %	14,2	6,7	29,7	13,3	14,4	5,7	30,5	11,8		
	Korrel. ¹⁾	-0,98		-0,98		0,99		0,99			

¹⁾ Korrel: Korrelationskoeffizient nach Pearson

Bild 5.23 visualisiert die Ergebnisse einer Monte-Carlo Analyse für das pcm pro für die Variante „Mittelwert“ für die lineare und logarithmische Regressionsfunktion. Es sind jeweils die Werte für die ermittelten Parameter a und b der Regressionsfunktionen in einem Scatterplot dargestellt. Die angegebenen linearen Regressionen veranschaulichen die hohe Korrelation der beiden Parameter.

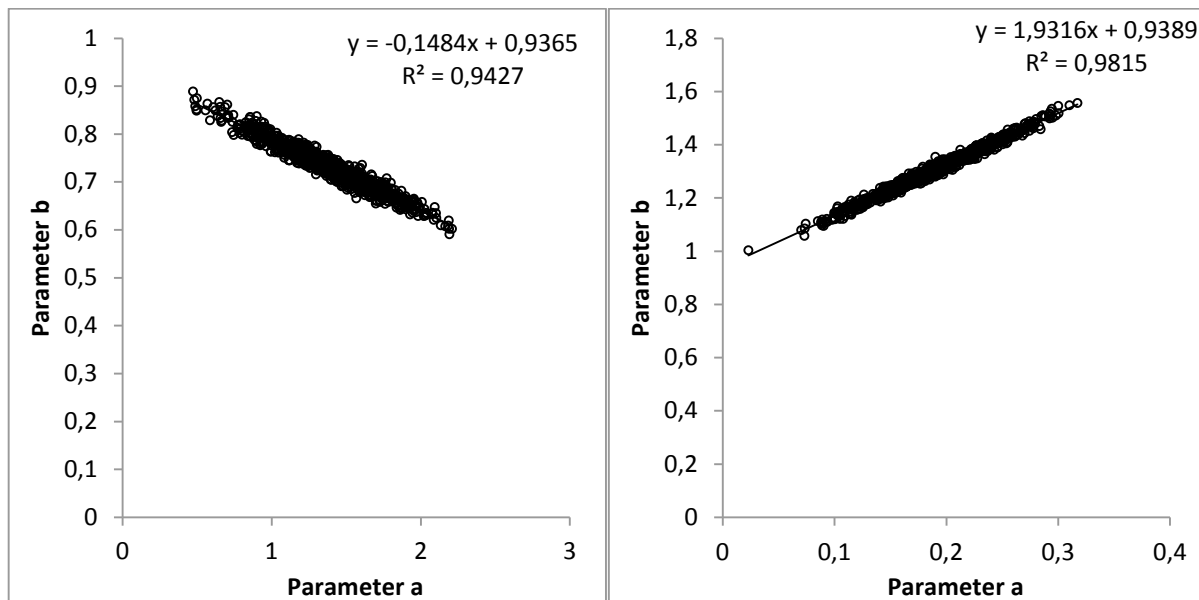


Bild 5.23: Punktdarstellung der Ergebnisse der Monte-Carlo Simulation für die lineare (links) und die logarithmische Funktion (rechts) für die Parameter a und b (1000 Auspielungen)

5.3.6.3 Bestimmung der Unsicherheiten des Korrekturfaktors

Für die lineare Regressionsfunktion (Gleichung (5-10)) und die logarithmische Regressionsfunktion (Gleichung (5-11)) werden die resultierenden kombinierten Unsicherheiten des Korrekturwertes K mittels Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz (GUM-Verfahren, vgl. Kapitel 3.1.1) und MCM für jeden Wasserstand der Datensätze aus Tabelle 5.8 berechnet. Hierbei werden die Standardunsicherheiten der Parameter a und b gemäß Tabelle 5.9 für die beiden Varianten „Mittelwert“ und „Maximalwert“ analysiert.

Die anhand der MCM ermittelten Korrelationen zwischen den Parametern a und b der Regressionsfunktionen werden in einer Variante in der Berechnung berücksichtigt und in einer anderen ignoriert. Nach DIN V 19218 (2008) führen negative Korrelationen beim GUM-Verfahren zu einer Reduktion der kombinierten Unsicherheit. Gemäß dem „Prinzip des Pessimismus“ (DIN V 19218, 2008) sollten negativ korrelierte Eingangsgrößen als unkorreliert behandelt werden, damit keine Abminderung der Unsicherheit erfolgt.

In Bild 5.24 und Bild 5.25 sind die Ergebnisse der relativen Unsicherheiten der Kalibrierung für die Berechnungsansätze MCM und GUM-Verfahren sowie die beiden Varianten mit und ohne

Korrelation in Abhängigkeit des Wasserstandes für das *pcm pro* dargestellt. Die Unsicherheiten der Kalibrierung der drei Messgeräte sind in Bild 5.26 dargestellt.

Für die Variante „Mittelwert“ (Bild 5.24) schwanken die relativen Unsicherheiten für den Korrekturfaktor $K(h)$ zwischen 0,6 % und 11,3 %. Dabei beeinflussen die Annahme bezüglich der Korrelation und die Wahl der Regressionsfunktion die Ergebnisse.

Für eine lineare Regressionsfunktion werden bei gleicher Korrelation anhand der Berechnungsmethoden MCM und GUM-Verfahren die gleichen relativen Unsicherheiten berechnet (Bild 5.24a). Die negative Korrelation von $-0,97$ zwischen den Eingangsparametern führt zu einer Abminderung der Unsicherheit von im Mittel 3,4 % zu 0,9 %.

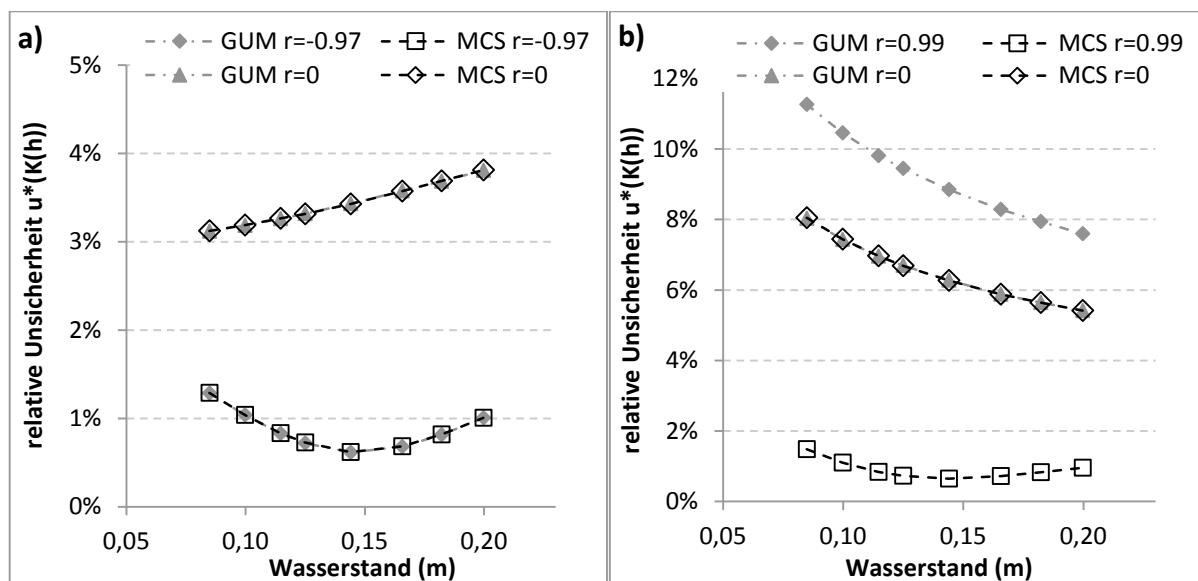


Bild 5.24: Wertebereiche für die relative Unsicherheit des Korrekturfaktors des *pcm pro* in Abhängigkeit des Wasserstandes für eine lineare (a) und eine logarithmische Funktion (b) für die Variante „Mittelwert“

Bei der Variante „Maximalwert“ (Bild 5.25) werden aufgrund der höheren Standardunsicherheiten für Wasserstand sowie den Parametern der Regressionsfunktion auch höhere relative Unsicherheiten für den Korrekturfaktor berechnet. Die Ergebnisse entsprechen sich allerdings in qualitativer Hinsicht. Der Anstieg der relativen Unsicherheit für unkorrelierte Eingangsgrößen ist auf den Einfluss des Wasserstandes zurückzuführen, da dieser maßgeblich den Sensitivitätskoeffizienten (vgl. Kapitel 3.1.1) für den Parameter a beeinflusst. Mit steigendem Wert des Wasserstandes hat die Unsicherheit des Parameters a den größten Einfluss auf die kombinierte Unsicherheit für die lineare Korrekturfunktion (Gleichung (5-10)). Bei der logarithmischen Korrekturfunktion (Gleichung (5-11)) zeigt sich ein gegensätzliches Ergebnis, da der Wasserstand über den natürlichen Logarithmus berücksichtigt wird. Der daraus resultierende Sensitivitätskoeffizient, der aus der partiellen Ableitung berechnet wird, führt dazu, dass der Wert des Wasserstandes als Kehrwert in die Berechnung eingeht. Dies führt dann bei steigenden Wasserständen zu geringeren Unsicherheiten.

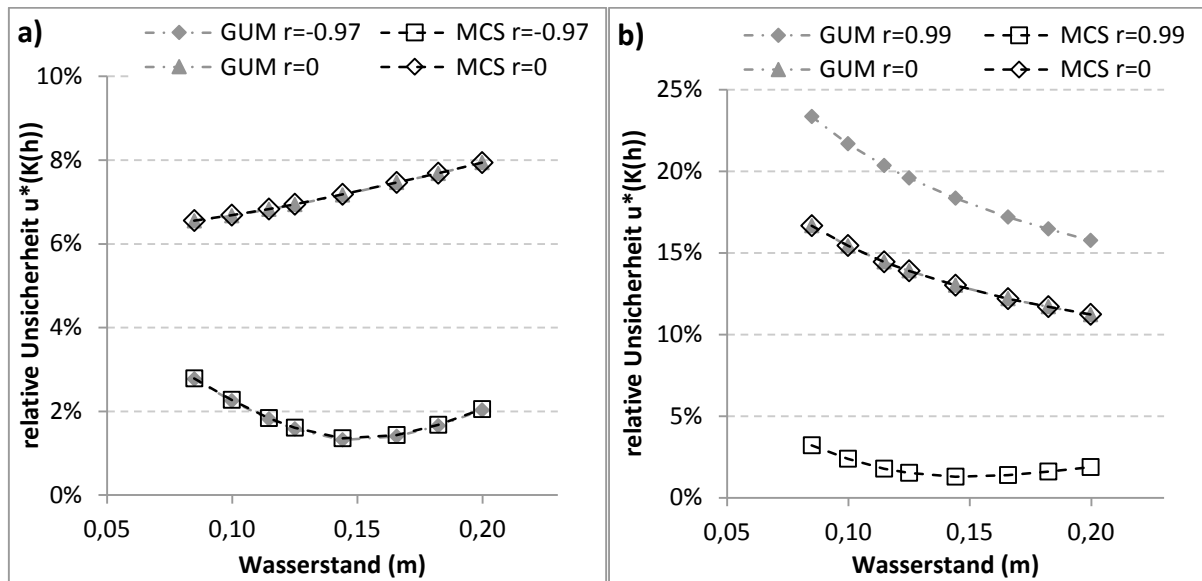


Bild 5.25: Wertebereiche für die relative Unsicherheit des Korrekturfaktors des *pcm pro* in Abhängigkeit des Wasserstandes für eine lineare (a) und eine logarithmische Funktion (b) für die Variante „Maximalwert“

Bei der logarithmischen Funktion zeigt der Vergleich zwischen den mittels MCM und GUM-Verfahren berechneten kombinierten Unsicherheiten des Korrekturfaktors K (Bild 5.24b und Bild 5.25b), dass das GUM-Verfahren für die Berechnung mit Korrelationen der Eingangsgrößen a und b nicht zu korrekten Ergebnissen führt. Aufgrund der Berechnung der kombinierten Unsicherheit für korrelierte Eingangsgrößen mittels Gleichung (3-6) führen positive Korrelationen grundsätzlich zu einer Erhöhung der Unsicherheit. Durch die MCM kann aufgezeigt werden, dass die positive Korrelation bei einer nicht linearen Funktion auch zu einer Reduktion der Unsicherheit führen kann. Die ohne Korrelation zwischen den Eingangsgrößen berechneten Unsicherheiten für MCM und GUM-Verfahren sind gleich. Der Ansatz der positiven Korrelation erhöht die Werte der Unsicherheit beim GUM-Verfahren, während bei der MCM eine Reduktion der Unsicherheit vergleichbar zur linearen Korrekturfunktion ermittelt wird.

Anhand des Vergleichs der Berechnungsergebnisse mit und ohne Berücksichtigung der Korrelation (Bild 5.24 und Bild 5.25) lässt sich ableiten, dass sowohl negative als auch positive Korrelationen berücksichtigt werden müssen, um nachvollziehbare Ergebnisse zu ermitteln. Dies kann durch die Eingangsgrößen der Standardunsicherheiten, die in die Berechnung der kombinierten Unsicherheit einfließen, mit relativen Unsicherheiten zwischen 0,7 % und 1,7 % (Wasserstand), 1,5 % und 3,2 % Fließgeschwindigkeit und 1 % Referenzdurchfluss abgeleitet werden.

Wenn eine lineare Regressionsgleichung eingesetzt wird, kann die Bestimmung der Unsicherheit der Kalibrierung der Korrekturfunktion für die Umrechnung der lokalen in eine mittlere

Fließgeschwindigkeit zur zeitlichen Beschleunigung der Berechnung auf der Basis des GUM-Verfahrens erfolgen.

Die Unsicherheiten aus der Kalibrierung können aufgrund der Annahmen von absoluten Werten für die Standardunsicherheiten von Fließgeschwindigkeit und Wasserstand nicht pauschal ermittelt und in den Berechnungen der kombinierten Unsicherheit des Durchflusses berücksichtigt werden. Die Berücksichtigung muss durch Erweiterung des Messmodells für die Durchflussberechnung gemäß Gleichung (5-15) erfolgen.

Bild 5.26 zeigt den Vergleich der relativen Unsicherheiten des Kalibrierfaktors für die drei untersuchten Messgeräte und die lineare und logarithmische Korrekturfunktion. Aufgrund des höheren Sohlgefälles mit 10 ‰ weist der Datensatz des American Sigma den geringsten Wasserstand mit 4,7 cm auf. Das *pcm pro* liefert mit relativen Unsicherheiten zwischen 0,6 % und 1,5 % geringere Unsicherheiten des Kalibrierfaktors, die auf die geringeren Standardunsicherheiten der Wasserstands- und Geschwindigkeitsmessung zurückzuführen sind. Beim *WAS ufo* schwanken die Unsicherheiten zwischen 1,0 % und 2,8 % sowie beim *American Sigma* zwischen 1,1 % und 2,6 % (bzw. bis 6,1 % für den geringen Wasserstand von 4,7 cm). Die Größenordnungen der relativen Unsicherheiten des Kalibrierfaktors liegen im Bereich der Standardunsicherheiten von Fließgeschwindigkeits- und Wasserstandsmessung.

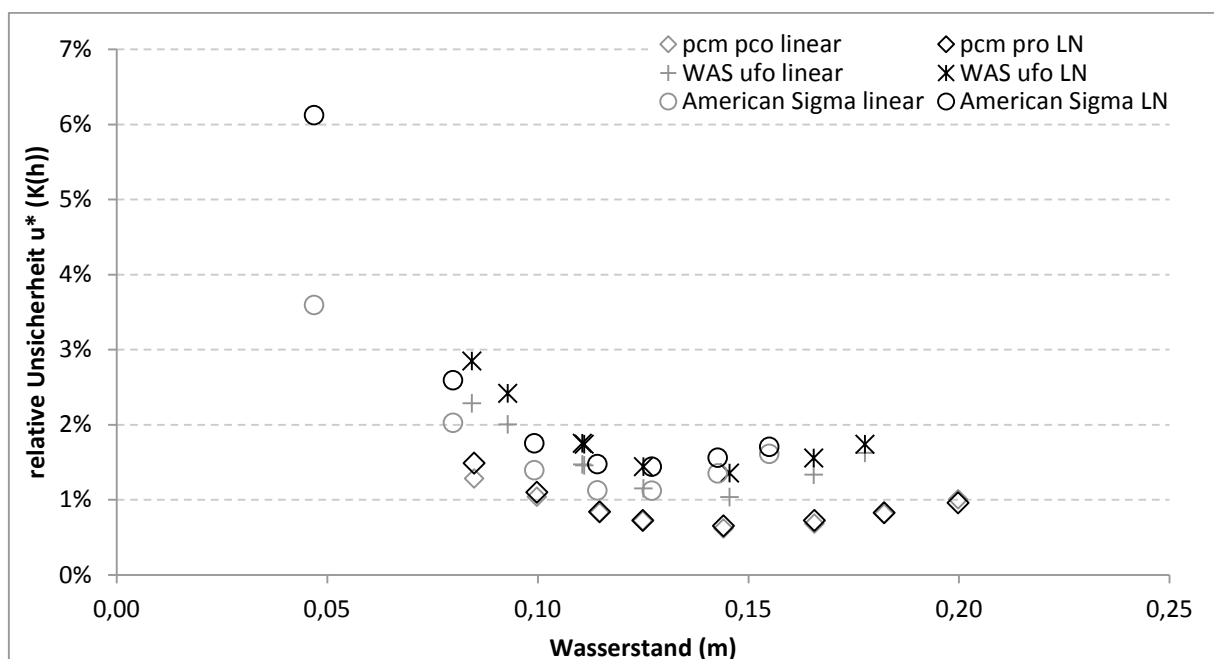


Bild 5.26: Vergleich der relativen Unsicherheiten des Kalibrierfaktors für die drei Messgeräte und die beiden Regressionsfunktionen der Variante „Mittelwert“

5.3.6.4 Abschätzung der Unsicherheit des Korrekturfaktors aus Residuen

Neben der Berechnung der Unsicherheiten des Korrekturfaktors für die Umrechnung der Fließgeschwindigkeit gemäß DIN V ENV 13005 (1999) erfolgt vergleichend eine Abschätzung der Unsicherheit aus den Residuen der Korrektur (Uhl, 1993). Diese Abschätzung stellt einen wesentlich einfacheren Ansatz für die praxisorientierte Berechnung dar.

Die absoluten und relativen Abweichungen (Residuen) werden mit Gleichung (5-1) und (5-2) zwischen dem korrigierten Wert für die Fließgeschwindigkeit (aus den Berechnungen in Kapitel 5.3.5.2) und dem Referenzwert aus der MID Messung (vgl. Kapitel 5.3.3) berechnet.

Bild 5.27 bis Bild 5.29 präsentieren die absoluten und relativen Messabweichungen der Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für die drei Messgeräte. Die Residuen der Korrektur aller drei Messgeräte weisen einen zufälligen Verlauf über den Wasserstand auf; es liegt kein erkennbarer Trend vor. Die beiden verwendeten Korrekturfunktionen (linear und logarithmisch) liefern für alle drei Messgeräte vergleichbare Abweichungen, so dass keine Funktion bevorzugt werden muss.

Die absoluten Abweichungen schwanken für das *pcm pro* zwischen -3,2 und 3,9 cm/s, für das *WAS ufo* zwischen -3,2 und 4,3 cm/s und für das *American Sigma* zwischen -3,4 und 4,1 cm/s. Daraus ergeben sich relative Abweichungen zwischen -4,7 % und 4,1 % (*pcm pro*), zwischen -2,9 % und 5,6 % (*WAS ufo*) und zwischen -2,1 % und 2,6 % (*American Sigma*).

Der Vergleich der relativen Abweichungen mit der Unsicherheit des Kalibrierfaktors (siehe Bild 5.26, Kapitel 5.3.6.3) führt für die drei Messgeräte zu unterschiedlichen Ergebnissen. Für das *pcm pro* liegen durch die Abschätzung etwas höhere Werte vor, für das *WAS ufo* liefern beide Verfahren gleichwertige Ergebnisse, und für das *American Sigma* werden mit der Abschätzung geringere Werte ermittelt.

Das Verfahren zur Abschätzung der Unsicherheiten der Kalibrierung auf der Basis der verbleibenden Abweichungen aus der Korrektur stellt ein einfach anzuwendendes Verfahren dar. Die Standardunsicherheiten der Eingangsdaten bleiben unberücksichtigt. Bei der Berechnung der kombinierten Standardunsicherheit „verursacht“ dieser Ansatz Korrelationen zwischen der Standardunsicherheit des Wasserstandes und der des Korrekturfaktors, da beide eine Abhängigkeit zum Wasserstand aufweisen. Eine statistisch begründete Schätzung dieser Korrelationen ist nicht möglich.

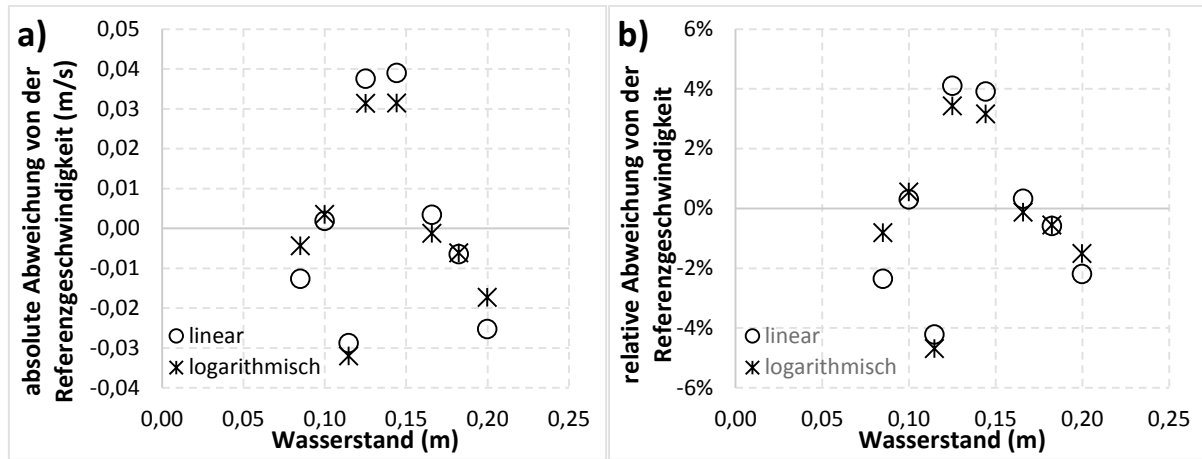


Bild 5.27: absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das *pcm pro*

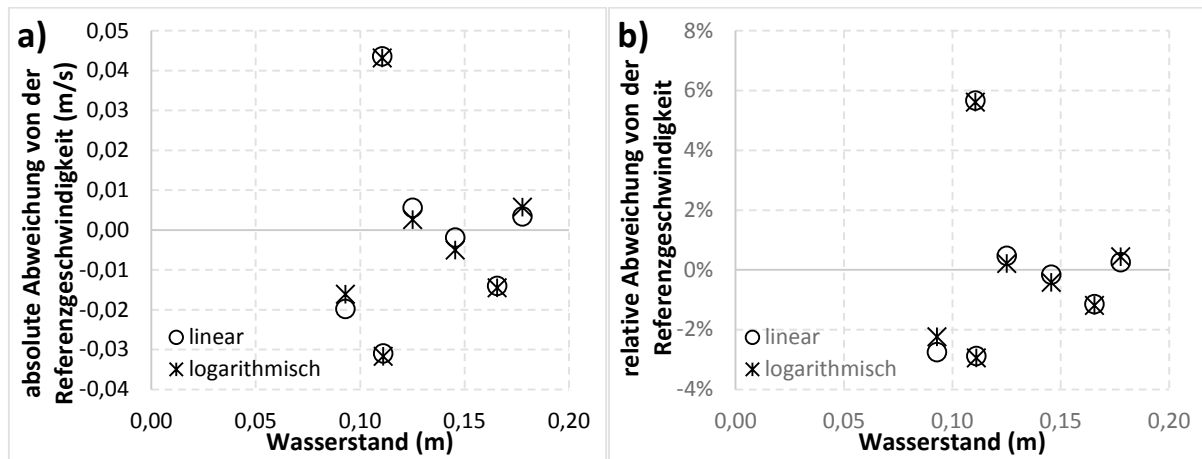


Bild 5.28: absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das *WAS ufo*

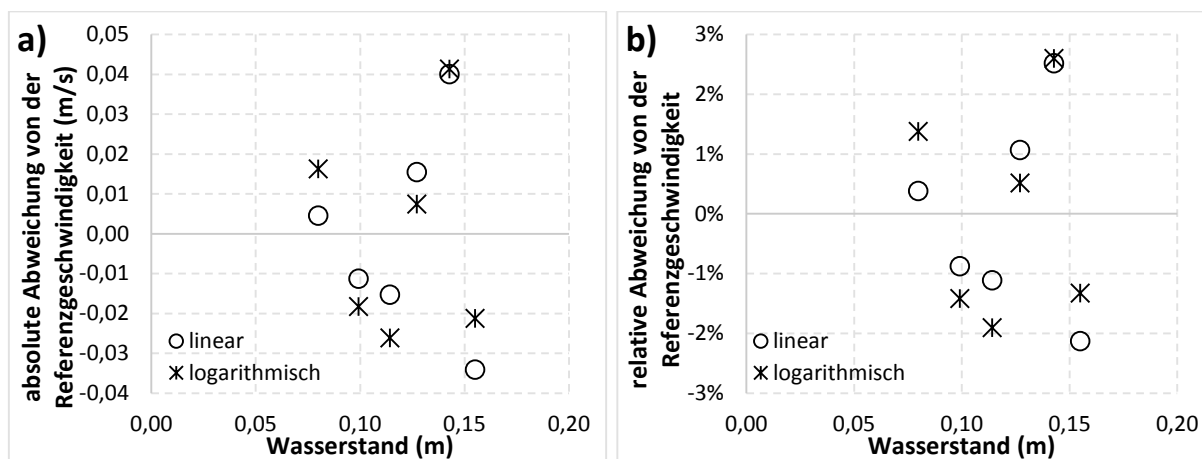


Bild 5.29: absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das *American Sigma*

5.3.7 Kombinierte Unsicherheit unter Laborbedingungen

Aus den zufälligen Unsicherheiten für Wasserstand, Geschwindigkeit und Kalibrierung kann die kombinierte Unsicherheit berechnet werden.

5.3.7.1 Eingangsdaten der Berechnung

Tabelle 5.10 listet die Eingangsdaten für die Unsicherheitsanalyse auf. Ergänzend werden noch die Unsicherheiten aus der Ermittlung der Gerinnegeometrie (Kreisrohr DN 377) berücksichtigt. Beim Kreisprofil ist dies der Radius; die Unsicherheit wird mit 0,2 mm (vgl. McCarthy et al., 2008, Bertrand-Krajewski und Muste, 2008) bei Annahme einer Rechteckverteilung in die Berechnungen eingehen. Es werden die beiden Varianten „Mittelwert“ (MW) und „Maximalwert“ (MAX) untersucht (vgl. Kapitel 5.3.6.1).

Tabelle 5.10: Eingangsgrößen für die Unsicherheitsberechnung jeweils für die Variante „Mittelwert (MW)“ und „Maximalwert (MAX)“

Eingangsgröße	Standardunsicherheit						Verteilung
	Pcm pro		WAS ufo		Am. Sigma		
	MW	MAX	MW	MAX	MW	MAX	
Radius (mm)	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	Rechteckverteilung
Wasserstand (mm)	1	3	2,6	7,6	2,3	6,7	Normalverteilung
Geschwindigkeit (cm/s)	1,3	3,1	2,7	7,7	3,4	7,7	Normalverteilung
Kalibrierfaktor a (%)	11,1	23,1	40	118	14,2	29,7	Normalverteilung
Kalibrierfaktor b (%)	3,1	6,6	5,7	15,2	6,7	13,3	Normalverteilung

Für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit müssen die Korrelationen zwischen den Parameter a und b der Regressionsfunktion berücksichtigt werden. Auf der Basis des Messmodells (siehe Gleichung (5-16)) ergibt sich für die Berechnung der Unsicherheit somit Gleichung (5-20). Der letzte Summand beschreibt die Kovarianz (auf der Basis der Korrelation) der Parameter a und b. Die weiteren Eingangsdaten werden als voneinander unabhängig angesehen. Für die Berechnungen werden die Kalibrierunsicherheiten einer linearen Regressionsfunktion berücksichtigt.

$$\begin{aligned}
 u_c^2(Q) = & u(a)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial a}\right)^2 + u(b)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial b}\right)^2 + u(v_{gem})^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial v_{gem}}\right)^2 + u(h)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial h}\right)^2 \\
 & + u(r)^2 \left(\frac{\partial Q}{\partial r}\right)^2 + 2 \cdot \frac{\partial Q}{\partial a} \cdot \frac{\partial Q}{\partial b} \cdot u(a, b)
 \end{aligned}
 \tag{5-20}$$

5.3.7.2 Kombinierte Unsicherheit

Die Ergebnisse der Unsicherheitsanalyse sind in Bild 5.30 bis Bild 5.32 für die drei Messgeräte veranschaulicht. Es werden jeweils die resultierenden Unsicherheitsbereiche für den Durchfluss für eine Überdeckungswahrscheinlichkeit von 95 % (Erweiterungsfaktor $k=2$) und relativen kombinierten u^* sowie die relativen erweiterten Unsicherheiten $U^*_{p=95\%}$ für die beiden Varianten „Mittelwert“ und „Maximalwert“ gegenübergestellt.

Für das *pcm pro* liegen für die Variante „Mittelwert“ relative kombinierte Unsicherheiten zwischen 1,6 % und 3,0 % sowie relative erweiterte Unsicherheiten zwischen 3,3 % und 5,9 % vor (Bild 5.30). Durch Ansatz der maximalen Standardunsicherheiten für Wasserstand und Geschwindigkeit erhöhen sich die kombinierten Unsicherheiten auf Werte von 4,0 % bis 7,8 % bzw. 7,9 bis 15,2 % (erweiterte Unsicherheit).

Die relativen kombinierten Unsicherheiten liegen beim *WAS ufo* für die Variante „Mittelwert“ zwischen 3,3 % und 7,5 % (erweiterte relative Unsicherheiten zwischen 6,5 % und 14,5 %) und für die Variante „Maximalwert“ zwischen 9,3 % und 21,2 % (erweiterte relative Unsicherheiten zwischen 18,2 % und 41,6 %, Bild 5.31).

Die Unsicherheitsberechnungen für das *American Sigma* haben Werte der relativen kombinierten Unsicherheiten zwischen 3,5 % und 21,8 % (erweiterte relative Unsicherheiten zwischen 6,9 % und 42,3 %) für die Variante „Mittelwert“ und zwischen 8,9 % und 48,7 % (erweiterte relative Unsicherheiten zwischen 17,5 % und 95,4 %) für die Variante Maximalwert ergeben (Bild 5.32).

Das Unsicherheitsband der Variante „Mittelwert“ für das *pcm pro* mit einer Überdeckungswahrscheinlichkeit von $p=95\%$ ist nicht in der Lage, alle Werte der Referenzmessung einzuschließen (Bild 5.30 a). Für die Durchflüsse von 30 l/s und 40 l/s liegen die Referenzwerte jeweils über dem Unsicherheitsbereich. Für das *WAS ufo* und das *American Sigma* liegen die Unsicherheitsbänder jeweils für die kleinsten Durchflüsse unterhalb der Referenzwerte. Dies ist auf die Unterschreitung des Mindestwasserstandes zur Messung der Fließgeschwindigkeit zurückzuführen.

Die Verläufe der relativen kombinierten Unsicherheiten weisen mit steigendem Durchfluss sinkende Werte auf (Bild 5.30 bis Bild 5.32, jeweils b), die sich approximativ einem konstanten Werte annähern. Diese konstanten Werte liegen für die relativen erweiterten Unsicherheiten des Durchflusses bei 7,9 % (*pcm pro*), 18,2 % (*WAS ufo*) und 17,5 % (*American Sigma*). Diese Unsicherheitsniveaus sind für Messreihen mit einer Wasserstands-abhängigen Mehrpunkt Kalibrierung ermittelt worden. Für die Mehrpunktkalibrierung sind Wasserstände zwischen 10 und 20 cm eingesetzt worden, die einem Teilfüllungsgrad von 20 bis 50 % entsprechen.

Die Analyse der Unsicherheitsbänder hat gezeigt, dass mit der Verwendung von mittleren Standardunsicherheiten für die Berücksichtigung von zufälligen Unsicherheiten der fließge-

schwindigkeits- und der Wasserstandsmessung nicht alle Referenzwerte eingeschlossen werden können (Bild 5.30 bis Bild 5.32, jeweils a). Daher ist der Einsatz der höheren Standardunsicherheiten für Wasserstand und Geschwindigkeit notwendig, um eine aussagekräftige Unsicherheitsanalyse durchführen zu können.

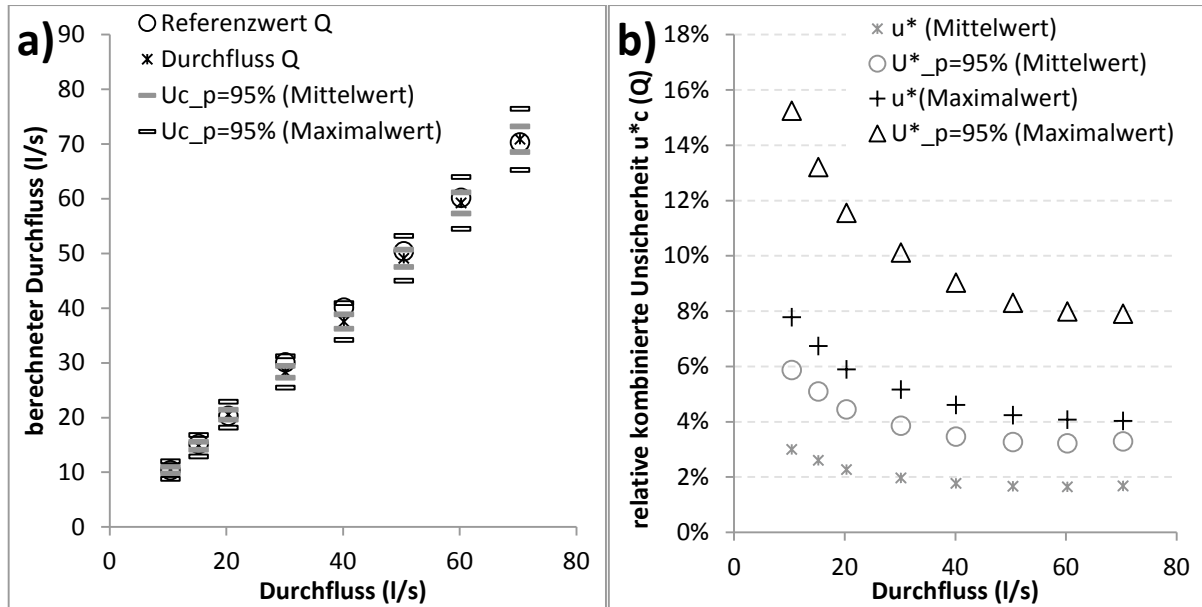


Bild 5.30: Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das pcm pro

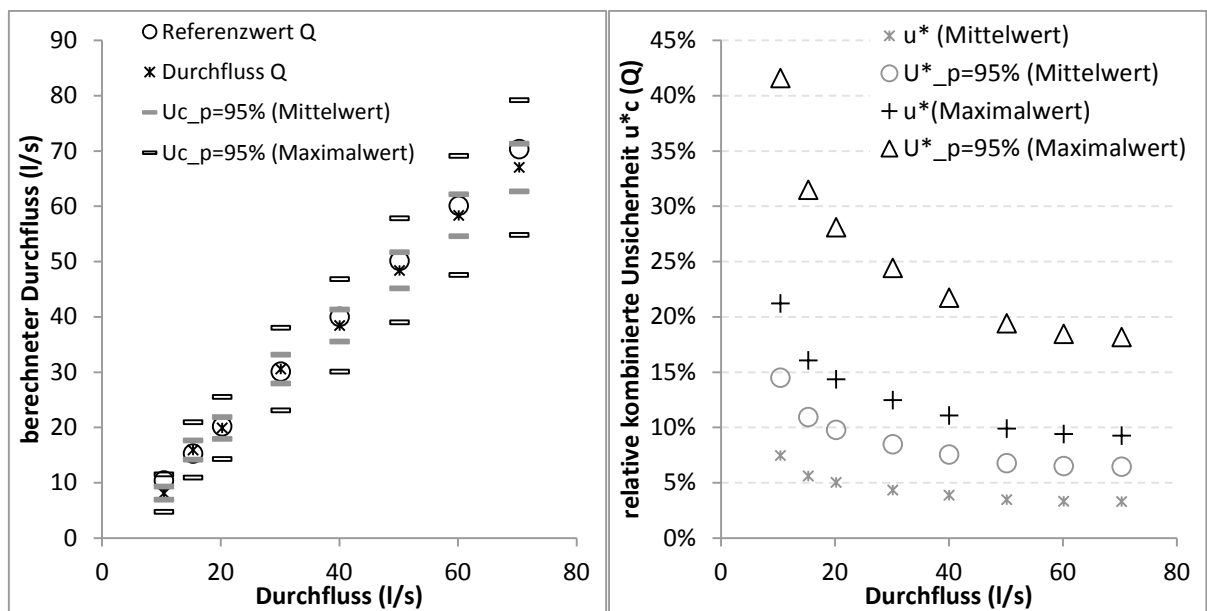


Bild 5.31: Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das WAS ufo

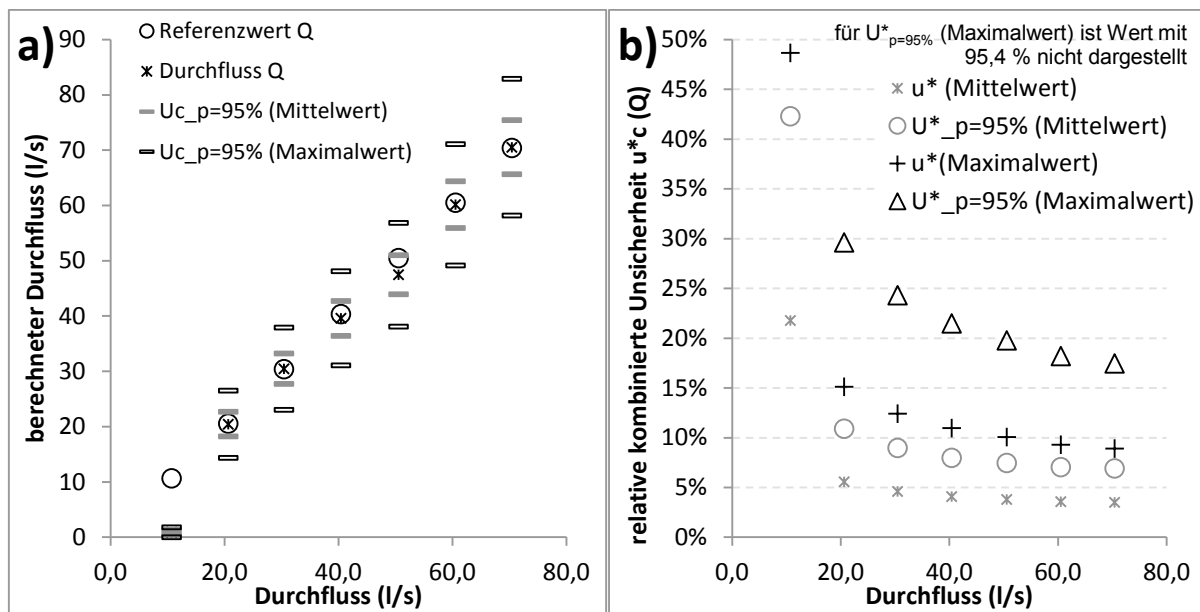


Bild 5.32: Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das *American Sigma*

5.3.8 Empfehlungen für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit unter Praxisbedingungen

In Tabelle 5.11 sind für die Berechnung von kombinierten Unsicherheiten die Standardunsicherheiten einzelner Eingangsgrößen aus der Literatur und den Ergebnissen des Kapitels 5.3 zusammengestellt. Ergänzend zu den Ergebnissen der Laborstudie muss die Ermittlung der Unsicherheit des Wasserstandes um die Einflussfaktoren turbulente Oberflächenwellen und unbekannt systematische Abweichungen bei der Einmessung bzw. Höhenmaß des Sensors erweitert werden (Bertrand-Krajewski und Muste, 2008, DWA-M 181, 2011). Die kombinierte Unsicherheit der Wasserstandsmessung ergibt sich dann aus Gleichung (5-21).

$$u_c(h) = \sqrt{u_1(h)^2 + u_2(h)^2 + u_3(h)^2} \tag{5-21}$$

mit $u_1(h)$ Standardunsicherheit des Messverfahrens, $u_2(h)$ Standardunsicherheit des Höhenmaßes und $u_3(h)$ Standardunsicherheit für die turbulente Oberflächenwellen.

Bei Annahme von $u_1(h) = 2,5 \text{ mm}$, $u_2(h) = 1 \text{ mm}$ und $u_3(h) = 5 \text{ mm}$ ergibt sich eine kombinierte Unsicherheit des Wasserstandsmessung von $u_c(h) = 5,7 \text{ mm}$.

Für die Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeitsmessung können Werte zwischen 2,7 cm/s und 10 cm/s angesetzt werden. Mit steigender Komplexität des Messverfahrens der Fließgeschwindigkeit nehmen die Standardunsicherheiten ab.

Der Vergleich zwischen den mit Ermittlungsmethode A bestimmten Standardunsicherheiten für Wasserstand und Fließgeschwindigkeit mit den Verkehrsfehlern unter Betriebsbedingun-

gen¹ zeigt, dass die Verkehrsfehler etwas größere Werte aufweisen. Diese können als „maximale“ Standardunsicherheit angesetzt werden, um eine pessimistische Unsicherheitsberechnung durchzuführen.

Tabelle 5.11: Standardunsicherheiten von Eingangsgrößen für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit des Durchflusses

Eingangsgröße	Standardunsicherheit	Quelle
Gerinnegeometrie	2 mm	Bertrand-Krajewski und Muste, 2008
Wasserstandsmessung		
Messverfahren	0,6	Bertrand-Krajewski und Muste, 2008
Messverfahren (Ermittlungsmethode A) Wasserultraschall (Gerät 1) Wasserultraschall (Gerät 2) Drucksonde	2,5 mm 4,6 mm 4,7 mm	95 %-Perzentil aller ermittelten Standardunsicherheiten (Siehe Bild 5.17)
Messverfahren Herstellerangaben Wasserultraschall (Gerät 1) Wasserultraschall (Gerät 2) Drucksonde	8 mm 4,8 mm ¹⁾ 28 mm	Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen (vgl. Tabelle 5.1)
Oberflächenwellen	5 mm	Bertrand-Krajewski und Muste, 2008 Uhl, 1993 (Beckenkammern)
Einmessung Sensor	1 mm	Schätzung
Geschwindigkeitsmessung		
Messverfahren (Ermittlungsmethode A) Kreuzkorrelation mit Mustererkennung Puls-Doppler Continuous-Wave-Doppler	2,7 cm/s (3,5 %) 4,9 cm/s (5,6 %) 5,8 cm/s (4,5 %)	95 %-Perzentil aller ermittelten Standardunsicherheiten (Siehe Bild 5.17)
Messverfahren (Herstellerangaben) Kreuzkorrelation mit Mustererkennung Puls-Doppler Continuous-Wave-Doppler	4 % 8 % 8 %	Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen (vgl. Tabelle 5.1)
Messverfahren (Continuous Wave Doppler)	10 cm/s	McCarthy et al., 2008
Messverfahren	5 cm/s	Bertrand-Krajewski und Muste, 2008
Korrektur / Kalibrierung		
Korrekturfaktor K(h)	0,6 % – 6,1 %	Kapitel 5.3.6.3
Tracermessung	2,2 % - 6,5 %	Thomann Haller, 2002
Tracermessung (kontinuierliche Zugabe)	3,3 %	DWA-M 181, 2011

¹⁾ Umrechnung der Prozentangabe von 4,8 % bei 10 cm Wasserstand.

¹ Die Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen werden aus den Garantiefehlern der Hersteller berechnet (vgl. Tabelle 5.1).

Die Umrechnung der lokalen in eine mittlere Fließgeschwindigkeit mittels Korrektur anhand des Wasserstandes weist Standardunsicherheiten von bis zu 6,1 % auf (Tabelle 5.11). Bei Einsatz der Tracermessung als Referenzmessung für die Korrektur müssen hierfür Unsicherheiten zwischen 2,2 % und 6,5 % berücksichtigt werden.

5.3.9 Zusammenfassung

Messunsicherheiten stellen ein Qualitätskriterium für die Aussagekraft von Messdaten dar. Auf der Basis eines Messgerätevergleichs unter Laborbedingungen für ein Kreisrohr DN 377 wurden sowohl Messabweichungen als auch Messunsicherheiten quantifiziert.

Der Vergleich der Geschwindigkeitsmessverfahren Continous-Wave-Doppler (American Sigma), Puls-Doppler (WAS ufo) und Kreuzkorrelation mit digitaler Mustererkennung (NIVUS pcm pro) zeigt für jeweils 70 Strömungskonfigurationen, unterschiedliche Kombinationen von Sohlgefälle und Durchfluss, geringere Messabweichungen mit steigenden Fließtiefen. Für kleine Fließtiefen, die geringer als 15 cm sind, treten im Besonderen sehr hohe Messabweichungen zwischen 18 und 30 % auf. Ab einer Fließtiefe von 20 cm liegen die Messabweichungen für alle Messverfahren bei ± 5 %.

Durch eine Kalibrierung der Umrechnung der lokalen, gemessenen in eine mittlere Fließgeschwindigkeit können die Messabweichungen auf Werte von ± 6 % reduziert werden. Die Kalibrierung (Korrektur) der Geschwindigkeitsmessung mittels linearer und logarithmischer Regressionsfunktionen in Abhängigkeit der Fließtiefe führt zu einer Reduktion von systematischen Abweichungen. Diese systematischen Abweichungen sind bei geringen Fließtiefen größer, da der Sensorkörper selbst eine Störquelle für die zu messenden Fließgeschwindigkeiten darstellt.

Die Unsicherheiten des Korrekturwertes für die Umrechnung der lokalen Fließgeschwindigkeit wurden mittels Monte-Carlo Methode und Unsicherheitsfortpflanzungsgesetz (GUM-Verfahren) bestimmt. Für die lineare und logarithmische Korrekturfunktion der Fließgeschwindigkeit können somit Unsicherheiten für die drei betrachteten Messgeräte zwischen 0,6 und 1,5 % (*pcm pro*), 1,0 und 2,8 (*WAS ufo*) und zwischen 1,1 und 6,1 % (*American Sigma*) angenommen werden. Entscheidend für die Berechnung der Unsicherheit des Korrekturfaktors ist die Berücksichtigung der Korrelation zwischen den beiden Parametern der Korrekturfunktion. Der Korrelationskoeffizient kann direkt aus der Monte-Carlo-Analyse berechnet werden. Eine Vernachlässigung der Korrelation führt im Vergleich zu den Unsicherheiten der einzelnen Komponenten zu einer unverhältnismäßigen Erhöhung der Unsicherheit des Korrekturfaktors. Nur bei Einsatz einer linearen Korrekturfunktion kann die Unsicherheit des Korrekturfaktors mittels Un-

sicherheitsfortpflanzungsgesetzt nach der GUM-Methode bestimmt werden. Sobald nichtlineare Messmodelle betrachtet werden, muss die Bestimmung der Messunsicherheit mittels Monte-Carlo-Methode erfolgen.

Eine Abschätzung der Unsicherheiten der Korrektur kann auch durch Analyse der nach der Korrektur verbleibenden Abweichungen durchgeführt werden. Allerdings bleiben bei diesem Ansatz die Unsicherheiten der Eingangsdaten des Messmodells unberücksichtigt. Für eine Unsicherheitsberechnung gemäß DIN V ENV 13005 (1999) müssen die Unsicherheiten der Korrekturfunktion explizit berücksichtigt werden. Dies kann mit dem vorgestellten Berechnungsansatz erfolgen.

Die kombinierte Unsicherheit der Durchflussmessung resultiert aus den Unsicherheiten der Eingangsgrößen. Für die Eingangsgrößen des Messmodells wurden in Tabelle 5.11 Anhaltswerte für Standardunsicherheiten zusammengestellt. Abhängigkeiten der Unsicherheiten der Eingangsgrößen liegen für die beiden Parameter der Korrekturfunktion der Messung der Fließgeschwindigkeit vor.

Für die drei im Laborvergleich untersuchten Messgeräte ergeben sich abnehmende relative kombinierte Unsicherheiten mit steigendem Durchfluss. Die kombinierten Unsicherheiten schwanken für Durchflüsse zwischen 10 und 70 l/s das *pcm pro* zwischen 4,0 % und 7,8 %, für das *WAS ufo* zwischen 9,3 % und 21,2 % und für das *American Sigma* zwischen 8,9 % und 48,7 %. Ab einem Durchfluss von 60 l/s liegen annähernd konstante Unsicherheiten für die untersuchten Messgeräte vor. Bei Ansatz eines Grad des Vertrauens von 95 % ergeben sich Unsicherheiten für die Durchflussmessung ab Wasserständen von 20 cm von 7,9 % (*pcm pro*), 18,2 % (*WAS ufo*) und 17,5 % (*American Sigma*).

Der Vergleich zwischen Messabweichung und Messunsicherheiten der drei Geräte zeigt, dass mit zunehmender Komplexität des Messverfahrens für die Fließgeschwindigkeit präzisere Messwerte erzielt werden. Durch die Kalibrierung des Umrechnungsmodells der Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit der Fließtiefe weisen die drei Messgeräte vergleichbare Messgenauigkeiten auf.

6 Kalibrierung von Modellen

6.1 Zielsetzung und Vorgehensweise

Die Notwendigkeit der Kalibrierung ist in der Fachliteratur unbestritten (ATV-DVWK-M 165, 2004, Schmitt et al., 2008, BWK-M7, 2008). Die Vorteile der automatischen Kalibrierung liegen im Wesentlichen in der höheren Objektivität und der Reproduzierbarkeit der Ergebnisse aufgrund ihrer Unabhängigkeit von den Fähigkeiten des Sachbearbeiters und dem geringeren Einsatz personeller Ressourcen (Gupta et al., 1999, Madsen et al., 2002, Uhl et al., 2008). Zur Erhöhung der Objektivität der Kalibrierergebnisse werden hier die Einflussfaktoren (i) Auswahl von Kalibrierereignissen, (ii) Konfiguration der Zielfunktion und (iii) Selektion von Lösungen für das Kalibrierproblem untersucht. Die mittels multi-event Kalibrierung bestimmten pareto-optimalen Lösungen werden zur Abschätzung der Modellunsicherheiten eingesetzt.

Auf der Basis der Ergebnisse werden Empfehlungen für eine systematische Vorgehensweise für die Modellkalibrierung abgeleitet.

6.2 Methoden

6.2.1 Simulationsmodell KOSIM

Für die Simulation eines städtisch geprägten Einzugsgebietes wird das hydrologische Niederschlag-Abfluss-Modell KOSIM (Kontinuierliche Simulation zur Bemessung von Speicherbauwerken in urbanen Entwässerungssystemen, ITWH, 2012) verwendet. KOSIM kann zur Simulation von Entwässerungsnetzen im Misch- und Trennsystem zur Dimensionierung von zentralen und dezentralen Behandlungsanlagen, Entlastungs- und Speicherbauwerken eingesetzt werden (ITWH, 2012). Die Dimensionierung kann als Langzeitsimulation gemäß den technischen Regelwerken für Mischwasserentlastungen (ATV-A 128, 1992), Regenrückhalteräume (DWA-A 117, 2006) oder Versickerungsanlagen (DWA-A 138, 2005) erfolgen. Neben der Abbildung der Niederschlag-Abfluss-Prozesse kann KOSIM ebenfalls für die Schmutzfrachtberechnung eingesetzt werden. Hierfür stehen einfache konzeptionelle Teilmodelle für die Simulation der Prozesse Schmutzakkumulation, Schmutzabtrag, Schmutztransport, Stoffaufteilung an Überlaufbauwerken, Absetzprozesse in Sedimentationsanlagen und Stoffabbau in Regenwasserbehandlungsanlagen (z. B. Retentionsbodenfilter) zur Verfügung. Die Verschmutzung des Regenwassers kann entweder gemäß den Vorgaben des ATV-A 128 (1992) als konstant angenommen oder über die Schmutzakkumulation nach Paulsen (1987) berechnet werden.

Für die Simulation von Entwässerungssystemen können die Systemelemente Gebiet bzw. Fläche, Transportelement oder Speicherbauwerk eingesetzt werden. Gebiete repräsentieren Einzugsgebiete, die gemäß dem Entwässerungssystem Schmutzwasserabfluss und/oder Regenwasserabfluss liefern.

Die Erläuterung der Modellansätze zur Abbildung des Niederschlag-Abfluss-Prozesses werden nachfolgend anhand der KOSIM Modelbeschreibung (ITWH, 2012) zusammengefasst. Für die Niederschlagsbelastung kann eine räumliche Diskretisierung für jedes Gebiet erfolgen. Die Berechnung der Abflussbildung erfolgt nach der Grenzwertmethode von Paulsen, 1987 und Modifikationen von Verworn und Kenter (1993). Die Grenzwertmethode basiert auf den Parametern Benetzungsverlust (VBen), Muldenverlust (VMuld), Anfangsabflussbeiwert (Ψ_0) und dem Endabflussbeiwert (Ψ_E). Die Dauerverluste während eines Niederschlagsereignisses werden mit dem Endabflussbeiwert beschrieben (Bild 6.1). Die Summation von Benetzungs- und Muldenverluste stellen dabei die Anfangsverluste dar.

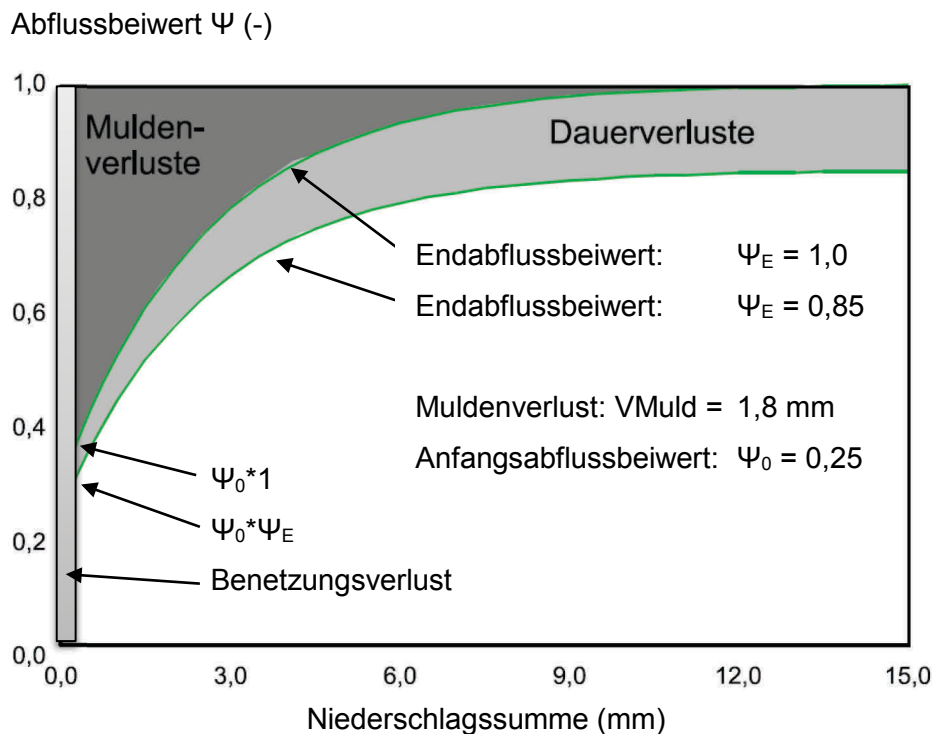


Bild 6.1: Verlaufes des Abflussbeiwertes bei konstanter Niederschlagsbelastung unter der Annahme eines Endabflussbeiwertes von $\Psi_E=1$ (ohne Dauerverluste) und $\Psi_E=0,85$ (verändert nach ITWH, 2012)

Bei befestigten Flächen entspricht er dem Anteil der abflusswirksamen Fläche. Der Modellansatz unterteilt die Anfangsverluste in Benetzungs- und Muldenverluste. Zu Beginn eines Niederschlagsereignisses kommt es erst zur Sättigung der Benetzungsverluste und erst danach zu Abfluss von befestigten Flächen. Bis zur Sättigung der Muldenverluste erfolgt durch die Grenzwertmethode eine Reduktion des Endabflussbeiwertes. Direkt nach der Sättigung der

Benetzungsverluste berechnet sich der Abflussbeiwert aus Produkt von Anfangs- und Endabflussbeiwert (vgl. Bild 6.1). Bis zur Sättigung der Muldenverluste nimmt der Abflussbeiwert mit einem e-funktionalen Zusammenhang zu (vgl. Bild 6.1). Nach dem Ende eines Niederschlagsereignisses erfolgt die Verdunstung aus den Speichern der Benetzungs- und Muldenverluste nach einem Ansatz von Paulsen (1987).

Der Abfluss von unbefestigten Flächen wird mit einem von Paulsen (1987) modifizierten Ansatz nach Horton berechnet, der in der Lage ist, die Regeneration der Infiltrationskapazität durch Versickerung in tiefere Bodenschichten und Verdunstung zu beschreiben.

Abflusskonzentrationsprozesse werden mit dem Modell der Einheitsganglinie berechnet. Die Ermittlung der Einheitsganglinie erfolgt auf der Basis der Flächendaten mit einer Linearspeicher-kaskade. Die Linearspeicher-kaskade wird durch die Parameter Speicheranzahl n und Speicherkonstante K beschrieben. Für die Modellkalibrierung wird die Schwerpunktlaufzeit TS als Produkt aus n und K angepasst. KOSIM ermittelt modellintern durch die Festlegung von $n=3$ die Speicherkonstante.

Die Berechnung des Abflusstransportes erfolgt in KOSIM durch Translation und Retention. Für reine Translation kann der Anwender eine Fließzeit für eine Kanalstrecke vorgeben oder diese anhand der Länge und der Volfüllungsgeschwindigkeit ermitteln lassen. Retention wird nach dem Modellansatz von Kalinin-Miljukov berechnet. Dabei können instationäre Strömungen mit einem hydrologischen Berechnungsverfahren beschrieben werden, welches die Kanalstrecke in fiktive Speicher unterteilt in denen eine eindeutige Beziehung zwischen Volumen und Abfluss vorhanden ist (Maniak, 2010).

Neben einfachen Überlaufbauwerken können auch Speicherbauwerke simuliert werden. Zur Lösung der Speichergleichung kann eine konstante Drosselleistung vorgegeben werden oder es erfolgt eine wasserstandsabhängige Berechnung des Drosselabflusses nach Toricelli (druckabhängige Drosselleistung). Die Berechnung des Entlastungsabflusses über den Klär- und bzw. oder Beckenüberlauf erfolgt nach der Gleichung von POLENI für vollkommenen Überfall. Eine vollständige Dokumentation des Modells KOSIM ist in ITWH (2012) zu finden.

6.2.2 Fallbeispiel für die hydrologische Simulation

Als Fallstudie wird das in Bild 6.2 dargestellte Einzugsgebiet mit einer kanalisierten Fläche $A_{E,k}$ von 123 ha verwendet, das im Mischsystem entwässert. Der Befestigungsgrad liegt bei 61 %, so dass das Einzugsgebiet eine befestigte Fläche $A_{E,b}$ von 74,5 ha aufweist. Die abflusswirksame bzw. undurchlässige Fläche A_u liegt bei 57,2 ha.

Am südwestlichen Rand des Einzugsgebietes befindet sich die Niederschlagsmessstation 2588, deren Daten für die Simulation verwendet werden. Für die Auswahl von Niederschlags-Abfluss-Ereignissen wird zusätzlich noch die Niederschlagsmessstation 4630 hinzugezogen.

Das Einzugsgebiet weist eine flache Topographie auf und ist stark urban geprägt. Die Abbildung des Einzugsgebietes mit dem hydrologischen Modell KOSIM erfolgt anhand der Unterteilung in zwei Teilgebiete mit einer Größe der befestigten Flächen von 65,3 ha und 9,2 ha (Bild 6.2). Das Modell wurde von der Emschergenossenschaft zur Verfügung gestellt.

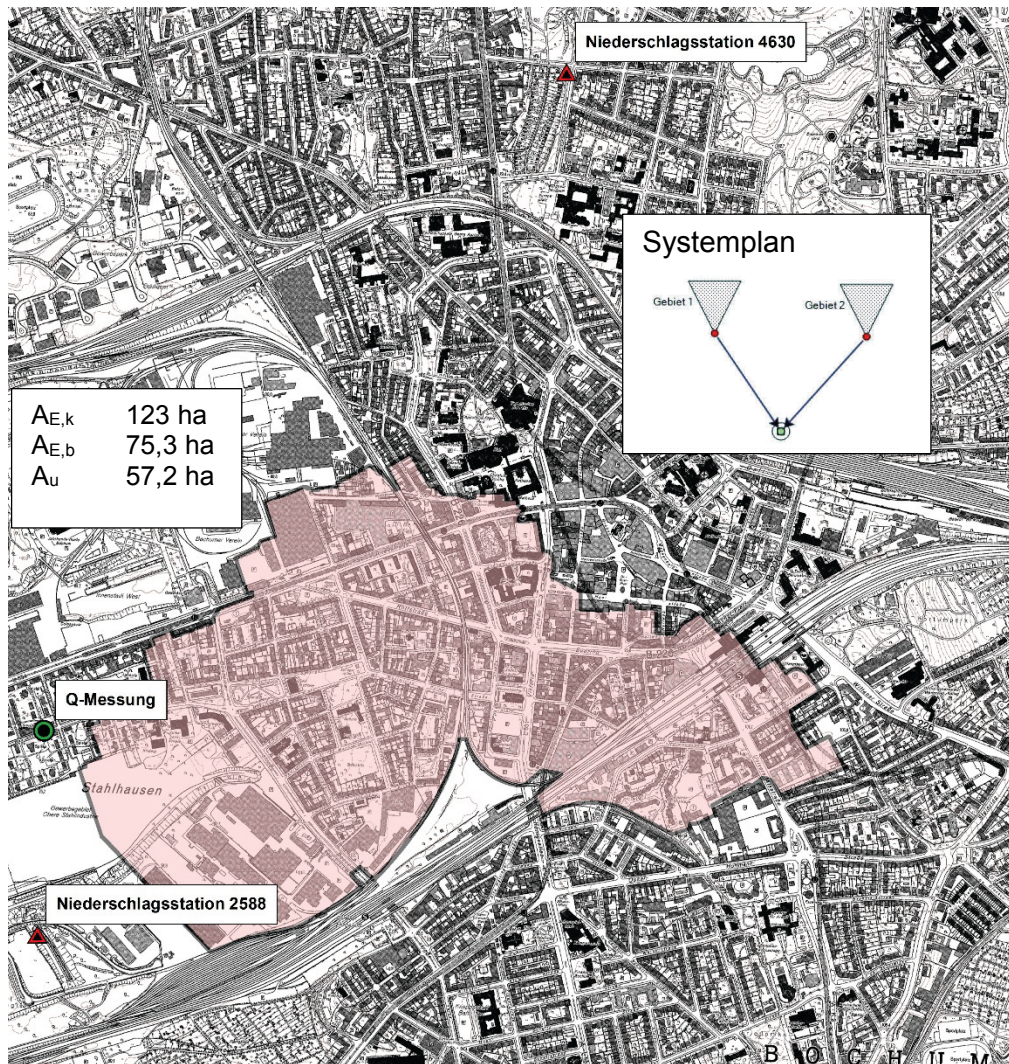


Bild 6.2: Einzugsgebiet (rosa) des Fallbeispiels mit der georeferenzierten Lage der Messstellen und KOSIM-Systemplans

Tabelle 6.1: Standardwerte und Wertebereiche der KOSIM-Parameter für das Fallbeispiel

Parameter	Abkürzung	Einheit	Standardwert	Minimalwert	Maximalwert
Schwerpunktlaufzeit	TS	min	20	1	50
Benetzungsverlust	VBen	mm	0,3	0,1	0,8
Muldenverlust	VMuld	mm	1,8	0,5	2,3
Anfangsabflussbeiwert	psiA	-	0,3	0,1	0,5
Endabflussbeiwert	psiE	-	0,85	0,5	1

Die Berechnung des Trockenwetterabflusses erfolgt anhand von 16.000 Einwohnergleichwerten mit einem mittleren Wasserverbrauch von 130 l/(E*d). Für das KOSIM-Modell dieses Fallbeispiels werden die in Tabelle 6.1 aufgelisteten Standardwerte verwendet. Zusätzlich sind die Parameterwertebereiche mit angegeben. Für die beiden Teilgebiete werden die Abflussbildungsparameter (ψ_E , ψ_A , V_{Ben} und V_{Muld}) und der Abflusskonzentrationsparameter (TS) jeweils gemeinsam bestimmt.

Die Durchflussmessstelle liegt westlich des Einzugsgebietes (Bild 6.2, „Q-Messung“). Der Bodensensor für die Messung von Fließgeschwindigkeit und Wasserstand wurde um 6° außermittig in einem Kreiskanal DN 1800 und damit 5 mm oberhalb der Rohrsohle eingebaut (WAS, 2005, vgl. Bild 6.3).

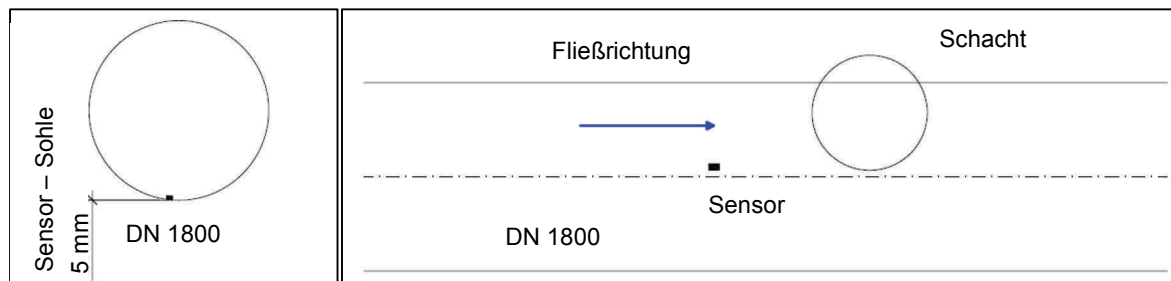


Bild 6.3: Darstellung der Messstelle im Querschnitt (links) und Längsschnitt (rechts) (aus WAS, 2005)

Das verwendete WAS-Sigma Gerät ist ein batteriebetriebenes Gerät, das mit einem Datenspeicher und einem Kombisensor ausgestattet ist (WAS, 2005). Die Messung des Wasserstandes erfolgte mit einer Drucksonde und die Messung der Fließgeschwindigkeit mit einem Continuous-Wave Doppler Verfahren (WAS, 2005). Das Messintervall betrug 2 min. Die Messwerte werden für den Vergleich mit den Simulationsergebnissen auf 5 min Werte aggregiert. Die Umrechnung erfolgt über eine Summenlinie, die anschließend integriert wird. Der Betreiber der Messstelle beschreibt die Qualität der Messung mit der Aussage „die Genauigkeit der Durchflussmessung im Regelbetrieb beträgt rd. +/- 10 % vom Messwert“ (WAS, 2005)¹. Die Kalibrierung der Geschwindigkeitssonde erfolgte bei Trockenwetter mit einer 1-Punktkalibrierung (WAS, 2005).

¹ Gemäß Definition des JCGM 200 (2012) stellt Messgenauigkeit kein quantitatives Maß dar. Die angegebenen $\pm 10\%$ könnten z. B. als maximale Messabweichung interpretiert werden. Zusätzlich irritieren die Begriffe „Regelbetrieb“ und „rund“ in der Angabe des Betreibers der Messstelle.

Die Messstelle wurde temporär vom August 2003 bis September 2005 betrieben. Eine Übersicht über die Ganglinien der Durchfluss- und Niederschlagsmessungen wird in Bild 6.4 gegeben. Der Maximalabfluss lag bei $4,73 \text{ m}^3/\text{s}$ und die maximalen Niederschlagsintensitäten für Station „2588“ bei $81,6 \text{ mm/h}$ sowie für Station „4630“ bei $82,2 \text{ mm/h}$. In Summe wurden während des 23 Monate langen Messzeitraums bei Station „2588“ 1643 mm und bei Station „4630“ 1745 mm gemessen. Eine detaillierte Analyse von Niederschlag-Abfluss Ereignissen ist in Kapitel 6.3.2 zu finden.

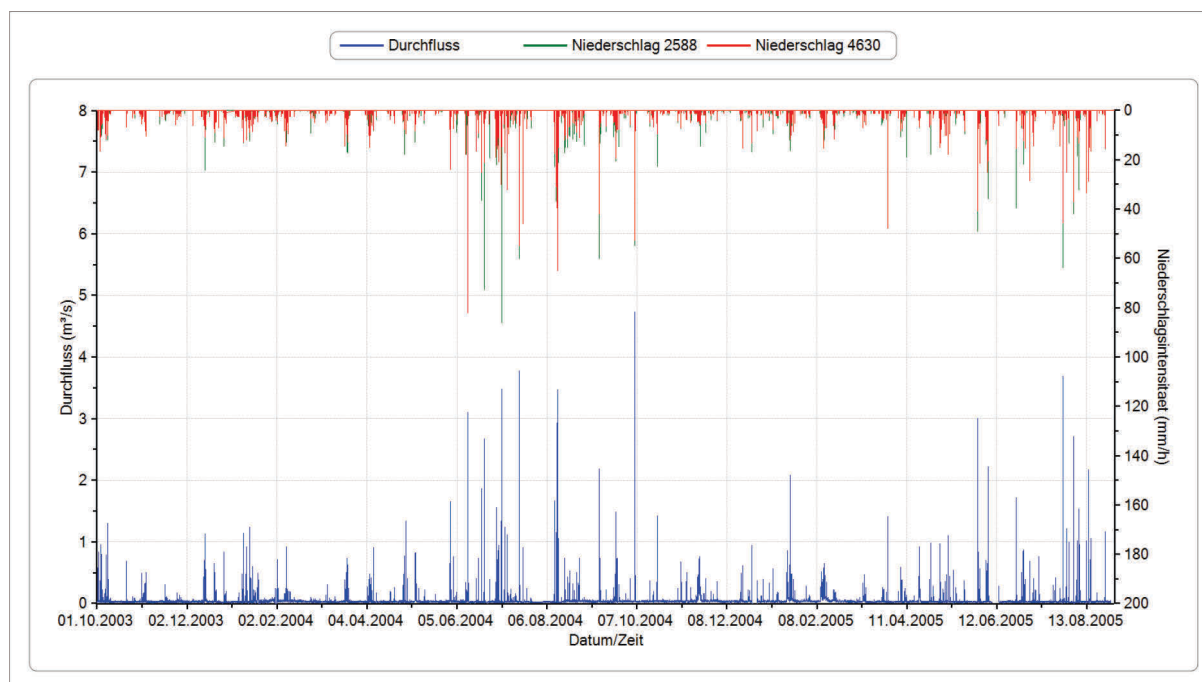


Bild 6.4: Übersicht über die Messdaten

6.2.3 Score-Wert zur Bewertung von Modellergebnisse

Für die Bewertung von Modellergebnissen sind Richtwerte für Abweichungsmaße (vgl. Kapitel 3.2.6) notwendig. Bei der urbanhydrologischen Modellierung erfolgt die Kalibrierung und Bewertung von Modellergebnissen häufig anhand mehrerer Niederschlag-Abfluss-Ereignisse (z. B. di Pierro et al., 2006, Schmitt et al., 2008). Für die Bewertung von Ereignissen müssen die Volumen- und Maximalwertanpassung sowie der Ganglinienverlauf in ein Bewertungsmaß einfließen (z. B. Madsen, 2000, di Pierro et al., 2006, Uhl et al., 2008).

Volumen- und Maximalwertabweichung ergeben unabhängig von den verwendeten Messdaten vergleichbare Ergebnisse, welche durch den Modellierer bewertet werden können. Für die Abweichungsmaße E1 und E2 ist ein direkter Vergleich der Werte von Messstellen mit stark unterschiedlichen Durchflüssen nur begrenzt möglich, da beide Maße durch die Varianz der Messdaten beeinflusst werden (z. B. Schaefli und Gupta, 2007). Tabelle 6.2 stellt Anhaltswerte

für die Bewertung von Modellergebnisse auf der Basis von Abweichungsmaßen zusammen (in Anlehnung an Henrichs, 2006, BWK-M7, 2008, Uhl et al., 2008).

Tabelle 6.2: Anhaltswerte für die Bewertung von Modellergebnissen anhand der Abweichungsmaße E2, VOL und DYMax (vgl. Kap. 3.2.6)

Bewertung	E2	VOL ¹⁾	DYMax ¹⁾
perfekt	1	0	0
sehr gut	0,9 – 1	0 – 0,1	0 – 0,1
gut	0,75 – 0,9	0,1 – 0,2	0,1 – 0,2
befriedigend	0,5 – 0,75	0,2 – 0,3	0,2 – 0,3
fragwürdig	0 – 0,5	0,3 – 0,5	0,3 – 0,5
unbrauchbar	< 0	> 0,5	> 0,5

¹⁾ Bewertung anhand des Betrages des Abweichungsmaßes

Um eine einheitliche Bewertungsgröße zu erhalten, wird für die Abweichungsmaße ein so genannter Score-Wert vergeben, der sich aus den Abweichungsmaßen Maximalwert- und Volumenabweichung und Nash-Sutcliffe Effizienz E2 zusammensetzt (Gleichungen (6-1) bis (6-5)). Der Score-Wert kann Werte zwischen 1 und 5 annehmen. Für jedes Abweichungsmaß wird eine lineare Funktion definiert, die den Wert des Abweichungsmaßes auf Werte zwischen 1 und 5 interpoliert (anhand Tabelle 6.2: perfekt = 1 und unbrauchbar = 5). Für „schlechtere“ Anpassungen als die in Tabelle 6.2 aufgelisteten Werte wird der Score-Wert 5 vergeben (Gleichung (6-4)). Durch Mittelwertbildung einzelner Score-Werte für E2, VOL und DYMax eines Ereignisses kann ein integraler Anpassungswert ermittelt werden (Gleichung (6-5)), welcher gegenüber den ereignisabhängig schwankenden E2-Werten robuster ist.

$$Score(E2) = 1 + |E2 - 1 + Score_5(E2)| * 4 \quad \text{mit } Score_5(E2) = 0 \quad (6-1)$$

$$Score(VOL) = 1 + \frac{|VOL|}{Score_5(VOL)} * 4 \quad \text{mit } Score_5(VOL) = 0,5 \quad (6-2)$$

$$Score(DYMax) = 1 + \frac{|DYMax|}{Score_5(DYMax)} * 4 \quad \text{mit } Score_5(DYMax) = 0,5 \quad (6-3)$$

$$Score(x) = \begin{cases} \leq 5 \Rightarrow Score(x) = Score(x) \\ > 5 \Rightarrow Score(x) = 5 \end{cases} \quad (6-4)$$

$$Score(Ereignis) = \frac{1}{3} \cdot (Score(E2) + Score(DYMax) + Score(VOL)) \quad (6-5)$$

Tabelle 6.3 gibt einen Überblick über eine mögliche Bewertung von Score-Werten und die den Bewertungsklassen zu Grunde liegenden Werte für die Abweichungsmaße. Als Bewertungskriterium für die Anpassung der Simulation an ein gemessenes Ereignis wird der Score-Wert des Ereignisses gemäß Gleichung (6-5) verwendet.

Tabelle 6.3: Vergleich von Score-Werten und Abweichungsmaßen sowie deren mögliche Bewertung

Score-Wert	E2	VOL	DYMax	Bewertung
1,5	0,875	6,3%	6,3%	++
2,5	0,625	18,8%	18,8%	+
3,5	0,375	31,3%	31,3%	o
4,5	0,125	43,8%	43,8%	-

Ein Beispiel für die Berechnung eines Score-Wertes ist in Bild 6.5 veranschaulicht. Mit den beiden Parametern Endabflussbeiwert ψ_E und Schwerpunktlaufzeit TS des KOSIM-Modells des Fallbeispiels wird eine globale Sensitivitätsanalyse mit 625 Simulationen durchgeführt (siehe Kapitel 7.1.2.3).

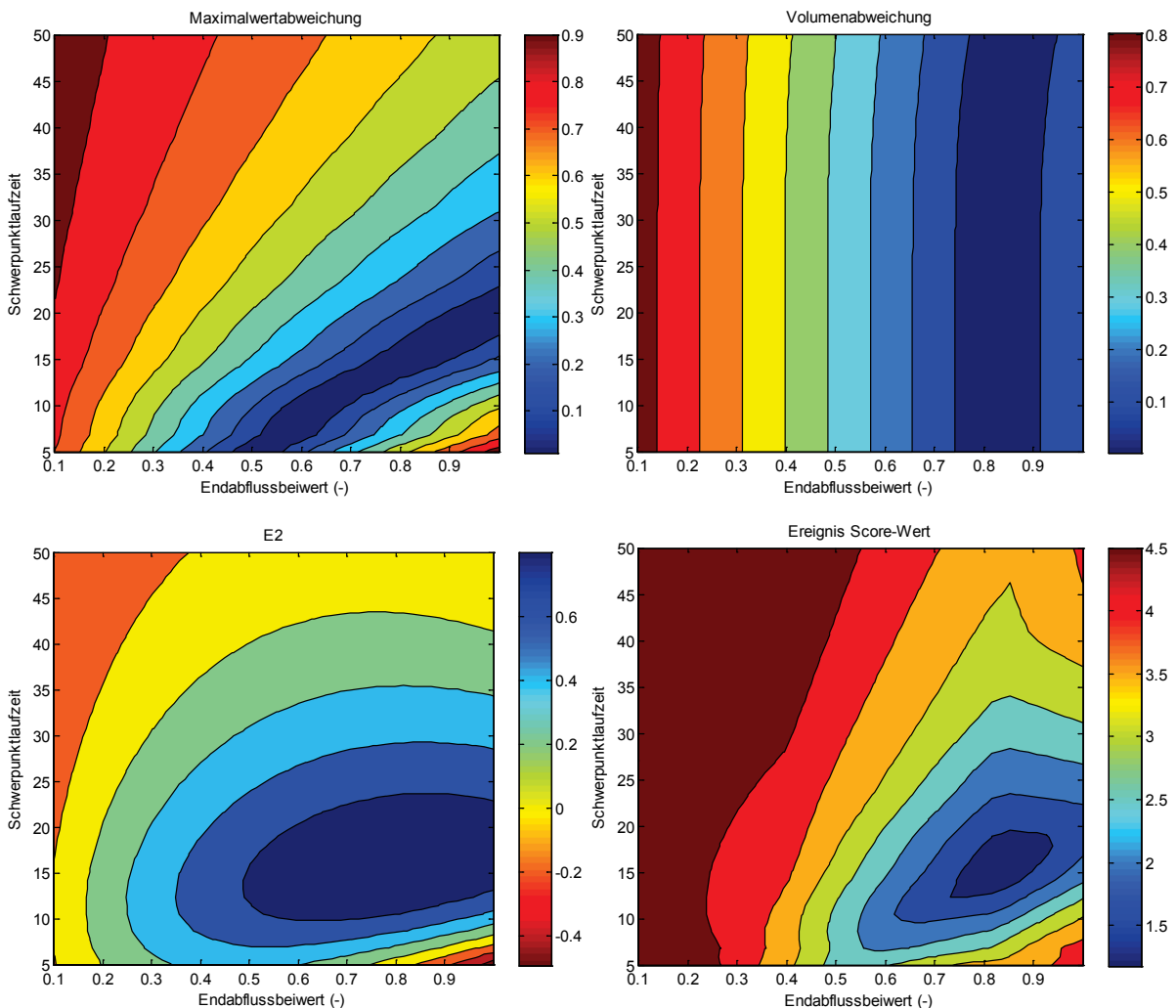


Bild 6.5: Konturplots für die Berechnung eines Ereignis Score-Wertes (unten rechts) aus den Abweichungsmaßen DYMax (oben links), VOL (oben rechts) und E2 (unten links)

Anhand von Konturplots der Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit auf der Abszisse und der Ordinate und den Abweichungsmaßen E2, VOL und DYMax sowie dem

Score-Wert als Werte für die Oberfläche wird die Zusammenfassung der Werte der Abweichungsmaße zu einem Score-Wert verdeutlicht. Exemplarisch wird ein Niederschlag-Abfluss Ereignis vom 05.10.2004 verwendet (vgl. Kapitel 6.4.1).

Für die unterschiedlichen Abweichungsmaße ist eine deutlich unterschiedliche Sensitivität der Parameter erkennbar. Für die Maximalwertabweichung zeigt sich ein diagonal verlaufender Bereich mit einer perfekten Anpassung von $DY_{Max} = 0\%$ für $\psi_E = 0,5$ und $TS = 5$ min bis zu $\psi_E = 1$ und $TS = 17$ min. Die Volumenabweichung ist nur für den Abflussbildungsparameter Endabflussbeiwert sensitiv. Bei Werten von $\psi_E = 0,78$ ergeben sich unabhängig von der Schwerpunktlaufzeit perfekte Volumenabweichungen von $VOL = 0\%$. Anhand des E2-Wertes kann ein optimaler Wertebereich mit einer besten Anpassung bei einem Parametersatz mit $\psi_E = 0,78$ und $TS = 16,3$ min identifiziert werden.

Durch die Kombination der drei Abweichungsmaße zu einem Score-Wert erfolgt die Überlagerung der Bewertungskriterien. Es kann ein optimaler Parametersatz mit $\psi_E = 0,83$ und $TS = 17$ min bestimmt werden. Zusätzlich ergibt sich aber auch ein Bereich sehr guter Lösungen (ψ_E zwischen 0,73 und 0,91 sowie TS zwischen 13 und 20 min), der bei der Betrachtung mehrerer Ereignisse für die Bestimmung einer Kompromisslösung zur Verfügung steht.

6.3 Analyse der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

Die Bestimmung von Niederschlag-Abfluss Ereignissen stellt die Basis für die Konfiguration der Zielfunktion dar. Nur durch die Berücksichtigung unterschiedlicher Niederschlag-Abfluss-Ereignisse mit variierenden Eigenschaften (wie Niederschlags- und Abflusshöhe sowie Niederschlagsintensität und Spitzenabfluss) kann im Rahmen der Modellkalibrierung ein übertragbarer Parametersatz gefunden werden (Bertrand-Krajewski, 2007). Die folgenden Ziele werden anhand der Analyse von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen verfolgt:

- Entwicklung eines automatischen Detektionsverfahrens für Niederschlag-Abfluss-Ereignisse auf der Basis einer oder mehrerer Niederschlag- und einer Durchflusszeitreihe
- Analyse von Eigenschaften von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen, die für die Auswahl von Kalibrierereignissen relevant sind

6.3.1 Entwicklung eines Filters für die Detektion von Niederschlag-Abfluss Ereignissen

Die Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen für die Kalibrierung von urbanhydrologischen Modellen muss sicherstellen, dass sowohl das Niederschlags- als auch das Abflussereignis von ihren Vorgängern und Nachfolgern als unabhängig beurteilt wird (Schilling, 1984, Verworn, 2005).

Eine singuläre Betrachtung der Niederschlagsbelastung ist zur Beurteilung nicht ausreichend, da zusätzlich das Abflussgeschehen im Kanalnetz mit analysiert werden muss. In der Gewässerhydrologie wird das Kriterium der hydrologischen Unabhängigkeit verwendet (LAWA, 1997), welches zwei Abflussscheitel als unabhängig voneinander ansieht, wenn mindestens 7 Tagen zwischen den Ereignissen liegen oder der Abfluss unter einen definierten Wert zurückgeht. Bei Messungen im Kanalnetz können Abflussereignisse als voneinander unabhängig angesehen werden, wenn (a) der Durchfluss den Wert des Tagesganges des Trockenwetterabflusses (bzw. ein Toleranzmaß) wieder erreicht oder (b) wenn das Entwässerungssystem kein niederschlagsbedingtes Wasser mehr zwischenspeichert.

Die Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen erfolgt anhand einer gemessenen Durchflussganglinie und einer oder mehrerer Niederschlagsganglinien. Hierfür wird in einem ersten Schritt die Nachlaufdauer zwischen Ende des Niederschlagsereignisses und Ende des Abflussereignisses geschätzt. Die Bestimmung der Nachlaufdauer erfolgt anschließend mittels einer iterativen Prozedur (Schritte 6.3.1.3 bis 6.3.1.5).

6.3.1.1 Berechnung des Trockenwetterabflusses

Für die Bestimmung des Tagesganges des Trockenwetterabflusses zur Berücksichtigung von Schmutz- und Fremdwasser müssen Tage ohne Niederschlag ermittelt werden. Staufer, 2010 nennt 0,3 mm pro Tag als Grenzwert für den Niederschlag unterhalb dessen ein Trockenwettertag vorliegt.

Der Trockenwetterabfluss wird über eine statistische Auswertung des Tagesganges getrennt für Werktage und Wochenenden anhand des gemessenen Durchflusses an Trockenwettertagen berechnet. Ein Trockenwettertag, dessen Durchfluss ausgewertet wird, ist ein Tag an dem die Niederschlagssumme kleiner als der vorgegebene Grenzwert h_N von 0,1 mm ist. Es werden jeweils die Tage ausgewertet, die auf den ersten Trockenwettertag folgen. Die Auswertung erfolgt jeweils für 1-Stunden-Zeitschritte, so dass z. B. alle Durchflüsse zwischen 00:00 und 00:59 dem Zeitpunkt 0:00 Uhr zugeordnet werden. Für den Trockenwetterabfluss wird der Median aller Durchflüsse innerhalb einer Zeitspanne verwendet. Durch die Verwendung des Medians werden sowohl Schmutz- als auch Fremdwasserabflüsse berücksichtigt.

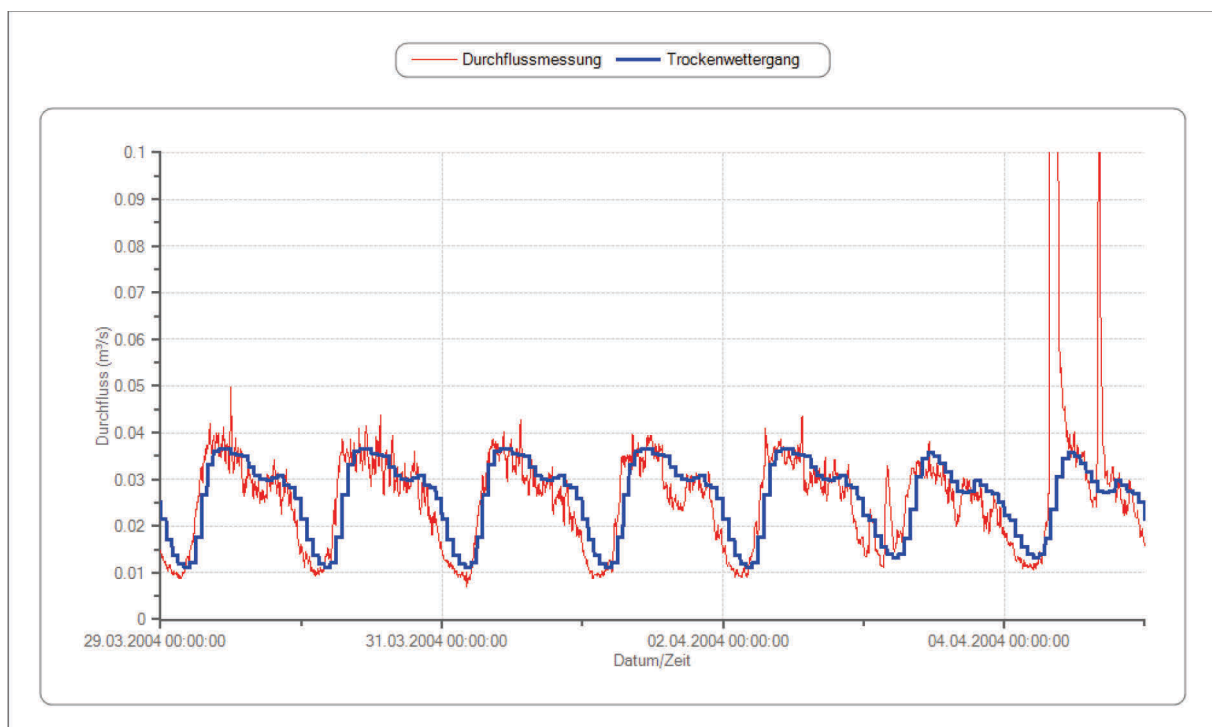


Bild 6.6: Vergleich zwischen Durchflussmessung und statistisch ermitteltem Trockenwettergang

Ein Vergleich zwischen Durchflussmessung und ermitteltem Trockenwetterabfluss ist in Bild 6.6 für die Durchflussmessdaten des Fallbeispiels dargestellt. Der 3. und 4. April sind Wochenendtage, die einen leicht veränderten Tagesgang aufweisen. Der Trockenwettergang der Messstelle wird durch den statistisch ermittelten Trockenwetterabfluss sehr gut repräsentiert,

so dass dieser zur Berechnung des Trockenwetterabflusses während der Niederschlagsereignisse verwendet werden kann.

6.3.1.2 Ermittlung von Abflussspitzen über einem definiertem Grenzwert

Unabhängig von den Niederschlagsereignissen wird der gemessene Durchfluss hinsichtlich seiner Abflussspitzen analysiert. Anhand eines vorgegebenen Grenzwertes, z. B. Maximalwert des Tagesganges des Trockenwetterabflusses, werden alle Maximalwerte, Werte denen ein kleinerer Wert vorausgeht und folgt, bestimmt. Um die Anzahl der Abflussereignisse zu begrenzen, wird nach der visuellen Inspektion der Durchflüsse ein Mindestdurchfluss von $0,5 \text{ m}^3/\text{s}$ für einen relevanten Abfluss eingesetzt (vgl. Bild 6.4 (Seite 114)). Durch die Wahl des Mindestdurchflusses kann die Anzahl der betrachteten Abflussereignisse reduziert werden.

6.3.1.3 Separation von Niederschlag-Ereignissen

Bild 6.33 zeigt zwei stärkere Niederschlagsereignisse im Abstand von 12 Stunden. Ziel der Detektion von Niederschlagsereignissen ist, Grenzwerte zu definieren, damit die geringen Niederschläge zwischen den beiden Ereignissen nicht dazu führen, dass nur ein Niederschlagsereignis ermittelt wird. Hierfür müssen Niederschlagshöhen festgelegt werden, z. B. $0,1 \text{ mm/Intervall}$, die der Filter nicht als Unterbrechung der Regenpause ansieht. Ein weiteres Kriterium ist eine Mindestniederschlagshöhe in einem definierten Zeitraum (z. B. $0,5 \text{ mm}/60 \text{ min}$, Verworn, 2005).

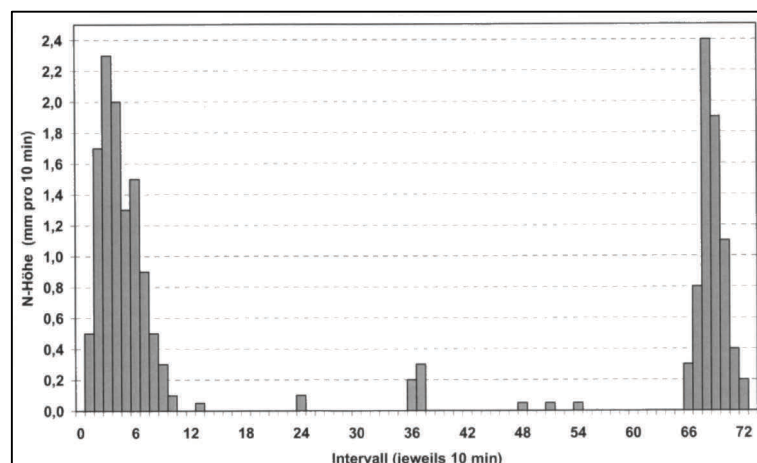


Bild 6.7: Niederschlagsereignisse und vernachlässigbare Regenintervalle für die Ermittlung von Ereignisgrenzen (aus Verworn, 2005)

Mittels Betrachtung des Niederschlagsgeschehens als zufälligen Prozess, der mit einer Poisson-Verteilung beschrieben werden kann, entwickelte Schilling (1984) eine Methode zur Bestimmung der Länge der Trockenperiode zwischen Niederschlagsereignissen. Anhand des

Poisson-Prozesses ermittelt er eine Dauer der Trockenperiode von 4 Stunden. Ein niederschlagsfreier Zeitraum von 4 h wird ebenfalls von Fuchs (1987) und Staufer (2010) als ausreichend für die Unabhängigkeit zweier Niederschlagsereignisse angesehen.

Anhand einer geschätzten Nachlaufdauer (Zeitraum zwischen Ende des Niederschlagsereignisses und dem Ende des Abflussereignisses) zwischen 60 und 240 Minuten und einem vorgegebenen Grenzwert für eine vernachlässigbare Niederschlagshöhe $h_{N=}$ 0,5 mm (Verworn, 2005) werden Niederschlagsereignisse ermittelt, die voneinander unabhängig sind. Dabei ist ein Niederschlagsereignis beendet, wenn in der vorgegebenen Nachlaufdauer nicht mehr als die vernachlässigbare Niederschlagshöhe fällt. Die Abtrocknung der Oberflächen bzw. die Entleerungszeit für Mulden wird nicht berücksichtigt, da hier für zusätzlich noch Daten zur Verdunstungsberechnung benötigt würden.

6.3.1.4 Verschneidung von Niederschlags- und Abflussereignissen

Im nächsten Schritt werden die Niederschlagsereignisse der einzelnen Niederschlagsstationen zeitlich überlagert. Hierfür werden jeweils überlappende Ereignisse unterschiedlicher Stationen einem Ereignis zugeordnet. Überlappende Ereignisse werden nicht nur während Anfang und Ende eines Ereignisses gesucht. Ereignisse einer weiteren Station werden ebenfalls als überlappend angesehen, wenn sie im Zeitbereich Ereignisende der einen Station zuzüglich der Hälfte der vorgegebenen Nachlaufdauer beginnen. Nach der Verschneidung der Niederschlagsereignisse werden die durch die Niederschlagsereignisse hervorgerufenen Abflussereignisse zugeordnet. Hierfür werden alle Maximalwerte, die nach dem Beginn des Niederschlages und bis Ende der vorgegebenen Nachlaufdauer auftreten, dem Niederschlagsereignis zugeordnet.

Bild 6.8 veranschaulicht die Systematik zur Zusammenfassung von Niederschlägen und Zuordnung von Spitzenabflüssen. Der Niederschlag beginnt mit dem Anfang von „Ereignis 1.1“ der Niederschlagsstation 1. Zu diesem Ereignis zeitlich versetzt beginnt das „Ereignis 2.1“ der Niederschlagsstation 2. Das Ereignis 1 endet mit dem Ende von Ereignis 2.1. Nach Abschluss wird in einem Zeitraum Nachlaufdauer/2 nach weiteren Niederschlagsereignissen gesucht („Suche Niederschläge“). Im vorliegenden Beispiel wird innerhalb des Suchzeitraums das Ereignis 1.2 gefunden. Dieses ist vom Ereignis 1.1 gemäß den Kriterien aus Schritt 6.3.1.3 unabhängig. Das gesamte Niederschlagsereignis endet somit mit dem Ende von Ereignis 1.2. Innerhalb des Zeitraums „Anfang Niederschlag 1“ bis „Ende Niederschlag 2“ zuzüglich der Nachlaufdauer („Suche Q_{max} “) werden alle Maximalwerte ($Q_{max,1}$ bis $Q_{max,3}$) des Durchflusses dem Ereignis 1 zugeordnet.

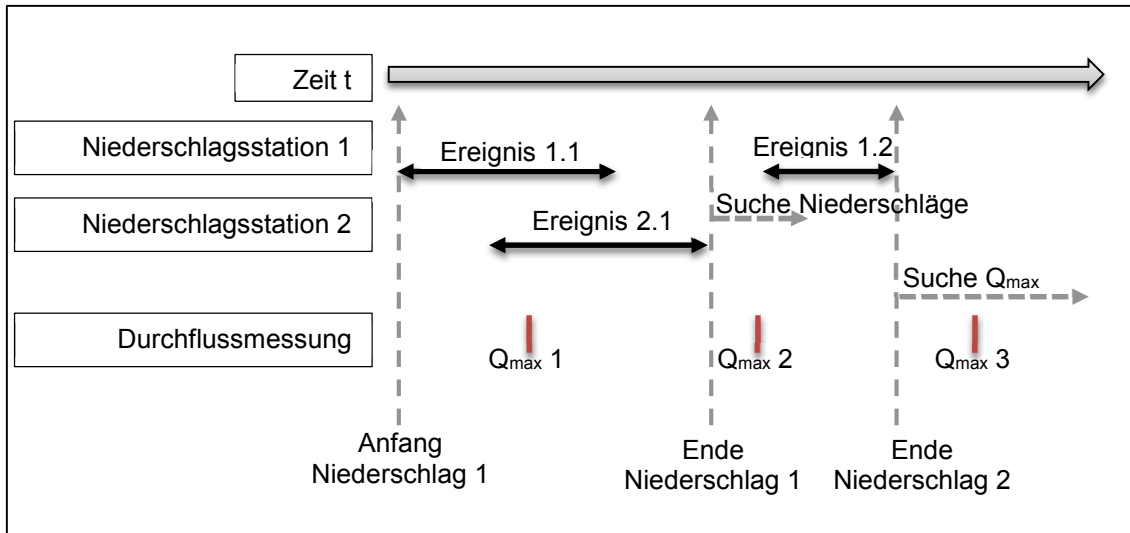


Bild 6.8: Systematik zur Zusammenfassung von Niederschlagsereignissen und Zuordnung von Spitzenabflüssen

6.3.1.5 Anfangs- und Endzeitpunkt des Abflussereignisses

Die Ermittlung von Anfangs- und Endzeitpunkt des Abflussereignisses basiert auf einem Vergleich des Durchflusses und dem ermittelten Trockenwetterverlauf. Zwischen Beginn des Niederschlagsereignisses und erstem Maximalwert wird ein „Abheben“ bzw. Schnittpunkt des Durchflusses vom Trockenwettergang gesucht (Bild 6.9). Wenn kein Schnittpunkt ermittelt wird, wird der Niederschlagsbeginn als Ereignisbeginn verwendet.

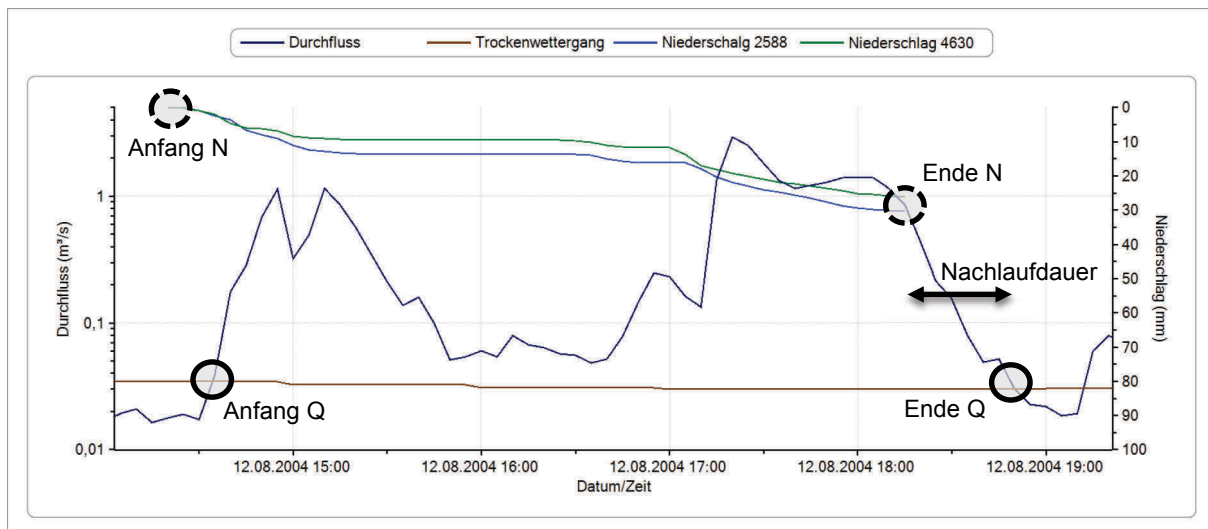


Bild 6.9: Beispiel für die Bestimmung von Ereignisanfang und Ereignisende (logarithmierte Darstellung des Durchflusses)

Das Ereignisende wird zwischen letztem Maximalwert eines Ereignisses und dem Ende der Nachlaufdauer gesucht. Hierfür wird entweder ein Schnittpunkt mit dem Trockenwettergang oder ein konstanter Gradient des Durchflusses verwendet (Bild 6.9). Ein konstanter Gradient

wird angenommen, wenn der Gradient des Durchflusses über fünf Zeitschritte kleiner ist als der maximale Gradient des Trockenwetterganges. Wenn kein ausgeprägter Trockenwettergang vorliegt, z. B. im Regenwasserkanal, ist das Ereignis beendet, wenn kein Durchfluss mehr vorhanden ist, oder ein vorgegebener Grenzwert unterschritten wird.

6.3.1.6 Iterative Bestimmung der Nachlaufdauer

Die Schritte (6.3.1.3) bis (6.3.1.5) werden so lange wiederholt, bis das obere Quartil der Nachlaufdauer aller ermittelten Ereignisse, dem vorgegebenen Wert für die Nachlaufdauer (aus Schritt 6.3.1.3) entspricht.

6.3.1.7 Berechnung der Attribute der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

Nach der Festlegung der Nachlaufdauer werden für alle Niederschlag-Abfluss-Ereignisse die folgenden Attribute bestimmt:

Durchfluss: Maximalwert, Mittelwert, Abflussvolumen, Trockenwetterabflussvolumen, Abflusshöhe (über Fläche und Befestigungsgrad sowie Niederschlagsabfluss), Ereignisdauer

Niederschlag (Mittelwert der Stationen): Höhe, Dauer, mittlere Intensität, mittlere Intensität über 60 Minuten, maximale Intensität (Maximalwert der Stationen) sowie die Werte für die einzelnen Stationen.

Anhand des Mittelwertes der Niederschlagshöhe der verwendeten Stationen wird ein Indikator für die ungleichmäßige Überregnung eines Einzugsgebietes bestimmt. Hierfür wird die Abweichung der Niederschlagshöhen aller Stationen zum gemeinsamen Mittelwert berechnet. Als Anhaltswert werden in Anlehnung an Schmitt et al. (2008) 15 % Abweichung zum Mittelwert einzelner Stationen als Indikator für eine ungleichmäßige Überregnung verwendet. Als zweites Kriterium wird der mittlere Verlauf der Summenlinien der verwendeten Niederschlagsstationen berechnet. Abweichungen der Verläufe einzelner Niederschlagsstationen vom mittleren Verlauf von mehr als 30 % lassen ebenfalls eine ungleichmäßige Überregnung vermuten (Schmitt et al., 2008). Die Grenzwerte von 15 % und 30 % stellen dabei Expertenschätzungen dar.

Anhand einer linearen Regression zwischen Niederschlags- und Abflusshöhen kann ein mittlerer Abflussbeiwert sowie ein Anhaltswert für die Anfangsverluste berechnet werden (Gleichung (6-6) und (6-7), Wangwongwiroj et al., 2004).

$$h_A = \psi \cdot h_N + b \quad (6-6)$$

$$h_0 = -\frac{b}{\psi} \quad (6-7)$$

mit h_A Abflusshöhe (mm), ψ mittlere Abflussbeiwert, h_N Niederschlagshöhe (mm), h_0 Anfangsverluste (mm), b Achsenabschnitt der Regressionsfunktion.

Neben den Niederschlags- und Abflussattributen wird mit dem ermittelten Anfangsverlust der Abflussbeiwert als Quotient aus Abflusshöhe und effektiver Niederschlagshöhe für jedes Ereignis ermittelt. Die effektive Niederschlagshöhe berechnet sich dabei aus der Niederschlagshöhe sowie dem Anfangsverlust (Gleichung (6-8), Schmitt et al., 2008). Standardwerte für Anfangsverluste liegen nach ATV-DVWK-M 165 (2004) zwischen 0,8 und 2,7 mm.

$$\psi = \frac{h_A}{h_N - h_0} \quad (6-8)$$

6.3.1.8 Auswahl relevanter Niederschlagsereignisse

Für die Modellierung von Kanalnetzen verwendet Fuchs (1987) eine Mindestniederschlagshöhe von 3 mm je Ereignis und betrachtet ausschließlich Ereignisse, deren Häufigkeit n kleiner als 3 pro Jahr für eine Dauer von 5 bis 60 min ist.

Einfalt et al. (1998) nennen für ein signifikantes Niederschlagsereignis eine Intensität von 5 mm in 1 h. Als Trenngröße zwischen zwei dieser Ereignisse setzen Einfalt et al. (1998) 0,5 mm in 1 h an. Eine Differenzierung von Niederschlagsereignissen erfolgt neben den Charakteristika Höhe, mittlere Intensität und Dauer auch nach den Großwetterlagen über Mitteleuropa (Gersengarbe et al., 1999). Da Einfalt et al. (1998) keinen generalisierbaren Einfluss der Großwetterlagen auf die Charakteristik eines Niederschlagsereignisses finden konnten, werden diese hier nicht weiter berücksichtigt.

Für die Kalibrierung von Niederschlag-Abfluss-Modellen detektieren Schmitt et al. (2008) Ereignisse mit einem Niederschlag größer 5 mm mit einer Mindestintensität von 5 bis 10 mm in 2 h. Ereignisse mit Niederschlägen von mehr als 5 mm stellen sicher, dass ein Großteil der angeschlossenen befestigten Fläche Abfluss produziert (Schmitt et al., 2008). Um in Mischsystemen eine eindeutige Abgrenzung zwischen Trockenwetterabfluss und Mischwasserabfluss zu gewährleisten, empfehlen Schmitt et al. (2008) die Verwendung von Ereignissen, bei denen das Gesamtabflussvolumen das geschätzte Trockenwetterabflussvolumen während des Ereignisses um einen Faktor von mindestens 3 überschreitet.

Für die Auswahl von relevanten Ereignissen werden die Kriterien mittlere Niederschlagshöhe $h_N \geq 5$ mm und die maximale Intensität über 60 min $i_{N,60\text{min}} \geq 2,5$ mm/h verwendet.

6.3.1.9 Visuelle Kontrolle

Die durch den automatischen Filter detektierten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse werden einer visuellen Kontrolle unterzogen. Hierfür werden gemessener Durchfluss, berechneter Trockenwetterabfluss sowie die dazugehörigen Ereignissummenlinien der Niederschlagsstationen visualisiert. Wenn der Durchfluss durch eine Messung von Fließtiefe und Fließgeschwin-

digkeit berechnet wurde, sollten die Rohdaten ebenfalls mit geprüft werden. Wenn Unplausibilitäten in den Rohdaten detektiert werden, sollte das Ereignis nicht verwendet werden, oder mit einer entsprechenden Kennzeichnung versehen werden.

6.3.2 Anwendung des NA-Ereignis-Filters auf die Daten des Fallbeispiels

Der in Kapitel 6.3.1 vorgestellte Filter zur Detektion von NA-Ereignissen wird für die beiden Niederschlagsstationen und die Durchflussmessstelle des Fallbeispiels angewendet.

6.3.2.1 Iterative Bestimmung der Nachlaufdauer

Für die Ermittlung der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse wird der Niederschlagsfilter mit unterschiedlichen Nachlaufdauern untersucht. Die Nachlaufdauer wird mit einer vernachlässigbaren Niederschlagshöhe von 0,5 mm eingesetzt, so dass ein Niederschlagsereignis vorliegt, wenn innerhalb der Nachlaufdauer 0,5 mm Niederschlag fallen. Zugleich ist ein Niederschlagsereignis beendet, wenn innerhalb der Nachlaufdauer weniger als 0,5 mm Niederschlag auftreten.

In Tabelle 6.4 sind die statistischen Kennzahlen für die drei Selektionen von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen mit Nachlaufdauern von 60 min, 90 min und 120 min aufgelistet. Es wird deutlich, dass unabhängig von der vorgegebenen Nachlaufdauer (Zeitraum zwischen Niederschlagsende und Ende des Abflussereignisses) vergleichbare Ergebnisse für die Nachlaufdauern erzielt werden. Als Nachlaufzeit werden 75 min gewählt. Dies entspricht dem oberen Quartil der untersuchten Nachlaufdauern (vgl. Tabelle 6.4). Für die weitere Analyse der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse stehen somit 116 Ereignisse zur Verfügung.

Tabelle 6.4: Vergleich der statistischen Auswertung der Nachlaufdauern bei unterschiedlich gewählten Vorgaben

gewählte Nachlaufdauer (min)	60	90	120	75
Anzahl Ereignisse	118	113	109	116
Minimalwert (min)	5	15	15	5
5% Perzentil (min)	25	25	25	25
unteres Quartil (min)	60	60	60	60
Median (min)	65	65	65	65
oberes Quartil (min)	75	75	75	75
95% Perzentil (min)	101	100	100	100
Maximalwert (min)	3710	3655	3655	3710

6.3.2.2 Auswahl von relevanten Ereignissen

Anhand der in Kapitel 6.3.1.8 definierten Kriterien werden aus dem Ereignispool relevante Ereignisse ausgewählt. Hierfür werden für die Niederschlagshöhe 5 mm und für die mittlere Intensität in 60 min 2,5 mm/h verwendet. Diese Bedingungen werden von 50 der 116 Ereignisse erfüllt. Die visuelle Kontrolle (vgl. Kapitel 6.3.1.9) der relevanten Ereignisse führt aufgrund von unplausiblen Wasserstands-Geschwindigkeits-Beziehungen zum Ausschluss von 4 weiteren Ereignissen. Für die Ereignisauswahl stehen somit 46 Ereignisse zur Verfügung.

Für die selektierten Ereignisse wird die Überregnung des Einzugsgebietes geprüft. Dafür werden die Ereignissummenlinien der beiden verwendeten Stationen eingesetzt. Als erstes Kriterium wird die Abweichung vom Mittelwert der Niederschlagssumme der beiden Stationen herangezogen. Ein Niederschlagsereignis wird als ungleichmäßig überregnet bewertet, wenn die Niederschlagssumme einer Station um mehr als 15 % vom Mittelwert abweicht. Die Prüfung des Niederschlagsverlaufes erfolgt mit einem Grenzwert von 30 % für die Abweichung des Niederschlagssummenwertes an jedem Zeitschritt (vgl. Kapitel 6.3.1.7). Tabelle 6.5 fasst die Anzahl der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse bei Berücksichtigung unterschiedlicher Kriterien zusammen. Es stehen insgesamt 24 gleichmäßig und 22 ungleichmäßig überregnete Ereignisse zur Verfügung. Im Rahmen der Auswertung der Validierung von Kalibrierergebnissen erfolgt eine differenzierte Betrachtung der beiden Gruppen.

Tabelle 6.5: Anzahl an Niederschlagsereignissen für unterschiedliche Auswahl-Verfahren und Kriterien

Kriterium	erfüllt	nicht erfüllt
$h_N \geq 5 \text{ mm}$	52	64
$i_{N,60\text{min}} \geq 2,5 \text{ mm/h}$	102	14
$h_N \geq 5 \text{ mm}, i_{N,60\text{min}} \geq 2,5 \text{ mm/h}$	46	70
$h_N \geq 5 \text{ mm}, i_{N,60\text{min}} \geq 2,5 \text{ mm/h}$ und gleichmäßig überregnet*	36	80
$h_N \geq 5 \text{ mm}, i_{N,60\text{min}} \geq 2,5 \text{ mm/h}$ und gleichmäßig überregnet**	26	90
$h_N \geq 5 \text{ mm}, i_{N,60\text{min}} \geq 2,5 \text{ mm/h}$ und gleichmäßig überregnet */**	24	92

*Ein Niederschlagsereignis wird als ungleichmäßig überregnet angesehen, wenn die Summe einer Niederschlagsstation um mehr als 15 % vom Mittelwert der Summen aller Stationen abweicht.

** Prüfung, ob eine Abweichung einer Ereignissummenlinie vom Mittelwerte der Ereignissummenlinien von mehr als 30 % an einem Zeitschritt vorliegt.

Die Eigenschaften der Ereignisse werden hinsichtlich des Niederschlages (Höhe, mittlere Intensität, maximale Intensität und maximale Intensität in 60 min) in Form von Box-Whisker-Plots in Bild 6.10 und die Eigenschaften des Abflusses (Abflusshöhe, mittlerer Abfluss, Spitzenabfluss und Abflussbeiwert) in Bild 6.11 dargestellt. Die Auswertung erfolgt jeweils für gleichmäßig und ungleichmäßig überregnete Ereignisse. Die Differenzierung zwischen gleichmäßig und ungleichmäßig überregneten Ereignissen zeigt, dass die gleichmäßigen Niederschlagsereignisse eine größere Spannweite für die Niederschlagshöhe einnehmen (zwischen 6 und

33 mm). Die Niederschlagshöhen der ungleichmäßig überregneten Ereignisse liegen zwischen 5 bis 15 mm. Die gleichmäßig überregneten Ereignisse weisen sowohl geringere mittlere als auch geringere maximale Niederschlagsintensitäten auf. Die maximalen Intensitäten für die gleichmäßig überregneten Ereignisse liegen zwischen 5 und 25 mm/h und für die ungleichmäßig überregneten zwischen 7 und 86 mm/h. Die gleichen Extremwerte von 26,3 mm/h für die mittlere und die maximale Intensität in 60 min für die ungleichmäßig überregneten Ereignisse resultiert aus der Ereignisdauer von 25 min, da für Ereignisse mit einer Dauer unter 60 min die maximale Intensität in 60 min gleich der mittleren Intensität gesetzt wird (vgl. Bild 6.11).

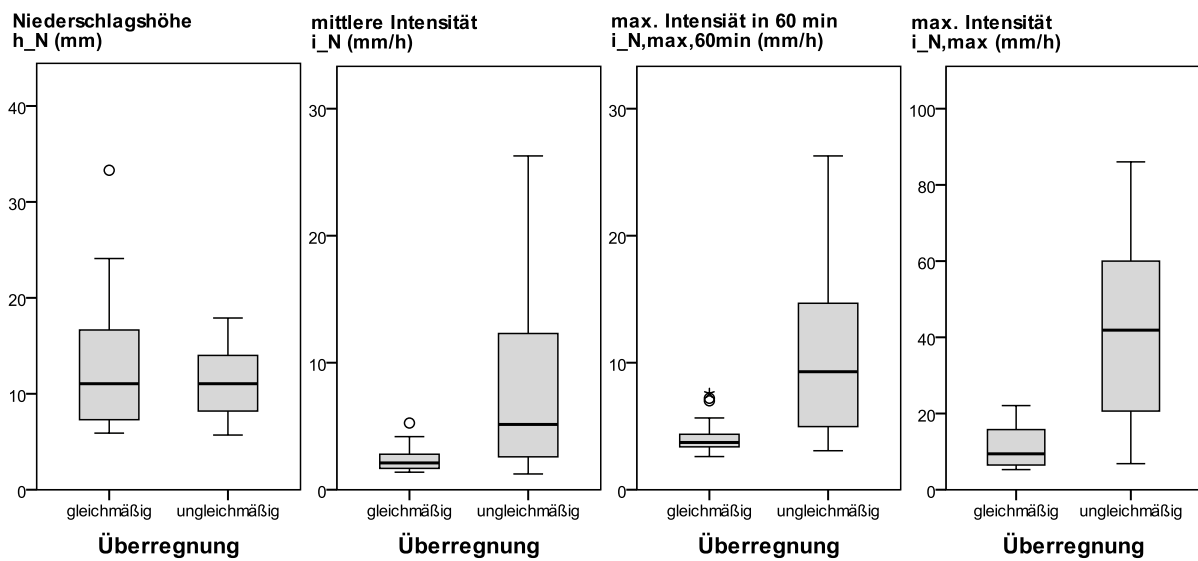


Bild 6.10: Statistische Kennzahlen für die Eigenschaften des Niederschlages der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

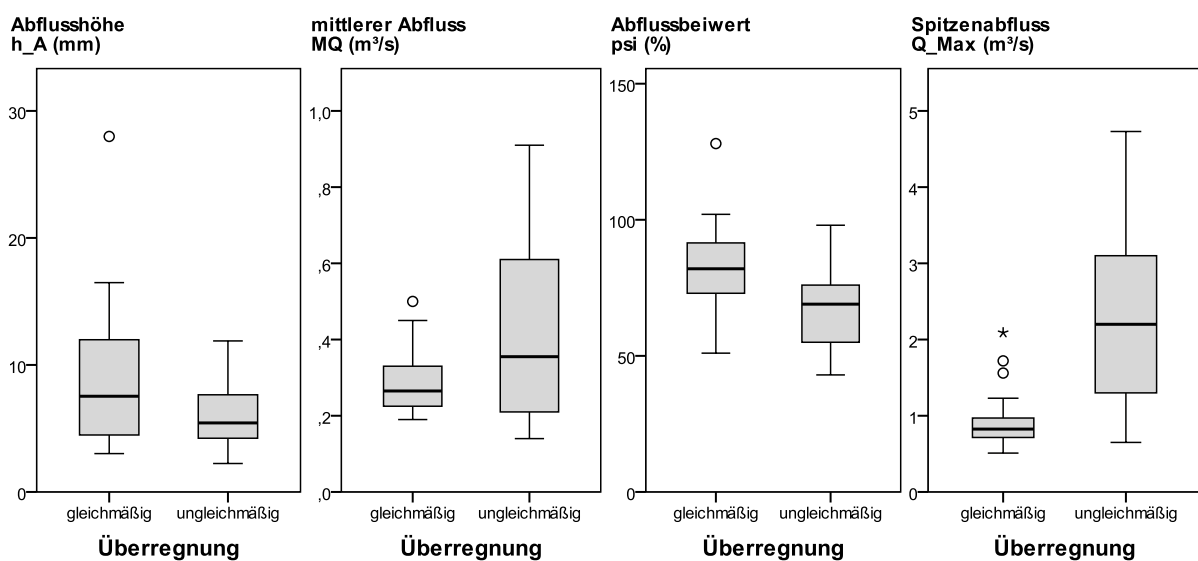


Bild 6.11: Statistische Kennzahlen für die Eigenschaften des Abflusses der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

Die Eingangsdaten des Niederschlages wirken sich auch auf die Eigenschaften des Abflusses aus (Bild 6.11). Gleichmäßig überregnete Ereignisse weisen eine größere Spannweite bei den Abflusshöhen und geringere bei den Spitzenabflüssen auf. Die 13 größten Spitzenabflüsse werden durch ungleichmäßig überregnete Ereignisse hervorgerufen.

Der Abflussbeiwert stellt als Quotient aus Abfluss- und Niederschlagshöhe eine kombinierte Größe dar (Bild 6.11). Der Median der Abflussbeiwerte liegt für die gleichmäßig überregneten Ereignisse bei 0,78 und für die ungleichmäßig überregneten bei 0,69. Für die Berechnung des Abflussbeiwertes bei ungleichmäßiger Überregnung stellt die Mittelwertbildung zur Berechnung der Niederschlagshöhe eines Ereignisses auf der Grundlage von zwei Niederschlagsmessstationen eine Unsicherheit dar. Diese Ungleichmäßigkeit kann durch die Erfassung von Punktniederschlägen bei stark variierenden örtlichen und zeitlichen Ereignissen nicht exakt berücksichtigt werden.

6.3.2.3 Zusammenhangsanalyse der Eingangsdaten eines Ereignisses

Die Dimensionsreduzierung der Eigenschaften von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen erfolgt mittels der Faktorenanalyse (Backhaus et al., 2003). Hierfür wird in einem ersten Schritt eine Korrelationsanalyse durchgeführt. Tabelle 6.6 listet die Korrelationsmatrix der Eigenschaften der 46 Niederschlag-Abfluss-Ereignisse auf. Hohe Korrelationen sind einerseits zwischen i_N , $i_{N,max}$, $i_{N,max,60min}$ sowie Q_{max} und MQ und andererseits zwischen h_N , h_A , D_N und der Ereignisdauer zu erkennen. Die berechneten Korrelationen werden in Form eines Matrixplots in Bild 6.12 veranschaulicht. Dabei erfolgt eine Differenzierung gemäß der Überregnung der Ereignisse.

Tabelle 6.6: Korrelationsmatrix für die Niederschlags- und Abflusseigenschaften der 46 Niederschlag-Abfluss -Ereignisse

	h_N	i_N	$i_{N,max,60min}$	D_N	$i_{N,max}$	Ereignisdauer	Q_{max}	MQ	h_A
h_N	1	-0,09	-0,02	0,71	-0,10	0,71	0,06	0,19	0,93
i_N	-0,09	1	0,98	-0,52	0,84	-0,51	0,73	0,76	-0,19
$i_{N,max,60min}$	-0,02	0,98	1	-0,51	0,87	-0,50	0,80	0,80	-0,15
D_N	0,71	-0,52	-0,51	1	-0,58	0,99	-0,51	-0,42	0,79
$i_{N,max}$	-0,10	0,84	0,87	-0,58	1	-0,56	0,88	0,75	-0,25
Ereignisdauer	0,71	-0,51	-0,50	0,99	-0,56	1	-0,50	-0,44	0,80
Q_{max}	0,06	0,73	0,80	-0,51	0,88	-0,50	1	0,83	-0,10
MQ	0,19	0,76	0,80	-0,42	0,75	-0,44	0,83	1	0,07
h_A	0,93	-0,19	-0,15	0,79	-0,25	0,80	-0,10	0,07	1

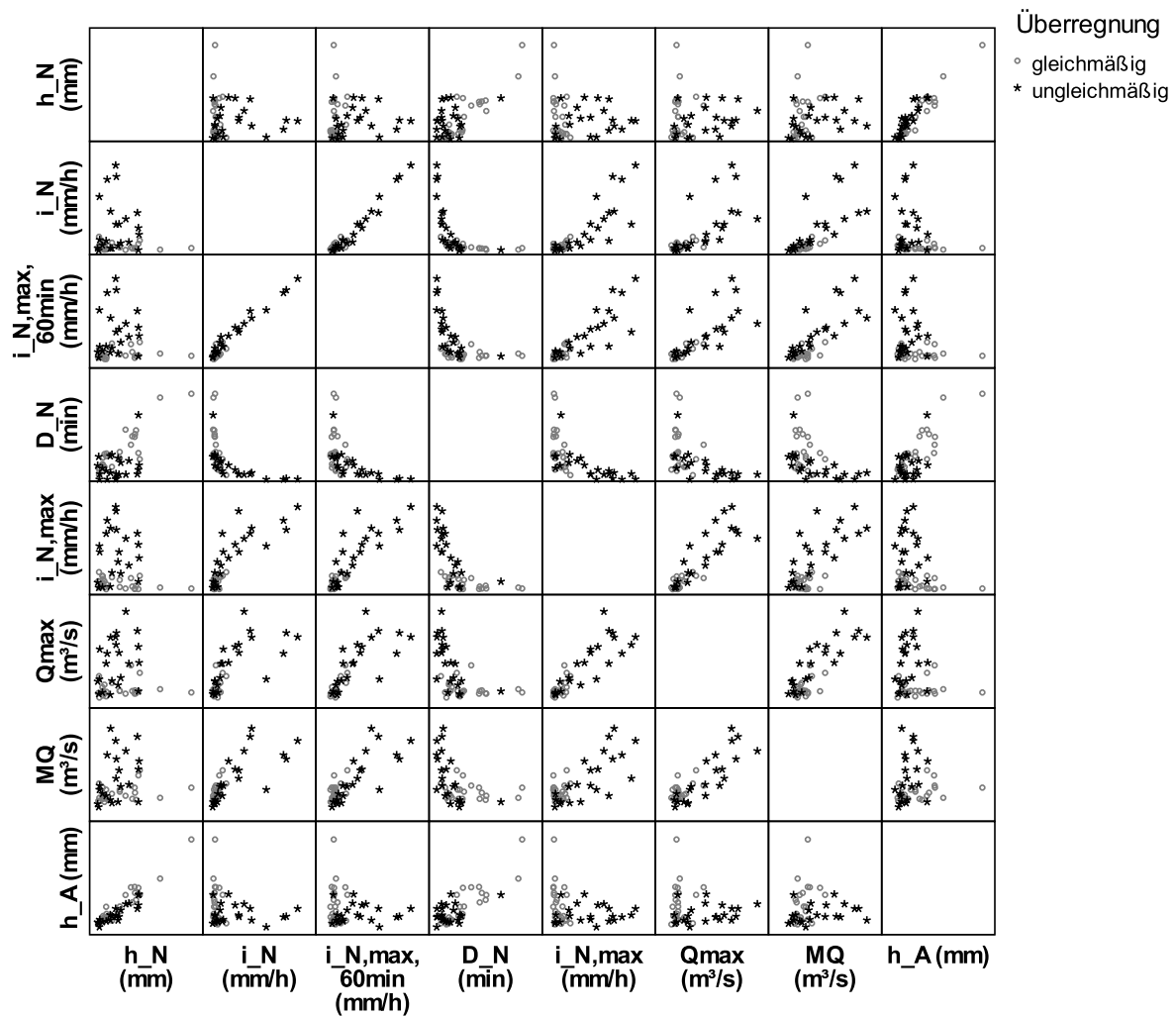


Bild 6.12: Matrixplot der Haupteigenschaften eines Niederschlag-Abfluss-Ereignisses

Bild 6.13 zeigt das Ladungsdiagramm der Faktorenanalyse. Die beiden identifizierten Faktoren lassen sich auf die Ereigniseigenschaften Volumen bzw. Höhe und Spitzenwert bzw. Intensität zurückführen. Die Faktorenanalyse wurde anhand von standardisierten Werten durchgeführt, so dass die beiden Faktoren einen Mittelwert von 0 und eine Varianz von 1 aufweisen (Backhaus et al., 2003). Dabei bedeuten Faktorwerte von 0 eine „dem Durchschnitt entsprechende“ Ausprägung und positive Faktorwerte, dass die entsprechende Eigenschaft eine überdurchschnittlichen Einfluss auf den Faktor hat (Backhaus et al., 2003). Anhand der Ergebnisdarstellung der Faktorenanalyse in Form eines Ladungsdiagramms (Bild 6.13) können für den Faktor Spitzenwert die Eingangsgrößen MQ, $i_{N,max,60min}$, Q_{max} , i_N und $i_{N,max}$ als einflussreich charakterisiert werden. Die Eingangsgrößen h_A und h_N haben einen mittleren und die Niederschlags- und Ereignisdauer einen geringen Einfluss auf den Faktor Spitzenwert. Die vier letztgenannten Eingangsgrößen haben indes einen großen Einfluss auf den Faktor Volumen, während die Eingangsgrößen, die einen großen Einfluss auf den Spitzenwert ausüben, nur einen mittleren Einfluss auf das Volumen haben.

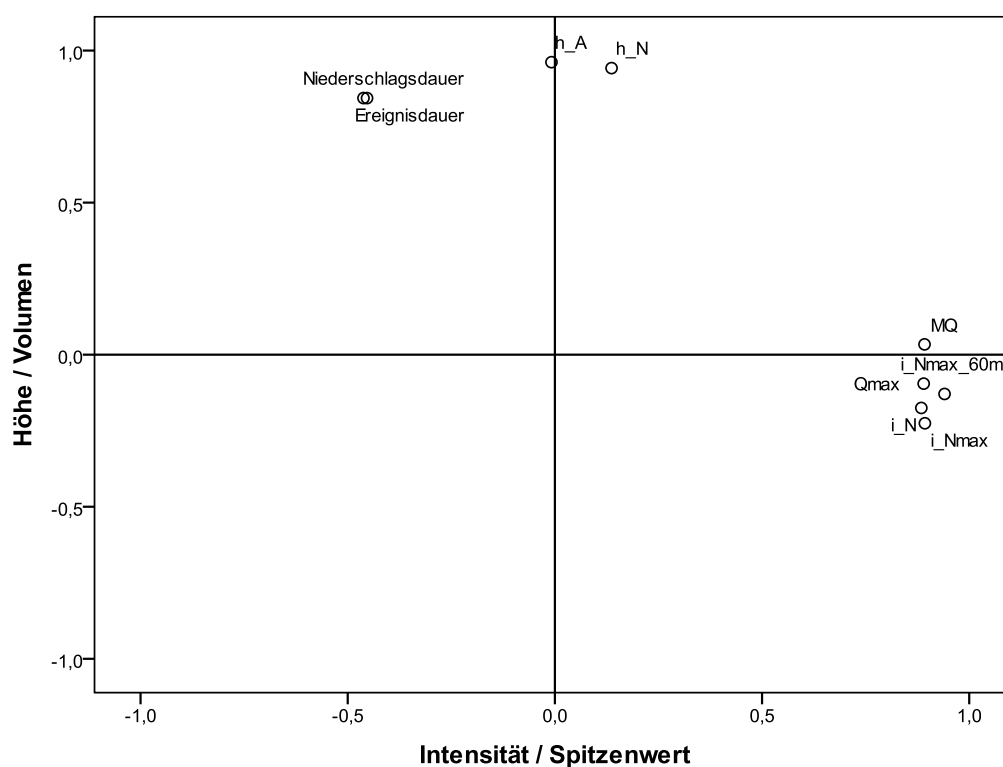


Bild 6.13: Ladungsdiagramm der Faktorenanalyse mit den wesentlichen Eigenschaften eines Niederschlag-Abfluss-Ereignisses

Für die weitere Analyse von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen werden somit die Eigenschaften Abfluss- und Niederschlagshöhe für den Faktor Volumen und Q_{\max} und $i_{N,\max}$ für den Faktor Spitzenwert untersucht. Das Ziel dieser weitergehenden Analyse ist es, Ereignisse ausschließlich über die Eigenschaften des Niederschlages auswählen zu können.

Bild 6.14 visualisiert den Zusammenhang zwischen Niederschlags- und Abflusshöhen sowie zwischen maximalen Niederschlagsintensitäten und Spitzenabflüssen für gleichmäßig und ungleichmäßig überregnete sowie alle Ereignisse. Mittels linearer Regression werden aus den Niederschlags- und Abflusshöhen mittlere Abflussbeiwerte und Anfangsverluste berechnet. Die Anfangsverluste ergeben sich grafisch aus dem Schnittpunkt der Regressionsgeraden mit der Abszisse. Für die gleichmäßig überregneten Ereignisse ergibt sich ein mittlerer Abflussbeiwert von 0,83 bei einem Anfangsverlust von 1,8 mm. Die ungleichmäßig überregneten Ereignisse liefern einen wesentlich geringeren mittleren Abflussbeiwert von 0,59 mit einem Anfangsverlust von 0,7 mm. Bei gemeinsamer Analyse von gleichmäßig und ungleichmäßig überregneten Ereignissen ergibt sich ein Abflussbeiwert von 0,79 mit einem Anfangsverlust von 2,3 mm. Mit Bestimmtheitsmaßen zwischen 0,8 und 0,93 liegen straffe Zusammenhänge zwischen der Niederschlagshöhe und der Abflusshöhe vor.

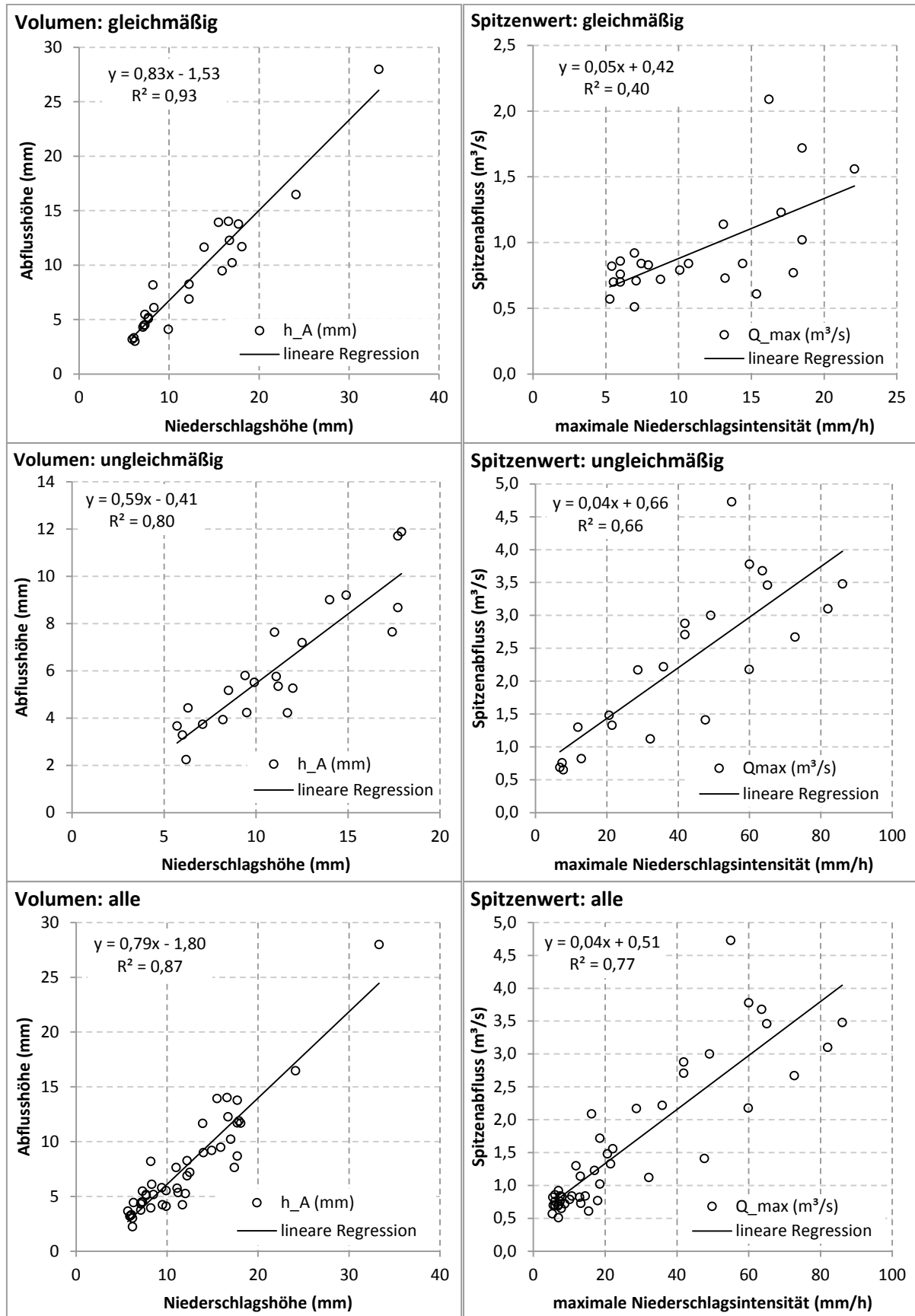


Bild 6.14: Zusammenhang zwischen Niederschlags- und Abflusshöhen (Volumen) sowie zwischen maximalen Niederschlagsintensitäten und Spitzenabflüssen (Spitzenwert) unterteilt nach der Überregnung der Ereignisse

Es ist auffällig, dass bei höheren maximalen Niederschlagsintensitäten ab ca. 25 mm/h nur noch ungleichmäßig überregnete Ereignisse auftreten. Die Korrelationsanalyse für die maximale Niederschlagsintensität und den Spitzenabfluss weist für die ungleichmäßig überregneten sowie alle Ereignisse einen engen Zusammenhang auf. Die höhere Korrelation von 0,69 für die ungleichmäßig überregneten Ereignisse zeigt im Vergleich zur Korrelation von 0,4 für die gleichmäßig überregneten, dass der Spitzenabfluss ab einer definierten maximalen Niederschlagsintensität deutlich weniger streut. Dieses Phänomen kann auf intensitätsabhängige Abflussbildungsprozesse (z. B. Infiltration in Fugen von teildurchlässigen Flächen) zurückgeführt werden. Die Korrelation für den gesamten Ereignispool von 0,77 ist auf die größere Anzahl an Werten und die größere Wertespanne zurückzuführen.

Die ermittelten Zusammenhänge zwischen Niederschlagshöhe und Abflusshöhe sowie zwischen maximaler Niederschlagsintensität und Spitzenabfluss ermöglichen eine Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen auf der Basis der Eigenschaften des Niederschlages.

6.3.3 Zusammenfassung

Zur Unterstützung der Auswahl von Kalibrierereignissen wurde ein Algorithmus für die Analyse von Niederschlag-Abfluss-Messungen entwickelt, der auf der Basis von Daten mehrerer Niederschlagsstationen und einer Durchflussmessung automatisch Niederschlag-Abfluss-Ereignisse detektiert und deren Eigenschaften berechnet.

Der entwickelte Algorithmus wurde auf die Niederschlags- und Abflussmessdaten des Fallbeispiels angewendet. Die Untersuchung der Zusammenhänge der Eingangsdaten eines Ereignisses mittels Korrelations- und Faktorenanalyse hat die beiden wesentlichen Eigenschaften „Höhe/Volumen“ und „Intensität/Spitzenwert“ herausgestellt. Der Eigenschaft „Höhe/Volumen“ sind die Niederschlags- und Abflusshöhe sowie die Dauer von Niederschlags- und Abflussergebnis zuzuordnen. Die Eigenschaft „Intensität/Spitzenwert“ wird durch die mittlere und maximale Niederschlagsintensität sowie den mittleren Abfluss und den Spitzenabfluss geprägt. Durch die Ausnutzung von sehr hohen Korrelationen zwischen Niederschlags- und Abflusshöhe sowie zwischen maximaler Niederschlagsintensität und Spitzenabfluss können für die Ereignisauswahl ausschließlich zwei Niederschlagskriterien angesetzt werden. Relevante Ereignisse für die Modellkalibrierung weisen Niederschlagshöhen größer als 5 mm und maximale Niederschlagsintensitäten größer 2,5 mm in 60 Minuten auf. Die Überregnung des Einzugsgebietes kann bei Verwendung von mehr als einer Niederschlagsstation in die Ereignisauswahl eingehen. Für die ungleichmäßige Überregnung wird einerseits die Abweichung der Niederschlagssummen mehrerer Niederschlagsstationen um mehr als 15 % vom Mittelwert der Stationen herangezogen. Andererseits lassen Abweichungen von mehr als 30 % vom mittleren Verlauf der Niederschlagssummenlinien auf eine ungleichmäßige Überregnung des Einzugsgebietes schließen.

Durch eine lineare Regression zwischen Niederschlags- und Abflusshöhe können Anhaltswerte für einen mittleren Abflussbeiwert sowie für den Anfangsverlust bestimmt werden. Die Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen muss grundsätzlich mit einer visuellen Kontrolle der Zeitreihen der gewählten Niederschlagsstationen und des Durchflusses abgeschlossen werden, um unplausible Ganglinienverläufe oder Ereignisse mit Messfehlern bzw. Lücken zu eliminieren.

6.4 Analyse der Einflüsse der Zielfunktion auf das Kalibrierergebnis

Die Ergebnisse der automatischen Modellkalibrierung werden maßgeblich durch die Wahl von Abweichungsmaßen für die Zielfunktion beeinflusst (di Pierro et al., 2006, Deletic et al., 2012). Daher soll für die Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle eine „Standardzielfunktion“ durch den Vergleich unterschiedlicher Abweichungsmaße entwickelt werden. Hierfür erfolgt eine systematische Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen anhand von Niederschlagskriterien.

Die Kalibrierungen erfolgen mit einem multikriteriellen Optimierungsverfahren, welches ein Set an pareto-optimalen Lösungen ermittelt. Für die Planungspraxis muss eine Kompromisslösung (Parametersatz) aus den pareto-optimalen Lösungen ausgewählt werden. Die Eignung eines Auswahlverfahrens für die Kompromisslösung wird untersucht und Möglichkeiten zur Analyse der pareto-optimalen Lösungen aufgezeigt.

6.4.1 Vorgehensweise

In Kapitel 6.4.2 wird ein so genannter „Nulllauf“ mit den Standardparametern des KOSIM-Modells des Fallbeispiels (Tabelle 6.1) ohne vorherige Kalibrierung durchgeführt und bewertet. In Kapitel 6.4.3 werden die Ergebnisse der single-event multi-objective Kalibrierungen zur Auswahl von Abweichungsmaßen für die Zielfunktion präsentiert und die Auswahl einer Kompromisslösung untersucht. Daran anschließend erfolgen in Kapitel 6.4.4 multi-event Kalibrierungen im single-objective und multi-objective Modus. Die Kalibrierungen werden mit dem in Kapitel 3.2.4 vorgestellten multikriteriellen Optimierungsverfahren AMALGM durchgeführt.

6.4.1.1 Auswahl von Kalibrierereignissen

Für die Auswahl von Ereignissen werden die beiden Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität verwendet. Schmitt et al. (2008) empfehlen für die Modellkalibrierung den Einsatz von 5 Ereignissen. Daher werden je Kriterium 3 Ereignisse ausgewählt, so dass in Summe 6 Kalibrierereignisse zur Verfügung stehen. Die Auswahl von 6 Kalibrierereignissen entspricht weiterhin dem Grundsatz, ein Ereignis mehr zu wählen als Parameter kalibriert werden sollen.

Es werden für die Eingangsgrößen Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität die Ereignisse aus den 46 detektierten Niederschlag-Abfluss-Ereignissen des Fallbeispiels (vgl. Kapitel 6.3.2) ausgewählt, deren Werte den geringsten Abstand zum 5 % Quantil, dem Median und dem 95 % Quantil haben. Durch die Auswahl des 5 % und 95 % Quantils soll verhindert werden, Ereignisse mit extremen Eigenschaften in die Untersuchung zu integrieren.

Die ausgewählten Ereignisse sind in Tabelle 6.7 aufgelistet. Eine grafische Darstellung der Ganglinien der Niederschlagssummen und des gemessenen Durchflusses ist in Bild 6.15 und Bild 6.16 in Kapitel 6.4.2 zu finden.

Tabelle 6.7: Charakteristische Werte der gewählten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

Name	Datum	D _N	h _N	i _{N,max}	Q _{max}	h _A	Überregnung	Abflussbeiwert
		min	mm	mm/h	m ³ /s	mm	-	-
h _N -5%	07.10.2003	295	5,7	26,5	1,3	3,7	ungleichmäßig*	0,94
h _N -Median	27.12.2003	385	12	13,2	0,8	8,3	gleichmäßig	0,79
h _N -95%	14.08.2005	300	18,1	16,8	1,7	11,7	gleichmäßig	0,72
i _N -5%**	15.08.2005	370	7,7	7,2	0,7	5,2	gleichmäßig	0,88
i _N -Median**	19.04.2005	1050	24,1	16,3	0,9	16,5	gleichmäßig	0,74
i _N -95%**	05.10.2004	160	14	54	4,7	9	ungleichmäßig*	0,74

*Die ungleichmäßige Überregnung wird durch den Verlauf der Niederschläge hervorgerufen und nicht durch die Abweichung der Niederschlagshöhe vom Mittelwert.

** Die Abkürzung i_N bezeichnet für die drei Varianten immer die Auswahl anhand der maximalen Intensität.

6.4.1.2 Auswahl einer Kompromisslösung

Für die Auswahl der Kompromisslösung aus pareto-optimalen Lösungen wird die L_p-Metric verwendet (Deb, 2008). Als Modifikation der Berechnung der L_p-Metric (Gleichung (3-20)) erfolgt eine Skalierung der einzelnen Zielfunktionswerte der Zielfunktion auf einen Bereich von 0 bis 1. Durch diese lineare Normalisierung aller Werte einer Zielfunktion auf Werte zwischen 0 und 1 kann sichergestellt werden, dass die L_p-Metric auch bei stark unterschiedlichen Wertebereichen der Zielfunktionen keine nicht beabsichtigte Wichtung vornimmt.

$$L_p = \left(\sum_{m=1}^M \left| \frac{f_m(x) - \min(f_m(x))}{\max(f_m(x)) - \min(f_m(x))} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (6-9)$$

Als zweites Bewertungskriterium wird die Summe der Ereignis-Score-Werte der Kalibrierereignisse herangezogen. Die Bewertung der Auswahl der Kompromisslösung erfolgt einerseits anhand der Abweichungsmaße und andererseits anhand der Ereignis-Score-Werte. Eine Validierung der Kalibrierergebnisse erfolgt durch einen Vergleich der Kompromisslösung mit den best-fit Anpassungen für die jeweiligen Ereignisse. Eine Validierung durch Übertragung auf andere Ereignisse erfolgt in der Untersuchung in Kapitel 6.5.

6.4.1.3 Konfiguration der Zielfunktion

Die Konfiguration der Zielfunktion hat einen entscheidenden Einfluss auf die Kalibrierung eines Modells. Bei der automatischen Kalibrierung von Modellen setzt sich die Zielfunktion aus einem oder mehreren Ereignissen und Abweichungsmaßen je Ereignis zusammen. Grundsätzlich ist für diese Quantifizierung jedes Abweichungsmaß geeignet. In Kapitel 3.2.6 sind unterschiedliche Abweichungsmaße einschließlich ihrer Eignung zur Anpassung von Modellparametern beschrieben. Auf der Basis von Literaturlauswertungen werden für die Zielfunktion die Abweichungsmaße E2, E1, VOL und DYMax ausgewählt (vgl. di Pierro et al., 2006, Uhl et al., 2008, Gamerith et al., 2011, vgl. Kapitel 3.2.6).

Diese vier Abweichungsmaße werden je ausgewähltem Kalibrierereignis als Zielfunktion verwendet, um ihren Einfluss zu analysieren. Zusätzlich erfolgt eine Zusammenfassung von Abweichungsmaßen je Ereignis zu einer Zielfunktion mittels Euklidischer Distanz (Gleichung (3-25)). Durch unterschiedliche Konfiguration der Optimierungsläufe werden drei Modi der Optimierung bedient (Tabelle 6.8). In Summe werden 8 Optimierungsläufe durchgeführt.

Tabelle 6.8: Übersicht über die Kalibrierungen der Untersuchung

Ereignis-Modus	Abweichungsmaß-Modus	Ereignisse	Optimierungen	Abweichungsmaße
single-event	multi-objective	1	6	E2, E1, VOL, DYMax
multi-event	single-objective	6	1	E2
multi-event	multi-objective	6	1	E2, VOL, DYMax

6.4.2 Ergebnisse einer Simulation mit Standardparametern

Zu Beginn der Kalibrierung wird eine Simulation mit den Standardparametern des Niederschlag-Abfluss-Modells KOSIM für das Fallbeispiel als Nulllauf durchgeführt. Die Standardwerte für die Abflussbildungsparameter sind Benetzungsverlust $V_{Ben} = 0,5$ mm, Muldenverlust $V_{Muld} = 1,8$ mm, Anfangsabflussbeiwert $\psi_A = 0,25$ und Endabflussbeiwert $\psi_E = 0,85$ sowie für den Abflusskonzentrationsparameter Schwerpunktlaufzeit $T_S = 15$ min. Die Ganglinien des Simulationsergebnisses und des gemessenen Durchflusses sind in Bild 6.15 (Ereignisse für das Auswahlkriterium Niederschlagshöhe) und in Bild 6.16 (Ereignisse für das Auswahlkriterium maximale Niederschlagsintensität) dargestellt. Tabelle 6.9 listet die Abweichungsmaße Effizienzkoeffizienten E2 und E1 sowie Volumen- (VOL) und Maximalwertabweichung (DYMax) auf. Als zusammenfassende Größe für die Abweichungsmaße E2, VOL und DYMax wird der Score-Wert angegeben.

Die Ganglinien (Bild 6.15 und Bild 6.16) und die Abweichungsmaße (Tabelle 6.9) zeigen mit Ausnahme von $h_N-5\%$ eine gute bis sehr gute Anpassung der Simulation an die Messergebnisse. Die simulierten Ganglinien weisen Defizite bei der Abbildung der Spitzenwerte und zu kurze Konzentrationszeiten für die Ereignisse $h_N-5\%$, h_N -Median und $i_N-5\%$ auf.

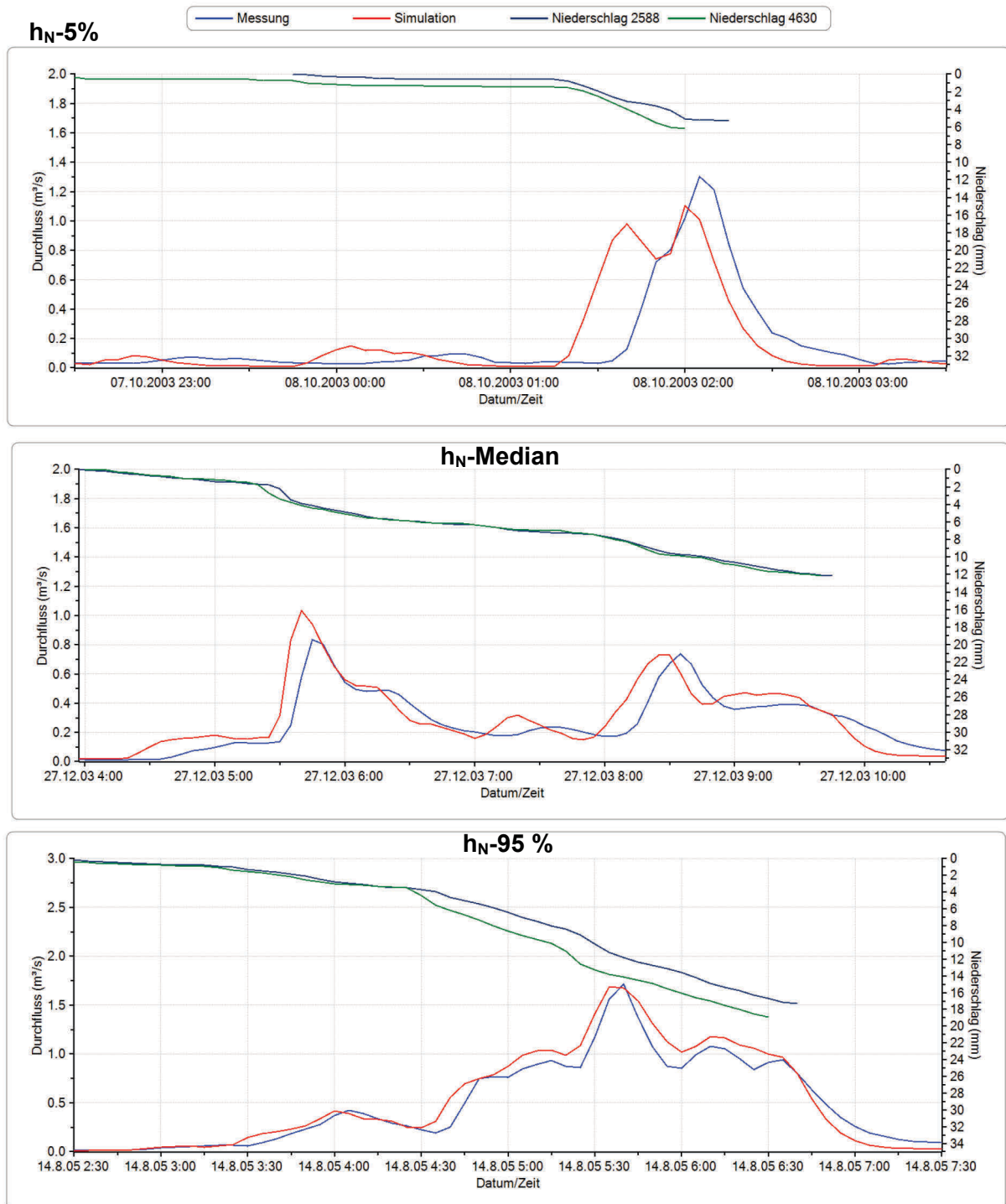


Bild 6.15: Gemessene und simulierte Ganglinien für die Standardparameter, Ereignisse für Auswahlkriterium h_N

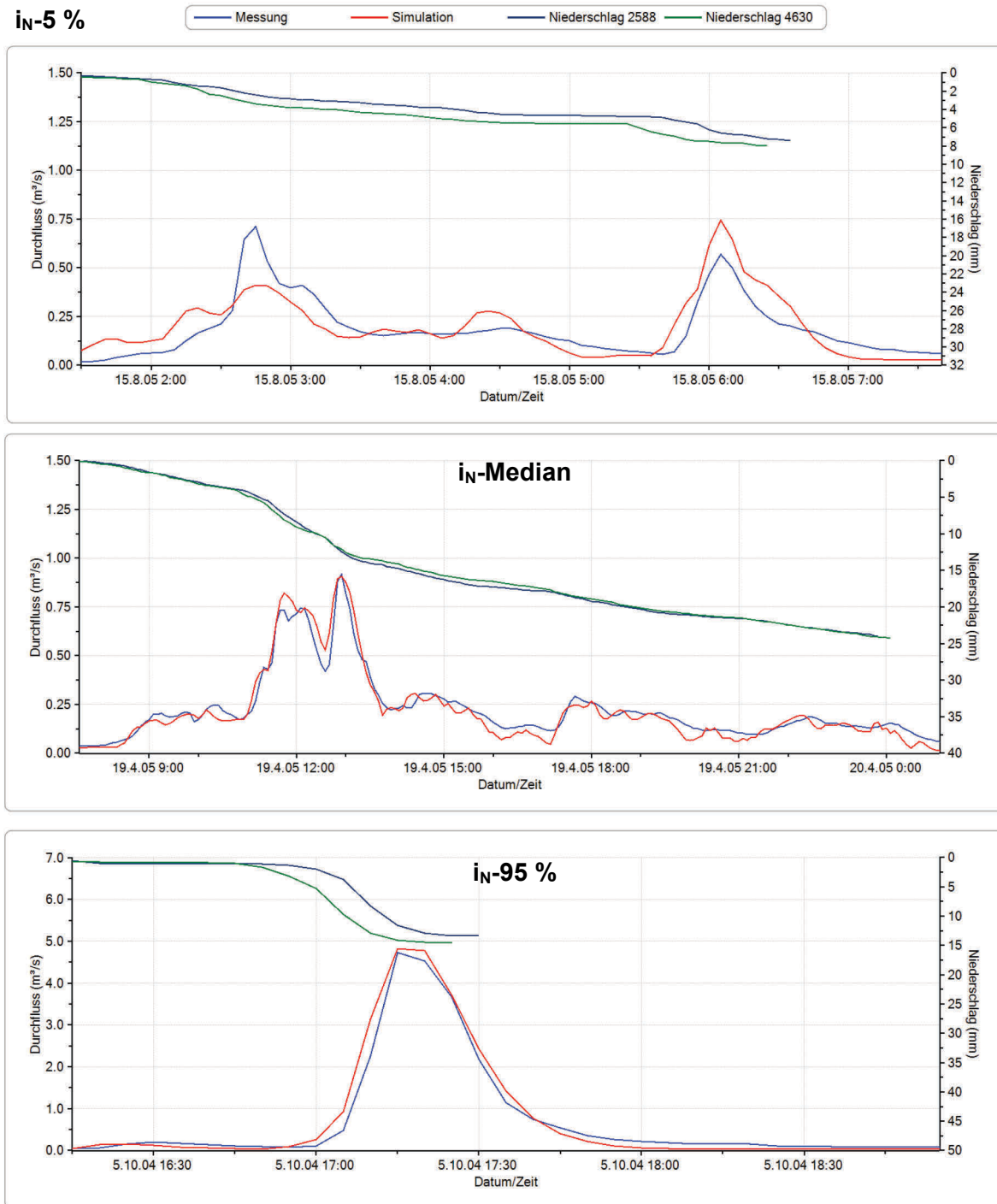


Bild 6.16: Gemessene und simulierte Ganglinien für die Standardparameter, Ereignisse für Auswahlkriterium $i_{N,max}$

Bei den Abweichungsmaßen bzw. den Score-Werten fallen die etwas schlechteren Anpassungen der Simulationsergebnisse an die Messdaten der Ereignisse „ $i_{N-5\%}$ “, „ $i_{N-Median}$ “ und „ $i_{N-95\%}$ “ auf. Diese Ereignisse weisen E2-Werte zwischen 0,46 und 0,6, Volumenabweichungen zwischen 5,4 und 10,2 % sowie Maximalwertabweichungen zwischen -15 und 23,6 % auf. Die Score-Werte schwanken zwischen 1,8 und 2,5. Die Ganglinien der drei Ereignisse (Bild 6.15 und Bild 6.16) erwecken den Anschein, dass die schlechteste Anpassung an die Messdaten beim Ereignis $i_{N-5\%}$ vorliegt; dieses Ereignis liefert zwar für den E2-Wert den geringsten Wert,

allerdings weist es eine geringere Volumen- und Maximalwertabweichung auf, so dass in Summe der Score-Wert etwas kleiner als beim Ereignis „h_N-Median“ ist.

Tabelle 6.9: Abweichungsmaße für die ausgewählten Ereignisse bei einer Simulation mit Standardparametern

Ereignis	E2	E1	VOL	DYMax	Score-Wert
	-	-	%	%	-
h _N -5%	0,46	0,38	6,5	-15,0	2,3
h _N -Median	0,56	0,44	10,2	23,6	2,5
h _N -95%	0,93	0,77	8,5	-1,7	1,4
i _N -5%	0,60	0,30	5,4	4,7	1,8
i _N -Median	0,94	0,71	-4,2	-1,2	1,2
i _N -95%	0,97	0,85	2,5	1,9	1,2

Im Vergleich zwischen der beiden Auswahlkriterien Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität können die anhand der Intensität selektierten Ereignisse durch das Modell besser abgebildet werden. Die größeren Ereignisse weisen hinsichtlich Spitzenwert und Volumen (i_N-95% und h_N-95%) bessere Anpassungsgüten auf als die kleineren.

Die anhand des Verlaufes der Niederschlagssummenlinien bestimmte ungleichmäßige Überregnung hat für die Simulation des Ereignisses i_N-95% keinen Einfluss. Für das Ereignis h_N-5% weist die simulierte Ganglinie einen zweigipfligen Verlauf auf, der durch die Niederschlagsstation 2588 (vgl. Bild 6.16) hervorgerufen wird. Dieser zweigipflige Verlauf ist bei den gemessenen Durchflüssen nicht zu identifizieren.

6.4.3 Ergebnisse der single-event multi-objective Kalibrierungen

Für den Modus Single-event multi-objective wird für jedes Kalibrierereignis ein Optimierungslauf durchgeführt. Es wird jeweils die beste Anpassung für jede Zielfunktion sowie die anhand der normierten L₂-Metric ausgewählte Lösung analysiert.

6.4.3.1 Analyse ausgewählter Lösungen des Optimierungslaufes

Bild 6.17 stellt die Parameterwerte und Bild 6.18 die Abweichungsmaße für ausgewählte Lösungen des Kalibrierproblems dar. Es werden jeweils für die Kalibrierereignisse die Parameterwerte für die beste Anpassung an die Zielfunktionen E2, E1, DYMax und VOL abgebildet. Neben den vier Parameterwerten für die vier Zielfunktionen wird als fünfte Lösung der Parameterwert der Kompromisslösung mit aufgeführt, der mittels L₂-Metric bestimmt wird. Eine vollständige tabellarische Auflistung der Parameterwerte und Abweichungsmaße ist im Anhang 1.1 zu finden.

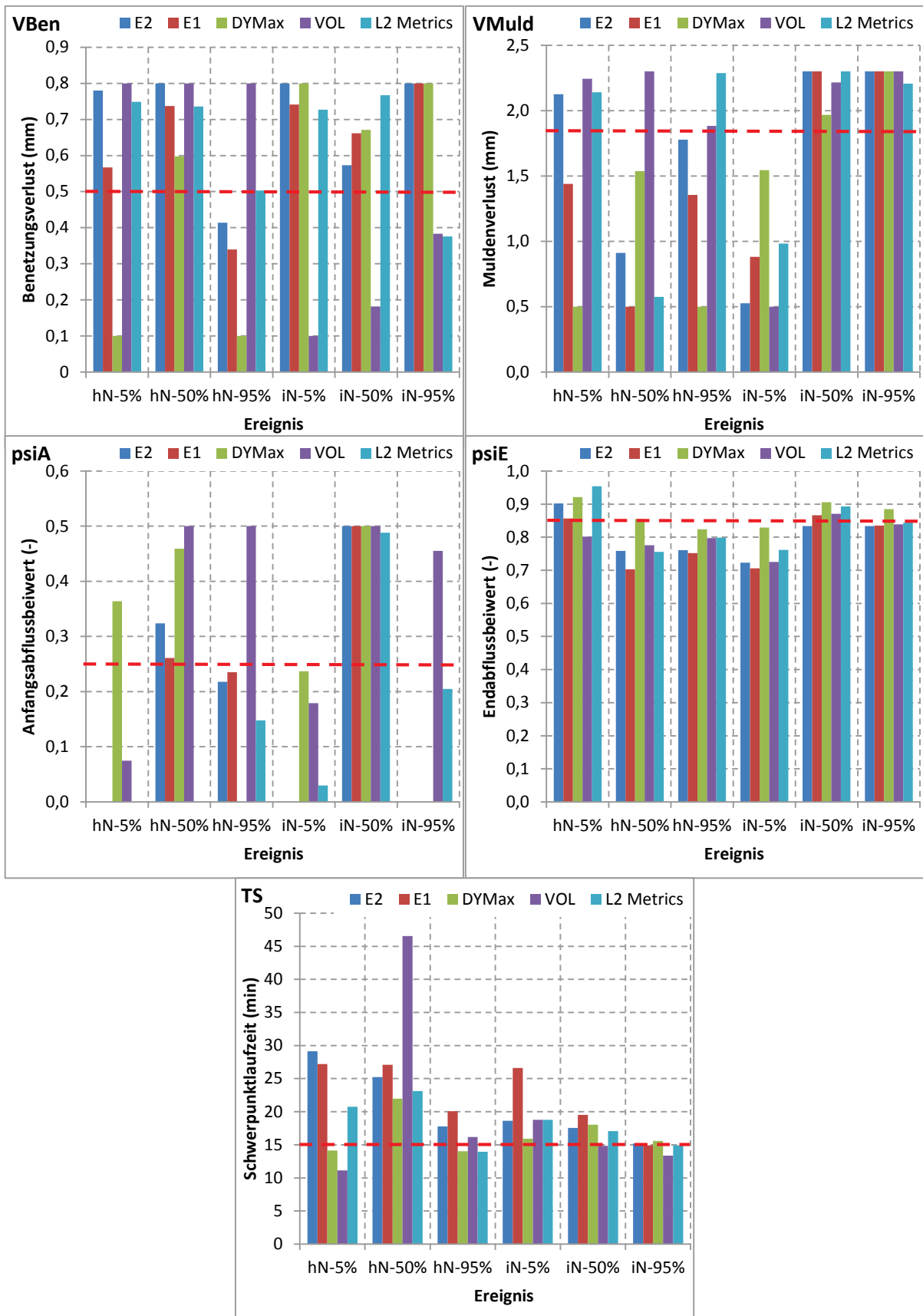


Bild 6.17: Einfluss der Charakteristik der Niederschlagsereignisse (Ereignis) auf die ermittelten Parameterwerte für die ausgewählten Lösungen (in Rot gestrichelt sind jeweils die Standardwerte dargestellt)

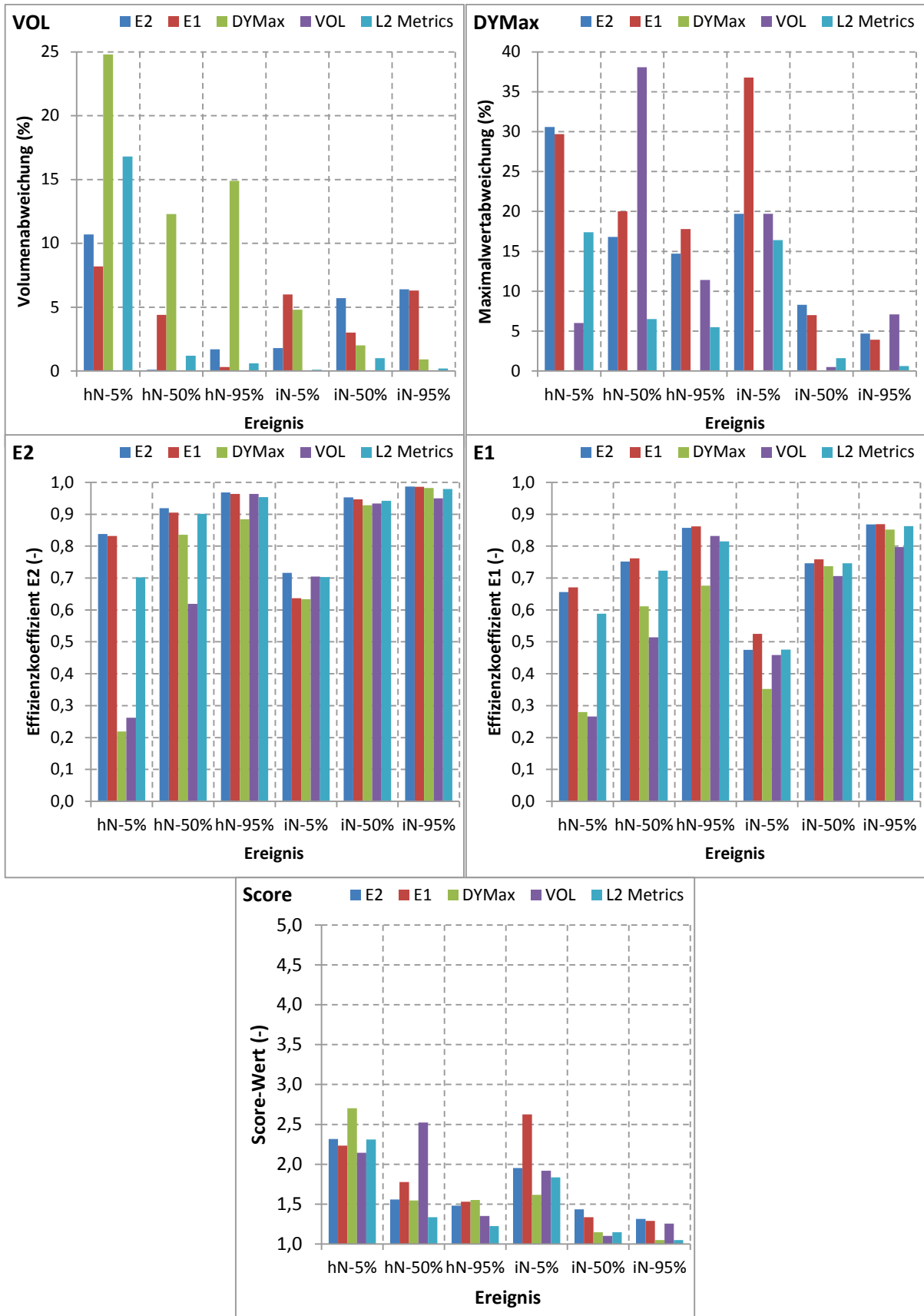


Bild 6.18: Einfluss der Charakteristik der Niederschlagsereignisse (Kalibrierereignisse) auf die best-fit Anpassungen unterschiedlich ausgewählter Lösungen

Die Schwerpunktlaufzeit nimmt Werte zwischen 11,1 und 46,5 min und der Endabflussbeiwert zwischen 0,7 und 0,95 an. Die Kalibrierergebnisse der Parameter Benetzungsverlust mit Werten zwischen 0,1 und 0,8 mm, Muldenverlust mit Werten zwischen 0,5 und 2,3 mm sowie Anfangsabflussbeiwert mit Werten zwischen 0 und 0,5 schwanken im Bereich ihrer vorgegebenen Parametergrenzen. Die Tatsache, dass diese drei Parameter im Bereich ihrer Grenzen nicht eindeutig bestimmt werden konnten, deutet auf eine geringere Sensitivität dieser Parameter hin. Parameter, die unabhängig vom Modell die Anfangsverluste beschreiben, werden in der Literatur ebenfalls als weniger sensitiv eingestuft (Kleidorfer et al., 2009, Dotto et al., 2012).

Für die beiden sensitiven Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert werden für die drei Kalibrierereignisse h_N -95%, i_N -Median und i_N -95% annähernd unabhängig von der Wahl der Zielfunktion vergleichbare Parameterwerte bestimmt, welche um den Bereich der Standardparameter variieren. Für diese drei Ereignisse lieferte die Simulation mit den Standardparametern bereits sehr gute Ergebnisse mit Score-Werten zwischen 1,2 und 1,4. Dennoch wird durch die Optimierung eine weitergehende Verbesserung („Fine-Tuning“) erreicht (Bild 6.18).

Bild 6.18 zeigt die Werte der Abweichungsmaße für die ausgewählten Lösungen. Für die Volumen- und die Maximalwertabweichung werden zur Vereinfachung der Darstellung und der Übersichtlichkeit jeweils die Beträge der Einzelwerte verwendet. Die Zusammenfassung der Abweichungsmaße E2, VOL und DYMax in Form des Score-Wertes ist in Bild 6.18 aufgeführt. Alle Lösungen weisen Score-Werte kleiner 2,7 auf. Die Ereignisse h_N -5% und i_N -5% haben vergleichbar zu der Simulation mit Standardparametern die größten Ereignis-Score-Werte und können somit mit dem KOSIM-Modell des Fallbeispiels weniger gut abgebildet werden. Für die weiteren vier Kalibrierereignisse wird eine nahezu perfekte Anpassung der Simulation an die Messdaten erreicht. Tabelle 6.10 listet die Parameterwerte und Abweichungsmaße der Kompromisslösungen auf.

Bei Verwendung der Abweichungsmaße Volumenabweichung und Maximalwertabweichung als Zielfunktion wird eine perfekte Anpassung für das jeweilige Kriterium erreicht (Bild 6.18). Der direkte Vergleich der beiden Abweichungsmaße als Zielfunktion kann mit den Werten für die Abweichungsmaße E1 und E2 analysiert werden (Bild 6.18). Für die drei Ereignisse h_N -Median, i_N -Median und i_N -95% liefern die ermittelten Parametersätze gleichwertige Anpassungsgüten. Die Ereignisse h_N -95% und i_N -5% können mit dem Parametersatz, der mit der Zielfunktion „VOL“ bestimmt wurde, besser abgebildet werden. Das Ereignis h_N -Median kann wiederum besser mit dem mittels Zielfunktion DYMax bestimmten Parametersatz modelliert werden. Für dieses Ereignis liefert der mittels „VOL“-Zielfunktion bestimmte Parametersatz deutlich schlechtere SCORE-Werte. Eine detaillierte Untersuchung erfolgt in Kapitel 6.4.3.2.

Der Vergleich der Abweichungsmaße E1 und E2 zeigt hinsichtlich der Volumen Anpassung ebenfalls keine Überlegenheit eines Abweichungsmaßes. Für die Abbildung der Maximalwerte ist der E2 etwas besser geeignet als der E1 (Bild 6.18).

Tabelle 6.10: Parameterwerte und Abweichungsmaße für die Kompromisslösungen der 6 Optimierungsläufe

Ereignis	TS	VBen	VMuld	PsiA	PsiE	E2	E1	VOL	DYMax	Score
	min	mm	mm	-	-	-	-	%	%	-
h _N -5%	20,7	0,7	2,1	0,00	0,95	0,70	0,41	16,8	17,4	2,3
h _N -Median	23,1	0,7	0,6	0,00	0,76	0,90	0,28	1,2	6,5	1,3
h _N -95%	13,9	0,5	2,3	0,15	0,80	0,95	0,19	0,6	5,5	1,2
i _N -5%	18,8	0,7	1,0	0,03	0,76	0,70	0,52	0,1	16,4	1,8
i _N -Median	17,1	0,8	2,3	0,49	0,89	0,94	0,25	1	1,6	1,1
i _N -95%	14,9	0,4	2,2	0,21	0,84	0,98	0,14	0,2	0,6	1,0

Am Beispiel der Ergebnisse der Score-Werte für das Ereignis h_N-5% (Bild 6.18) zeigt sich, dass die Kompromisslösung nicht unbedingt die besten Score-Werte aufweist. Dies ist darauf zurückzuführen, dass mittels L₂-Metric Werte aus E1, E2, VOL und DYMax berücksichtigt werden und es somit zu einer Überbewertung der Ganglinienanpassung kommt, da mit E1 und E2 zwei Ganglinienmaße in die Bewertung einfließen.

Ein weiterer Vergleich erfolgt durch den Vergleich der simulierten und gemessenen Ganglinien in Bild 6.19. Die Ganglinien der beiden Ganglinienmaße E1 und E2 weisen annähernd den gleichen Verlauf auf. Die Ganglinien der Lösungen, die anhand von VOL und DYMax als Zielfunktion ermittelt wurden, bilden den Spitzenabfluss besser ab, dafür haben sie aufgrund der geringen Schwerpunktlaufzeit einen zweigipfligen Verlauf, der in den Durchflussmessdaten nicht vorhanden ist. Die Niederschlagsdaten der Station „2588“ weisen allerdings auch zwei Bereiche mit höheren Niederschlägen auf, so dass die Simulationsergebnisse durchaus plausibel erscheinen.

Für die Zielfunktionen E1 und E2 versucht der Optimierungsalgorithmus, die Abflüsse im Zeitraum zwischen 1:15 Uhr und 1:45 Uhr möglichst zu minimieren (große Anfangsverluste und längere Schwerpunktlaufzeit). Die durch den Algorithmus ermittelten Lösungen stellen ein „Curve-fitting“ dar, welches keine hydrologischen Aspekte berücksichtigt. Zur Berücksichtigung von zeitlichen Verschiebungen zwischen Simulation und Messung, die z. B. durch Unsicherheiten in der Datenaufnahme bei der Niederschlags- oder Durchflussmessung auftreten können, müssen neben den Ganglinienmaßen auch weitere Abweichungsmaße für Massenbilanz und Extremwerte integriert werden.

Die Kompromisslösung (L₂-Metric) liegt zwischen den Lösungen für die Ganglinienanpassung, Volumen und Maximalwert. Es wird deutlich, dass eine gute mittlere Anpassung an ein Ereignis nur durch die Betrachtung mehrerer Abweichungsmaße möglich ist.

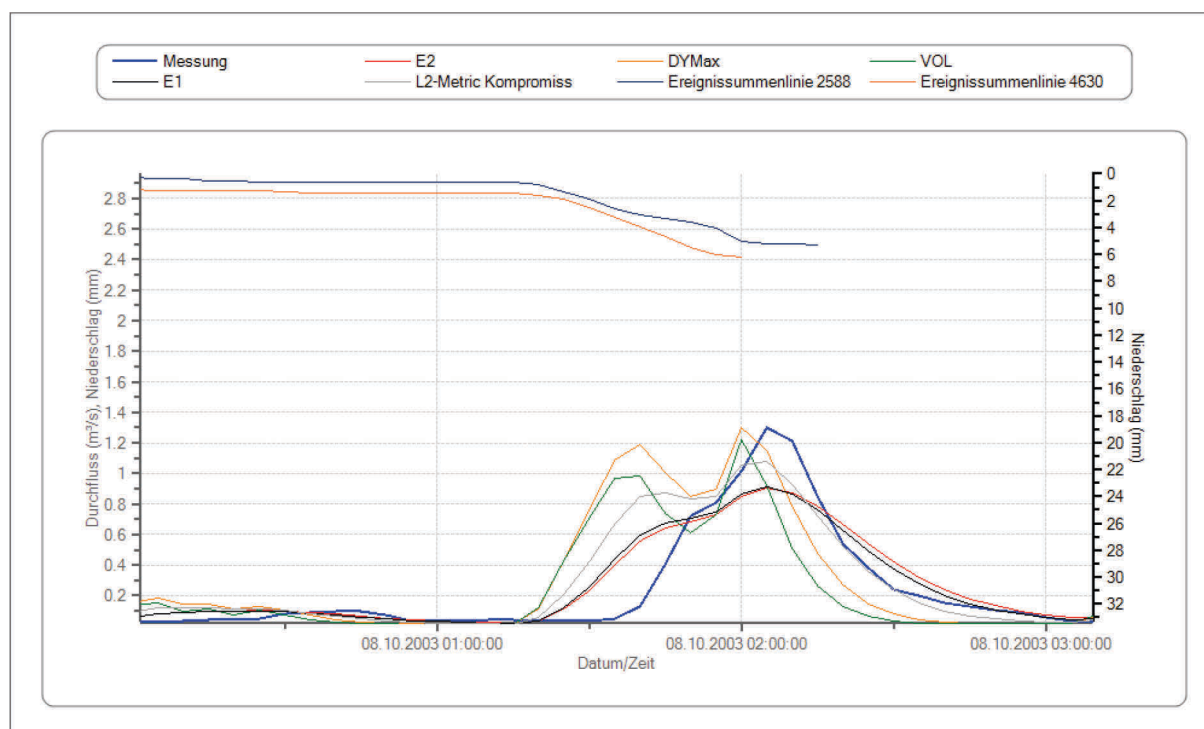


Bild 6.19: Abflussganglinien der 5 ermittelten Parametersätze und Messdaten für das Ereignis h_N -5%

6.4.3.2 Analyse der Zielfunktion Volumenabweichung

Anhand der Zielfunktion Volumenabweichung wurde für das Ereignis „ h_N -Median“ ein Parametersatz ermittelt, der deutlich schlechtere Werte für die Abweichungsmaße liefert als die weiteren Zielfunktionen (vgl. Kapitel 6.4.3.1). Am Beispiel dieses Ereignisses wird neben dem Parameterdatensatz mit der besten Volumen Anpassung aus der Ergebnispopulation ein Parameterdatensatz ausgewählt, der bessere Abweichungsmaße für die Maximalwertabweichung, E1 und E2 aufweist. In Tabelle 6.11 werden fünf Parameterdatensätze sowie die zugehörigen Abweichungsmaße aus der letzten Population des Optimierungslaufes mit den kleinsten Volumenabweichungen gegenübergestellt.

Tabelle 6.11: Parametersätze und Abweichungsmaße für 5 Simulationen mit Volumenabweichungen kleiner 1 %

Kennung	TS	VBen	VMuld	PsiA	PsiE	E2	E1	VOL	DYMax
	min	mm	mm	-	-	-	-	%	%
544	46,5	0,8	2,3	0,50	0,78	0,62	0,51	0	-38,1
1048	21,5	0,8	1,7	0,50	0,77	0,89	0,68	0	-8,9
4639	21,7	0,8	0,7	0,30	0,75	0,90	0,71	0	-7,7
4942	19,3	0,8	0,5	0,05	0,74	0,82	0,65	0,01	4,1
4718	29,9	0,7	1,0	0,06	0,76	0,89	0,72	-0,02	-24,4

Die Volumenabweichungen unterscheiden sich erst in der vierten Nachkommastelle. Anhand der Analyse der Abweichungsmaße E1, E2 und Maximalwertabweichung DYMax ist eine zielgerichtete Bewertung der Modellergebnisse möglich.

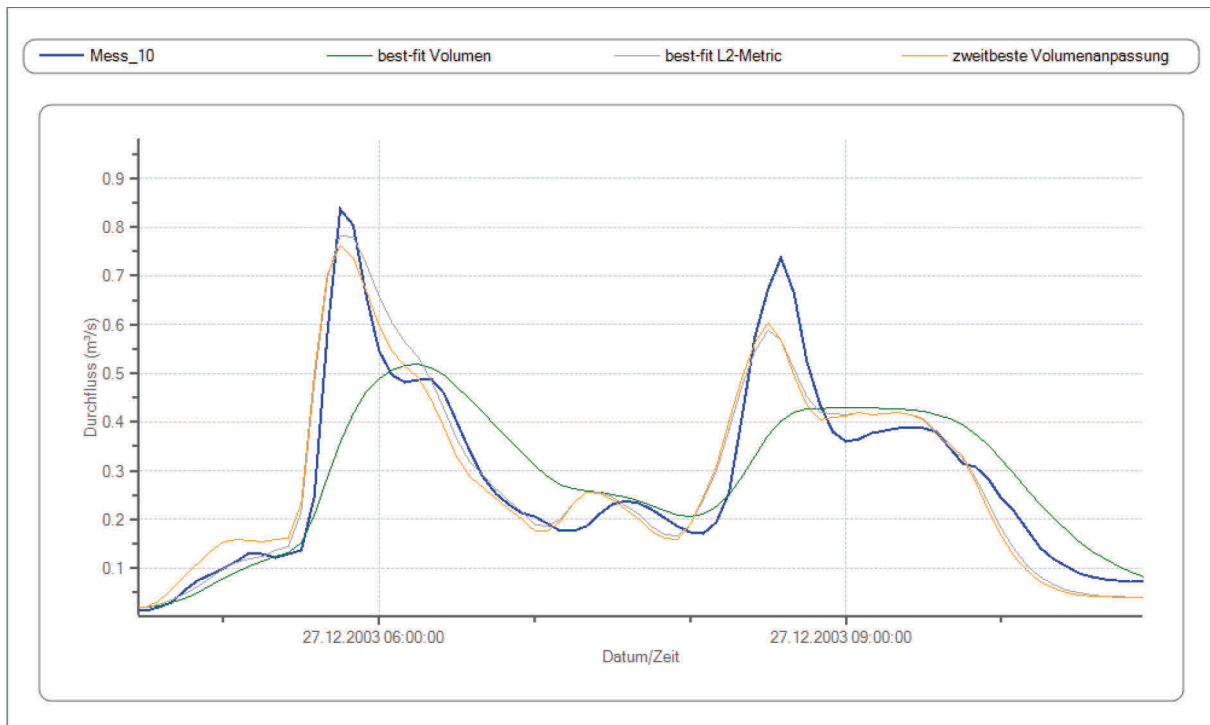


Bild 6.20: Gemessene und simulierte Ganglinien für Parametersätze mit bester Volumen Anpassung für das Ereignis h_N -Median

Die Ganglinien sind in Bild 6.20 dargestellt. Die Simulation mit dem Parametersatz mit der „zweitbesten Volumen Anpassung“ weist eine wesentlich bessere Anpassung an die gemessenen Daten auf. Eine weitergehende Analyse verdeutlicht, dass bei der Simulation mit den Parameterwerten, die die geringste Volumenabweichung ergeben haben, ein etwas höherer Endabflussbeiwert (0,82) und eine wesentlich längere Schwerpunktlaufzeit (46,5 min) vorliegen. Die resultierende Abflussganglinie (Bild 6.20) hat einen verlängerten Nachlauf. Die Schwerpunktlaufzeit von 46,5 min kann anhand der statistischen Auswertung der Parameterverteilungen als Extremwert klassifiziert werden (vgl. Box-Plot Darstellungen in Bild 6.26).

Zur Vermeidung dieses Problems wird die Volumenabweichung nur noch in Kombination mit dem Abweichungsmaß E2 in die Zielfunktion integriert.

6.4.3.3 Analyse der pareto-optimalen Lösungen

Im vorherigen Kapitel wurden die Kompromisslösungen und die best-fit Anpassungen der einzelnen Zielfunktionen eines Optimierungslaufes betrachtet. Der AMALGAM Algorithmus liefert

für jede Population eine Pareto-Front mit einem Set an optimalen Lösungen. AMALGAM beginnt die Optimierung auf der Basis einer Anfangspopulation, die mit einem Latin-Hypercube-Sampling generiert wird. Ab der ersten Population erfolgt eine zielgerichtete Optimierung der Parameterwerte. Dabei wird mittels Crowding-Distance eine Pareto-Front mit annähernd gleichmäßigen Abständen zwischen den Zielfunktionswerten bestimmt.

In Bild 6.21 ist diese Anfangspopulation als Scatterplot für die Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit zusammen mit der 25. und der 50. Population für die Kalibrierung des Ereignisses „i_N-95%“ dargestellt. Das Ereignis wurde ausgewählt, um exemplarisch den Optimierungsverlauf und die pareto-optimalen Lösungen zu erläutern.

Während die Anfangspopulation noch den gesamten vorgegebenen Wertebereich der Parameter abdeckt, folgt im Laufe der Optimierung eine Konzentration auf die Parameterbereiche von 0,75 bis 0,9 (Endabflussbeiwert) und 13 bis 17 min (Schwerpunktlaufzeit). Zwischen der 25. und der 50. Population findet noch einmal eine weitere Eingrenzung der Wertebereiche der Parameter statt.

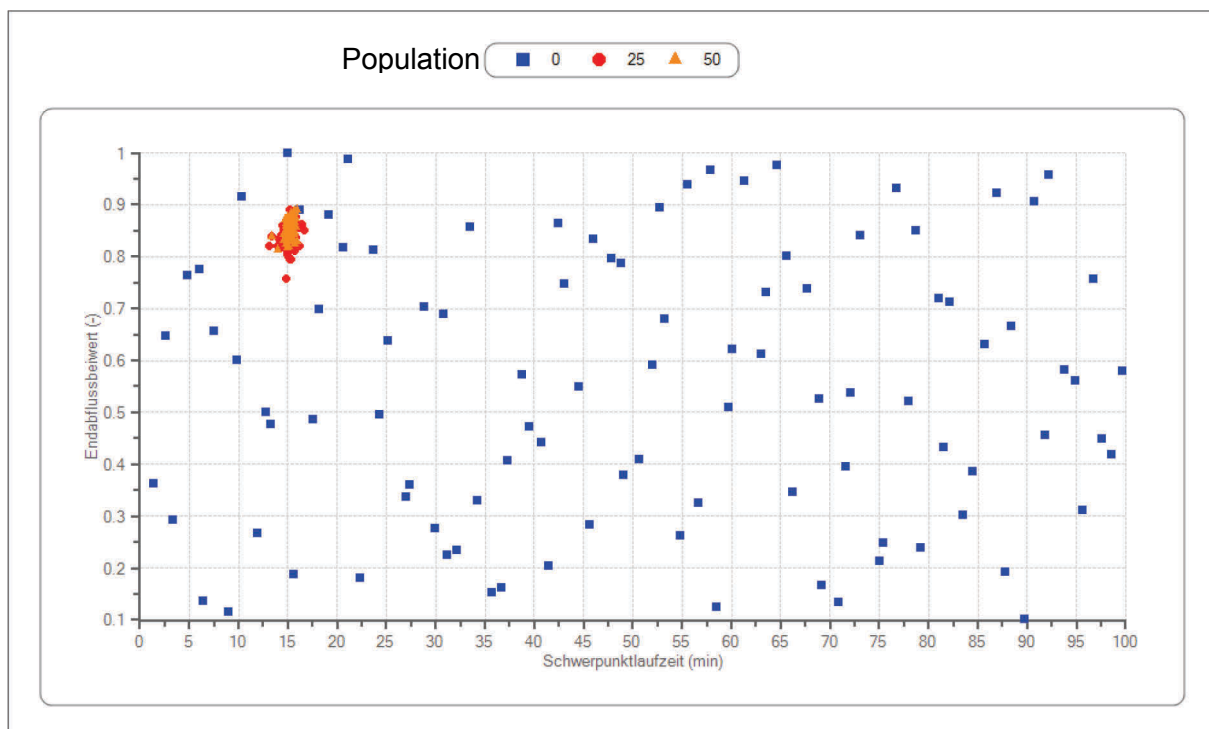


Bild 6.21: Scatterplot der Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N-95%

Die Verteilung der Zielfunktionswerte für die drei Populationen für die Abweichungsmaße E2 und VOL sind in Bild 6.22 veranschaulicht. Bild 6.23 zeigt einen Ausschnitt aus Bild 6.22, der die Pareto-Front am Ende der Optimierung (50. Population) visualisiert. Wichtig ist zu beachten, dass dieser Pareto-Front auch die Zielfunktionswerte der Abweichungsmaße DYMax und E1 zu Grunde liegen.

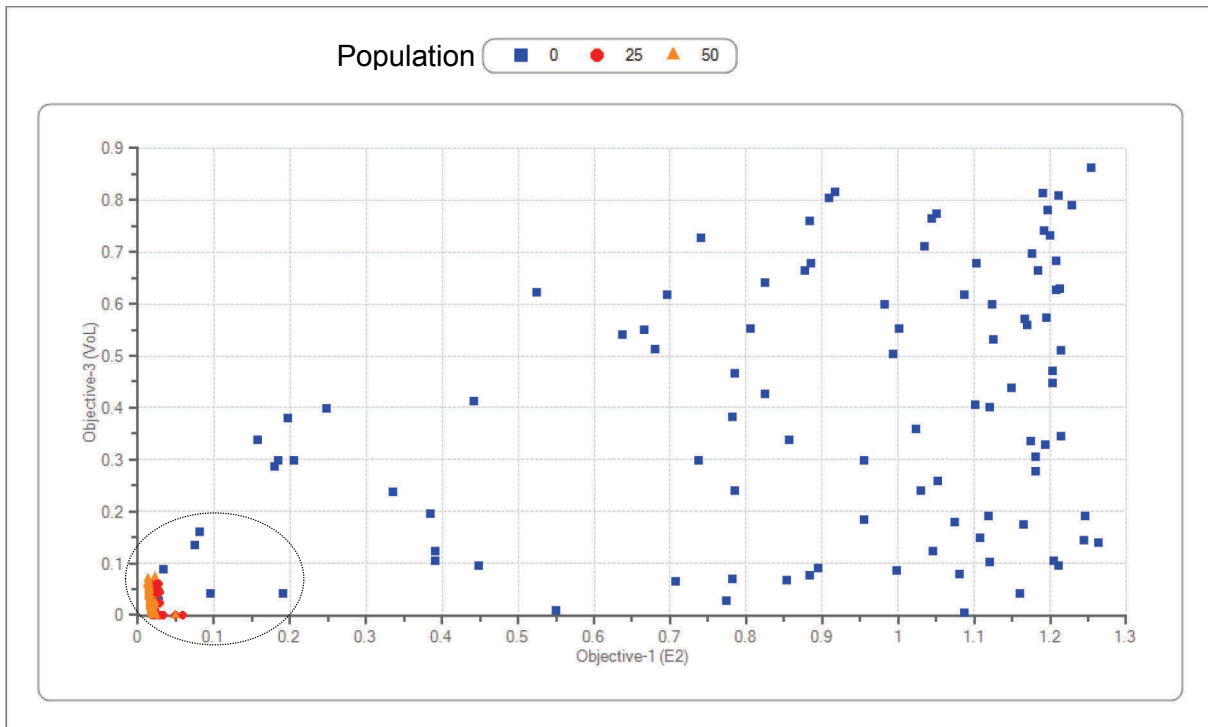


Bild 6.22: Scatterplot der Zielfunktionen E2 und VOL (skalierte Werte mit 0 (Bester) bis ∞ der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N -95%

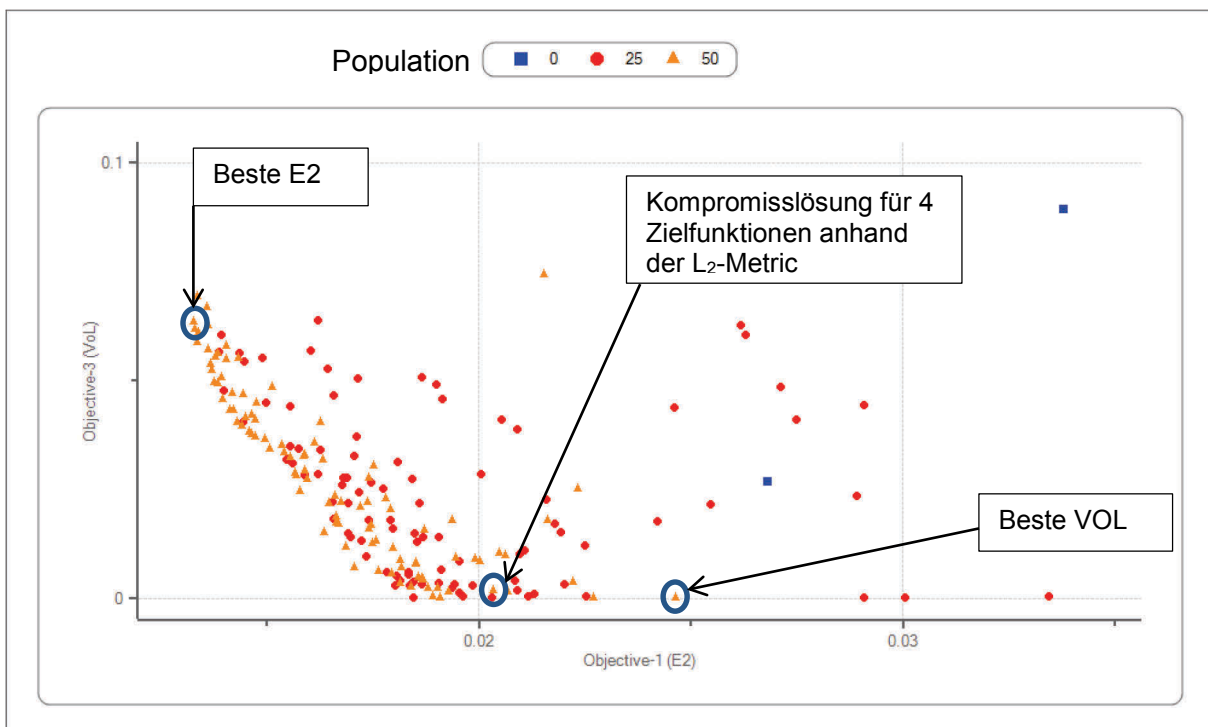


Bild 6.23: Scatterplot der Zielfunktionen E2 und VOL (skalierte Werte mit 0 (Bester) bis ∞ der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N -95% (Ausschnitt)

Zusätzlich sind in Bild 6.23 die Kompromisslösung sowie die beste Anpassung für VOL und E2 hervorgehoben. Die Parameterwerte und Abweichungsmaße sind in Bild 6.17 und Bild 6.18 und die Kompromisslösungen in Tabelle 6.10 in Kapitel 6.4.3.1 aufgelistet.

Während zu Beginn der Optimierung große Wertebereiche für die beiden Zielfunktionen vorliegen, verringern sich diese im Zuge der Optimierung. Durch die Anfangspopulation werden bereits 6 Lösungen generiert (innerhalb des Kreises in Bild 6.22), die eine fundierte Basis für die weitere Optimierung darstellen.

Mittels Matrixplot werden die Zusammenhänge zwischen den Parametern der pareto-optimalen Lösungen analysiert (Bild 6.24). Der Matrixplot stellt auf der Diagonalen die Häufigkeitsverteilungen und in den weiteren Feldern Scatterplots von jeweils zwei Parametern dar. Eindeutige Peaks in den Parameterverteilungen, sowie eine Reduktion und Konzentration eines Parameters auf einen Bereich des vorgegebenen Wertebereiches lassen einerseits auf eine hohe Sensitivität und andererseits auf eine gute Identifizierbarkeit eines Optimums durch die Kalibrierung schließen (vgl. Bild 6.21). Die Auswertung der Zusammenhänge der KOSIM-Parameter stellt die Sensitivität der Parameter TS und psiE heraus. Dies zeigt sich nicht nur durch die eindeutigen Peaks in den Häufigkeitsverteilungen sondern auch in der Eingrenzung des Wertebereiches. Diese Eingrenzung des Wertebereiches findet bei den Parametern VBen, VMuld und PsiA nicht statt. Die Parameter oszillieren während des Optimierungsprozesses und werden durch den Algorithmus auf die Grenze des vorgegebenen Wertebereiches gesetzt. Dies führt dann zu den Peaks in der Häufigkeitsverteilung. Die Parametergrenzen für die Anfangsverluste VMuld und VBen wurden auf der Basis von Literaturwerten gewählt, so dass begründbare Grenzwerte verwendet wurden. Eine weitere Verringerung des Anfangsabflussbeiwertes von 0 ist nicht möglich. Eine Vergrößerung des Wertebereiches der Parameter VMuld (bis 5 mm) und VBen (bis 2 mm) hat hinsichtlich der Ergebnisgrößen zu vergleichbaren Anpassungsgüten geführt. Es bleibt festzuhalten, dass die Grenzen dieser Parameter zu eng gesetzt wurden.

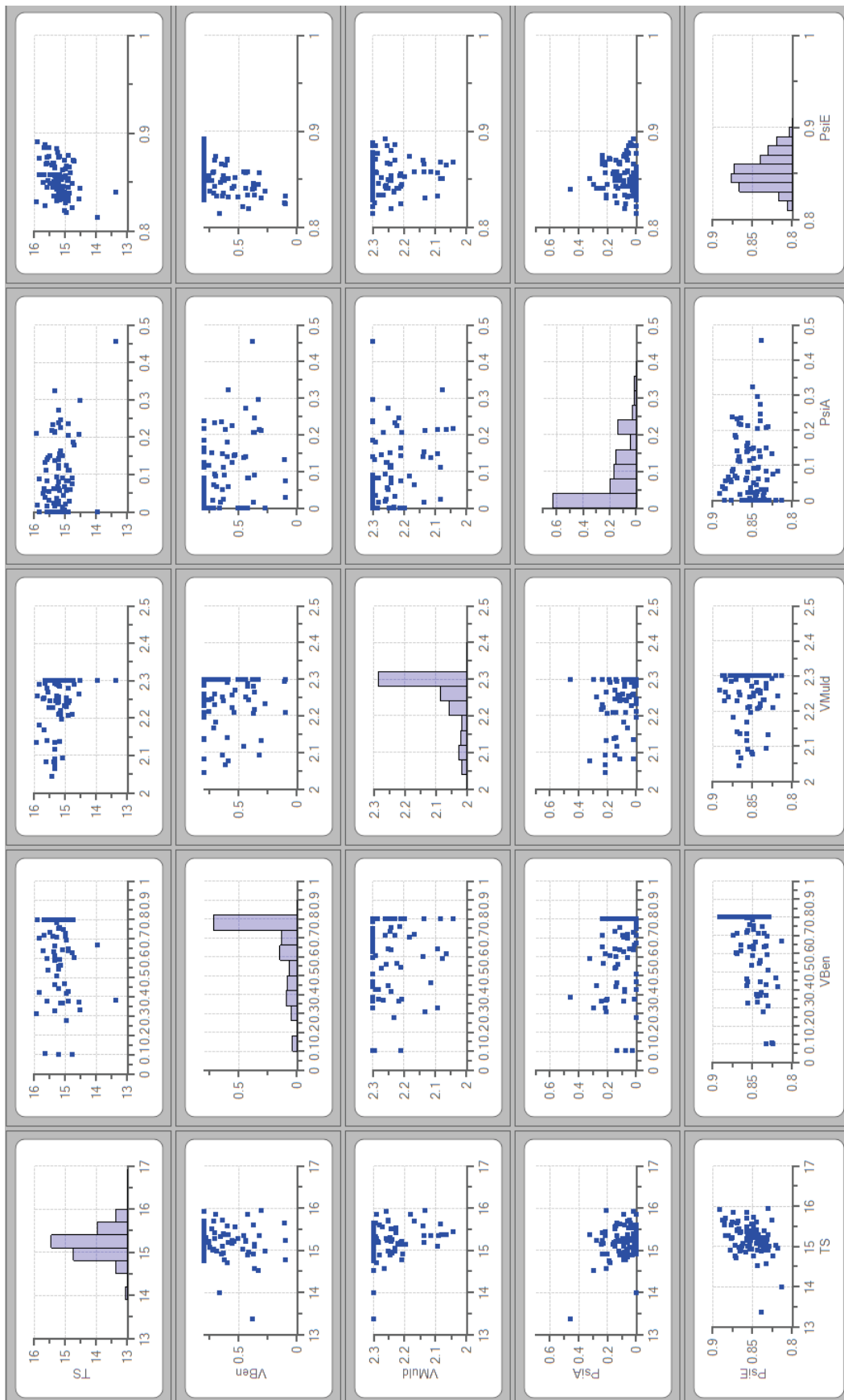


Bild 6.24: Matrixplot der Modellparameter der pareto-optimalen Lösungen für das Kalibrierereignis „iN-95%“

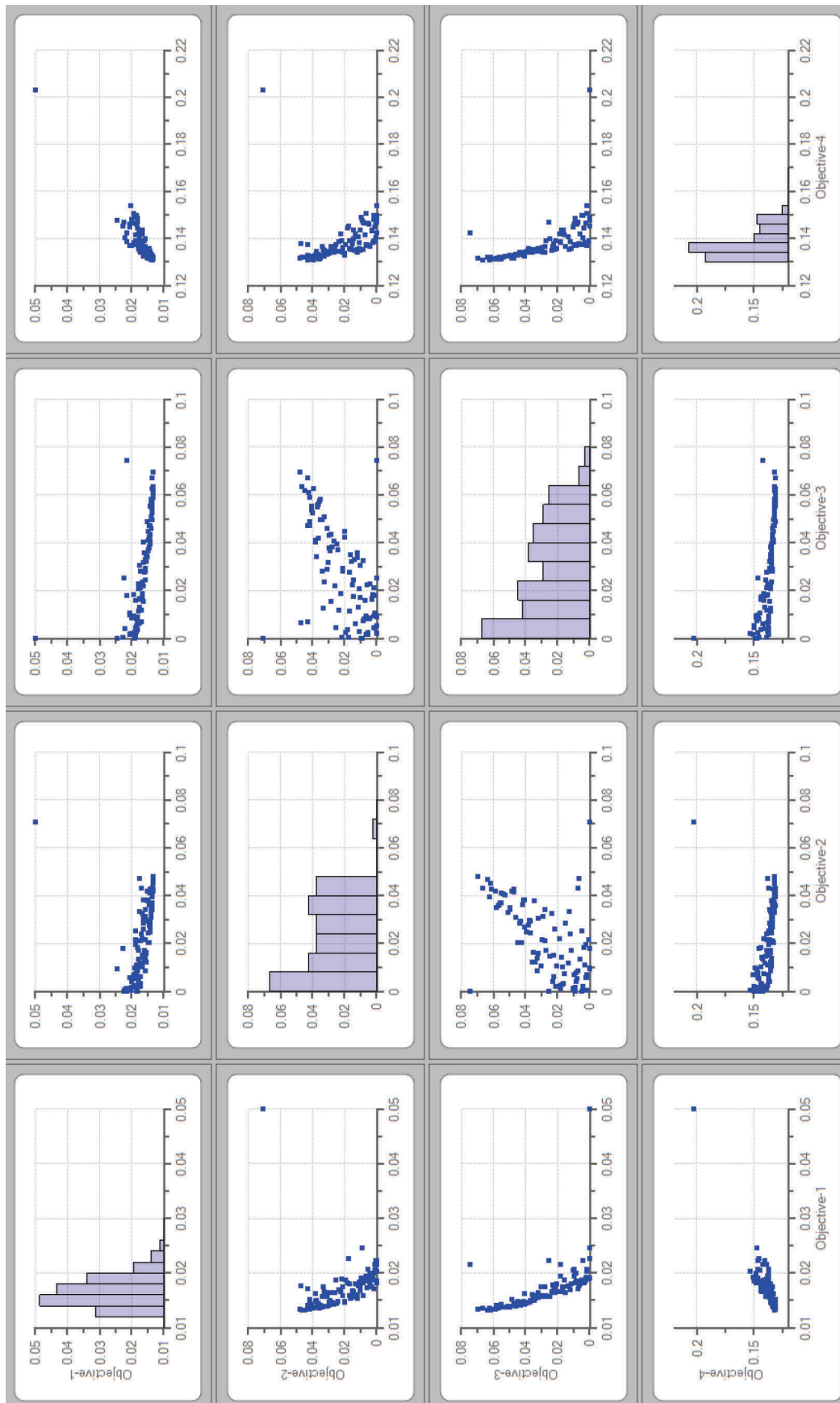


Bild 6.25: Matrixplot der Zielfunktionswerte (1: E2, 2: DYMax, 3: VOL, 4: E1) der pareto-optimalen Lösungen für das Kalibrierereignis „iN-95%“

Der Zusammenhang zwischen den Zielfunktionen ist ebenfalls als Matrixplot in Bild 6.25 visualisiert. Die Zielfunktionen „objective-2“ (Maximalwertabweichung) und „objective-3“ (Volumenabweichung) haben jeweils Optimalwerte von 0, das „objective-1“ (E2) von 0,013 (entspricht einem E2 von 0,99) und das „objective-4“ (E1) von 0,132 (entspricht einem E1 von 0,87). Auffällig in den Scatterplots ist die best-fit Anpassung für das „objective 3“ (Volumenanpassung), welche für die anderen drei Zielfunktionen mit Abstand die höchsten Werte annimmt. Dies verdeutlicht, dass die Volumenabweichung als singuläre Zielfunktion wenig geeignet ist, so dass sie am besten in Kombination mit dem E2-Wert als Zielfunktion eingesetzt werden sollte (vgl. Kapitel 6.4.3.2).

Bild 6.26 und Bild 6.27 stellen die statistischen Auswertungen der pareto-optimalen Lösungen der 6 Optimierungsläufe für die Kalibrierparameter sowie für die Abweichungsmaße E2, E1, Volumenabweichung, Maximalwertabweichung und den Score-Wert dar.

Die Analyse aller sechs Optimierungsläufe weist Spannbreiten der Parameter von 0,67 bis 1,0 (Endabflussbeiwert), von 7 bis 47 min für die Schwerpunktlaufzeit, 0,1 bis 0,8 mm für den Benetzungsverlust, 0,5 bis 2,3 mm für den Muldenverlust und 0 bis 0,5 für den Anfangsabflussbeiwert. Die Abweichungsmaße schwanken zwischen 0,02 bis 0,99 (E2), 0,16 bis 0,87 (E1), -0,11 bis +0,35 (Volumenabweichung), -0,39 bis +0,07 (Maximalwertanpassung) sowie zwischen 1,0 bis 2,7 (Score-Wert).

Die Score-Werte und Abweichungsmaße sind in Bild 6.27 dargestellt. Das Ereignis h_N -5% weist für alle Abweichungsmaße die größten Spannweiten auf. Dies zeigt sich ebenfalls in den größten Score-Werten. Das Ereignis i_N -95% wird von allen Pareto-Lösungen mit einem sehr niedrigen Score-Wert zwischen 1,0 und 1,3 abgebildet. Der Vergleich der Wertebereiche der Abweichungsmaße zeigt unabhängig vom verwendeten Kalibrierereignis, dass bei der Maximalwertabweichung die größten Spannweiten vorliegen. Die Volumenabweichung und der E2-Wert weisen geringere Spannweiten im Vergleich zum E1 und zur Maximalwertabweichung auf.

Die Analyse der Parameterwerte und Abweichungsmaße der pareto-optimalen Lösungen geben dem Modellierer die Möglichkeit, (i) die Parameterwerte der ausgewählten Lösung im Kontext aller pareto-optimalen Lösungen zu bewerten und (ii) die Kompromisslösung hinsichtlich der besten Anpassung je verwendetem Abweichungsmaß zu beurteilen.

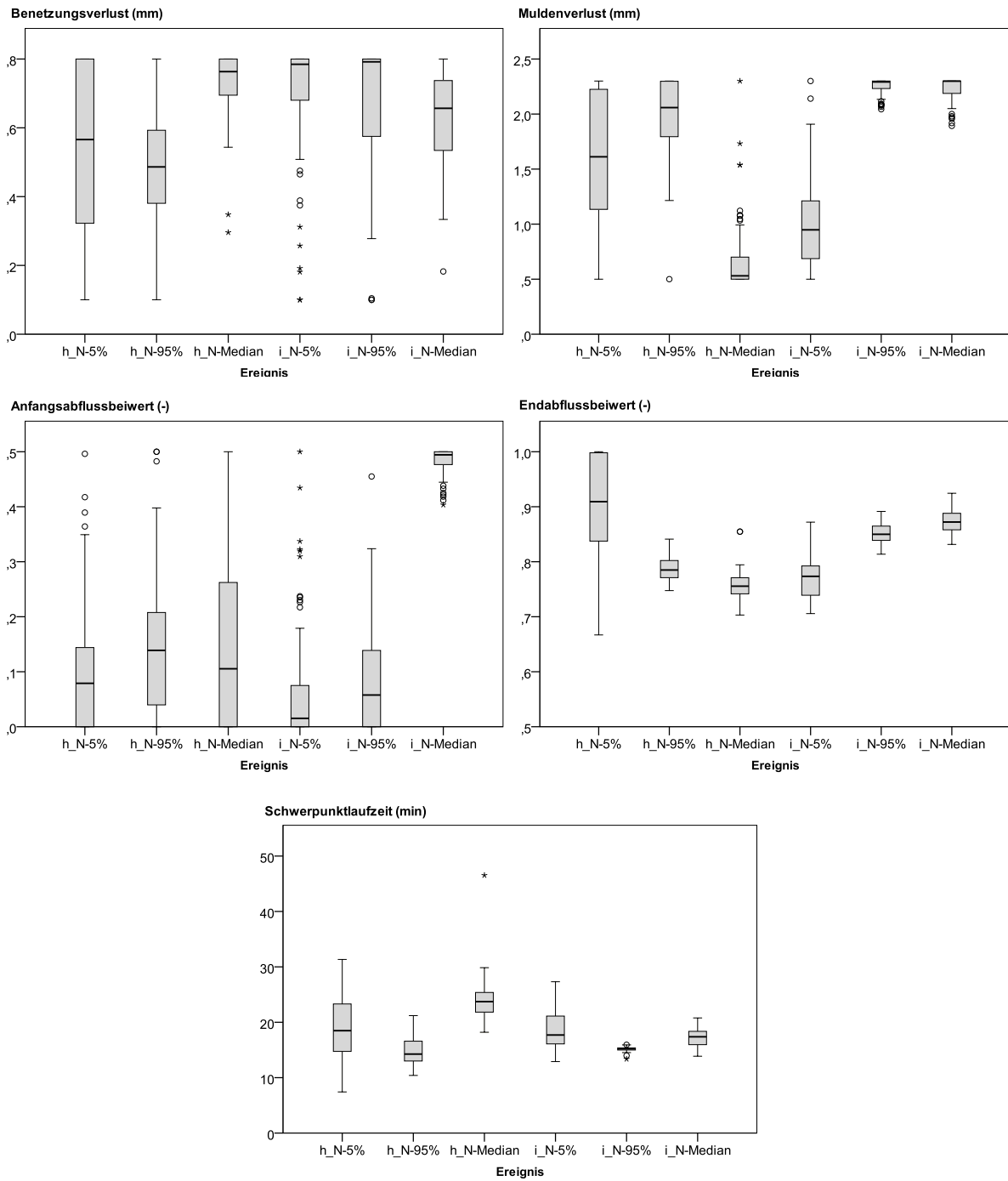


Bild 6.26 Parameter der pareto-optimalen Lösungen unterteilt nach Optimierungslauf

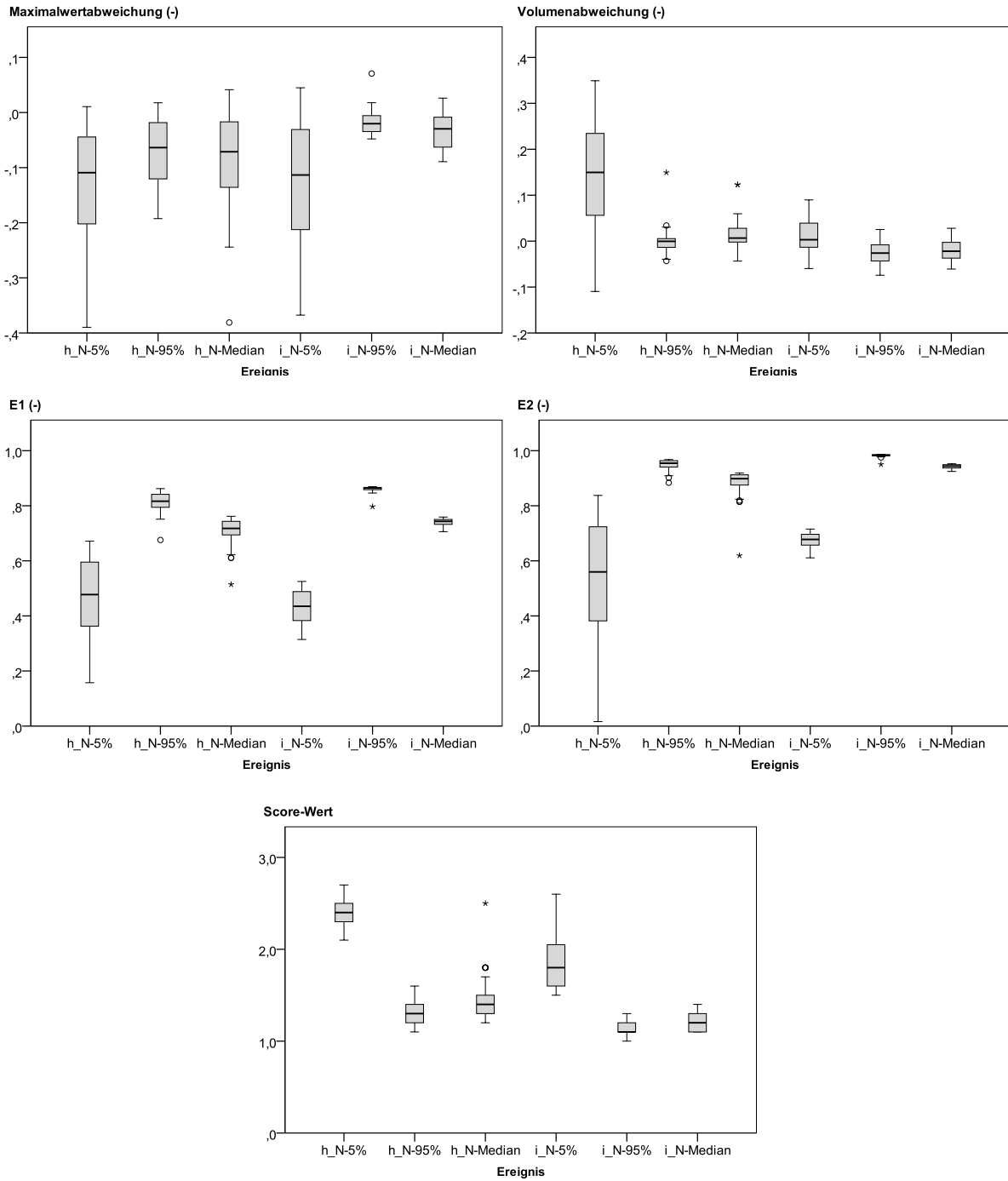


Bild 6.27: Abweichungsmaße der pareto-optimalen Lösungen unterteilt nach Optimierungslauf

6.4.4 Ergebnisse der multi-event Kalibrierungen

Die Parameter werden für die 6 verwendeten Kalibrierereignisse im Rahmen einer multi-event Optimierung kalibriert. Hierfür wird im Modus multi-event single-objective (meso) nur der Effizienzkoeffizient E2 als Zielfunktion verwendet und im Modus multi-event multi-objective (memo) die Abweichungsmaße E2, VOL und DYMax (vgl. Tabelle 6.8).

Die durch die beiden Kalibrierungen ermittelten Parametersätze sind in Tabelle 6.12 gegenübergestellt. Neben den Parametersätzen der Kompromisslösung für alle 6 Ereignisse werden auch die best-fit Parametersätze für jedes Ereignis aufgeführt. Die Parametersätze für die Kompromisslösung weichen in ihrem sensitiven Parameter Endabflussbeiwert psiE mit Werten von 0,83 (memo) und 0,74 (meso) deutlich voneinander ab. Die Abweichung für den ebenfalls sensitiven Parameter Schwerpunktlaufzeit TS ist mit 3,2 min Differenz eher gering. Die insensitiven Parameter VMuld und psiA sind sehr ähnlich, der Parameter VBen weist leichte Abweichungen zwischen den Lösungen auf. Die best-fit Lösungen für die einzelnen Ereignisse weisen eine vergleichbare Tendenz für die Parameterwerte auf. Für den Kalibriermodus multi-event multi-objective werden größere Endabflussbeiwerte und etwas geringere Schwerpunktlaufzeiten ermittelt.

Tabelle 6.12: Parametersätze der best-fit Anpassungen an jedes Ereignis sowie der Kompromisslösung der beiden Kalibrieremodi

Modus	best-fit	TS	PsiE	VBen	VMuld	PsiA
		min	-	mm	mm	-
multi-objective	L ₂ -Metric	18,0	0,83	0,6	1,1	0,20
single-objective	L ₂ -Metric	21,2	0,74	0,3	1,1	0,22
multi-objective	hN-5%	25,4	0,90	0,8	1,3	0,00
single-objective	hN-5%	29,4	0,89	0,6	1,4	0,00
multi-objective	hN-50%	23,1	0,76	0,8	0,5	0,00
single-objective	hN-50%	24,7	0,76	0,6	1,0	0,00
multi-objective	hN-95%	13,3	0,82	0,7	2,3	0,09
single-objective	hN-95%	17,6	0,76	0,3	1,7	0,17
multi-objective	iN-5%	16,9	0,77	0,8	0,8	0,00
single-objective	iN-5%	19,9	0,73	0,5	0,5	0,00
multi-objective	iN-50%	15,6	0,89	0,8	2,3	0,50
single-objective	iN-50%	18,7	0,82	0,3	2,1	0,50
multi-objective	iN-95%	15,3	0,86	0,8	2,0	0,14
single-objective	iN-95%	15,2	0,80	0,8	2,3	0,02

Die Ermittlung einer Kompromisslösung mittels normierter L_2 -Metric führt bei beiden Kalibriermodi zu einer zufrieden stellenden Anpassung an die Messdaten, welche anhand der Abweichungsmaße E2, Volumenabweichung, Maximalwertabweichung und der Ereignis-Score-Werte bewertet wird (Bild 6.29 und Bild 6.28). Die E2-Werte der Kompromisslösung schwanken ereignisabhängig von 0,58 bis 0,92 (memo) und von 0,69 bis 0,96 (meso), die Volumenabweichungen von -9,6 % bis 3,9 % (memo) und von -12 % bis 0 % (meso), die Maximalwertabweichungen von -24 % bis 5,9 % (memo) und von -33 % bis -8 % (meso) und die Ereignis-Score Werte von 1,3 bis 2,3 (memo) und von 1,4 bis 2,3 (meso).

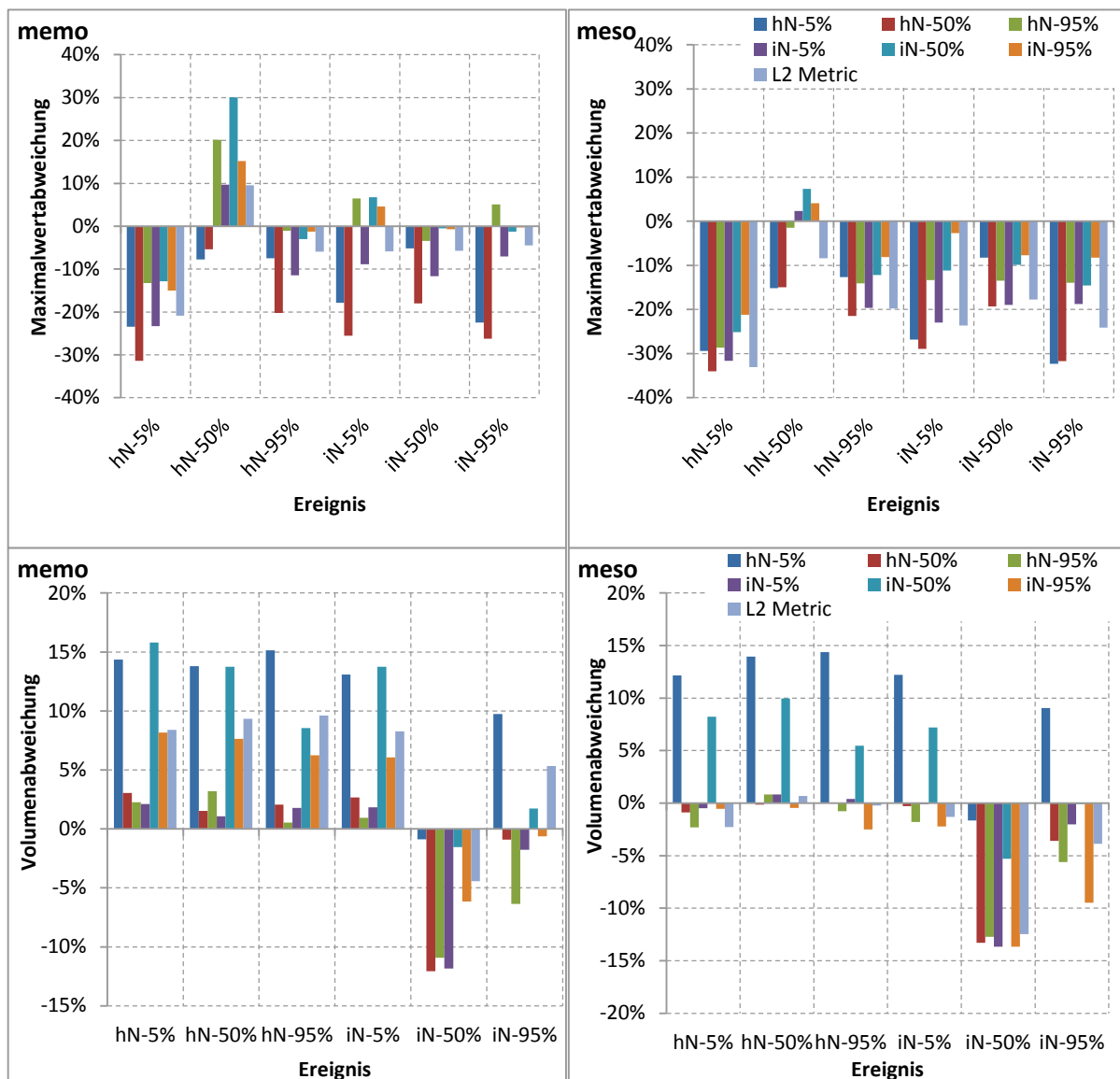


Bild 6.28: Maximalwertabweichungen und Volumenabweichungen für die 6 betrachteten Ereignisse der best-fit Parameterdatensätze der 6 Kalibrierereignisse und der Kompromisslösung (L2-Metric)

Der jeweilige Vergleich zu den best-fit Anpassungen für jedes Ereignis erlaubt eine zielgerichtete Bewertung. Einerseits kann ein Vergleich je Ereignis zur bestmöglichen Anpassung erfolgen, andererseits spannen die Lösungen für die anderen Ereignisse einen Lösungsraum auf, der eine Einordnung der Kompromisslösung ermöglicht.

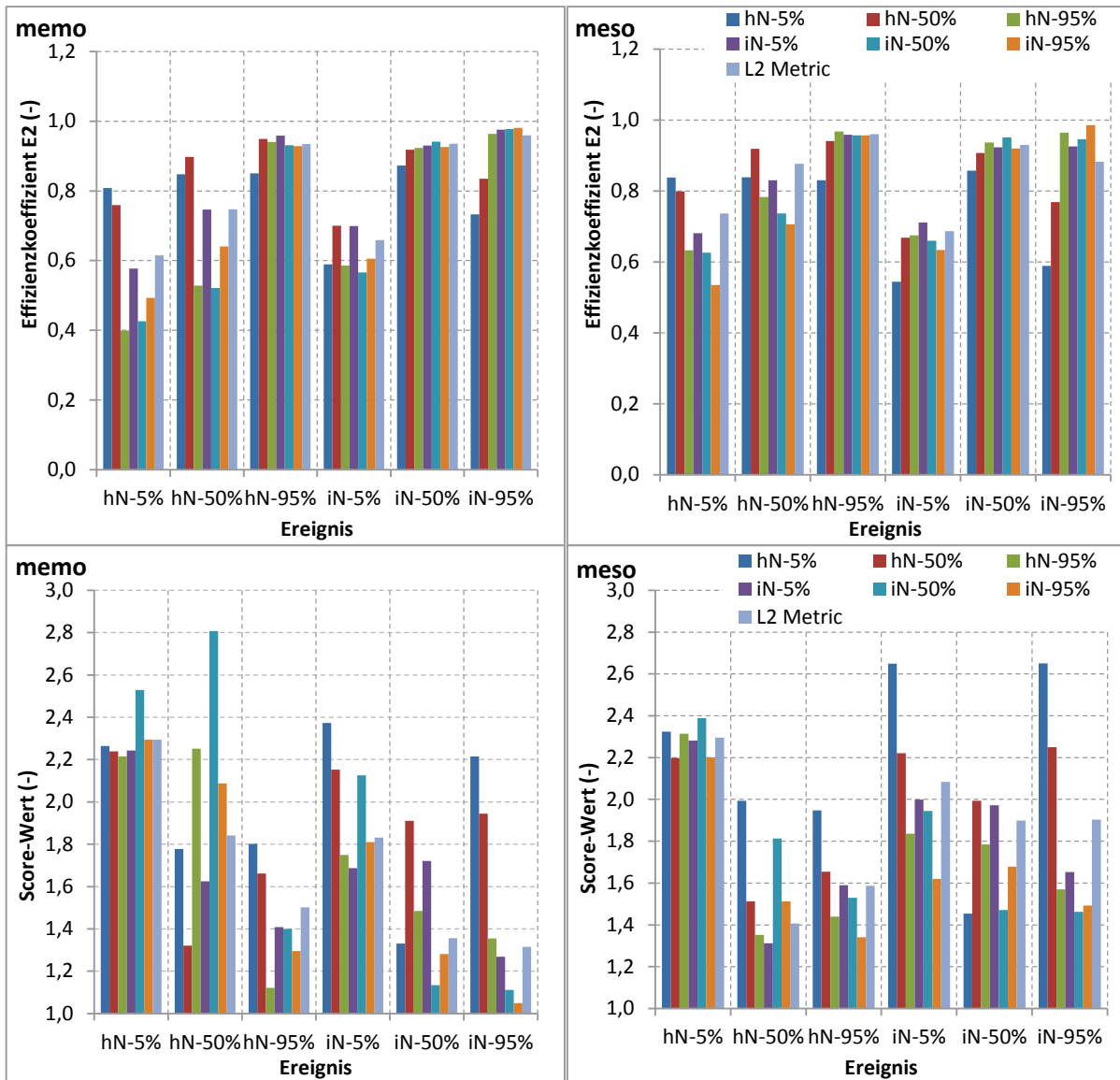


Bild 6.29: Vergleich der E2- und der Score-Werte für die 6 betrachteten Ereignisse der best-fit Parameterdatensätze der 6 Kalibrierereignisse und der Kompromisslösung (L2-Metric)

Ergänzend zu den Abweichungsmaßen sind die Ganglinien der Kompromisslösungen für die meso und memo Optimierungen für die 6 Kalibrierereignisse in Bild 6.30 und Bild 6.31 dargestellt. Die unterschiedlichen Parameterwerte für den Endabflussbeiwert von 0,83 (memo) und 0,74 (meso) sowie die 3 min längere Schwerpunktlaufzeit der Kompromisslösung der meso-Kalibrierung (21,2 min) zeigen sich auch in den Ganglinien (Bild 6.30 und Bild 6.31). Die Simulation mit den mittels memo-Kalibrierung bestimmten Parametern weisen für alle Ereignisse

höhere Spitzenwerte auf. Besonders die Ereignisse $h_N-95\%$ und $i_N-95\%$ werden durch den memo-Parametersatz besser abgebildet.

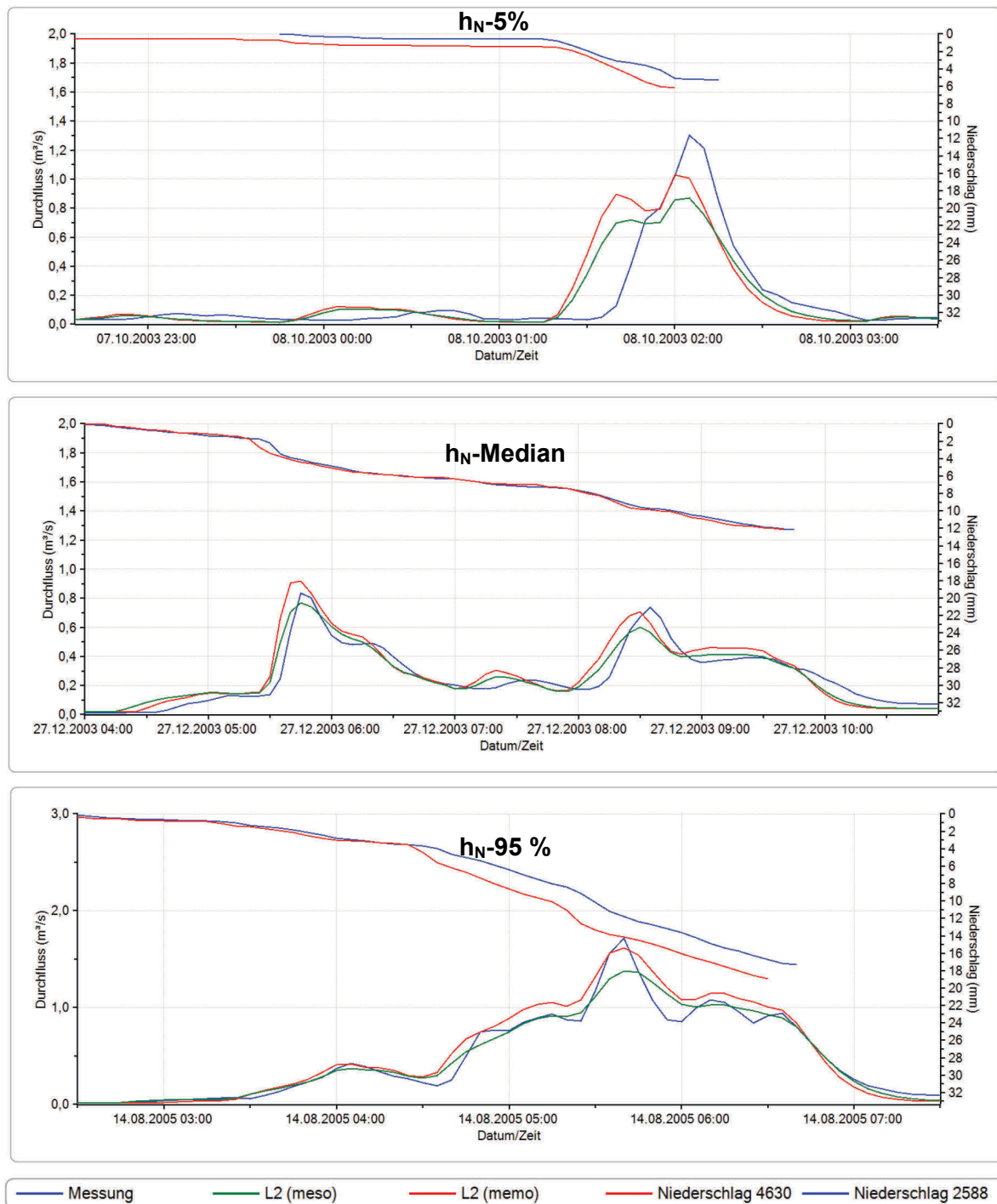


Bild 6.30: Gemessene und simulierte Ganglinien für die Kompromisslösungen der meso und memo Optimierungen, Ereignisse für Auswahlkriterium h_N

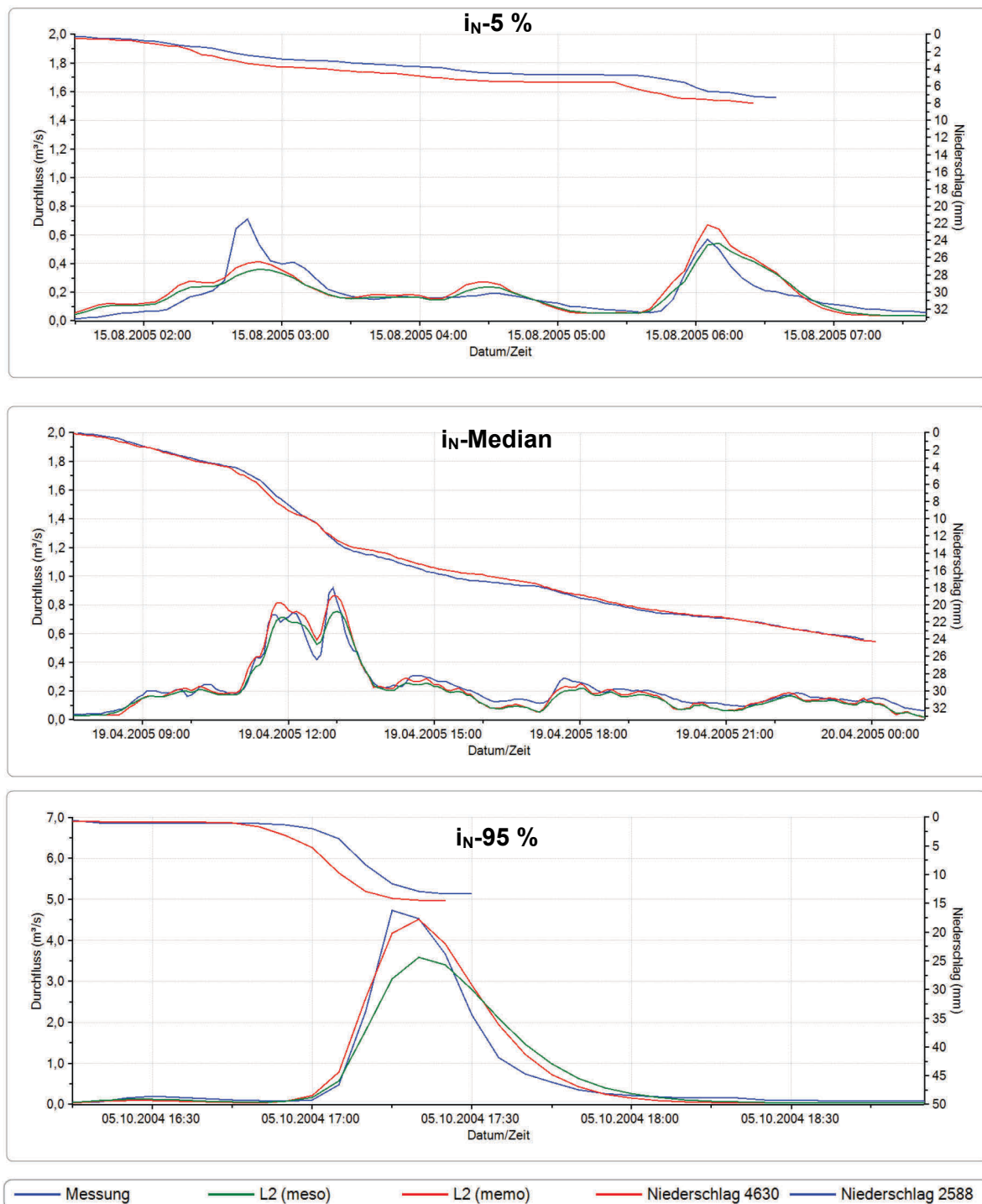


Bild 6.31: Gemessene und simulierte Ganglinien für die Kompromisslösungen der meso und memo Optimierungen, Ereignisse für Auswahlkriterium i_N

Bild 6.32 vergleicht die Score-Werte der Kompromisslösungen für die Kalibriermodi memo und meso für die 6 Ereignisse miteinander. Zusätzlich sind für jedes Ereignis auf der Basis der Ergebnisse der pareto-optimalen Lösungen die Minimal- und Maximalwerte der Score-Werte für die beiden Kalibriermodi mit dargestellt. Die Minimalwerte der beiden Modi weisen annähernd vergleichbare Werte auf, allerdings liefert der multi-objective Modus grundsätzlich etwas

bessere Score-Werte. Ein vergleichbares Ergebnis zeigt sich auch für die Maximalwerte. Hierbei stellt das Ereignis „h_N-50%“ eine Ausnahme dar, da für dieses Ereignis der single-objective Modus bessere Ergebnisse liefert. Bei den anderen Ereignissen liefert die Kompromisslösung für den multi-objective Modus bessere Score-Werte. Die geringen Differenzen zwischen den Score-Werten der Kompromisslösung und den Minimalwerten für den Modus memo können als Validierung der Kompromisslösung angesehen werden.

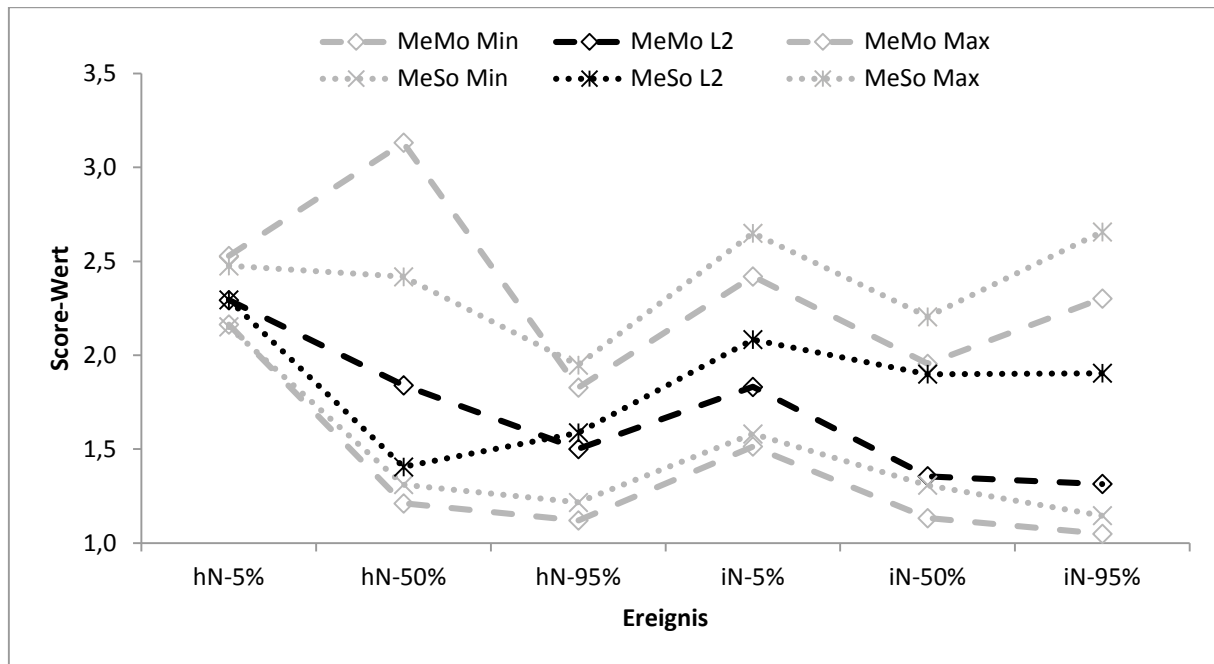


Bild 6.32: Vergleich der Score-Werte der Kompromisslösungen für die Kalibriermodi MeMo und MeSo mit den erzielten Minimal- und Maximalwerten für die betrachteten Ereignisse

6.4.5 Zusammenfassung

Die Konfiguration der Zielfunktion wurde anhand von 6 Ereignissen untersucht. Die Ereignisauswahl basiert auf der statistischen Auswertung von Niederschlagshöhe und maximaler Niederschlagsintensität. Die Ereignisse, die vergleichbare Werte mit dem 5 %-Quantil, dem Median und dem 95 %-Quantil aufweisen, werden für die Kalibrierung selektiert. In einem ersten Schritt wird jedes selektierte Ereignis im Modus „single-event multi-objective“ kalibriert, wobei die Abweichungsmaße Volumenabweichung, Maximalwertabweichung, Nash-Sutcliffe Effizienz (E2) und der Effizienzkoeffizient E1 als Zielfunktionen optimiert werden.

Die Ergebnisse der sechs multi-objective Kalibrierungen zeigen, dass der Einsatz des Effizienzkoeffizienten E2 und des E1 zu vergleichbaren Ergebnissen hinsichtlich der ermittelten Parametersätze führen. Die Volumenabweichung ist als singuläres Kriterium für ein Ereignis nicht zur Kalibrierung geeignet, da sie lediglich zu einer Anpassung der Abflussbildungsparameter führt. In diesem Zusammenhang haben sich längere Abflusskonzentrationszeiten in

Kombination mit größeren Abflussbeiwerten als problematisch herausgestellt, da sie das korrekte Abflussvolumen liefern, indem sie ein Teil des Abflussvolumens aus dem Bilanzierungszeitraum „herausschieben“. Eine Vergrößerung des Bilanzierungszeitraumes wäre zwar denkbar, ist allerdings aufgrund von folgenden Ereignissen nicht erwünscht. Die Maximalwertabweichung führt im Vergleich zur Volumenabweichung zu einer besseren Anpassung der Simulationsergebnisse an die Messdaten. Daraus lässt sich ableiten, dass für die multi-objective Analyse eines Ereignisses die Zielgrößen Massenbilanz, Abflussspitzen und Verlauf am besten durch die Abweichungsmaße Volumenabweichung, Maximalwertabweichung sowie Nash-Sutcliffe Effizienz repräsentiert werden können.

Zur Vermeidung nicht plausibler Lösungen, die durch die Volumenabweichung hervorgerufen werden können, wird der Euklidische Abstand zur Aggregation der drei Abweichungsmaße je Ereignis verwendet. Die Aggregation von Abweichungsmaßen für ein Ereignis führt weiterhin zu einer Reduktion der Zielfunktionswerte.

Der Parametersatz aus der multi-objective Kalibrierung liefert bessere Ergebnisse für die drei Anpassungskriterien Volumen, Maximalwert und Verlauf als die aus der single-objective multi-event Kalibrierung (Zielfunktion E2 für jedes Ereignis) ermittelte Kompromisslösung. Für die Selektion einer Kompromisslösung aus den pareto-optimalen Lösungen wird die normierte L_2 -Metric eingesetzt.

Ein wesentlicher Vorteil einer multi-event Kalibrierung mittels multikriteriellen Optimierungsverfahren gegenüber dem Einsatz monokriterieller Verfahren ist die Bestimmung eines Sets von pareto-optimalen Lösungen (Parametersätzen). Diese erlauben in einem ersten Schritt die Beurteilung einer bestmöglichen Anpassung (best-fit) an jedes Ereignis. Die Verteilungen der Parameterwerte der pareto-optimalen Lösungen können zur Beurteilung der Parametersensitivität genutzt werden. Beim KOSIM-Modell der Fallstudie wurden die Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit als besonders sensitiv und die Parameter Benetzungs-, Muldenverlust und Anfangsabflussbeiwert als weniger sensitiv eingestuft. Extreme Parameter- und Zielfunktionswerte können mittels Ausreißeranalyse detektiert und von der weiteren Auswertung ausgeschlossen werden.

Anhand der L_2 -Metric kann eine Kompromisslösung bestimmt werden. Die Analyse der Anpassungsgüte der Kompromisslösung erfolgt durch den Vergleich mit der bestmöglichen Anpassung an die Kalibrierereignisse. Dies bietet eine weitergehende Möglichkeit zur Validierung (Verifikation) der Kalibrierung.

6.5 Vergleich von Verfahren zur Ereignisauswahl

Mit der Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen wird das Ziel verfolgt, alle potenziellen Modellzustände, die für die aktuelle Modellierungsaufgabe von Interesse sind, in den Kalibrierprozess zu integrieren. Aus diesem Grund sollen Selektionsverfahren für Niederschlag-Abfluss-Ereignisse bewertet und eingesetzt werden. Diese sollen für eine beliebige Anzahl an Eigenschaften je Ereignis anwendbar sein (z. B. Niederschlagshöhe, Niederschlagsintensität, Abflusshöhe, maximalem Abfluss oder spezielle Systemzustände (Einstauereignisse, Überlaufereignisse)).

Grundsätzlich muss das Modellziel mit in die Ereignisauswahl einfließen. Aufgrund von Unsicherheiten, die aus der Modellstruktur resultieren, ist eine perfekte Anpassung für jedes Modellziel nicht möglich (vgl. u. a. Beven und Binley, 1992, Harremoës und Madsen, 1999, Bertrand-Krajewski, 2007, Dotto et al., 2012). Der praktische Einsatz eines urbanhydrologischen Modells erfordert allerdings einen im Rahmen der Kalibrierung bestimmten Parameterdatensatz für die weitere ingenieurtechnische Bearbeitung von siedlungswasserwirtschaftlichen Planungsaufgaben.

Je nach Länge der Messzeitreihen von Abfluss und Niederschlägen in einem Einzugsgebiet resultiert eine Auswahlproblematik für die Kalibrierzeitspanne. Die Verwendung einer Kalibrierung mittels des gesamten Zeitraums vernachlässigt unbekannt systematische Abweichungen, die Unsicherheiten bei der Kalibrierung hervorrufen (z. B. durch nicht im Modell beschreibbare ungleichmäßige Überregnung, nicht relevante bzw. mit dem Modell nicht abbildbare Zustände (Oberflächenabfluss von durchlässigen Flächen) oder Abweichungen bei Trockenwetterabfluss).

6.5.1 Methode

6.5.1.1 Auswahl der Ereignisse

Damit das Auswahlverfahren für Niederschlag-Abfluss-Ereignisse bereits während einer temporären NA-Messkampagne eingesetzt werden kann, wäre eine Auswahl anhand von Eigenschaften des Niederschlags wünschenswert. Dies ermöglicht, eine Messkampagne beim Erreichen einer definierten Anzahl an Ereignissen mit unterschiedlicher Niederschlagshöhen und Intensitäten zu beenden.

Bei der Ereignisauswahl berücksichtigen Sun und Bertrand-Krajewski (2012) grundsätzlich die Extremereignisse für jede Eingangsgröße, um eine Extrapolation von Modellergebnissen zu vermeiden. Eine Integration von Ereignissen mit Extrembelastungen in die Kalibrierung kann

zu einer Kompensation von Unsicherheiten, die aus der Modellstruktur resultieren, führen. Beispiele hierfür sind Abflüsse von durchlässigen Flächen bei sehr hohen Niederschlagsintensitäten (Dotto et al., 2012) oder sehr großer niederschlagsbedingter Fremdwasserabfluss im Kanalnetz bei langen Ereignissen mit großen Niederschlags- und Abflusshöhen. Die ungleichmäßige Überregnung von Einzugsgebieten stellt eine Unsicherheit hinsichtlich der Eingangsdaten dar, welche bei der Kalibrierung durch die Bestimmung der Abflussbildungsparameter fehlerhaft kompensiert werden kann (vgl. z. B. Kleidorfer et al., 2009).

Der Ausschluss von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen mit extremen oder unsicheren Eingangsdaten bei der Kalibrierung kann zu Unsicherheiten bei der Übertragung des ermittelten Parameterdatensatzes auf andere Randbedingungen, wie z. B. die Änderung des Niederschlagsgeschehens durch den Klimawandel, führen. Hier sind Kalibrierverfahren im Vorteil, die neben einer best-fit Anpassung an die Messdaten, eine Spannweite von Parameterdatensätzen liefern, mit denen andere Systemzustände abgebildet werden können.

Das Ziel ist hier nicht, für weitere definierte Systemzustände möglichst gute Anpassungen zu erzielen, sondern im Rahmen der multi-event Kalibrierung einen Unsicherheitsbereich um die best-fit Anpassung zu ermitteln. Die Bewertung dieses Unsicherheitsbereiches kann mit der mittleren relativen Intervalllänge (Average relative interval length, ARIL) oder des Prozentsatzes der gemessenen Durchflüsse, die innerhalb des Unsicherheitsbereiches der Modellergebnisse liegen, erfolgen (vgl. Kapitel 6.6).

Der Einfluss der Ereignisauswahl auf die Kalibrierergebnisse wird anhand der nachfolgend beschriebenen Auswahlverfahren „Raster-Methode“, „Rang-Selektion“ und „zufällige Auswahl“ untersucht.

6.5.1.2 Raster-Methode

Die Rastermethode ist ein Auswahlverfahren anhand mehrerer Eigenschaften. Zuerst erfolgt ein Ranking der relevanten Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität (vgl. Kapitel 6.3.2.3). Um eine verteilungsunabhängige Auswahl sowie die Möglichkeit zur Kombination von verschiedenen Eigenschaften von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen zu gewährleisten, erfolgt die Auswahl auf der Basis von Rängen (vgl. Sun und Bertrand-Krajewski, 2012 oder Iman und Conover, 1982). Die Rasterbreite bzw. die Anzahl der Felder des Rasters wird anhand der Anzahl der Eigenschaften sowie der Anzahl an gesuchten Ereignissen bestimmt. Um eine systematische Auswahl an Niederschlag-Abfluss-Ereignissen zu gewährleisten, erfolgt die Einteilung der Felder in gleich große Klassen. Wenn pro Rasterfeld mehrere Ereignisse vorhanden sind, wird jeweils das Ereignis ausgewählt, welches den geringsten Abstand zum Mittelpunkt des Rasterfeldes aufweist. Wenn zwei Ereignisse den gleichen Abstand haben, erfolgt eine zufällige Auswahl.

In Bild 6.33 ist ein Beispiel mit 46 Ereignissen dargestellt, von denen zwei Eigenschaften betrachtet werden. Insgesamt sollen 16 Ereignisse selektiert werden, so dass sich eine Rasterbreite von 12 und eine Feldanzahl von 16 ergibt.

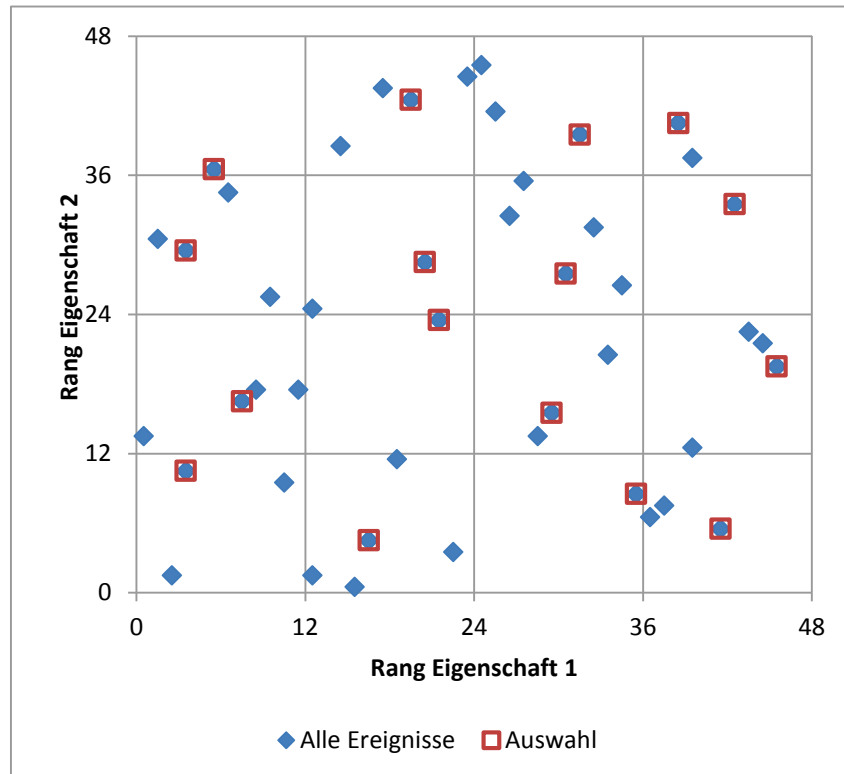


Bild 6.33: Beispiel für die Unterteilung des Entscheidungsraumes in Raster und selektierte Ereignisse

Das Verfahren ist darauf angewiesen, dass möglichst wenige Eigenschaften einfließen, da ansonsten sehr viele Ereignisse detektiert werden, die u. U. im Rahmen einer multi-event Kalibrierung nicht berücksichtigt werden können. Hierfür ist es notwendig, dass im Vorfeld die wichtigsten Eigenschaften ermittelt werden. Die Rasterauswahl erfolgt für Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität mit 9 und 16 Ereignissen, so dass zwei multi-event Kalibrierungen durchgeführt werden.

6.5.1.3 Rang-Selektion

Nach der Bestimmung der für die Auswahl relevanten Eigenschaften erfolgt ein unabhängiges Ranking der einzelnen Eigenschaften. Sun und Bertrand-Krajewski (2012) schlagen vor, zuerst die Extremwerte für jede Eigenschaft zu verwenden (Schritt 1 in Bild 6.34). Weitere Ereignisse werden durch eine systematische Verringerung der maximalen Abstände zwischen den bereits selektierten Rängen der Eigenschaften ausgewählt. Diese maximalen Abstände werden in Bild 6.34 vertikal und horizontal bestimmt, so dass für Eigenschaft 1 Abstände von 15,

9 und 21 Rängen und für Eigenschaft 2 Abstände von 13, 6 und 26 Rängen vorliegen. Der maximale Abstand von 26 Rängen für Eigenschaft 2 wird nun halbiert (Schritt 2 in Bild 6.34). Für den Rang 33 der Eigenschaft 2 wird nun das nächste Ereignis ausgewählt.

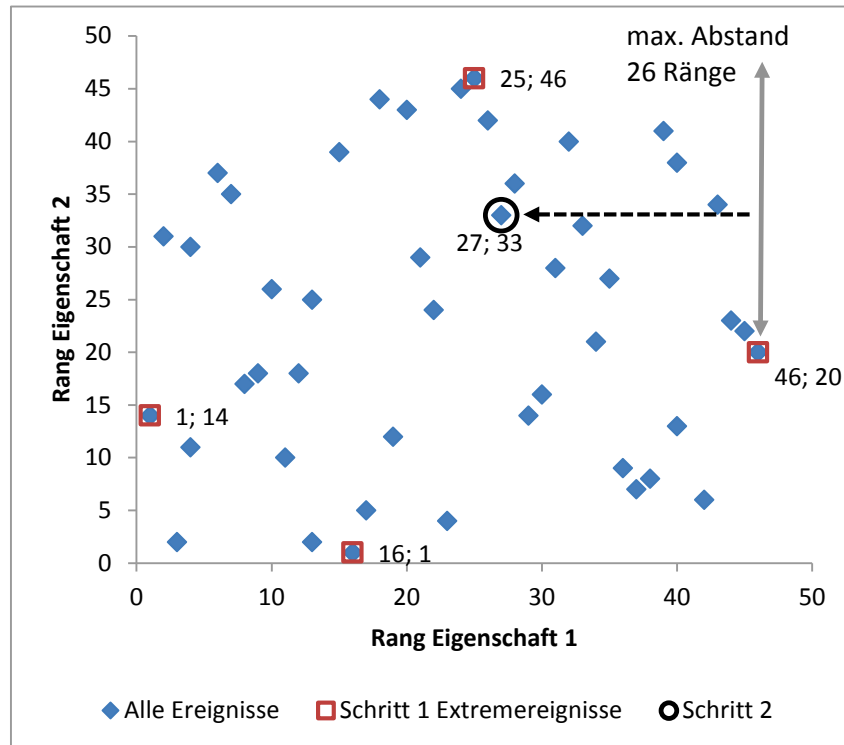


Bild 6.34: Beispiel für die Anwendung der Rang-Selektion zur Auswahl von Ereignissen

Nach jedem Auswahlsschritt wird für jede Eigenschaft der Abstand der benachbarten Ränge bestimmt. Je Eigenschaft ergibt sich somit ein maximaler Abstand. Die Auswahl des nächsten Datenpunktes erfolgt für die Eigenschaft, die den größten maximalen Abstand aufweist. Das Ereignis, welches den Rang aufweist, der in der Mitte dieses maximalen Abstandes liegt, wird als nächstes selektiert (Sun und Bertrand-Krajewski, 2012). Das Verfahren auf der Basis der Rang-Selektion berücksichtigt zwar mehrere Eigenschaften, es ist allerdings nicht als systematisches mehrdimensionales Auswahlverfahren anzusehen.

Die Rang-Selektion wird für 6, 8, 10, 12 und 15 Ereignisse durchgeführt, die im Rahmen einer multi-event Kalibrierung optimiert werden.

6.5.1.4 Zufällige Auswahl

Die zufällige Auswahl erfolgt mittels Erzeugung einer Zufallszahl zwischen 0 und 1 für jedes Ereignis. Diese generierten Zufallszahlen werden sortiert. Gemäß der Anzahl der benötigten Ereignisse n , werden die Ereignisse mit den n kleinsten Zufallszahlen ausgewählt. Es werden für jeden Optimierungslauf die gleichen Zufallszahlen verwendet, so dass bei einer Erhöhung

der Kalibrierereignisse die gleichen Ereignisse wie beim vorherigen Optimierungslauf eingesetzt werden, zuzüglich zwei oder drei weiterer. Die zufällige Auswahl erfolgt für 5 Optimierungsläufe mit 6, 8, 10, 12 und 15 Kalibrierereignissen.

6.5.1.5 Zusammenstellung der Ereignisauswahl und Optimierungsläufe

Tabelle 6.13 gibt eine Übersicht über die Kombinationen von Auswahlmethoden, Anzahl der verwendeten Kalibrierereignisse und Objectives sowie die Konfiguration der Zielfunktion. Als Vergleichs- bzw. Standardszenario wird eine Kalibrierung anhand des Gesamtzeitraums mit dem Abweichungsmaß E2 als Objective durchgeführt. Ergänzend wird das Auswahlverfahren aus Kapitel 6.4.1.1 hinzugezogen. Die Auswahlmethode Random wird zur Überprüfung noch mittels einer zweiten Ereignisauswahl (Random2) untersucht.

Tabelle 6.13: Übersicht über die gewählten Auswahlverfahren, die Anzahl der Kalibrierereignisse und die verwendete Zielfunktion

Name	Auswahlmethode	Ereignisanzahl / Anzahl Objectives	Zielfunktion
Gesamt_1	Gesamtzeitraum	1	E2
1-D _{in} & h _N	5 %, 50 % und 95 % Quantil der Eingangsgrößen h _N & i _{N,max}	6	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Raster9_9	Raster mit 9 Feldern	9	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Raster16_16	Raster mit 16 Feldern	16	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Random_6	Random1 & Random2	6	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Random_8	Random1 & Random2	8	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Random_10	Random1 & Random2	10	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Random_12	Random1 & Random2	12	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Random_15	Random1 & Random2	15	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Rang Sel._6	Rangselektion	6	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Rang Sel._8	Rangselektion	8	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Rang Sel._10	Rangselektion	10	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Rang Sel._12	Rangselektion	12	E2, VOL, DYMax ¹⁾
Rang Sel._15	Rangselektion	15	E2, VOL, DYMax ¹⁾

¹⁾mittels gewichtetem Euklidischem Abstand je Ereignis aggregiert.

In Summe werden 19 Optimierungsläufe mit dem AMALGAM-Verfahren für die Kalibrierung des KOSIM-Modells des Fallbeispiels durchgeführt. Die Auswertung der einzelnen Optimierungsläufe erfolgt anhand der mittels normierter L₂-Metric bestimmten Kompromisslösung (vgl. Kapitel 6.4.1.2). In einem ersten Schritt werden die Parameterwerte der Kompromisslösungen miteinander verglichen. Anschließend werden die Parametersätze durch Simulationen für alle

46 detektierten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse validiert (vgl. Kapitel 6.3.2.2). Bei der Bewertung dieser Validierungsereignisse erfolgt eine Differenzierung zwischen den 24 gleichmäßig und den 22 ungleichmäßig überregneten Ereignissen.

6.5.2 Gewählte Niederschlag-Abfluss-Ereignisse

Anhand der Zusammenhangsanalyse der Eigenschaften von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen kann die Auswahl anhand der Niederschlagshöhe und der maximalen Niederschlagsintensität erfolgen. Diese beiden Eigenschaften weisen Korrelationen zur Abflusshöhe (Abflussvolumen) und zum Spitzenabfluss auf.

Die Ränge für die Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität sowie die ausgewählten Ereignisse für die „Rang-Selection“ und „Raster 16“ sind in Bild 6.35 dargestellt. Die ausgewählten Ereignisse sind für die Methoden „ I_N & h_N “, „Rang-Selection“, „Random1“ und „Random2“ in Bild 6.36 und für die Methoden „Raster 9“ und „Raster 16“ in Bild 6.37 veranschaulicht. Die Eigenschaften aller 46 Ereignisse sowie die Zuordnung zu den Auswahlverfahren sind in Anhang 1.2 aufgelistet.

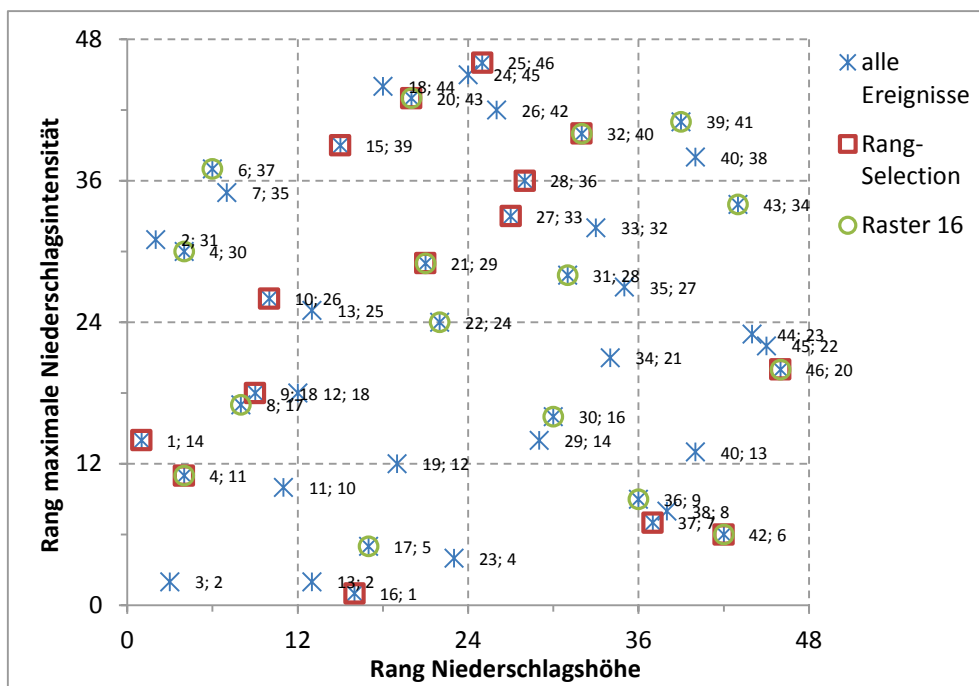


Bild 6.35: Ränge der Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität und Auswahl von Ereignissen anhand „Rang-Selection“ und „Raster 16“

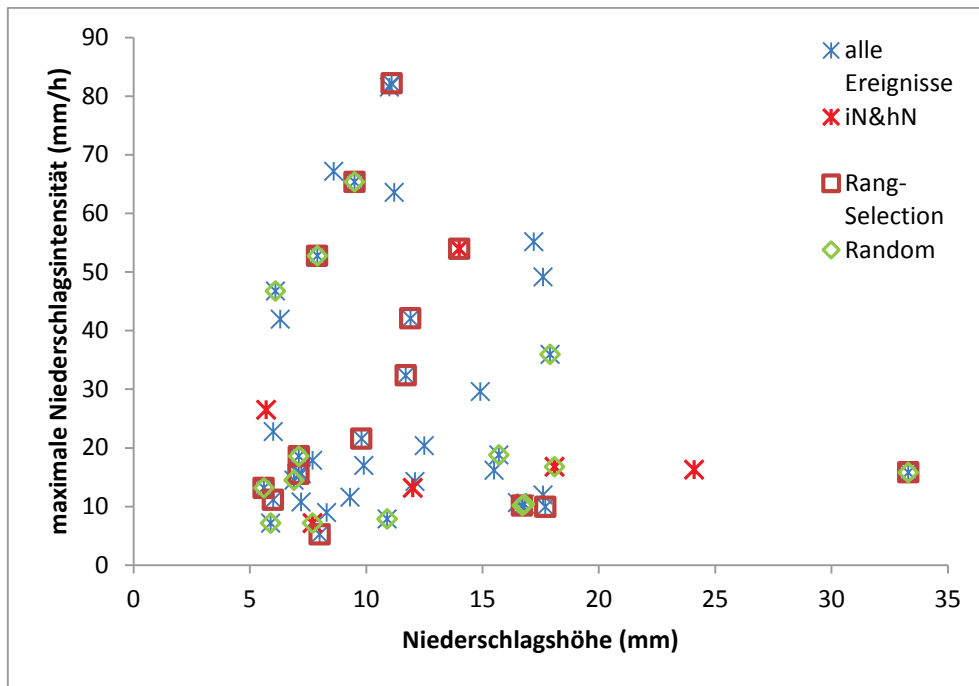


Bild 6.36: Vergleich der ausgewählten Kalibrierereignisse anhand der unterschiedlichen Auswahlverfahren (Rang-Selektion und Random)

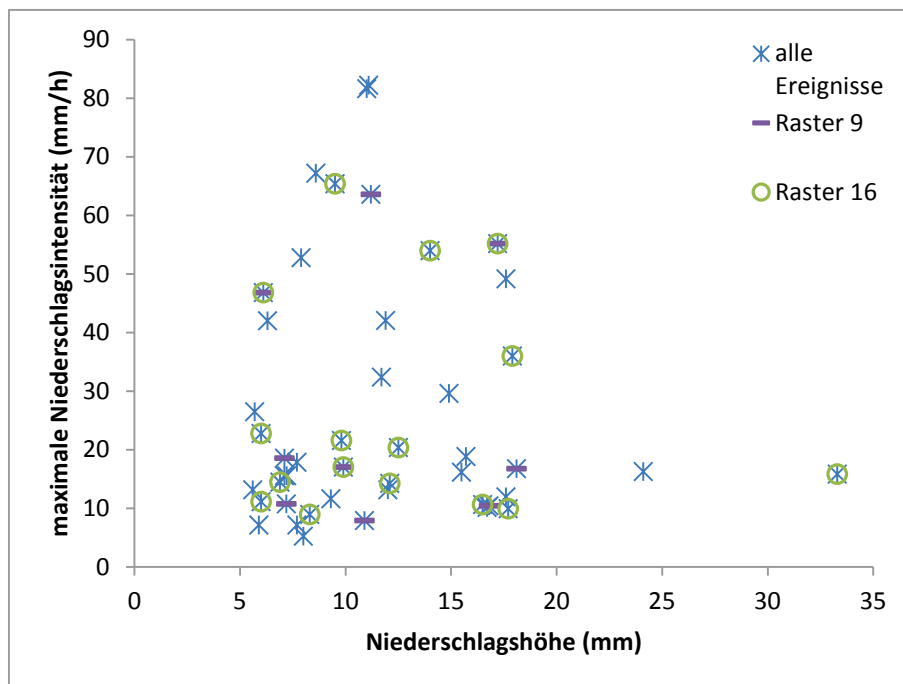


Bild 6.37: Vergleich der ausgewählten Kalibrierereignisse anhand der Raster-Auswahlverfahren

6.5.3 Kalibrierergebnisse

6.5.3.1 Vergleich der Parameterwerte der Kompromisslösungen

Tabelle 6.14 stellt die Parameterdatensätze der mittels L_2 -Metric bestimmten Kompromisslösungen zusammen. Der Parameter Schwerpunktlaufzeit (TS) nimmt Werte zwischen 14,7 und 22,7 min an, der Parameter Benetzungsverlust (VBen) zwischen 0,1 und 0,8 mm, der Parameter Muldenverlust (VMuld) zwischen 0,5 und 1,8 mm, der Parameter Anfangsabflussbeiwert (PsiA) zwischen 0 und 0,5 und der Parameter Endabflussbeiwert (psiE) zwischen 0,57 und 0,91. Während sich bei weniger sensitiven Parametern der Schwankungsbereich fast über den gesamten Wertebereich erstreckt, erfolgt für die sensitiven Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert eine starke Eingrenzung.

Tabelle 6.14: Modellparameter der Kompromisslösungen (L_2 -Metric) für unterschiedliche Auswahlverfahren für Kalibrierereignisse

Auswahlverfahren	TS	VBen	VMuld	psiA	psiE
	min	mm	mm	-	-
Gesamt	20,6	0,4	1,0	0,48	0,57
i _N & h _N	18,0	0,6	1,1	0,20	0,83
Rang Selektion 6	19,4	0,4	0,5	0,00	0,79
Rang Selektion 8	21,1	0,1	1,5	0,25	0,85
Rang Selektion 10	21,9	0,6	1,8	0,11	0,91
Rang Selektion 12	20,8	0,8	0,8	0,40	0,81
Rang Selektion 15	19,5	0,3	1,5	0,01	0,84
Raster 9	17,9	0,5	0,6	0,50	0,68
Raster 16	20,0	0,4	0,5	0,42	0,72
Random1 6	17,5	0,1	0,5	0,50	0,66
Random1 8	15,3	0,1	0,5	0,32	0,61
Random1 10	17,7	0,1	0,5	0,35	0,65
Random1 12	15,4	0,3	1,3	0,50	0,73
Random1 15	16,7	0,5	1,5	0,50	0,76
Random2 6	16,8	0,3	0,5	0,00	0,64
Random2 8	16,0	0,6	1,2	0,05	0,69
Random2 10	14,7	0,7	0,6	0,41	0,67
Random2 12	22,7	0,1	1,5	0,36	0,82
Random2 15	18,9	0,7	0,8	0,00	0,74

Der Endabflussbeiwert, der mittels Kalibrierung anhand der Betrachtung des gesamten Zeitraums ermittelt wurde, nimmt mit seinem Wert von 0,57 den geringsten Wert an. Eine weitergehende Analyse dieses Parameterwertes ist in Kapitel 6.5.3.2 zu finden. Für das Auswahl-

verfahren Rang Selektion wurden im Vergleich zur Random oder der Raster Methode unabhängig von der Anzahl der Kalibrierereignisse höhere Endabflussbeiwerte zwischen 0,79 bis 0,91 ermittelt.

6.5.3.2 Übertragung der Kalibrierergebnisse auf alle Ereignisse

Die Kalibrierergebnisse der Kompromisslösungen werden anhand der Ereignisse aus dem Ereignispool (vgl. Kapitel 6.3.2.2) validiert. Die Ereignisse für die Validierung werden in 24 gleichmäßig und 22 ungleichmäßig überregnete Ereignisse unterschieden (Bild 6.38). Den geringsten (besten) Mittelwert der Score-Werte für gleichmäßig überregnete Ereignisse weisen die Kalibrierungen „Rang Selection 12“, „Random2 12“ und „Random2 15“ auf. Das Auswahlverfahren „Raster 16“ stellt mit einem mittleren Score-Wert von 2,05 im Vergleich zu den anderen drei Verfahren mit 2,01 eine gleichwertige Lösung dar. Für die ungleichmäßig überregneten Ereignisse weist der Parametersatz des Auswahlverfahren Random2_6 den kleinsten mittleren Score-Wert auf. Bei der Analyse der mittleren Score-Werte für alle Ereignisse liefert das Auswahlverfahren „Raster 16“ die beste Anpassung an die Messdaten. Der Parametersatz, der anhand der Kalibrierung des Gesamtzeitraums bestimmt wurde, liefert für alle und gleichmäßig überregneten Ereignisse die höchsten mittleren Score-Werte. Die ungleichmäßig überregneten Ereignisse können mit diesem Parametersatz besser abgebildet werden.

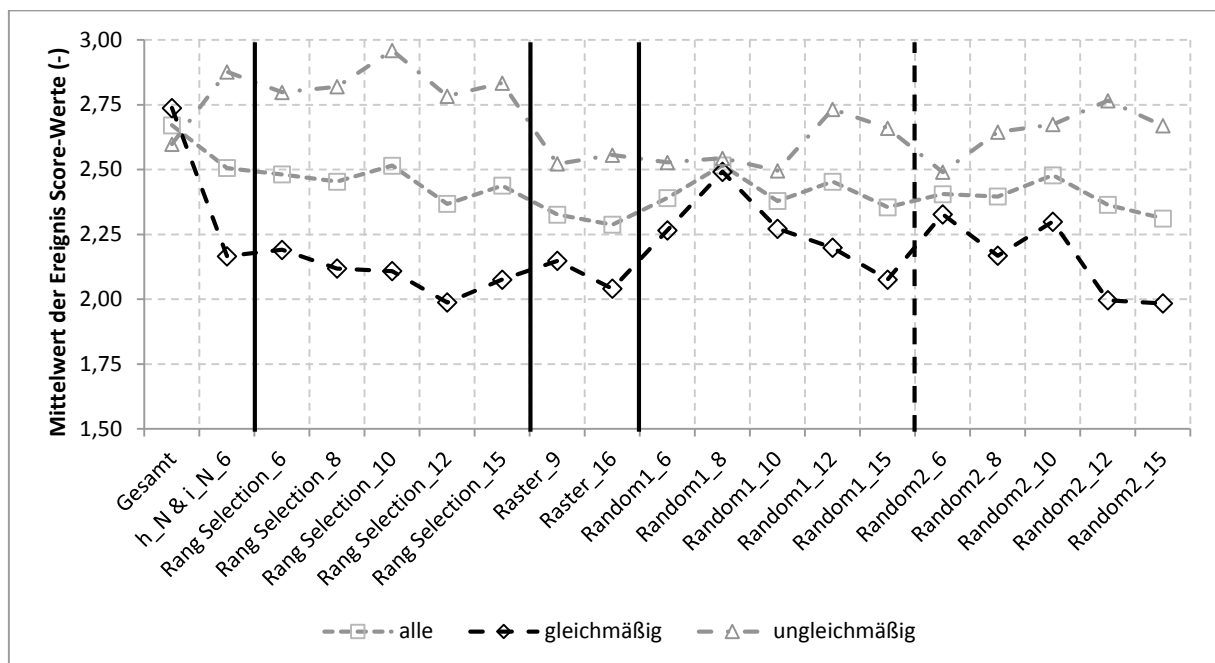


Bild 6.38: Validierungsergebnisse anhand des Mittelwertes der Score-Werte unterteilt nach Überregnung der Ereignisse

Für die Auswahlverfahren Rang Selektion, Random1 und Random2 besteht eine Tendenz, dass mit steigender Anzahl an Kalibrierereignissen eine bessere Übertragbarkeit der Kompromisslösung vorhanden ist (Bild 6.38). Diese Tendenz ist bei gleichmäßig überregneten und bei allen Ereignissen vorhanden. Dieser Trend wird durch die statistische Auswertung der gleichmäßig überregneten Ereignisse bestätigt (Bild 6.39). Bei ungleichmäßig überregneten Niederschlagsereignissen liegt kein Trend vor. Mit zunehmender Anzahl an Kalibrierereignissen liegen geringere Mediane sowie untere Quartile für die Score-Werte vor. Der Vergleich der Random Verfahren mit der Rang Selektion zeigt für 6, 8 und 10 Kalibrierereignisse bessere Validierungsergebnisse für das strategische Auswahlverfahren. Die Rang Selektion mit 6 Kalibrierereignissen liefert vergleichbare Validierungsergebnisse wie das eindimensionale Auswahlverfahren („h_N&i_N_6“). Ab einer Anzahl von 12 Kalibrierereignissen liefert das Random2 Verfahren vergleichbar hohe Anpassungsgüten wie die Rang Selektion.

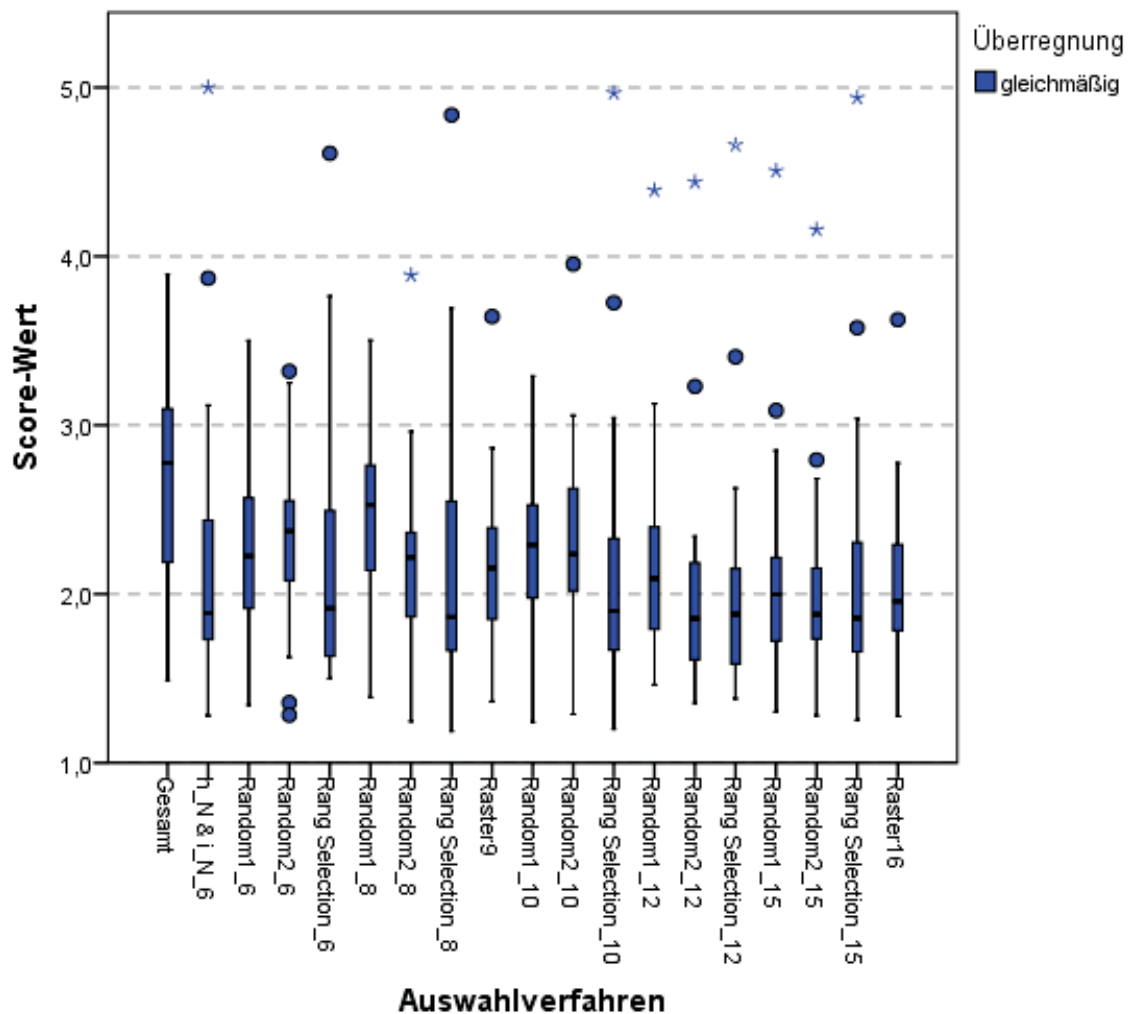


Bild 6.39: Score-Werte für die Auswahlverfahren für die 24 gleichmäßig überregneten Ereignisse

Die Auswahlverfahren mit den geringsten mittleren Ereignis Score-Werten werden mit der Lösung, die anhand der Kalibrierung des Gesamtzeitraums ermittelt wurde, verglichen (Bild 6.40). Der Lösungsraum der Kompromisslösungen der 19 Kalibrierungen, der über die minimalen, mittleren und maximalen Score-Werte für jedes Ereignis aufgespannt wird, gibt einen Überblick über die erreichbare Anpassungsgüte an die Messdaten. Der Parametersatz „Gesamt“ zeigt prinzipiell eine gegenläufige Anpassungsgüte im Vergleich zu den anderen drei Auswahlverfahren (Bild 6.40). Die Anpassungsgüten der Auswahlverfahren „Raster 16“ und „Random2 15“ weisen einen annähernd parallelen Verlauf auf, der zwischen Mittelwert und Minimum der Ereignis Score-Werte schwankt. Der Parametersatz „Rang Selektion 15“ weist im Vergleich zu den beiden vorgenannten sowohl für die gleichmäßig als auch für die ungleichmäßig überregneten Ereignisse teilweise höhere und teilweise geringere Anpassungsgüten auf. Die Endabflussbeiwerte der vier Auswahlverfahren (siehe Tabelle 6.14) schwanken zwischen 0,57 („Gesamt“) und 0,84 („Rang Selektion 15“).

Ereignisse, die durch die drei Parametersätze „Rang Selektion 15“, „Raster 16“ und „Random2 15“ nicht gut abgebildet werden, können anhand des Parametersatzes „Gesamt“ gut abgebildet werden. Bei den ungleichmäßig überregneten Ereignissen fallen besonders die Ereignisse vom 23.6.2004, 5.7.2004 und vom 5.6.2005 auf. Die zugrunde liegenden Niederschlagsereignisse weisen große Differenzen in der Niederschlagshöhe und der maximalen Intensität auf. Die Niederschlagshöhen der beiden Niederschlagsstationen weichen für die drei Ereignisse um 39 %, 66 % und 32 % vom Mittelwert ab. Dieser sehr hohe Grad der ungleichmäßigen Überregnung kann nur durch einen extremen Endabflussbeiwert wie beim Parametersatz „Gesamt“ kompensiert werden. Die Kalibrierung „Gesamt“ wird maßgeblich durch Abflussereignisse mit großen Abflussspitzen beeinflusst, da diese aufgrund der Wahl des Abweichungsmaßes E2, welches die Residuen zwischen Messdaten und Simulationsergebnis an jedem Zeitschritt quadriert, als Zielfunktion Differenzen bei größeren Abflussmesswerten stärker wichtet.

Beim gleichmäßig überregneten Ereignis vom 11.9.2004 liegen ebenfalls hohe Score-Werte für die Parametersätze mit Endabflussbeiwerten zwischen 0,72 und 0,84 vor. Dieses stellt hinsichtlich seiner Niederschlags- und Abflusseigenschaften ein kleines Ereignis dar. Mit einer mittleren Niederschlagshöhe von 5,9 mm liegt es geringfügig über dem Grenzwert von 5 mm für ein relevantes Ereignis. Ereignisse mit ähnlichen Eigenschaften hinsichtlich Niederschlag und Abfluss weisen höhere Anpassungsgüten an die Messdaten auf.

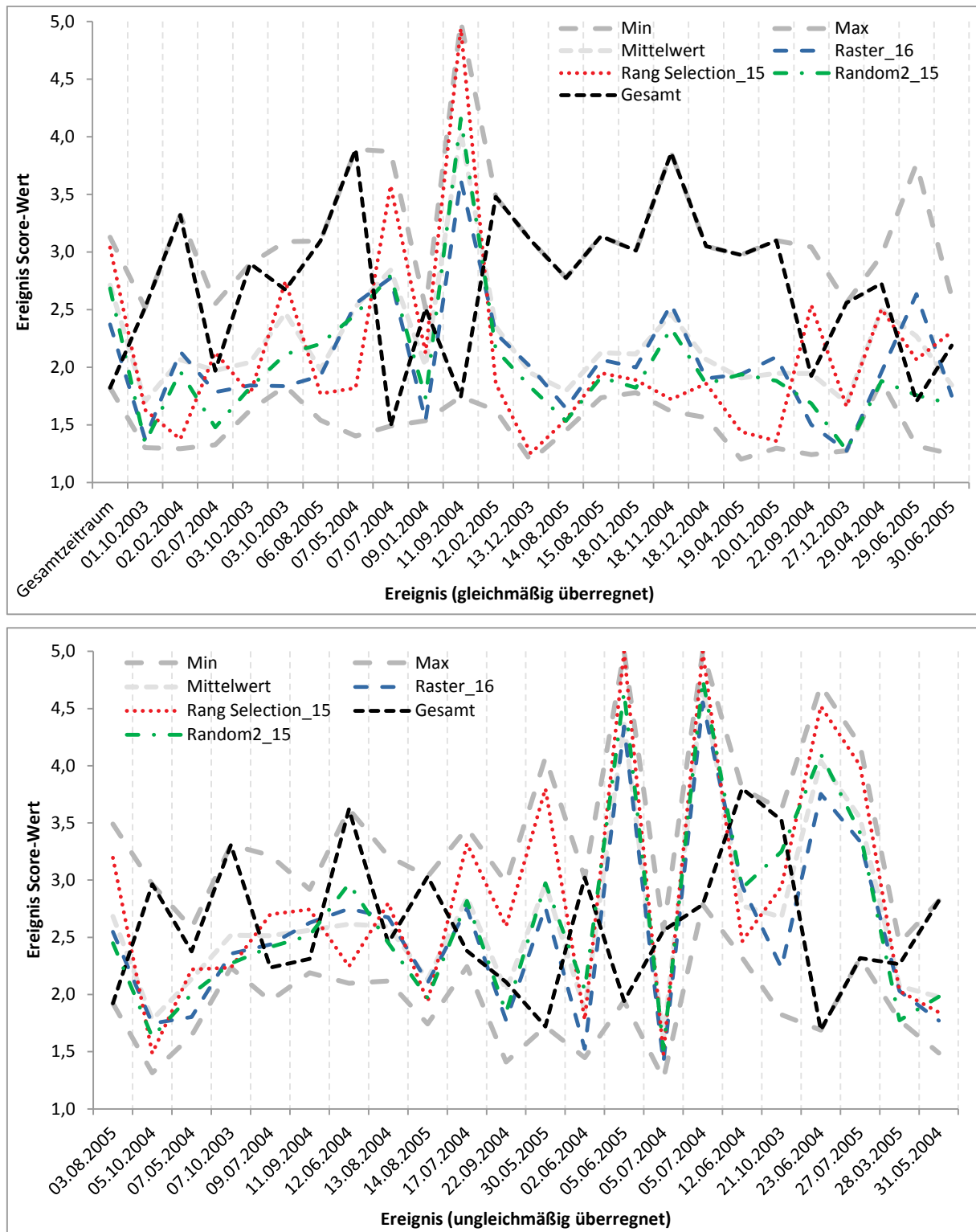


Bild 6.40: Score-Werte für gleichmäßig (oben) und ungleichmäßig (unten) überregnete Ereignisse für ausgewählte Parametersätze

Eine zusammenfassende statistische Auswertung für die Auswahlverfahren mit den besten Score Werten ist als Box-Whisker-Plot in Bild 6.41 abgebildet. Ergänzend ist der Parametersatz „Gesamt“ mit aufgeführt. Dieser Parametersatz stellt eine Lösung des Kalibrierproblems ohne Ausreißer und Extremwerte dar. Der Median für die Score Werte liegt für die gleichmäßig überregneten Ereignisse bei 2,8 und für die ungleichmäßig überregneten bei 2,4. Im Vergleich

zu den anderen Auswahlverfahren bildet „Gesamt“ die Ereignisse mit ungleichmäßiger Überregnung des Einzugsgebietes besser ab als die mit gleichmäßiger Überregnung. Die Darstellung von Median, Quartilen sowie Minimal- und Maximalwerten der vier weiteren Auswahlverfahren wird maßgeblich durch das Vorhandensein von Ausreißern und Extremwerten beeinflusst. Ohne Berücksichtigung von Ausreißern liegen die Mediane bei 1,83 (Rang Selektion 12), 1,86 (Rang Selektion 15), 1,87 (Random2 15) und 1,95 (Raster 16). Der Vergleich der beiden strategischen Auswahlverfahren Rang Selektion und Raster zeigt bei den vorliegenden Niederschlagsereignissen eine bessere Anpassung des mittels „Raster 16“ bestimmten Parametersatzes an die ungleichmäßig überregneten Ereignisse. Die mittels „Rang Selektion 12“ und „Rang Selektion 15“ ermittelten Parametersätze weisen eine höhere Anpassungsgüte an Ereignisse mit gleichmäßiger Überregnung auf. Es wird insgesamt deutlich, dass entweder wie bei der Kalibrieremethode „Gesamt“ eine mittelmäßige Anpassung an alle Ereignisse erreicht wird, oder bei strategischer Auswahl von Ereignissen eine bessere Anpassung an Ereignisse mit gleichmäßiger Überregnung.

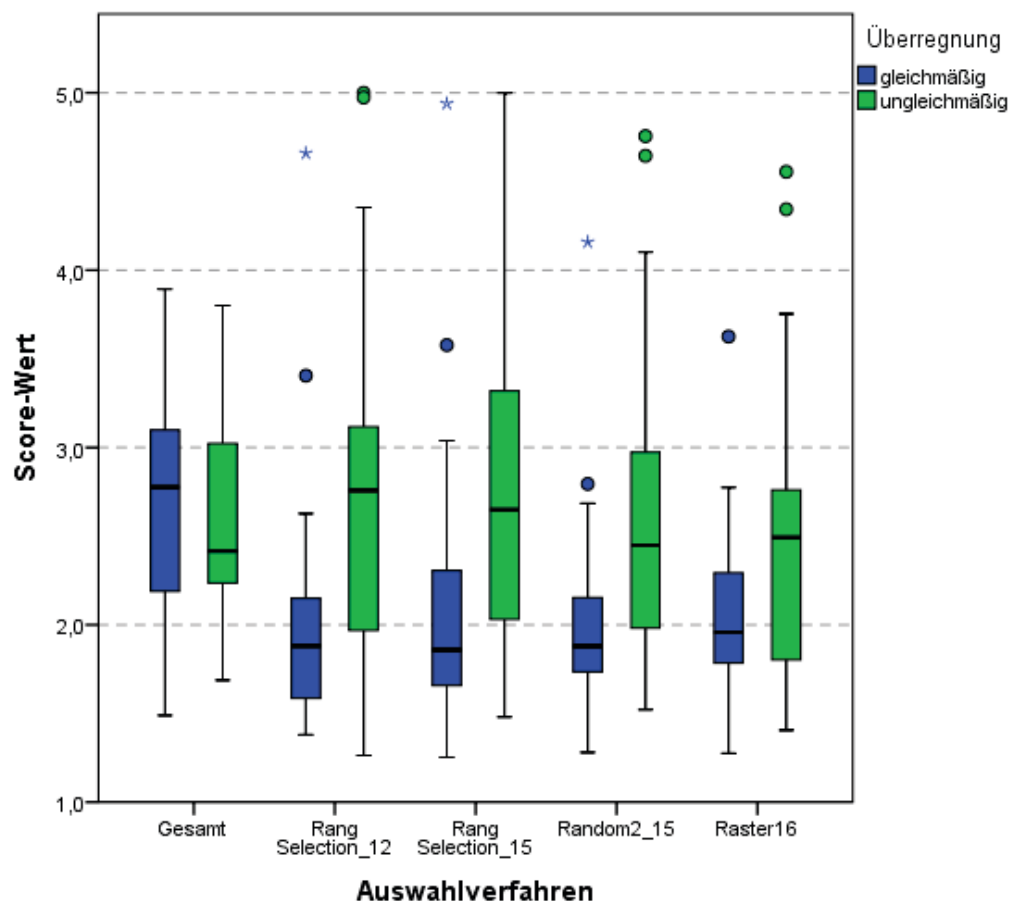


Bild 6.41: Score-Werte für die Auswahlverfahren Gesamt, Rang Selektion 12 und 15, Random2 15 und Raster 16 für 47 Ereignisse als Box-Plot-Darstellung unterteilt nach gleichmäßiger und ungleichmäßiger Überregnung

6.5.4 Zusammenfassung

Der Einfluss der Anzahl sowie des Auswahlverfahrens von Kalibrierereignissen auf die Übertragbarkeit der ermittelten Parameterdatensätze wird anhand einer Vergleichsstudie analysiert. Hierfür werden 6 bis 16 Niederschlag-Abfluss-Ereignisse aus einem Pool von 46 ausgewählt. Anschließend wird anhand der 46 Ereignisse und des gesamten Messzeitraums über zwei Jahre die Übertragbarkeit im Rahmen der Validierung geprüft. Für die Bewertung der Simulationsergebnisse wird der Score-Wert verwendet. Die Kalibrierungen erfolgen in einem multi-event multi-objective Modus mit dem AMALGAM-Algorithmus.

Die Kalibrierereignisse werden anhand einer zufälligen Auswahl sowie zweier strategischer Auswahlverfahren selektiert. Dies sind das Raster-Verfahren und die Rang Selektion, die beide Ereignisse anhand der Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität auswählen. Durch die Auswahl auf der Basis von Rängen werden bei den verwendeten Messdaten mehr Ereignisse mit geringeren Niederschlagshöhen und geringeren maximalen Intensitäten selektiert.

Für die Bestimmung eines best-fit Parametersatzes einer Kalibrierung wird die L_2 -Metric eingesetzt. Aufgrund der unterschiedlichen Ereignisse und der variierenden Anzahl werden die Kalibrierergebnisse anhand ihrer Validierungsergebnisse für alle 46 detektierten Ereignisse bewertet. Die Ereignisse werden zur Analyse von Unsicherheiten in den Eingangsdaten gemäß ihrer Überregnung des Einzugsgebietes in gleichmäßig und ungleichmäßig unterteilt. Maßgeblich für Bewertung sind die Ereignisse mit gleichmäßiger Überregnung.

Unabhängig vom Auswahlverfahren und der Anzahl der Ereignisse führt die Kalibrierung eines urbanhydrologischen Modells anhand von Einzelereignissen mittels multi-event multi-objective Optimierung zu Parametersätzen, die die einzelnen Ereignisse wesentlich besser abbilden als eine Kalibrierung anhand des Gesamtzeitraums. Die Kalibrierung anhand des Gesamtzeitraums mit der Zielfunktion Nash-Sutcliff Effizienz E2 reagiert sehr sensitiv auf einzelne Ereignisse mit sehr großen Abflussspitzen. Aufgrund der konvektiven Niederschlagscharakteristik dieser Ereignisse, die eine ungleichmäßige Überregnung des Einzugsgebietes aufweisen, werden diese unbekannt systematischen Abweichungen in den Eingangsdaten durch einen sehr geringen Wert für den Abflussbildungsparameter Endabflussbeiwert kompensiert. Dieser wirkt für das verwendete KOSIM-Modell wie ein Abminderungsfaktor bzw. Korrekturfaktor für den Niederschlag.

Mit steigender Anzahl an Kalibrierereignissen von 6 bis 12 nimmt die Anpassungsgüte der aus den pareto-optimalen Lösungen bestimmten Kompromisslösung für die zufällige Auswahl und die Rang Selektion an die Validierungsergebnisse zu.

Für 12 und 15 Kalibrierereignisse ergeben sich kaum noch Verbesserungen in den mittleren Anpassungsgüten. Das Raster-Auswahlverfahren mit 16 Kalibrierereignissen liefert vergleichbare Anpassungsgüten wie die anderen beiden Auswahlverfahren bei 12 oder 15 Kalibrierereignissen.

Bei weniger als 12 Ereignissen liefert das strategische Auswahlverfahren Rang Selektion bessere Anpassungsgüten für die Validierungsergebnisse als eine zufällige Auswahl. Die Wiederholung der zufälligen Auswahl zeigt, dass ab 15 Kalibrierereignissen vergleichbare Ergebnisse für die Parameterwerte und für die Anpassungsgüten der Validierung erzielt werden. Eine strategische Auswahl von Kalibrierereignissen ist einer zufälligen Auswahl oder der Auswahl aufeinanderfolgender Ereignisse vorzuziehen. Dies bestätigen Sun und Bertrand-Krajewski (2012), die bei der Schmutzfrachtmodellierung herausstellen, dass die Güte der Kalibrierung nicht nur von der Anzahl der Ereignisse abhängt, sondern maßgeblich durch deren Informationsgehalt geprägt wird.

Die Anzahl der notwendigen Kalibrierereignisse lässt auf den notwendigen Messzeitraum anhand der detektierten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse schließen. Für 15 Ereignisse wäre für die Messdaten der untersuchten Fallstudie eine Messkampagne von im Mittel 236 Tagen notwendig. Im besten Fall werden die 15 Ereignisse nach 115 Tagen und maximal nach 325 Tagen erreicht.

Die Untersuchungen lassen die folgenden Schlüsse zu:

- (1) Die Kalibrierung sollte anhand von mehreren Einzelereignissen und nicht anhand des Gesamtzeitraumes stattfinden.
- (2) Mit steigender Anzahl an Kalibrierereignissen liefert die Kalibrierlösung bessere Ergebnisse für die Validierungsergebnisse.
- (3) Für das untersuchte Fallbeispiel sollten 15 Ereignisse für die Kalibrierung verwendet werden.
- (4) Wenn weniger als 15 Kalibrierereignisse zur Verfügung stehen, sollte die Rang Selektion bei mehr Ereignissen das Raster-Verfahren eingesetzt werden.
- (5) Für die Validierung kann ein oberer Grenzwert für den Score-Wert von 3 erreicht werden.
- (6) Um 15 Kalibrierereignisse zu messen, wäre in der Fallstudie ungefähr ein Zeitraum von 8 Monaten erforderlich.

6.6 Bestimmung von Modellunsicherheiten mittels multi-event Kalibrierung

Die Bestimmung der Modellunsicherheit ermöglicht die Einschätzung der Sicherheit eines Modellergebnisses anhand einer Wahrscheinlichkeitsfunktion. Die Ermittlung von Verteilungen der Eingangsparameter, die der Modellunsicherheit zu Grunde liegen, ermöglicht eine Einschätzung der „Sicherheit“ eines Kalibrierergebnisses. Ziel dieses Arbeitsschrittes ist die Bestimmung von Modellunsicherheiten auf der Grundlage der Ergebnisse einer multi-event Kalibrierung.

6.6.1 Bestimmung von Modellunsicherheiten anhand von pareto-optimalen Lösungen

Die pareto-optimalen Lösungen der multi-event Kalibrierungen werden hinsichtlich ihrer Parameterverteilungen untersucht. Die Verteilungen der Parameter und der Modellergebnisse können hinsichtlich Unsicherheiten ausgewertet werden. Wohling et al. (2008) verwenden hierfür den Begriff der Pareto-Unsicherheit.

Der Unterschied zu bekannten Verfahren zur Bestimmung der Modellunsicherheiten wie der GLUE-Methode (Generalized-Likelihood Uncertainty Estimation, Beven und Binley, 1992, vgl. Kapitel 2.5.5) ist, dass die Parametersätze für die Auswertung im Rahmen einer multi-event Kalibrierung bestimmt werden.

Das GLUE-Verfahren generiert mittels Monte-Carlo Simulation zufällige Parameterkombinationen und wertet eine Zielfunktion, die sich aus unterschiedlichen Abweichungsmaßen zusammensetzen kann, aus. Es werden ausschließlich Parameterkombinationen als „behavioural“ zugelassen, die oberhalb eines subjektiv festgelegten Grenzwertes für die Zielfunktion liegen (Beven und Binley, 1992, Freni et al., 2008).

Freni et al. (2008) bestimmen im Vorfeld einer Unsicherheitsanalyse mittels GLUE den sinnvollen Wertebereich der Eingangsparameter mit Hilfe von single-event Kalibrierungen. Durch den Einsatz des Grenzwertes zur Bestimmung der zulässigen Parameterkombinationen werden anhand eines Zielfunktionswertes Parameterkombinationen für die Unsicherheitsanalyse ausgeschlossen. Freni et al. (2008) zeigen auf, dass ein größerer Grenzwert zu geringeren aber robusten Unsicherheiten führt, während aus einem geringeren Grenzwert größere Unsicherheiten resultieren, die weniger rechenzeitintensiv ermittelt und für „screening studies“ eingesetzt werden können. Durch die Auswertung der pareto-optimalen Lösungen einer multi-event Kalibrierung werden Parametersätze in die Auswertung integriert, die in der Lage sind, alle verwendeten Kalibrierereignisse optimal (in Bezug auf die gewählte Zielfunktion für ein Ereignis) abzubilden. Ein subjektiver Grenzwert muss nicht in der Analyse berücksichtigt werden.

Im Rahmen eines Vergleichs von Methoden zur Unsicherheitsermittlung von urbanhydrologischen Modellen wurde die Ermittlung der Pareto-Unsicherheit neben dem GLUE-Verfahren auch dem MICA-Algorithmus (Doherty, 2003) zur Bestimmung der Bayesian Inference und dem SCEM-UA Verfahren (Shuffled Complex Evolution Metropolis, Vrugt et al., 2003) gegenübergestellt (Dotto et al., 2012). Die vier Verfahren liefern vergleichbare Parameterverteilungen und Unsicherheitsbereiche (Dotto et al., 2012).

6.6.1.1 Analyse von Modellunsicherheiten

Die Analyse von Modellunsicherheiten erfolgt anhand von Parameterverteilungen und Wahrscheinlichkeitsverteilungen für Ergebnisgrößen. Bei der Auswertung von Unsicherheiten urbanhydrologischer Modelle erfolgt dies anhand von Unsicherheitsbändern und Quantile-Quantile-Plots (Q-Q-Plot, Hartung et al., 2005).

Die Weite eines Unsicherheitsbandes kann durch die Average Relative Interval Length (ARIL, Jin et al., 2010) bewertet werden. Hierfür werden die Differenzen zwischen unterem und oberem Grenzwert des Unsicherheitsbandes bezogen auf den gemessenen Wert analysiert.

$$ARIL = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{Limit_{Upper,i} - Limit_{Lower,i}}{X_{obs,i}} \quad (6-10)$$

mit $Limit_{Upper,i}$ und $Limit_{Lower,i}$ oberer und unterer Grenzwert des Unsicherheitsbandes zum Zeitpunkt i (z. B. 5 % und 95 %-Quantil), $X_{obs,i}$ Messwert zum Zeitpunkt i und N Anzahl der betrachteten Werte.

Neben dem ARIL-Wert wird auch noch der Anteil der gemessenen Werte, die sich innerhalb des Unsicherheitsbandes befinden, ausgewertet. Anhand der Kombination ARIL und Anteil der Messdaten innerhalb der Grenzen des Unsicherheitsbandes können unterschiedliche Methoden zur Bestimmung der Unsicherheitsbänder miteinander verglichen werden. Ein geringerer ARIL-Wert beschreibt ein engeres Unsicherheitsband. Wenn zugleich der Anteil der Messdaten innerhalb des Unsicherheitsbandes höher ist als bei einer zweiten Analyse, ist die zu Grunde liegende Methode überlegen (Dotto et al., 2012).

6.6.1.2 Vorgehensweise

Für die Analyse der Modellunsicherheiten werden die pareto-optimalen Lösungen der 18 multi-event multi-objective AMALGAM-Kalibrierungen für das KOSIM-Modell des Fallbeispiels verwendet (Kapitel 6.5.3). Eine detaillierte Analyse erfolgt für die beiden Varianten „Rang-Selektion 15“ und „Raster 16“.

6.6.2 Ergebnisse

6.6.2.1 Detaillierte Analyse von zwei Optimierungsläufen

Die pareto-optimalen Lösungen einer multi-event Kalibrierung werden hinsichtlich ihrer Unsicherheiten analysiert. Die Parameterverteilungen werden in Form von Matrix-Plots analysiert, die jeweils Punktdiagramme von zwei Parametern in den Feldern haben und auf der Hauptdiagonalen Häufigkeitsverteilungen. Die Matrixplots für die Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“ und „Raster 16“ sind in Bild 6.42 und Bild 6.43 dargestellt. Beide Auswahlverfahren führten bereits bei der Validierung der Kompromisslösungen zu gegensätzlichen Ergebnissen, welche an dieser Stelle erneut untersucht werden sollen. Ein Überblick über die Resultate der Unsicherheitsanalyse aller Auswahlmethoden wird am Ende dieses Kapitels gegeben.

Beim in den vorherigen Analysen bereits als sensitiv klassifizierten Parameter Schwerpunktlaufzeit (TS) kann ein eindeutiger Wertebereich zwischen 15 und 25 min identifiziert werden. Für die weniger sensitiven Parameter VBen, VMuld und PsiA sind keine Wertebereiche mit Peaks in den Häufigkeitsverteilungen zu erkennen. Das Optimierungsverfahren bestimmt häufig Parameterwerte an den Grenzen der Wertebereiche. Aufgrund der mangelnden Sensitivität der Parameter ist das Optimierungsverfahren nicht in der Lage, Parameterwerte neu zu identifizieren, die im Randbereich bestimmt wurden. Die Wertebereichsgrenzen stellen für das Optimierungsverfahren eine Randbedingung dar. Die mathematischen Verfahren, welche für die Erzeugung neuer Parameterwerte verwendet werden, können Parameterwerte außerhalb der vorgegebenen Grenzwerte berechnen. Durch die vorgegebenen Randbedingungen werden beim Überschreiten dieser Grenzen die neu generierten Parameterwerte auf den Randwert gesetzt. Dieser Umstand kann durch ein alternatives Handling beim Erreichen eines Randwertes aufgegriffen werden. Hier ist es z. B. möglich, den Parameterwert ausgehend vom alten Wert geometrisch am Randwert zu spiegeln, oder einen neuen Wert zufällig zu erzeugen.

Für das Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“ ist ein Peak in der Häufigkeitsverteilung bei größeren Endabflussbeiwerten vorhanden (Bild 6.43). Der Parameter Endabflussbeiwert (ψ_E) weist beim Auswahlverfahren „Raster 16“ annähernd eine Gleichverteilung auf (Bild 6.42). Dies ist auf die hohe Sensitivität des Parameters zurückzuführen, da dieser wesentlich die pareto-optimalen Lösungen beeinflusst. Da das Optimierungsverfahren AMALGAM die Crowding Distance Methode für die Ermittlung von Individuen der nachfolgenden Populationen nutzt, entsteht eine Pareto-Front mit annähernd gleichmäßigen Abständen der Parametersätze zueinander, welche nur durch gleichmäßige Abstände zwischen den Endabflussbeiwerten der Individuen der pareto-optimalen Lösungen erzielt werden können.

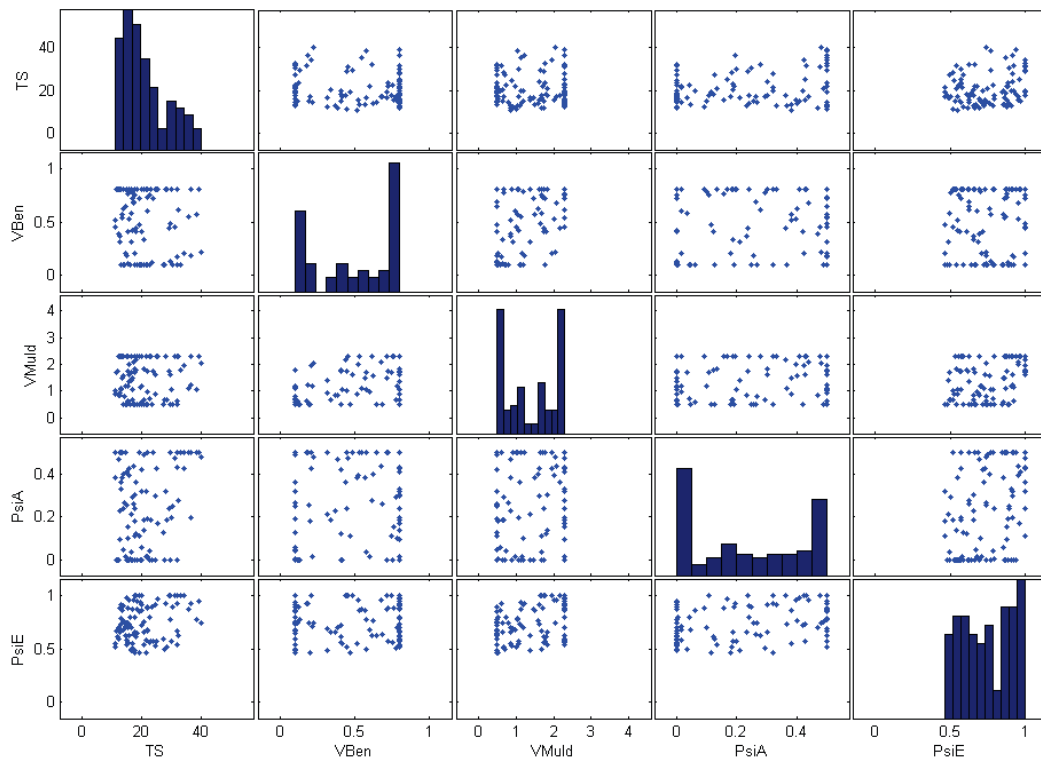


Bild 6.42: Matrix-Plot-Darstellung der Kalibrierparameter der Variante „Raster 16“ für die letzte Population des Optimierungslaufes

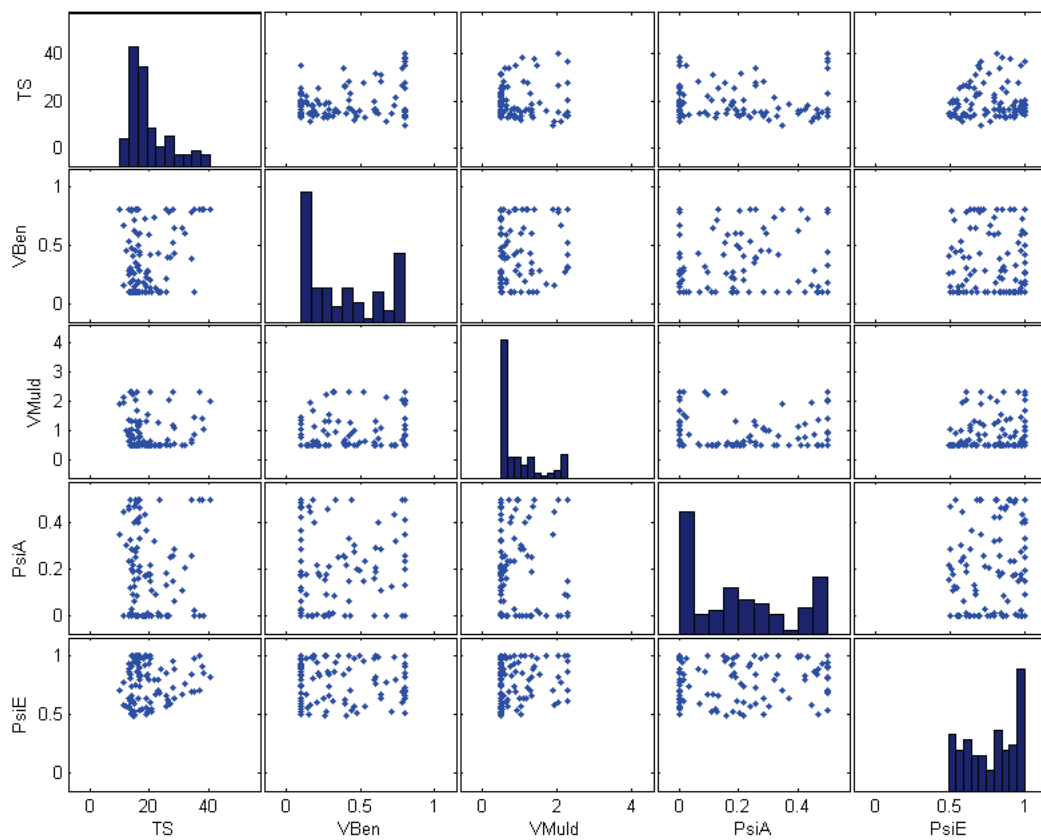


Bild 6.43: Matrix-Plot-Darstellung der Kalibrierparameter der Variante „Rang Selection 15“ für die letzte Population des Optimierungslaufes

Mittelwerte, Standardabweichungen, Variationskoeffizienten sowie die Korrelationen der Parameter untereinander sind für die pareto-optimalen Lösungen für die Auswahlverfahren „Raster 16“ und „Rang Selektion 15“ in Tabelle 6.15 gegenübergestellt. Die Sensitivität der Parameter kann anhand der Variationskoeffizienten verglichen werden. Die weniger sensitiven Parameter VBen, VMuld und PsiA weisen größere Variationskoeffizienten auf. Das Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“ hat im Mittel einen etwas höheren Endabflussbeiwert mit einer kürzeren mittleren Schwerpunktlaufzeit als das Verfahren „Raster 16“. Die Variationskoeffizienten der beiden Varianten sind für die beiden sensitiven Parameter vergleichbar. Die Korrelationen der Parameter untereinander schwanken zwischen -0,16 bis 0,65. Beide Methoden zeigen mit 0,36 („Rang Selektion 15“) und 0,65 („Raster 16“) eine stärkere Korrelation zwischen den Parametern Muldenverlust und Benetzungsverlust, welche modelltechnisch gemeinsam die Anfangsverluste beschreiben.

Tabelle 6.15: Mittelwert (MW), Standardabweichung (Stabw), Variationskoeffizient (Var-Koeff) und Korrelationsmatrix der Parameter der letzten Population

	MW	Stabw	Var-Koeff	Korrelationskoeffizient				
				TS	VBen	VMuld	PsiA	PsiE
Rang Selection 15								
TS (min)	19,6	7,0	35,9%	1				
VBen (mm)	0,4	0,3	70,8%	0,36	1			
VMuld (mm)	0,9	0,6	62,6%	0,12	0,36	1		
PsiA (-)	0,20	0,18	89,2%	-0,05	0,12	-0,01	1	
PsiE (-)	0,78	0,17	22,0%	0,04	0,06	0,22	0,08	1
Raster 16								
TS (min)	21,1	7,4	35,1%	1				
VBen (mm)	0,5	0,3	56,8%	-0,16	1			
VMuld (mm)	1,4	0,7	50,3%	0,04	0,65	1		
PsiA (-)	0,24	0,19	82,2%	0,24	0,06	0,10	1	
PsiE (-)	0,75	0,17	22,5%	0,26	0,00	0,36	0,36	1

Die Verläufe der Messdaten, der Kompromisslösung sowie des 5 und 95 % Quantils des Unsicherheitsbandes sind für das Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“ (Bild 6.46) und „Raster 16“ (Bild 6.47) für das Ereignis vom 5.10.2004 dargestellt. Der Vergleich der Kompromisslösungen für die Abbildung des ausgewählten Ereignisses zeigt eine bessere Anpassung für den Parametersatz „Rang Selektion 15“. Die unterschiedlichen Endabflussbeiwerte von 0,84 (Rang Selektion 15) und 0,72 (Raster 16) sind anhand der Spitzenabflüsse gut in den Ganglinien zu identifizieren. Die Verteilung der Endabflussbeiwerte für „Rang Selektion 15“ führt beim 95 % Quantil des Unsicherheitsbands zu Spitzenabflüssen von 6 m³/s während dieser Wert bei „Raster 16“ 5,1 m³/s beträgt. Bei beiden Unsicherheitsbändern verlaufen die Messdaten im oberen Bereich, teilweise schon an der Grenze zum 95 % Quantil.

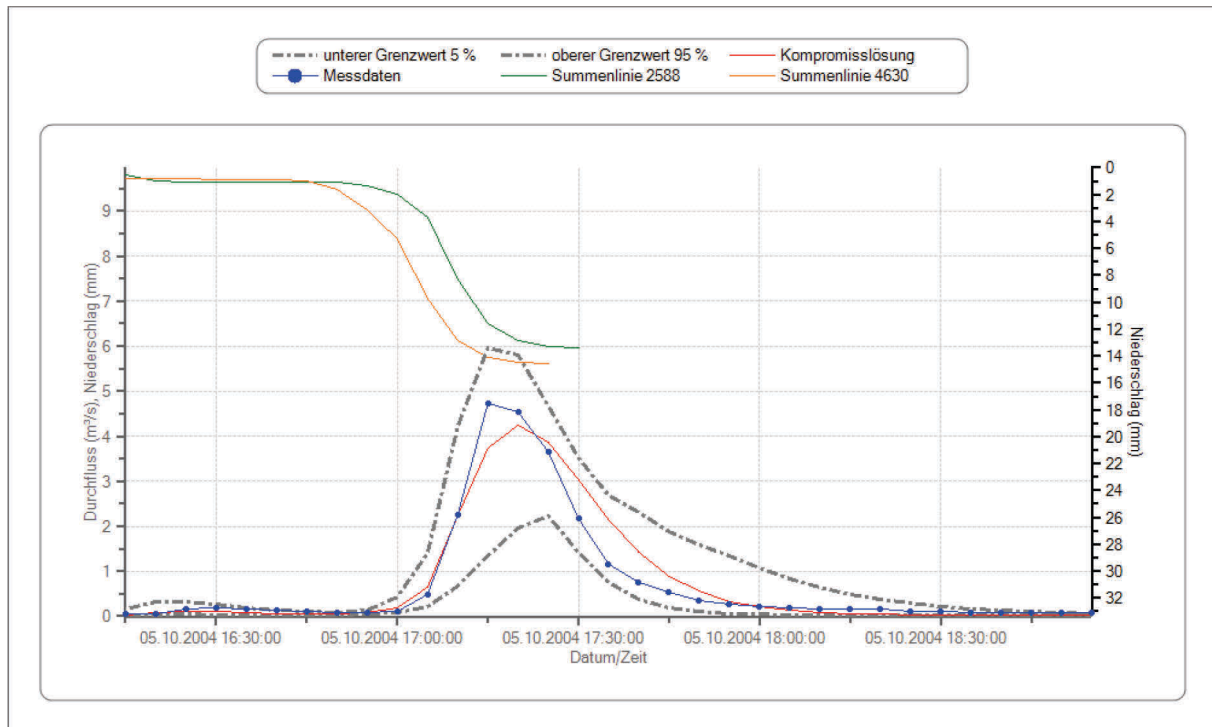


Bild 6.44: Unsicherheitsband der Modellergebnisse für das Ereignis vom 5.10.2004 für das Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“

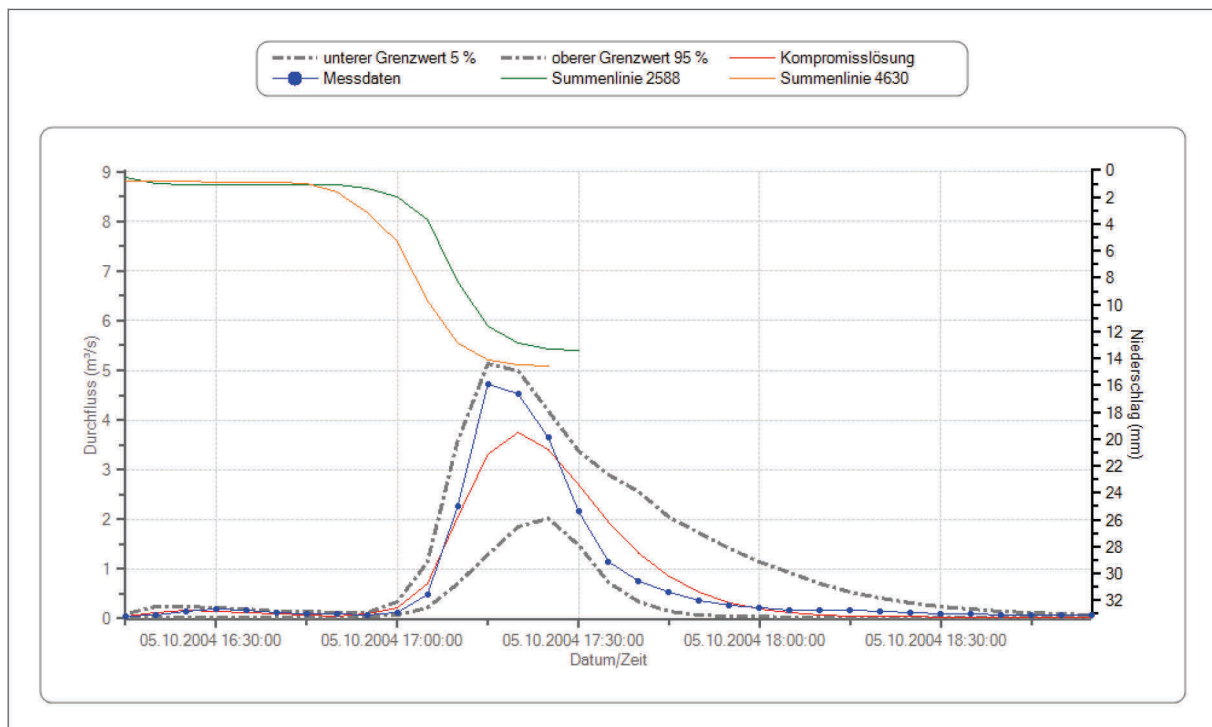


Bild 6.45: Unsicherheitsband der Modellergebnisse für das Ereignis vom 5.10.2004 für das Auswahlverfahren „Raster 16“

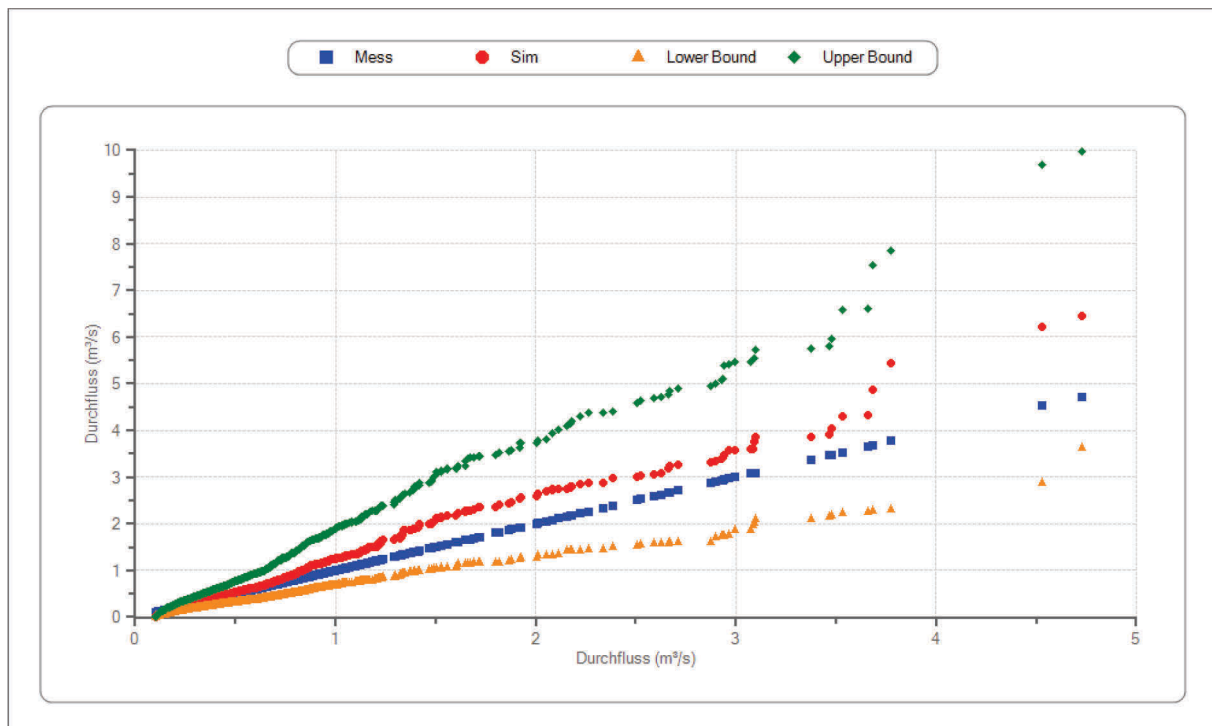


Bild 6.46: Q-Q-Plot für das Unsicherheitsband des Auswahlverfahrens „Rang Selektion 15“

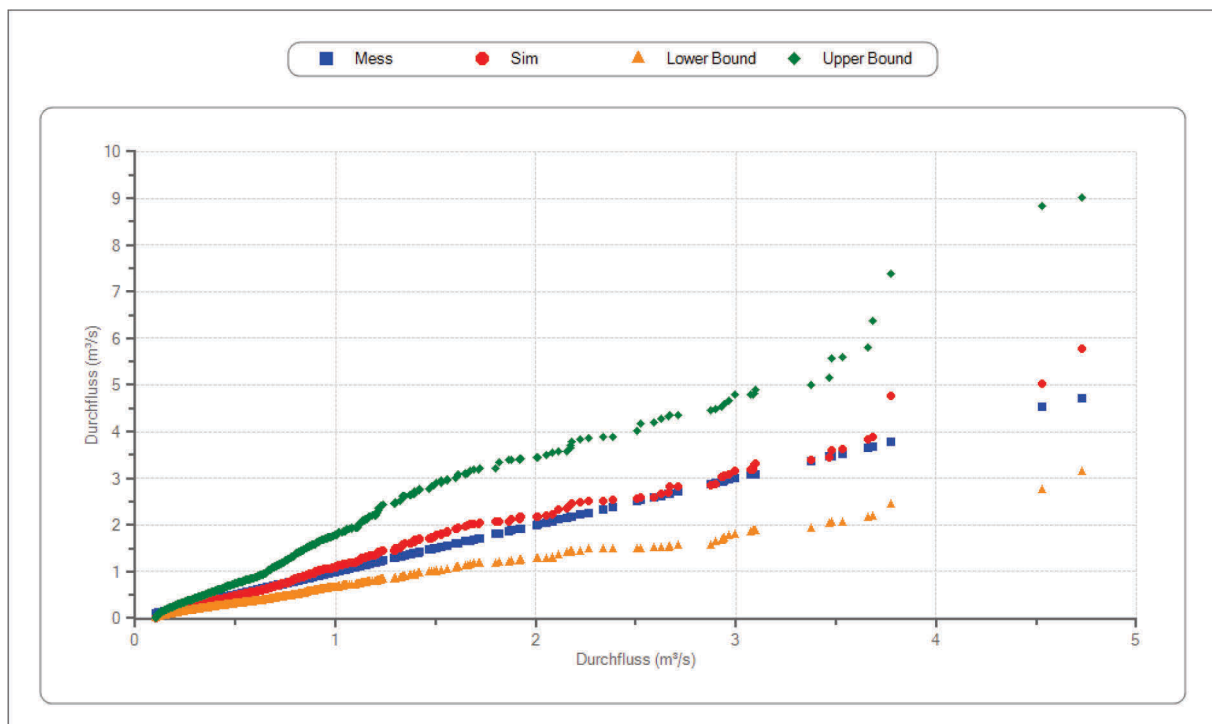


Bild 6.47: Q-Q-Plot für das Unsicherheitsband des Auswahlverfahrens „Raster 16“

Die Verteilungen der Unsicherheitsbänder sind in Bild 6.46 und Bild 6.47 als Q-Q-Plot visualisiert. Diese stellen die Verteilungen des 5 und 95 % Quantils in Bezug zu den Messdaten dar. Ergänzend sind die Kompromisslösungen für die beiden multi-event Kalibrierungen mit aufgeführt. Die Verteilung des 5 % Quantils ist für beide Varianten vergleichbar, die Verteilung des

95 % Quantil der Variante „Rang Selektion 15“ weist größere Abflusswerte ab einem gemessenen Abfluss von ca. 1,25 m³/s auf. Der Parametersatz der Kompromisslösung für „Rang Selektion 15“ ist in der Lage das Abflussgeschehen bis 0,75 m³/s wiederzugeben, mit steigenden Abflüssen weichen die Verteilungen zwischen Messwerten und Kompromisslösung stärker voneinander ab. Dies ist im Wesentlichen auf die im Vergleich zu „Raster 16“ schlechtere Anpassungsgüte für die ungleichmäßig überregneten Ereignisse zurückzuführen, da bei den Abflussereignissen mit höheren Spitzenwerten häufig eine ungleichmäßige Überregnung vorliegt (vgl. Bild 6.11).

6.6.2.2 Vergleich der Modellunsicherheiten aller Optimierungsläufe

Für die Beurteilung der Güte der Unsicherheitsanalyse durch die multi-event Kalibrierungen erfolgt ein Vergleich der Anteile der Messdaten, die von den Unsicherheitsbändern eingeschlossen werden (Bild 6.48) und der „Breite“ der Unsicherheitsbänder, die mittels der mittleren Intervalllänge ARIL quantifiziert wird (Bild 6.49). Mit steigender Anzahl an Kalibrierereignissen steigt für die Verfahren Random1 und Random2 auch der Anteil an Messdaten von 38 auf 59 %, der im Bereich des Unsicherheitsbandes liegt. Gleichzeitig liegt allerdings auch ein größeres Unsicherheitsband mit ARIL Werten von 0,77 bzw. 0,8 vor. Die Methode „Raster 16“ umschließt mit ihrem Unsicherheitsband mit 66 % den größten Anteil der Messdaten. Die Auswahlverfahren auf der Basis der Rang Selektion liefern unabhängig von der Anzahl der ausgewählten Kalibrierereignisse mit Werten zwischen 55 und 59 % höhere Werte für den Anteil der Messdaten innerhalb des Unsicherheitsbereiches als das Random Verfahren oder das „h_N&i_N_6“ Verfahren bei gleicher Anzahl an Kalibrierereignissen (Bild 6.48). Die korrespondierenden ARIL-Werte (Bild 6.48) nehmen Werte zwischen 0,71 und 0,81 ein. Die hohen Werte für die Messdaten innerhalb des Unsicherheitsbandes beim Auswahlverfahren Rang-Selektion mit 6 Kalibrierereignissen sind auf die Auswahl der extremen Ereignisse im ersten Auswahl-Schritt zurückzuführen. Durch die multi-event Kalibrierung anhand dieser Ereignisse werden durch den Optimierungsalgorithmus pareto-optimale Lösungen ermittelt, die einen großen Wertebereich der Parameter umfassen. Dies führt dann zu einem Unsicherheitsband, welches ebenfalls einen größeren Anteil an Messdaten einschließt. Anhand der ARIL-Werte dieser Lösungen ist erkennbar, dass das Unsicherheitsband eine größere Bandbreite umfasst.

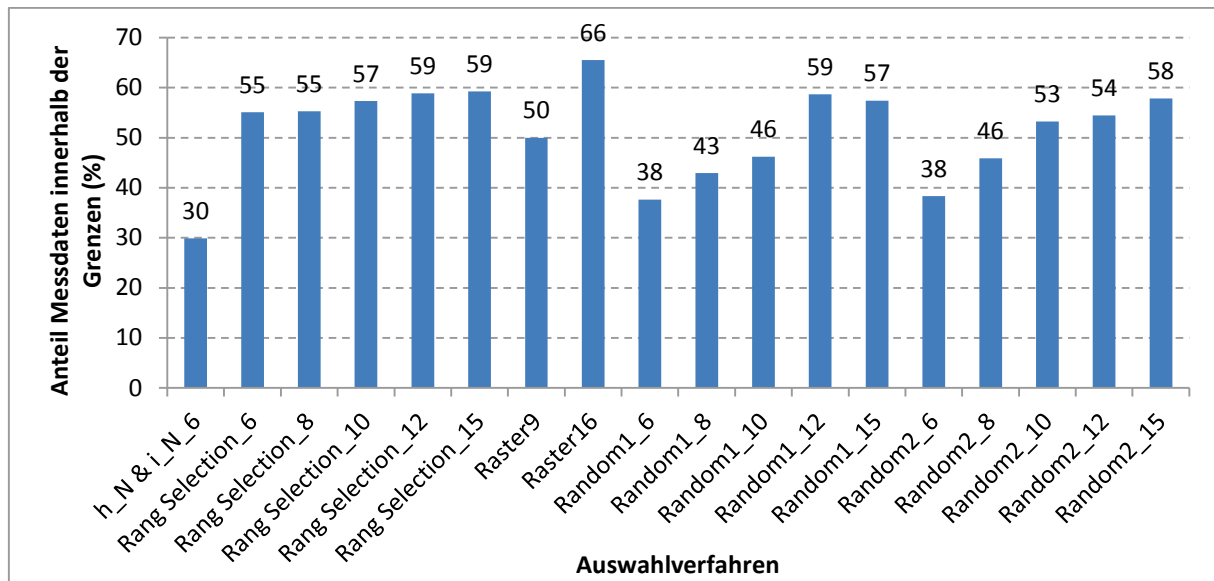


Bild 6.48: Anteile der Messdaten innerhalb der Grenzen der Unsicherheitsbänder bei unterschiedlichen Auswahlverfahren und Anzahl an Kalibrierereignissen

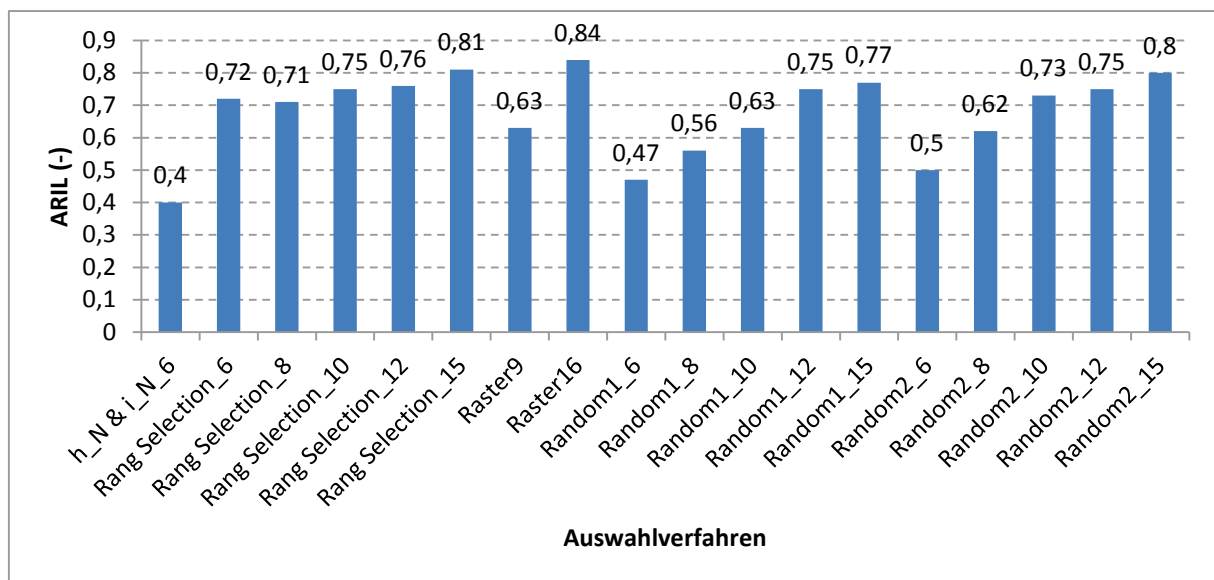


Bild 6.49: ARIL-Werte des auf Basis der pareto-optimalen Lösungen generierten Unsicherheitsbandes bei unterschiedlichen Auswahlverfahren und Anzahl an Kalibrierereignissen

In Bezug auf die Ermittlung der Unsicherheiten zeigt sich ein deutlicher Einfluss des Auswahlverfahrens und der Anzahl der verwendeten Kalibrierereignisse. Für die vorliegende Fallstudie liefern die Auswahlverfahren mit 15 bzw. 16 Kalibrierereignissen annähernd gleichwertige Ergebnisse. Der Anteil der Messdaten, die durch die Unsicherheitsbänder eingeschlossen werden, schwankt zwischen 57 und 66 %, die ARIL-Werte liegen zwischen 0,77 und 0,84.

Aus den Ergebnissen der Unsicherheitsbetrachtung kann weitergehend gefolgert werden, dass die Auswahl von Niederschlagsereignissen mit extremen Eingangsgrößen (Variante Rang Selection 6) zu einer besseren Abdeckung der Messdaten durch das Unsicherheitsband

als bei anderen Verfahren mit 6 Kalibrierereignissen führt. Das Auswahlverfahren „ h_N & i_N “, welches mit dem 5% und dem 95% Quantil weniger extreme Ereignisse bei der Auswahl berücksichtigt, liefert allerdings für die mittels L_2 -Metric bestimmte Kompromisslösung geringfügig bessere Validierungsergebnisse bei der Übertragung auf die gleichmäßig überregneten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse (vgl. Bild 6.36).

6.6.3 Zusammenfassung

Die Bestimmung von Modellunsicherheiten mittels multikriterieller Optimierung setzt voraus, dass für die Kalibrierung mehrere Ereignisse verwendet werden. Die pareto-optimalen Lösungen eines Kalibrierlaufes werden dann bezüglich der Verteilungen der Parameter und Ergebnisse analysiert. Voraussetzung ist der Einsatz eines Optimierungsverfahrens, welches in pareto-optimale Lösungen konvergiert. Das hier eingesetzte AMALGAM-Verfahren setzt die Crowding Distance als Selektionskriterium ein. Die Crowding Distance kann als Diversitätsmaß interpretiert werden, so dass die pareto-optimalen Lösungen annähernd vergleichbare Abstände zueinander aufweisen. Diese Pareto-Front basiert auf Verteilungen der Parameter der pareto-optimalen Lösungen. Der Lösungsraum selbst wird durch die gewählten Ereignisse aufgespannt.

Die Analyse der Modellunsicherheit erlaubt eine Beurteilung der Sensitivität der Parameter, der Spannbreite der Modellergebnisse sowie der Anpassungsgüte der Kalibrierung. Dies erfolgt durch die Berechnung des Anteils der Messdaten, der durch das Unsicherheitsband eingeschlossen wird.

Für die Kalibrierungen mit unterschiedlichen Auswahlverfahren und variierender Anzahl an Kalibrierereignissen zeigen sich höhere Anteile an Messdaten, die durch die pareto-optimalen Lösungen eingeschlossen werden. Die strategischen Auswahlverfahren für Kalibrierereignisse liefern aufgrund der Wahl von Niederschlagsereignissen mit extremen Eigenschaften Unsicherheitsbänder, die bereits bei 6 Kalibrierereignissen 55 % der Messdaten abdecken. Das Raster Verfahren mit 16 Kalibrierereignissen liefert mit 66 % die besten Ergebnisse. Die Durchflüsse, die durch das Unsicherheitsband nicht abgedeckt werden können, liegen im unteren Durchflussbereich zwischen 100 und 300 l/s. Dass lediglich 66 % der gemessenen Durchflüsse innerhalb des Unsicherheitsbandes liegen, wird von Dotto et al. (2012) bestätigt. Bei ihrem Vergleich von unterschiedlichen Verfahren zur Ermittlung von Unsicherheiten für das urbanhydrologische Modell Simple-KAREN liegen nur 45 % bis 48 % der Messdaten innerhalb des Unsicherheitsbandes, obwohl dieses mit ARIL-Werten zwischen 1,17 bis 2,33 breiter ist (Dotto et al., 2012).

Die Analyse der Pareto-Unsicherheit untermauert die Tendenz urbanhydrologischer Modelle, Unsicherheiten die aus der Modellstruktur oder Eingangsdaten (Niederschlag oder befestigte

Fläche) resultieren, durch die Ermittlung von Abflussbildungsparametern zu kompensieren. Dies wird anhand der Parametersensitivitäten deutlich.

Für den besonders sensitiven Parameter Endabflussbeiwert kann im Vergleich zum ebenfalls sensitiven Parameter Schwerpunktlaufzeit kein eindeutiger Wertebereich identifiziert werden. Die Parameterwerte der pareto-optimalen Lösungen nehmen Werte zwischen 50 % und 100 % an. Die gleichmäßige Verteilung über diesen Wertebereich wird durch den Einsatz unterschiedlicher Niederschlag-Abfluss-Ereignisse im Rahmen der multi-event Kalibrierung hervorgerufen. Die Anpassung an die Ereignisse wird wesentlich durch die Ermittlung des Endabflussbeiwertes erreicht.

Die mangelnde Identifizierbarkeit des Endabflussbeiwertes lässt einerseits auf Unsicherheiten in den Eingangsdaten (Niederschlag) und andererseits auf Unsicherheiten in der Modellstruktur schließen. Dabei kompensiert der Endabflussbeiwert ereignisabhängige unbekannte, systematische Abweichungen aus der Ungleichmäßigkeit der Überregnung. Des Weiteren werden in der verwendeten Modellstruktur Abflussbildungsprozesse, die von der Niederschlagsintensität abhängen, wie z. B. der Abfluss von teildurchlässig befestigten Pflasterflächen, nicht berücksichtigt.

Im Vergleich zu anderen Verfahren zur Unsicherheitsberechnung (z. B. GLUE oder Bayesian Inference) liefert der vorgestellte Ansatz kleinere Unsicherheitsbänder, da lediglich Unsicherheiten aus der Parameterbestimmung mittels Kalibrierung berücksichtigt werden. Eine explizite Berücksichtigung der Unsicherheiten von Eingangsdaten oder Unsicherheiten aus der Modellstruktur erfolgt nicht.

6.7 Systematische Vorgehensweise bei der Modellkalibrierung

Die anhand der Ergebnisse des Kapitels 6 abgeleitete Vorgehensweise zur Kalibrierung von urbanhydrologischen Modellen ist in Bild 6.50 (Datenerhebung) und Bild 6.51 (Modellkalibrierung) als Workflow visualisiert. Die hier beschriebene Vorgehensweise geht ausschließlich auf die Details ein, die für die Modellkalibrierung entscheidend sind. Für eine detaillierte Beschreibung der Arbeitsschritte Datenprüfung, Durchführung von Messkampagnen sowie Modellerstellung einschließlich Ermittlung von Parameterwerten wird auf die technischen Regelwerke verwiesen (DWA-M 181, 2011, DVWK-M 230, 1994, ATV-DVWK-M 165, 2004, DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6, 2009).

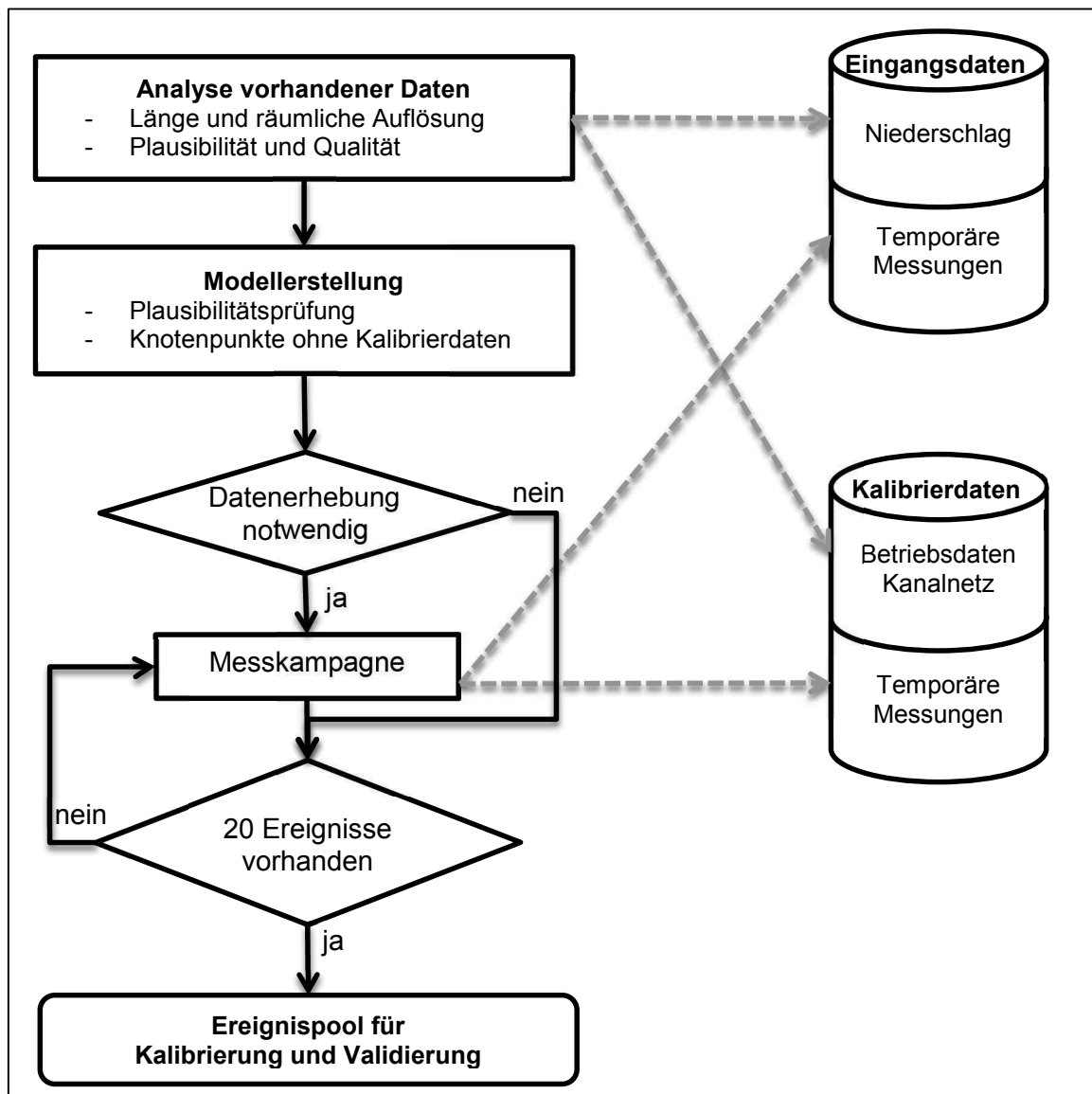


Bild 6.50: Workflow bei der Datenerhebung für die Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle

Die Datenerhebung beginnt mit einer Analyse der vorhandenen Eingangs- und Kalibrierdaten. Für die Messdaten sind einerseits die Länge der vorhandenen Zeitreihen aber auch die räumliche Auflösung zu bewerten. Für die Niederschlagserfassung wird eine Dichte des Niederschlagsmessnetzes nach DVWK-M 230 (1994) von 20 Stationen auf 100 km² benötigt. Schilling (1991) beschreibt die Messstellendichte von 1 Station pro km² als perfekt. Eine detaillierte räumliche Erfassung der Eingangsdaten ist auch durch den Einsatz von Radarmessungen möglich. Bei unzureichender Messnetzdichte der Niederschlagsstationen müssen Ergänzungsmessungen durchgeführt werden. Neben den vorhandenen Niederschlagsdaten sind auch Betriebsdaten des Kanalnetzes (Wasserstände, Durchflüsse), z. B. an Sonderbauwerken, in die Datenerhebung einzubeziehen. Vorhandene Betriebsdaten müssen sehr sorgfältig auf Plausibilität, Lücken und Qualität geprüft werden.

An die Analyse der vorhandenen Daten schließt sich der Aufbau des Modells an. Der frühzeitige Aufbau des Modells ist wünschenswert, um kritische Knotenpunkte des Modells zu identifizieren, an denen Kalibrierdaten benötigt werden. Die vorhandenen Eingangs- und Kalibrierdaten erlauben eine erste Plausibilitätsprüfung des Modells.

Für den Fall, dass Daten mit ausreichender Qualität vorliegen, muss die Anzahl der relevanten Ereignisse mit einer Niederschlagshöhe größer 5 mm und einer Niederschlagsintensität größer 2,5 mm in 60 Minuten ermittelt werden. Der Ereignispool für Kalibrierung und Validierung eines Simulationsmodells sollte etwa 15 bis 20 Niederschlag-Abfluss-Ereignisse umfassen (vgl. Kapitel 6.3.2 und 6.5), von denen mindestens 5 Ereignisse mit gleichmäßiger Überregnung des Einzugsgebietes vorliegen sollten. Wenn die Notwendigkeit zur Datenerhebung besteht, werden ergänzende Messungen für Niederschlag und bzw. oder Abfluss durchgeführt, bis die Anzahl an relevanten Ereignissen erreicht ist.

Der Ereignispool stellt die Grundlage für die anschließende Modellkalibrierung dar (Bild 6.51). Vor der Ereignisauswahl wird eine Simulation mit den gebietsspezifischen Eingangs- und Standardparametern aus der Modellerstellung durchgeführt. Die Messdaten der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse werden mit den Modellergebnissen verglichen. Ereignisse mit großen Abweichungen mit Ereignis-Score-Werten größer 3 werden auf nicht plausible Werte und Messfehler in den Kalibrier- und Eingangsdaten geprüft (vgl. Kapitel 6.5.3.2). Durch den Vergleich zwischen Messdaten und Modellergebnissen muss der Modellierer sicherstellen, dass das Modell plausibel ist und keine groben Fehler enthält.

Wenn 15 oder weniger Ereignisse vorliegen, werden alle zur Kalibrierung eingesetzt. Bei 15 bis 30 Ereignissen werden die Kalibrierereignisse mittels Rang Selektion (Kapitel 6.5.1.3) und bei mehr als 30 Ereignissen mittels Rasterverfahren (Kapitel 6.5.1.2) selektiert. Durch die Auswahl erfolgt eine Unterteilung des Ereignisools in Kalibrier- und Validierungsereignisse.

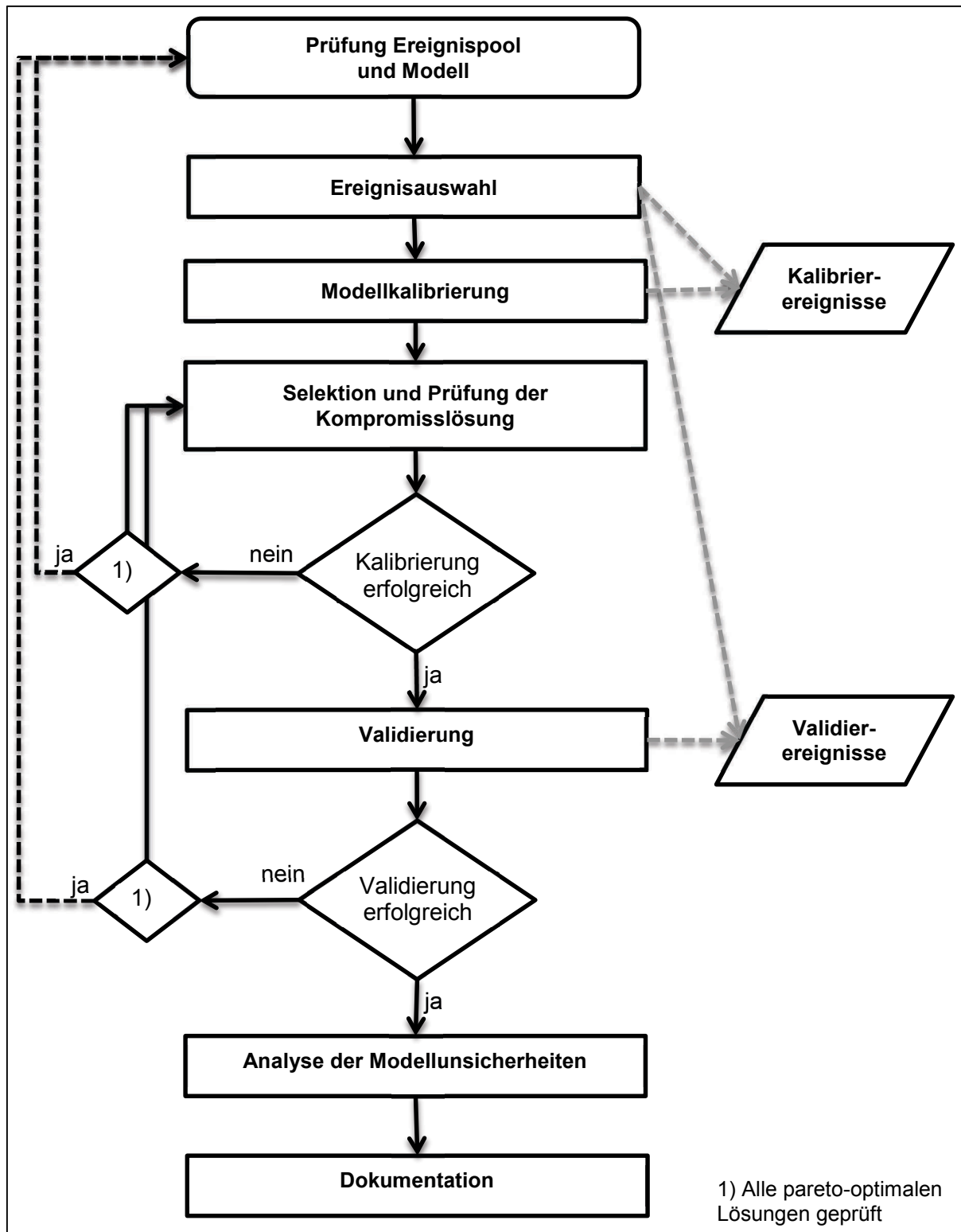


Bild 6.51: Workflow bei der Modellkalibrierung urbanhydrologischer Modelle

Das Modell wird mit einem multikriteriellen Optimierungsverfahren (hier: AMALGAM, vgl. Kapitel 3.2.4.1) kalibriert. Je Ereignis werden die Abweichungsmaße Nash-Sutcliffe Effizienz, Volumen- und Maximalwertabweichung zu einem Zielfunktionswert aggregiert. Während der Kalibrierung ist der Verlauf hinsichtlich der systematischen Verbesserungen der Anpassung der

Modellergebnisse an die Messdaten zu überwachen. Dies kann sowohl anhand des visuellen Vergleichs der Ganglinien als auch anhand der Score-Werte erfolgen.

Nach der Kalibrierung wird eine Kompromisslösung aus den pareto-optimalen Lösungen ausgewählt und bewertet. Der verwendete AMALGAM-Algorithmus berechnet in Abhängigkeit der gewählten Populationsgröße zwischen 50 und 100 pareto-optimale Lösungen in einem Kalibrierlauf. Ein Maß für die Bestimmung der Kompromisslösung auf Basis der Zielfunktionswerte ist die L_2 -Metric. Die Kompromisslösung wird hinsichtlich ihrer Score-Werte für die Kalibrierereignisse bewertet. Die bestmögliche Anpassung an jedes Ereignis, die während der Kalibrierung bestimmt wurde, unterstützt diesen Bewertungsprozess (vgl. Bild 6.40). Für eine erfolgreiche Prüfung des Kalibrierergebnisses sollten die Score-Werte für alle Kalibrierereignisse kleiner als 3 sein. Wenn die Prüfung nicht erfolgreich verläuft, muss eine andere Kompromisslösung gefunden werden. Ein Kompromiss kann in diesem Zusammenhang auch den Ausschluss eines Ereignisses bedeuten. Dies kann sinnvoll sein, wenn die Parameterwerte für die best-fit Anpassung an dieses Ereignis stark von den Parameterwerten der anderen pareto-optimalen Lösungen abweichen. Es besteht die Möglichkeit, dieses Kalibrierereignis als „Ausreißereignis“ zu klassifizieren und von der weiteren Bearbeitung und Ergebnisbewertung auszuschließen.

Wenn nach Prüfung aller pareto-optimalen Lösungen kein Parametersatz gefunden wird, muss eine erneute Prüfung des Ereignis pools und des Modells mit anschließender Ereignisauswahl und Kalibrierung erfolgen. Ein Verfehlen des geforderten Qualitätsstandards nach der Kalibrierung muss dokumentiert und ausführlich begründet werden.

Durch die Auswahl der Kompromisslösung aus den pareto-optimalen Lösungen sollten bei der Validierung die Qualitätsstandards der Modellkalibrierung erreicht werden. Wenn die Validierung nicht erfolgreich verläuft, muss eine neue Kompromisslösung selektiert werden. Eine erfolglose Validierung aller pareto-optimalen Lösungen führt ebenfalls zu einer erneuten Kalibrierung des Modells mit verändertem Ereignis pool.

An die Validierung des Modells schließt sich die Auswertung der Modellunsicherheiten der pareto-optimalen Lösungen an (vgl. Kapitel 6.6.2.1). Diese gibt einen Überblick über die Parametersensitivität und die Ergebnisvariation, die durch das Unsicherheitsband beschrieben werden kann. Die Auswertung des Anteiles der Messdaten innerhalb des Unsicherheitsbandes gibt weitere Informationen über die Güte des Modells.

Die Modellkalibrierung wird mit einer umfassenden Dokumentation der Kalibrier- und Validierungsergebnisse sowie der Ergebnisse der Unsicherheitsanalyse mittels Grafiken und Abweichungsmaßen (Score-Werten) abgeschlossen.

Die vorgestellte Methodik ist für eine große Anzahl an Anwendungsfällen einsetzbar. Spezialfälle ergeben sich, wenn Modellgrenzen erreicht bzw. überschritten werden, so dass große

Unsicherheiten aus der Wahl der Modellstruktur resultieren. Beispiele hierfür sind die hydrologische Abbildung von Rückstauwirkungen oder die hydrologische Modellierung von hohem niederschlagsbedingtem Fremdwasserzufluss. Für diese Anwendungsfälle muss ein modifiziertes Verfahren zur Detektion von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen angewendet werden.

7 Einfluss von Messunsicherheiten auf die Kalibrierung von Modellen

7.1 Zielsetzung und Vorgehensweise

In Kapitle 5 sind Messunsicherheiten für gängige kombinierte Durchflussmesseinrichtungen quantifiziert worden, während in Kapitel 6 die Einflussfaktoren Kalibrierverfahren, Zielfunktion der Kalibrierung und Auswahl von Kalibrierdaten auf die Kalibrierergebnisse untersucht wurden. Messunsicherheiten von Kalibrierdaten werden bisher im Rahmen der Modellkalibrierung nicht berücksichtigt (Deletic et al., 2012). Da bei der automatischen Kalibrierung die Abweichung der Modellergebnisse zu Messdaten mittels Zielfunktion quantifiziert wird, können ungenaue Messdaten das Ergebnis beeinflussen.

- Um Messunsicherheiten bei der Modellkalibrierung berücksichtigen zu können, sollen die Berechnungsansätze für Abweichungsmaße für diesen Zweck modifiziert werden.
- Durch die Anwendung „modifizierter“ Abweichungsmaße wird der Einfluss der Messunsicherheit auf die Bewertung von Modellergebnissen untersucht.
- Der Einsatz der „modifizierten“ Abweichungsmaße als Zielfunktion ermöglicht weiterhin, den Einfluss auf die Kalibrierergebnisse zu beurteilen.
- Anhand der „Beeinflussung“ der Kalibrierung durch Messunsicherheiten kann die für die Modellkalibrierung benötigte Genauigkeit von Messdaten abgeschätzt werden.

7.1.1 Berechnung von Abweichungsmaßen anhand des Unsicherheitsbandes der Messdaten

Messunsicherheiten können bei der Berechnung von Abweichungsmaßen Berücksichtigung finden (Beven, 2006a, Harmel und Smith, 2007, Vezzaro und Mikkelsen, 2012). Anhand der Unsicherheit oder der erweiterten Unsicherheit eines Messwertes kann ein Unsicherheitsbereich bestimmt werden. Wenn der berechnete Wert innerhalb des Unsicherheitsbereiches des Messwertes liegt, wird die Abweichung mit einem Wert, der kleiner als 1 ist, gewichtet. Für diese Wichtung kann die Verteilungsfunktion der Messunsicherheit herangezogen werden (Harmel und Smith, 2007).

7.1.1.1 Wichtung des Residuums ohne Verteilung der Messunsicherheit

Wenn keine Verteilung für die Messunsicherheit angesetzt wird, bekäme jedes Residuum, dessen berechneter Wert im Bereich der Messunsicherheit liegt, die Wichtung 0 und außerhalb dieses Bereiches den Wert 1. Harmel und Smith (2007) berechnen das Residuum dann nicht

vom Messwert sondern vom Grenzwert der Messunsicherheit (vgl. Bild 7.1). In Bild 7.1 stellen Q_{lb} und Q_{ub} die untere und obere Grenze des Unsicherheitsbereiches des Messwertes Q dar. Der berechnete Wert $Q_{ber,2}$ liegt im Bereich der Messunsicherheiten, so dass das Residuum zwischen berechnetem und gemessenem Wert die Wichtung 0 erhält. Für die Berechnung des Residuums von $Q_{ber,1}$ wird der Wert Q_{lb} und für die Berechnung des Residuums für den Wert $Q_{ber,3}$ wird die obere Grenze herangezogen. Für die Berechnung der Residuen von $Q_{ber,1}$ und $Q_{ber,3}$ wird eine Wichtung von 1 verwendet.

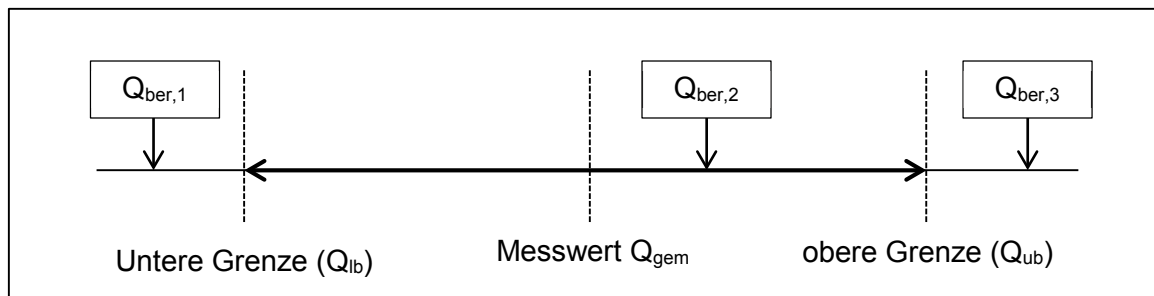


Bild 7.1: Beispiele für die Berechnung des Residuums für drei berechnete Werte (nach Harmel und Smith, 2007)

Die Berechnung des Residuums wird um einen Wichtungsfaktor w_i erweitert.

$$\Delta Q = w_i \cdot (Q_{ber,i} - Q_{gem,i}) \quad (7-1)$$

Wenn keine Verteilung für die Messunsicherheit angenommen wird, ist entscheidend, ob ein berechneter Wert innerhalb der Grenzen der Messunsicherheit liegt.

$$w_i = \begin{cases} 0, & \text{wenn } Q_{lb} \leq Q_{ber,i} \leq Q_{ub} \\ 1, & \text{wenn } Q_{ber,i} > Q_{ub} \\ 1, & \text{wenn } Q_{ber,i} < Q_{lb} \end{cases} \quad (7-2)$$

$$Q_{gem,i} = \begin{cases} Q_{gem,i}, & \text{wenn } Q_{lb} \leq Q_{ber,i} \leq Q_{ub} \\ Q_{ub}, & \text{wenn } Q_{ber,i} > Q_{ub} \\ Q_{lb}, & \text{wenn } Q_{ber,i} < Q_{lb} \end{cases}$$

7.1.1.2 Wichtung des Residuums mittels Normal- oder Dreieckverteilung der Messunsicherheit

Die Berechnung des Wichtungsfaktors bei Annahme einer Normal- (NV) oder Dreiecksverteilung (DV) ist in Bild 7.2 veranschaulicht. Die Normalverteilung wird auf ein Überdeckungsintervall von 99,99 % begrenzt, so dass eine gestutzte Normalverteilung vorliegt (Bild 7.2). Dies entspricht einem Wertebereich um den Messwert von $\pm 3,9 \cdot \sigma$. Der Wichtungsfaktor wird aus der Fläche unter der Verteilung ermittelt. Beide Verteilungen werden so normiert, dass sich die Fläche unter der Kurve zu 1 ergibt. Da zwischen Messwert und unterer bzw. oberer Grenze

nur noch eine Fläche von maximal 0,5 ermittelt werden kann (grauer Bereich in Bild 7.2), erfolgt für die Berechnung des Wichtungsfaktors jeweils die Division durch 0,5.

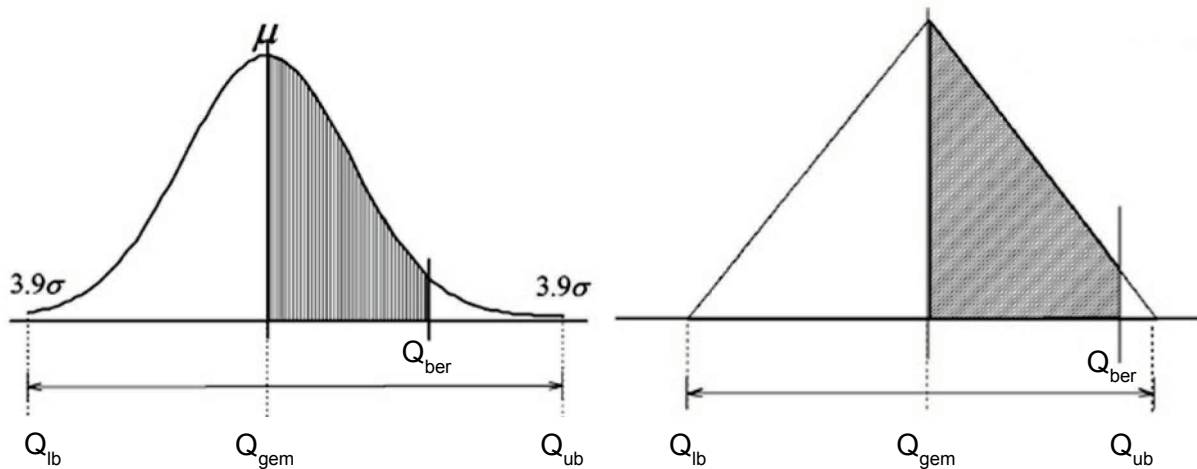


Bild 7.2: Verwendung von Normal- und Dreieckverteilung für die Berechnung eines Wichtungsfaktors für die Abweichung zwischen Messwert (Q_{gem}) und berechnetem Wert (Q_{ber}) (nach Harmel und Smith, 2007)

Für die Verwendung der Standardnormalverteilung wird die Standardabweichung der Messunsicherheit geschätzt.

$$\sigma = \frac{Q_{ub} - Q_{gem,i}}{3,9} \quad (7-3)$$

Anschließend kann das vorhandene Residuum auf den Wertebereich der Standardnormalverteilung normiert werden.

$$Z = \frac{|Q_{ber,i} - Q_{gem,i}|}{\sigma} \quad (7-4)$$

Der Wichtungsfaktor wird dann durch Integration der Standardnormalverteilung bis zum Wert Z berechnet.

$$w_i = \begin{cases} 1 & , \text{wenn } Z > 3,9 \\ \frac{\Phi(Z) - 0,5}{0,5} & , \text{wenn } Z < 3,9 \end{cases} \quad (7-5)$$

Aufgrund der Symmetrie der Normalverteilung erfolgt die Normierung des Betrages des Residuums, so dass nur Werte für das Integral der Standardnormalverteilung $\Phi(Z) > 0,5$ ermittelt werden. Das Integral der Standardnormalverteilung wird mit einer numerischen Annäherung nach Fillbrandt (1986) berechnet.

Die Berechnung des Wichtungsfaktors mittels Dreiecksverteilung erfolgt nach Harmel und Smith (2007) mit Gleichung (7-6).

$$w_i = \begin{cases} \frac{1}{0,5} \cdot \left(0,5 - \frac{(Q_{ber,i} - Q_{lb})^2}{(Q_{ub} - Q_{lb}) \cdot (Q_{gem,i} - Q_{lb})} \right), & \text{wenn } Q_{lb} \leq Q_{ber,i} \leq Q_{gem,i} \\ \frac{1}{0,5} \cdot \left(0,5 - \frac{(Q_{ub} - Q_{ber,i})^2}{(Q_{ub} - Q_{lb}) \cdot (Q_{ub} - Q_{gem,i})} \right), & \text{wenn } Q_{gem,i} \leq Q_{ber,i} \leq Q_{ubi} \\ 1, & \text{wenn } Q_{ber,i} > Q_{ub} \\ 1, & \text{wenn } Q_{ber,i} < Q_{lb} \end{cases} \quad (7-6)$$

7.1.1.3 Modifizierte Berechnung von Abweichungsmaßen

Für die Berechnung der Abweichungsmaße Volumenabweichung und Effizienzkoeffizient E2 wird das Residuum je Zeitschritt gemäß Gleichung (7-1) ermittelt. Die Berechnung der Maximalwertabweichung muss ohne Annahme einer Verteilung in modifizierter Form erfolgen (Gleichung (7-7) und (7-8)), da als Bezugswert (Messwert) für die Berechnung des Residuums variierende Werte in Abhängigkeit der oberen und unteren Grenzwerte gemäß Gleichung (7-2) gewählt werden.

$$DYMax = \frac{\max(Q_{ber}) - \text{Vergleich max}(Q_{gem})}{\text{Vergleich max}(Q_{gem})} \quad (-) \quad (7-7)$$

$$\text{Vergleich max}(Q_{gem}) = \begin{cases} \max(Q_{ber}), & \text{wenn } Q_{lb} \leq \max(Q_{ber}) \leq Q_{ub} \\ Q_{lb}, & \text{wenn } \max(Q_{ber}) > Q_{ub} \\ Q_{ub}, & \text{wenn } \max(Q_{ber}) < Q_{lb} \end{cases} \quad (7-8)$$

7.1.1.4 Vergleich von Verteilungen

Bild 7.3 vergleicht die beiden Verteilungen mit der verteilungsfreien Annahme für die Berechnung eines Wichtungswertes in Abhängigkeit der relativen Abweichung zum Messwert. Als relative Messunsicherheit werden im Beispiel 20 % angesetzt. Die Normalverteilung weist bei einer relativen Abweichung vom Messwert von $\pm 0,1$ schon einen Wichtungsfaktor von 0,95 auf. Der direkte Verlauf der Residuen ist in Bild 7.4 veranschaulicht. Die Linie „Residuum“ zeigt den Verlauf ohne Einfluss der Messunsicherheit. Im direkten Vergleich haben die Normalverteilung (NV) und die Dreiecksverteilung (DV) einen identifizierbaren optimalen Wert mit einem Residuum von 0. Dieser liegt bei der Variante „ohne Verteilung“ (oV) nicht vor.

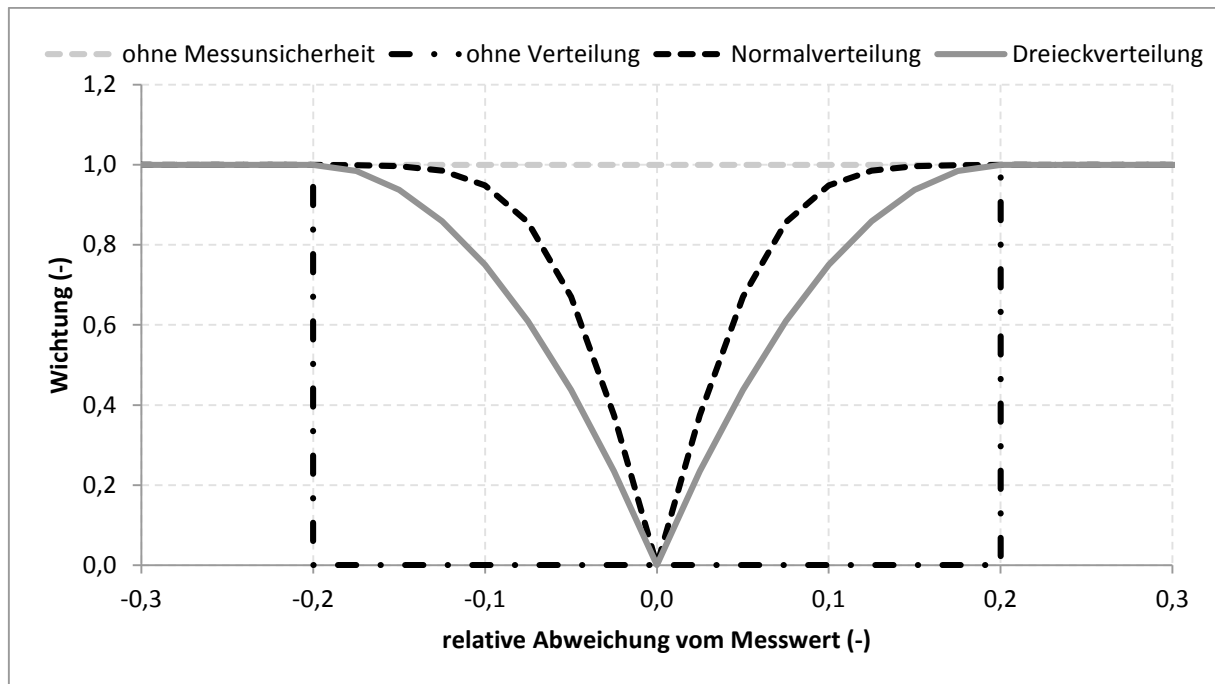


Bild 7.3: Verlauf der Wichtungswerte für unterschiedliche Verteilungen

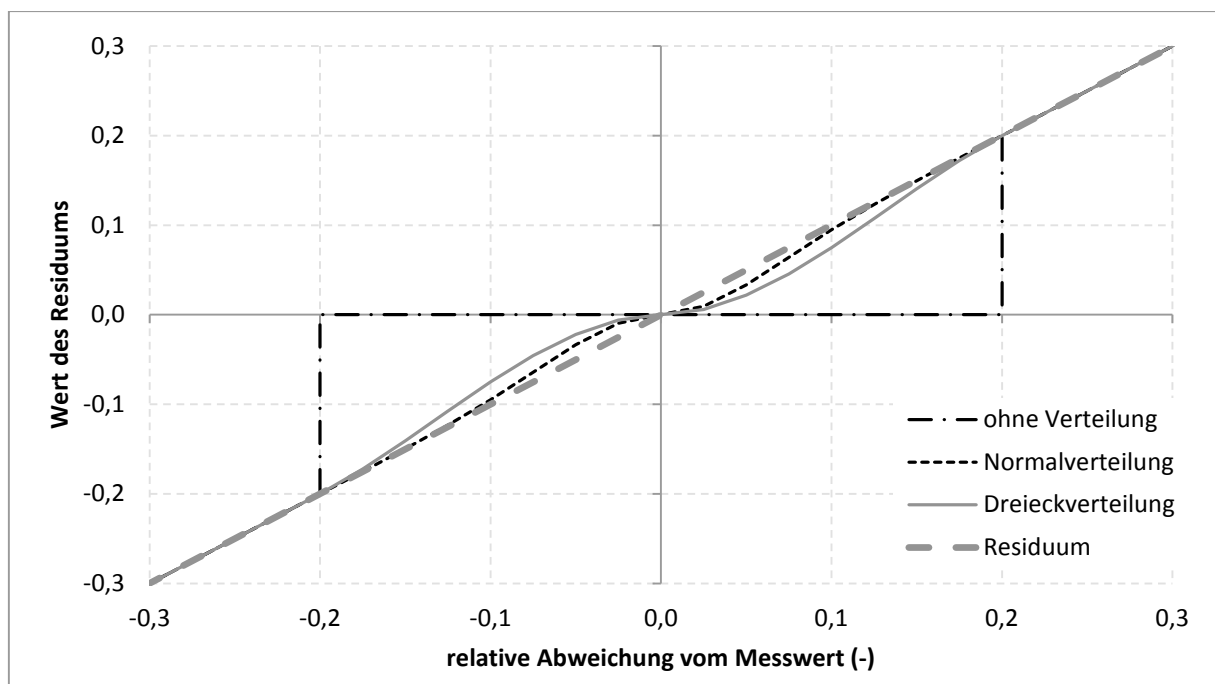


Bild 7.4: Auswirkungen der relativen Abweichungen auf den Wert des Residuums unter Annahme unterschiedlicher Verteilungen für die Messunsicherheit

7.1.2 Vorgehensweise

Für die Bewertung der Einflüsse der Messunsicherheiten auf die Kalibrierung von Modellen werden die in Kapitel 7.1.1 beschriebenen modifizierten Berechnungsansätze verwendet. Diese erlauben eine direkte Berücksichtigung von Messunsicherheiten bei der Interpretation

von Modellergebnissen hinsichtlich ihrer Anpassungsgüte an die Messdaten. Die Untersuchung unterteilt sich in die drei Schritte:

- (1) Analyse von Abweichungsmaßen einzelner Simulationen
- (2) Sensitivitätsanalysen
- (3) Optimierungen mit modifizierten Abweichungsmaßen (Zielfunktionen)

7.1.2.1 Randbedingungen

Festlegung von Messunsicherheiten

Die Ergebnisse zur Bestimmung der Messunsicherheiten (Kapitel 5.3.7) haben in Abhängigkeit des Messverfahrens relative erweiterte Unsicherheiten im Bereich von 8 bis 20 % für eine Überdeckungswahrscheinlichkeit von 95 % ergeben. DWA-M 181 (2011) nennt für eine Überdeckungswahrscheinlichkeit von 99 % in Kreisquerschnitten Messunsicherheiten zwischen 15,7 und 17 % für Messverfahren, die die maximale Fließgeschwindigkeit messen. Durch Kombination der Ergebnisse der Analyse von Messunsicherheiten und Erfahrungswerten aus der Literatur werden vier unterschiedliche Grade für die Messunsicherheiten von 5 %, 10 %, 15 % und 20 % angenommen. Höhere Unsicherheiten, die vor allem bei sehr geringen Wasserständen auftreten, spielen für die Berechnung von Abweichungsmaßen bei Niederschlag-Abfluss-Ereignissen eine untergeordnete Rolle. Aus diesem Grund wird auch auf die Verwendung einer Funktion der Messunsicherheit in Abhängigkeit des Teilfüllungsgrades verzichtet.

Auswahl von Verteilungsfunktionen

Die Auswahl einer Verteilungsfunktion für die Messunsicherheiten kann sich an der Art der in-situ Kalibrierung des Geschwindigkeitssensors orientieren. Bei einer Mehrpunkt-Kalibrierung über einen großen Teil des Fließquerschnitts werden geringere Messabweichungen erzielt, so dass normal- oder eine dreiecksverteilte Messunsicherheiten für die Berechnung der Abweichungsmaße angenommen werden. Wenn anhand von Trockenwetterabflüssen im unteren Teilfüllungsbereich oder keine Kalibrierung der Fließgeschwindigkeitsmessung durchgeführt wurde, können die Messunsicherheiten ohne Annahme einer Verteilung in die Berechnung von Abweichungsmaßen einfließen.

Die Messstelle des verwendeten Fallbeispiels (Kapitel 6.2.2) liegt in einem DN 1800, als Messverfahren für die Bestimmung der Fließgeschwindigkeit wird ein Continuous-Wave Doppler Gerät eingesetzt. Die Kalibrierung des Sensors erfolgte als Einpunkt-Kalibrierung bei Trockenwetter.

Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen

Für die Untersuchung des Einflusses von Messunsicherheiten werden die 6 Niederschlag-Abfluss-Ereignisse aus Kapitel 6.4.1.1 des Fallbeispiels verwendet (Tabelle 6.7, S. 134).

7.1.2.2 Analyse des Einflusses auf Abweichungsmaße

In einem ersten Schritt wird der Einfluss der Berücksichtigung von Messunsicherheiten bei der Berechnung von Abweichungsmaßen für 6 Niederschlag-Abfluss-Ereignisse für unterschiedlich verteilte (NV, DV und oV) Messunsicherheiten (5 %, 10 %, 15 % und 20 %) analysiert.

7.1.2.3 Sensitivitätsanalysen

Um die Einflüsse der Messunsicherheiten auf die Abweichungsmaße detailliert zu analysieren, werden zwei Sensitivitätsuntersuchungen durchgeführt. Die Sensitivitätsanalysen verfolgen das Ziel, Verschiebungen von best-fit Parameterwerten (lokale) bzw. Parametersätzen (globale) zu identifizieren. Die Wertebereiche für die KOSIM Parameter sind in Tabelle 6.1 aufgelistet.

Lokale Sensitivitätsanalyse

Bei einer lokalen Sensitivitätsanalyse werden die beiden sensitiven KOSIM-Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert einzeln analysiert. Der Wertebereich des betrachteten Parameters wird in eine definierte Anzahl an Werten unterteilt. Bei der vorliegenden Analyse sind dies 100 Bereiche, so dass 101 Simulationen durchgeführt werden. Die weiteren Parameter werden konstant gehalten. Bei lokalen Sensitivitätsanalysen muss sichergestellt werden, dass die festgelegten Werte der anderen Parameter zu sinnvollen Ergebnissen führen. Die Auswertung dieser Sensitivitätsanalyse erfolgt anhand des Vergleiches der Werte des Effizienzkoeffizienten E2 für die gewählten Messunsicherheiten. Die Werte des Effizienzkoeffizienten werden über die 101 Parameterwerte aufgetragen.

Globale Sensitivitätsanalyse

Für die globale Sensitivitätsanalyse werden die beiden sensitivsten Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit des KOSIM-Modells für das verwendete Fallbeispiel (Kapitel 6.2.2) ausgewählt. Es wird kein stochastisches Sampling von Parameterkombinationen durchgeführt, sondern eine „Rasteranalyse“. Hierbei werden die Wertebereiche aller Parameter in konstante Abschnitte unterteilt. Anschließend wird für jeden Parameter jeder generierte Datenpunkt mit allen anderen Datenpunkten aller Parameter kombiniert. Für die Rasteranalyse werden je Parameter 25 Punkte ausgewählt. Um den numerischen Aufwand zu minimieren, werden die beiden sensitivsten Parameter ausgewählt, so dass insgesamt $25 \cdot 25 = 625$ Simulationen durchgeführt werden (vgl. Bild 7.5).

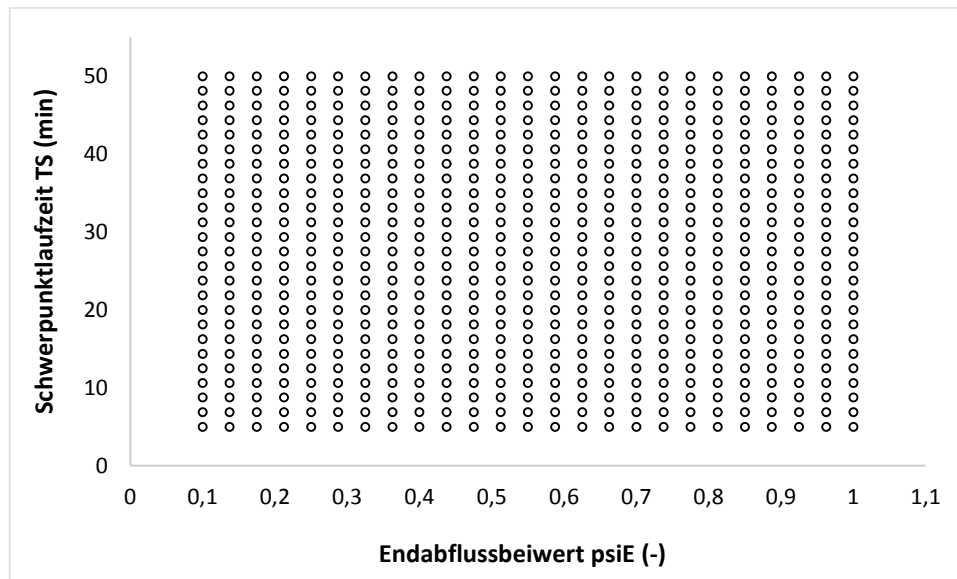


Bild 7.5: Verteilung der 625 Kombinationen für die Parameter ψ_{iE} und TS

Die Auswertung erfolgt für den Effizienzkoeffizienten E2. Durch die Auswahl von zwei Parametern und einem Abweichungsmaß kann die Auswertung als Konturplot erfolgen. Durch den Vergleich von Konturplots mit unterschiedlichen Unsicherheiten kann eine Verschiebung von best-fit-Werten und Bereichen identifiziert werden.

7.1.2.4 Optimierungen mit modifizierten Abweichungsmaßen (Zielfunktionen)

Die modifizierten Berechnungsverfahren für die Abweichungsmaße werden für die automatische Modellkalibrierung eingesetzt. Dabei werden für die Messunsicherheiten 5 %, 10 %, 15 % und 20 % ohne Annahme einer Verteilung sowie mit einer normal- oder dreiecksverteilten Messunsicherheit vergleichende Optimierungsläufe durchgeführt. Um den Einfluss der Messunsicherheit auf den Kalibrierprozess zu analysieren, erfolgen Kalibrierungen mit drei unterschiedlichen Konfigurationen:

- (1) Zu Beginn werden **single-objective und single-event Optimierungen** für die 6 Kalibrierereignisse durchgeführt. Als Zielfunktion wird der Effizienzkoeffizient E2 und als Kalibrierverfahren der SCE-UA Algorithmus verwendet.
- (2) Diese singuläre Betrachtung von Kalibrierereignissen wird durch **multi-event Optimierungen** erweitert. Dabei wird für 6 Kalibrierereignisse der Effizienzkoeffizient E2 mittels gewichtetem Euklidischem Abstand (vgl. Kapitel 3.2.6) zu einem Zielfunktionswert zusammengefasst und mit dem SCE-UA Algorithmus optimiert.
- (3) Im letzten Schritt werden für jedes der 6 Kalibrierereignisse die Abweichungsmaße E2, Volumenabweichung und Maximalwertabweichung zu einem Wert aggregiert. Die Zielfunktion dieser **multi-event multi-objective Kalibrierung** besteht beim AMALGAM Algorithmus aus diesen 6 Ereignissen. Für die Kalibrierung mit dem SCE-UA werden die 6 Werte zu einem Zielfunktionswert zusammengefasst.

7.2 Analyse der Veränderungen der Abweichungsmaße

Für die 6 ausgewählten Ereignisse und die Abweichungsmaße des Gesamtzeitraums werden die unterschiedlichen Grade der Messunsicherheit und die drei Verteilungen untersucht.

Der Vergleich der Werte der Abweichungsmaße für die drei unterschiedlichen Verteilungen und die vier Grade der Messunsicherheit für das Ereignis „ h_N -95%“ sind für E2 und E1 in Bild 7.6 sowie für Volumen- und Maximalwertabweichung in Bild 7.7 visualisiert. Die Ergebnisse aller 6 betrachteten Ereignisse werden anhand der relativen Änderung vorgestellt (Bild 7.8 bis Bild 7.10).

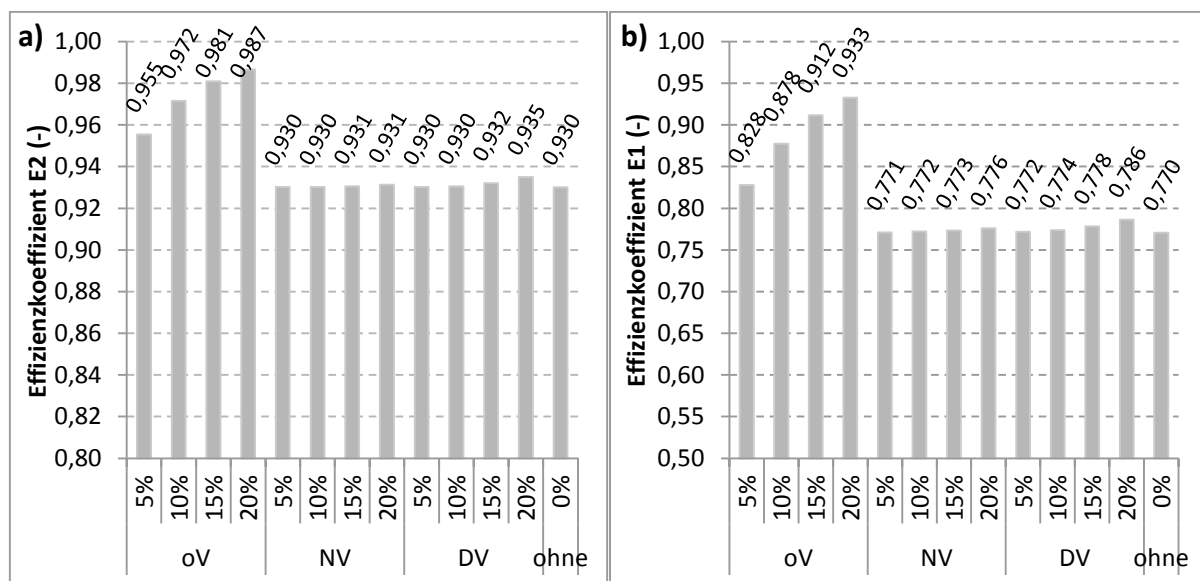


Bild 7.6: Effizienzkoeffizienten E2 (a) und E1 (b) für das Ereignis vom 14.08.2005 (h_N -95%) bei unterschiedlichen Graden der Messunsicherheit und Verteilungen

Bei den Effizienzkoeffizienten E1 und E2 zeigt sich nur bei Wahl des verteilungsfreien Berechnungsansatzes (oV) ein deutlicher Einfluss auf die Werte der Abweichungsmaße. In Abhängigkeit des Grades der Messunsicherheit nimmt der Wert des Abweichungsmaßes E2 von 0,93 (ohne Messunsicherheit) bis zu 0,987 (20 % Messunsicherheit) zu. Die Steigerungen der Werte für die Normal- und die Dreiecksverteilung bei Zunahme der Messunsicherheit (ab 10 %) bewegen sich im Bereich der dritten Nachkommastelle (Bild 7.6).

Der Einfluss der Integration der Messunsicherheit auf die Berechnung der Volumen- und der Maximalwertabweichung (Bild 7.7) ist vergleichbar mit den Einflüssen auf die Berechnung von E1 und E2. Für die verteilungsfreie Integration der Messunsicherheit ergeben sich deutliche Änderungen in den Abweichungsmaßen. Für die Maximalwertabweichung, die ohne Integration der Messunsicherheit bei -1,7 % lag, liegen keine Abweichungen mehr vor. Für die Normal- bzw. die Dreiecksverteilung nehmen die Maximalwertabweichungen mit steigender Messunsicherheit ab. Der Einfluss der Dreieck- und der Normalverteilung auf die Volumenab-

weichung ist geringer. Während bei Annahme einer Normalverteilung nur bei einer Unsicherheit von 20 % eine minimale Reduktion von 8,5 % auf 8,4 % erfolgt, nimmt bei Annahme einer Dreiecksverteilung die Volumenabweichung um 0,7 Prozentpunkte für eine Unsicherheit von 20 % ab. Insgesamt wird deutlich, dass die verteilungsfreie Berücksichtigung der Messunsicherheit innerhalb des Unsicherheitsbandes der Messdaten in Abhängigkeit des Grades der Unsicherheit zu einer wesentlichen Verbesserung der Abweichungsmaße führt.

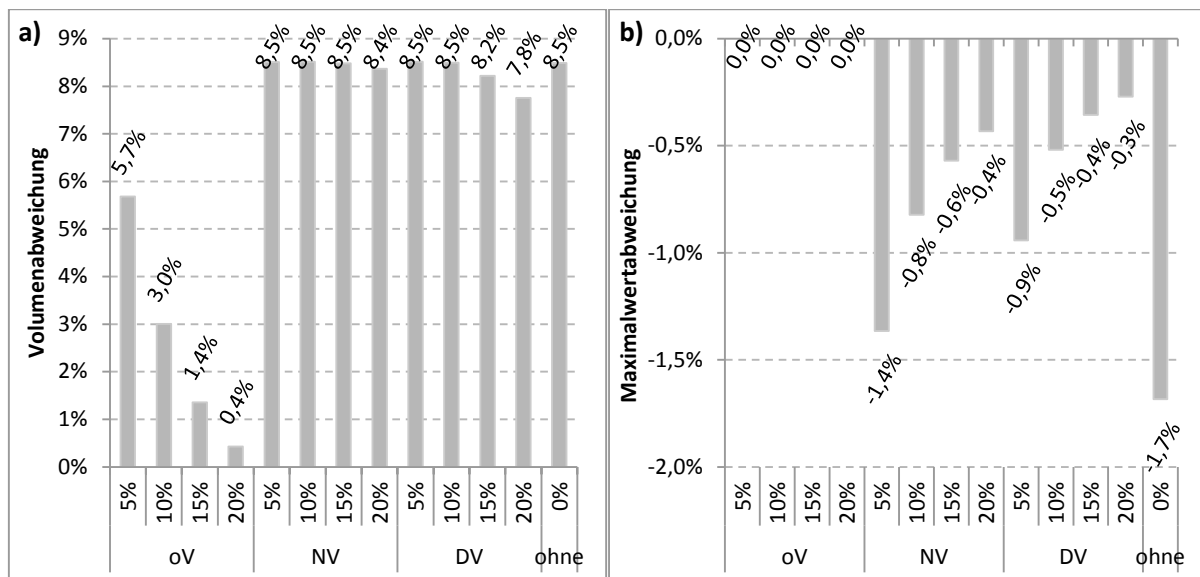


Bild 7.7: Volumenabweichung (a) und Maximalwertabweichung (b) für das Ereignis vom 14.08.2005 ($h_N-95\%$) bei unterschiedlichen Graden der Messunsicherheit und Verteilungen

Die Ergebnisse für das Ereignis $h_N-95\%$ werden anhand einer komprimierten Darstellung in Form der relativen Änderung der Abweichungsmaße E2 (Bild 7.8), Volumenabweichung (Bild 7.9) und Maximalwertabweichung (Bild 7.10) mit den 5 weiteren betrachteten Ereignissen und den Abweichungsmaßen für den gesamten Zeitraum verglichen. Aufgrund der unterschiedlichen Wertebereiche zwischen verteilungsfreien sowie Normal- und Dreiecksverteilung werden diese mittels unterschiedlich skaliertem Ordinate dargestellt. Durch die Berücksichtigung der Messunsicherheiten werden bessere Werte für die Abweichungsmaße erzielt (Bild 7.6 und Bild 7.7). Daher werden die relativen Abweichungen als Beträge dargestellt. Negative Abweichungen würden sich z. B. ergeben, wenn eine positive Volumenabweichung verringert wird.

Für das Abweichungsmaß E2 werden ereignisabhängig Erhöhungen zwischen 0,8 und 42 % (verteilungsfrei), zwischen 0 und 0,7 % (Dreiecksverteilung) und zwischen 0 und 0,2 % (Normalverteilung) durch die Berücksichtigung von Messunsicherheiten hervorgerufen (Bild 7.8).

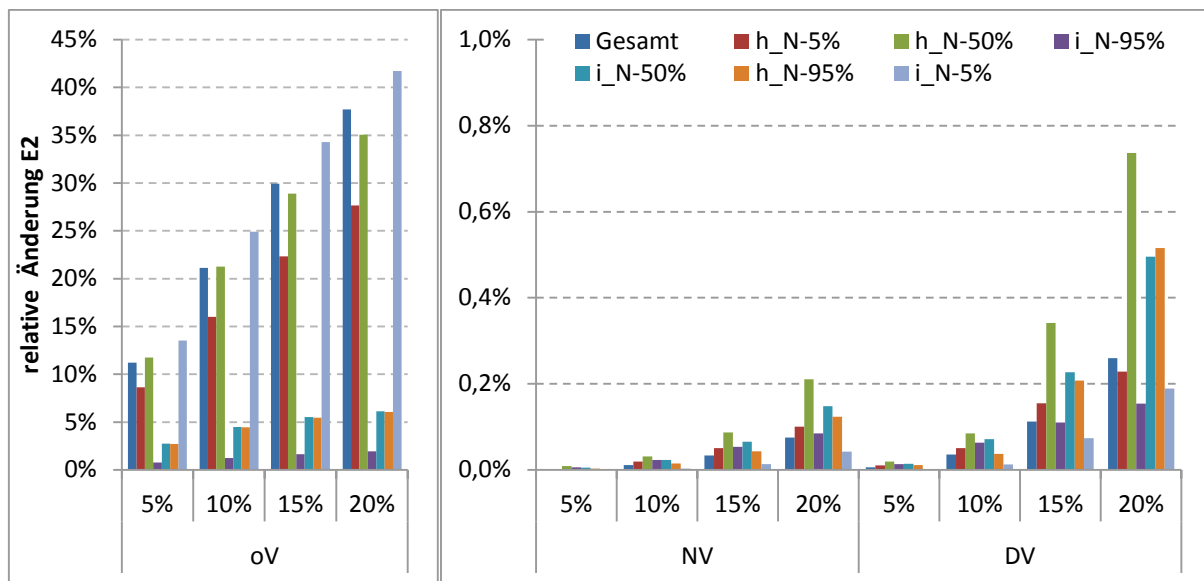


Bild 7.8: Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Effizienzkoeffizient E2

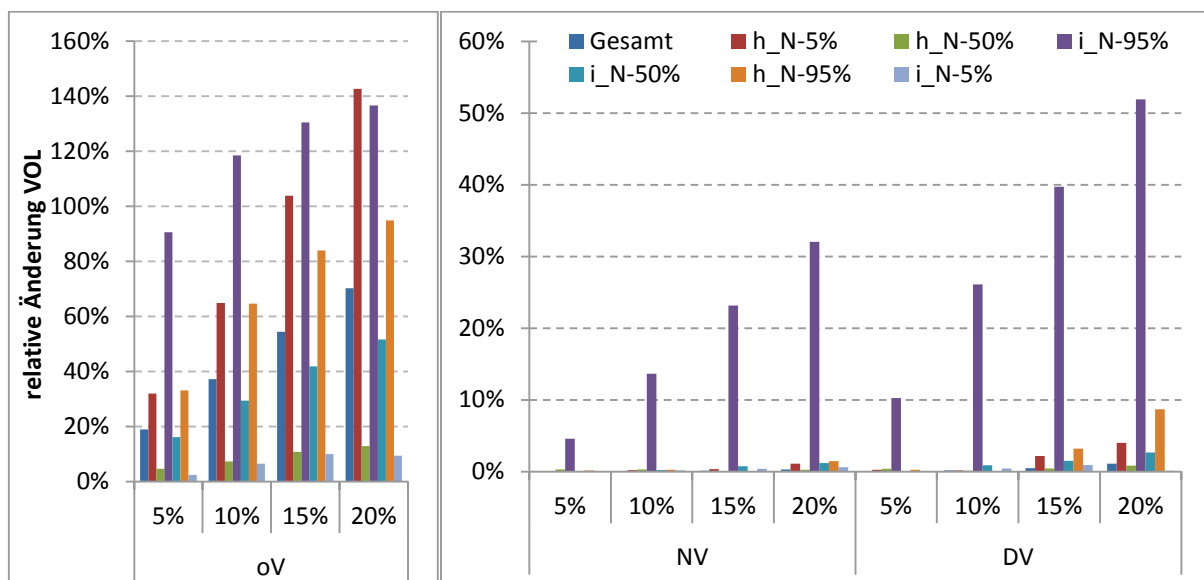


Bild 7.9: Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Volumenabweichung

Der Einfluss der Messunsicherheit auf die Berechnung der Volumenabweichung führt zu größeren relativen Änderungen als bei E2 (Bild 7.9). Dies ist teilweise mathematisch bedingt, da z. B. beim Ereignis $i_{N-95\%}$ ohne die Berücksichtigung von Messunsicherheiten eine Volumenabweichung von 2,5 % und bei 20 % Messunsicherheit (verteilungsfrei) eine Volumenabweichung von -0,9 % berechnet wird, so dass die relative Änderung bei 137 % liegt. Eine Reduktion der Volumenabweichung von einem positiven zu einem negativen Wert wird hervorgerufen, wenn vorhandene positive Residuen im Bereich der Messunsicherheit liegen, während einzelne negative Residuen außerhalb des Unsicherheitsbandes der Messdaten liegen.

Die relativen Änderungen des Abweichungsmaßes Volumenabweichung VOL schwanken zwischen 2,4 % und 143 % (verteilungsfrei), zwischen 0 % und 32 % (normalverteilt) sowie zwischen 0 % und 52 % (dreiecksverteilt).

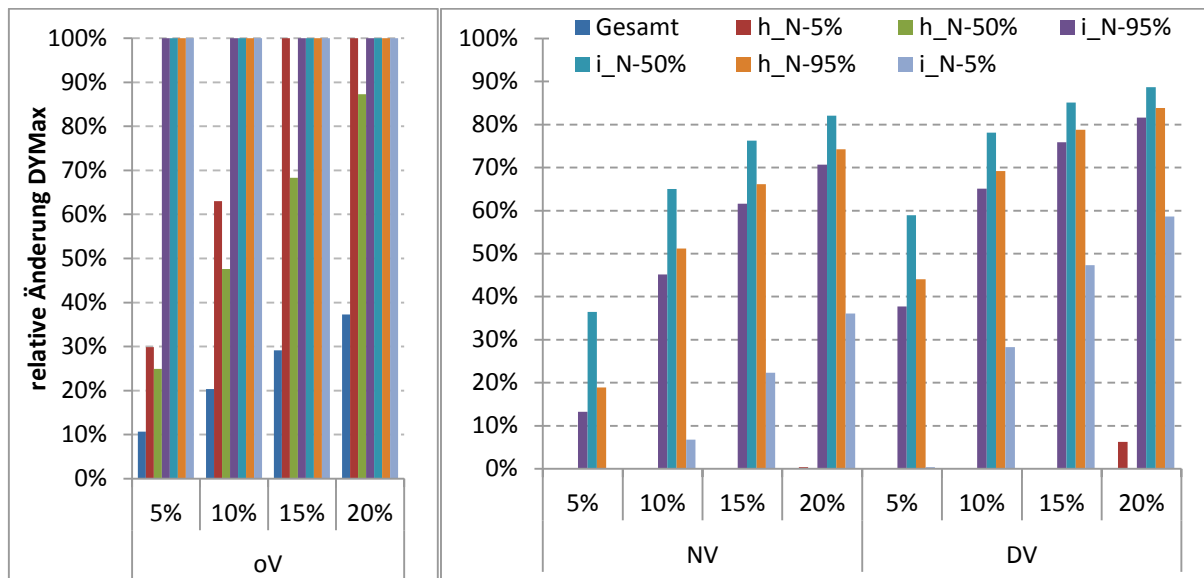


Bild 7.10: Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Maximalwertabweichung

Die relativen Änderungen für die Maximalwertabweichung stellen unter den drei analysierten Abweichungsmaßen die sensitivste Größe dar. Bei der Berücksichtigung von Messunsicherheiten ohne Annahme einer Verteilung wird ausschließlich geprüft, ob der Maximalwert der Simulation im Bereich des Unsicherheitsbandes der Messdaten liegt (vgl. Gleichung (7-7)). Dies führt bei allen Maximalwertabweichungen, die kleiner sind als der Grad der Unsicherheit, zu einer relativen Änderung von 100 %. Für die relativen Änderungen der Maximalwertabweichung bei Annahme einer Normal- oder Dreiecksverteilung zeigen sich weniger starke Einflüsse. Für die Ereignisse $i_N-95\%$, $i_N-50\%$ und $h_N-95\%$ liegen ohne Berücksichtigung der Messunsicherheit bereits sehr geringe Maximalwertabweichungen von kleiner 5 % vor. Eine Reduktion dieser Abweichungen führt zu hohen relativen Änderungen zwischen 13,2 bis 88,7 %.

7.3 Sensitivitätsanalysen

Für die Verwendung von modifizierten Abweichungsmaßen als Zielfunktion für die Kalibrierung spielt der best-fit-Wert eines Parameters eine entscheidende Rolle. Anhand der Analyse der Zielfunktionsoberfläche soll untersucht werden, ob eine Verschiebung dieses best-fit-Wertes bei Integration von Messunsicherheiten hervorgerufen wird. Zur Bewertung des best-fits wird der Effizienzkoeffizient E2 verwendet.

7.3.1 Lokale Sensitivitätsanalyse

Für die lokale Sensitivitätsanalyse werden 101 Simulation je Parameter durchgeführt. Bild 7.11 und Bild 7.12 zeigen den Verlauf des Effizienzkoeffizienten E2 über die Werte der Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit für die Ereignisse von „ i_N -95%“ und „ h_N -5%“ für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit für den verteilungsfreien Ansatz der Messunsicherheit von 0 %, 5 %, 10 %, 15 % und 20 %. Die beiden Ereignisse wurden ausgewählt, da sie sich hinsichtlich des Einflusses des Grades der Messunsicherheit unterscheiden. Beim Ereignis i_N -95% nimmt zwar mit zunehmender Messunsicherheit auch der Wert für den Effizienzkoeffizienten E2 zu, allerdings liegt der best-fit Parameterwert für die Schwerpunktlaufzeit unabhängig vom Grad der Messunsicherheit bei 16,2 min (Schwerpunktlaufzeit). Die best-fit Parameterwerte für den Endabflussbeiwert nehmen mit zunehmender Messunsicherheit von 78 % (ohne Messunsicherheit) auf 67 % (20 % Messunsicherheit) ab.

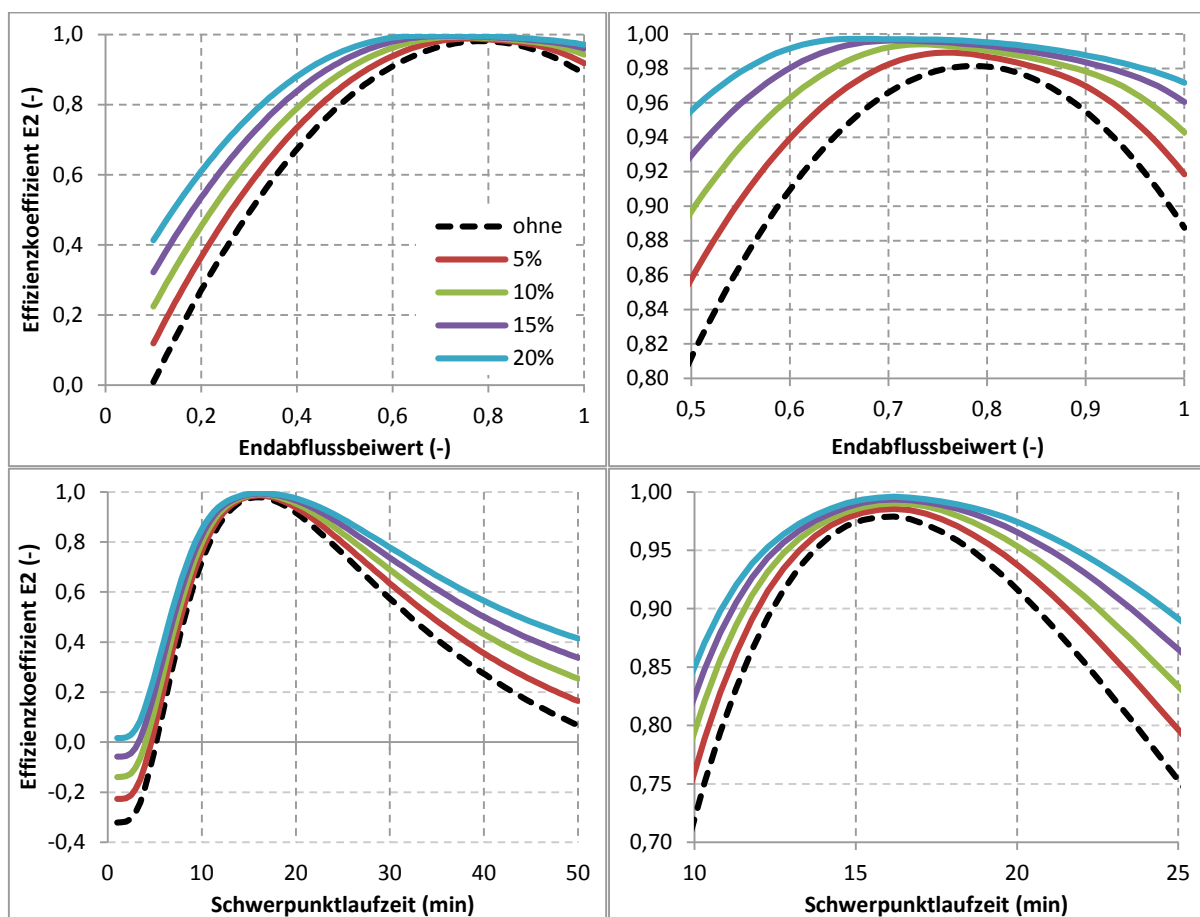


Bild 7.11: E2-Werte für unterschiedliche Werte der Messunsicherheit für den verteilungsfreien Ansatz für das Ereignis i_N -95%; links: gesamter Wertebereich, rechts: Ausschnitt um best-fit

Für das Ereignis h_N -5% ergeben sich variierende beste Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit. Diese liegen ohne Messunsicherheit bei 66 % (Endabflussbeiwert) und 29,4 min (Schwerpunktlaufzeit) und bei einer Messunsicherheit von 20 % bei 55 % (Endabflussbeiwert) und 32,4 min (Schwerpunktlaufzeit).

Durch die Berücksichtigung der Messunsicherheiten verbessern sich die E2-Werte. Für die best-fit Parameterwerte zeigt sich bei der lokalen Sensitivitätsanalyse eine ereignisabhängige Verschiebung. Die best-fit Werte der beiden Ereignisse für den Endabflussbeiwert verringern sich, die der Schwerpunktlauf steigen an.

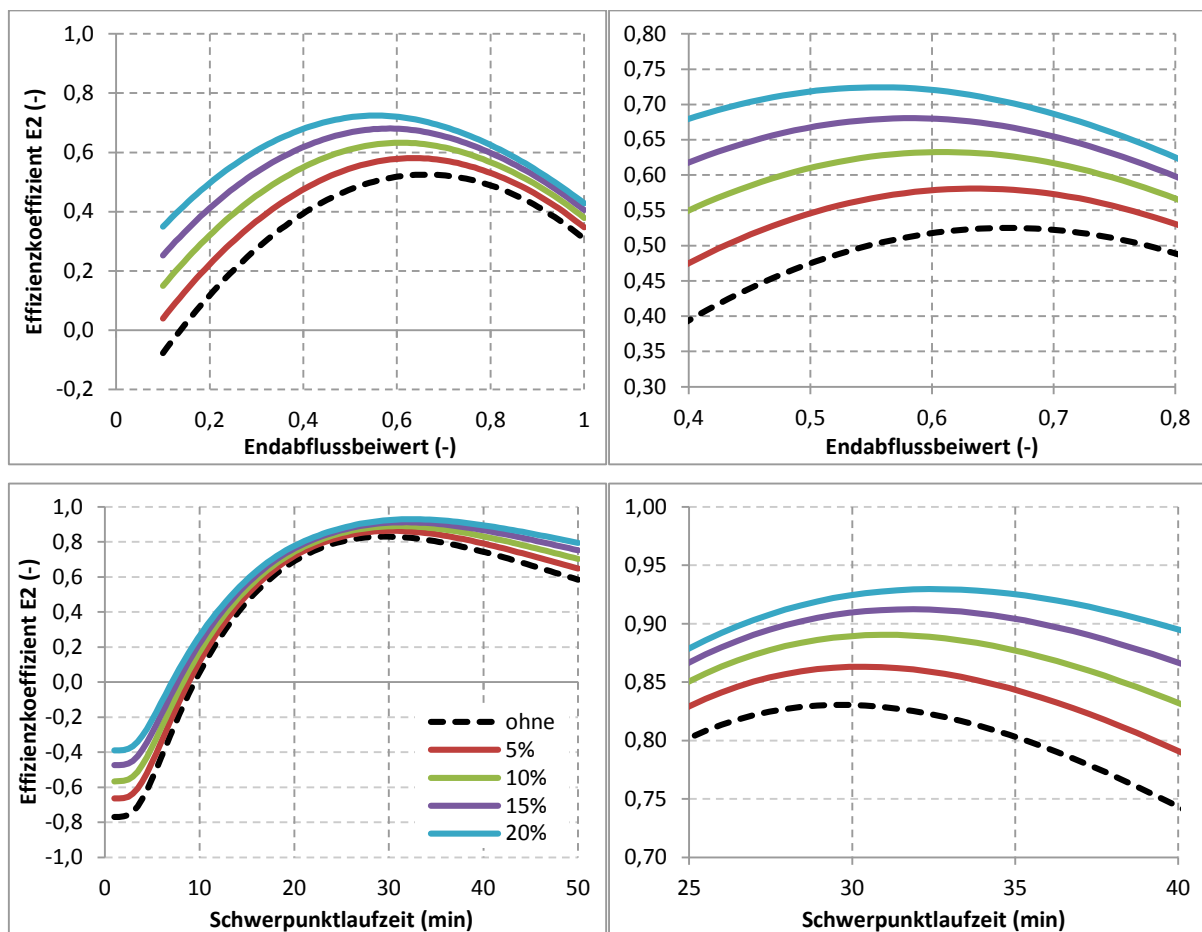


Bild 7.12: E2-Werte für unterschiedliche Werte der Messunsicherheit für den verteilungsfreien Ansatz für das Ereignis h_N -5%; links: gesamter Wertebereich, rechts: Ausschnitt um best-fit

7.3.2 Globale Sensitivitätsanalyse

Ergänzend zur lokalen wird eine globale Sensitivitätsanalyse zur Analyse der Verschiebung eines best-fit Parametersatzes durchgeführt. Hierfür wird die Parameterinteraktion von Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit berücksichtigt. Die resultierenden Konturplots für die beiden Parameter und den E2-Wert basieren auf 625 Simulationen (Bild 7.13 und Bild 7.14).

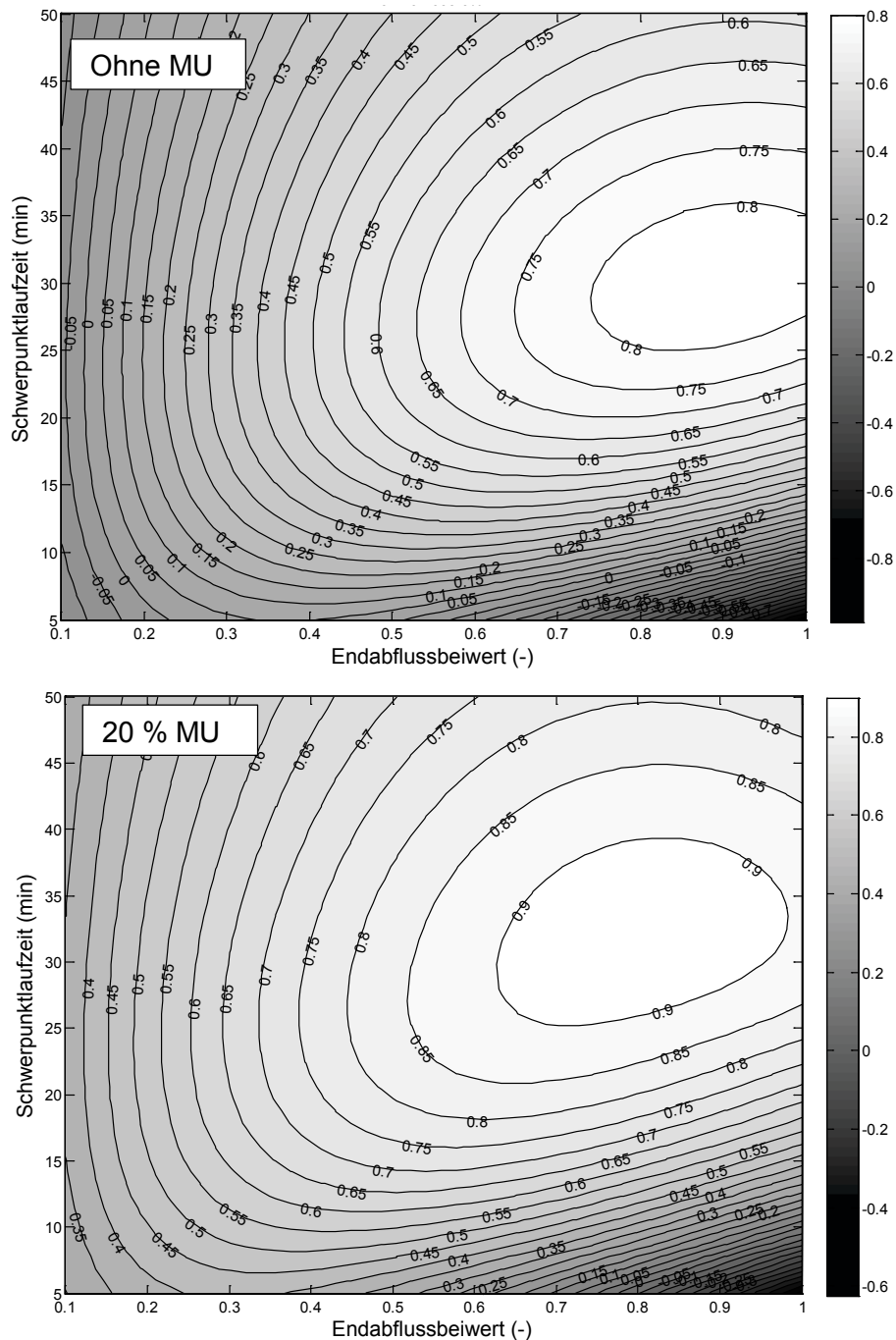


Bild 7.13: Zielfunktionsoberfläche für das Abweichungsmaß E2 (Ereignis h_N -5%) ohne (oben) und mit Berücksichtigung einer Messunsicherheit von 20 % (verteilungsfrei, unten)

Der best-fit-Wert ohne Berücksichtigung von Messunsicherheiten hat für das Ereignis h_N -5% einen E2-Wert von 0,83 mit einem Endabflussbeiwert von 88,8 % und einer Schwerpunktlauzeit von 29,4 min. Der best-fit-Wert bei Integration von Messunsicherheiten weist einen E2-Wert von 0,93 mit einem Endabflussbeiwert von 81,3 % und einer Schwerpunktlauzeit von 31,2 min auf. Für das Ereignis i_N -95% hat der best-fit Parametersatz ohne die Berücksichtigung von Messunsicherheiten Parameterwerte für ψ_E von 81 % und für TS von 16,3 min. Durch

die Berücksichtigung von 20 % Messunsicherheiten verbessert sich der E2 von 0,98 auf 0,99. Die Parameterwerte des best-fits liegen bei $\psi_E = 78, \%$ und $TS = 16,3 \text{ min}$.

Die globale Sensitivitätsanalyse untermauert die Ergebnisse der lokalen. Der Vergleich der Konturplots der beiden Ereignisse $i_{N-95\%}$ und $h_{N-5\%}$ zeigt ebenfalls eine Verschiebung des best-fit Bereiches.

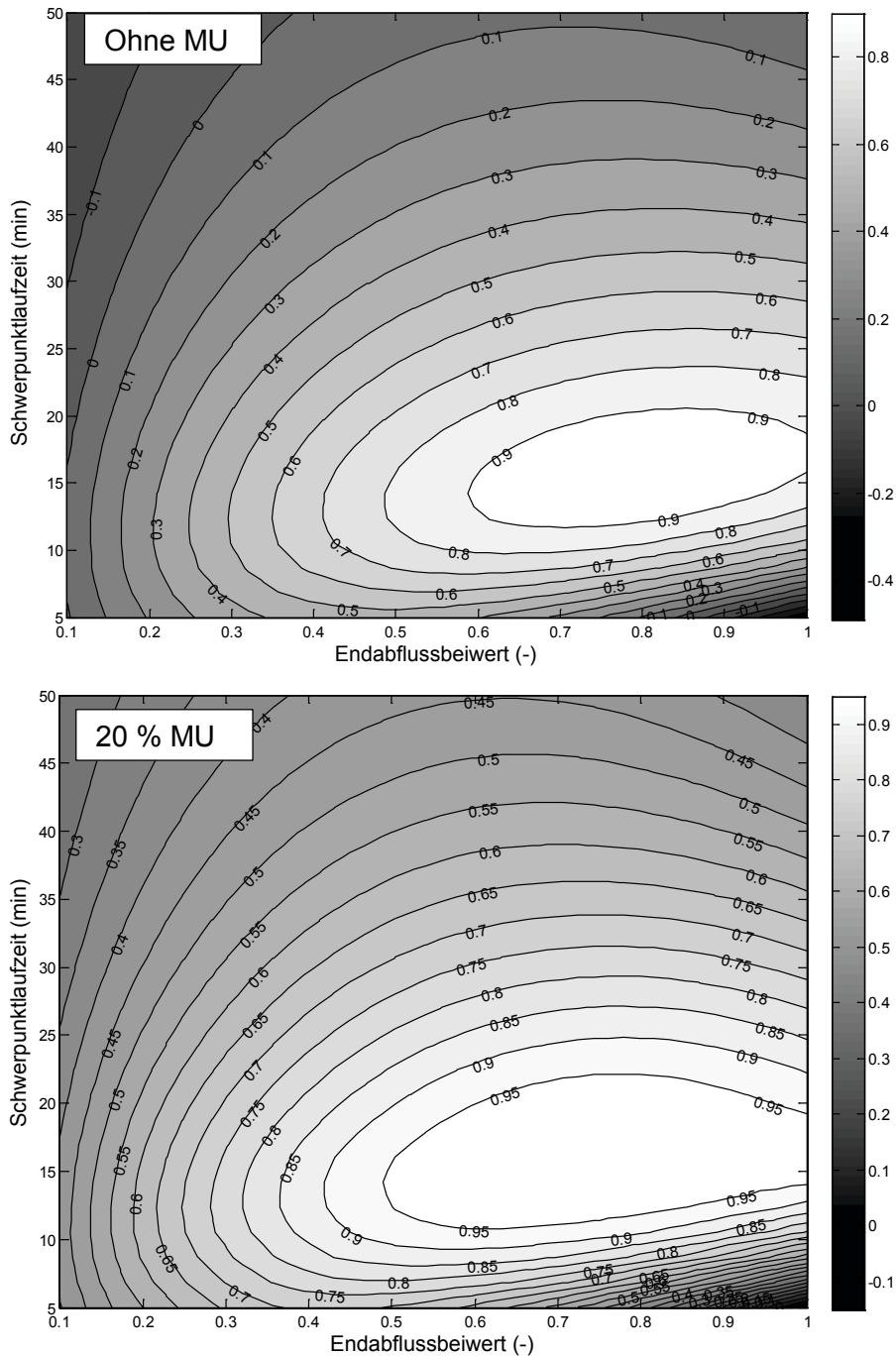


Bild 7.14: Zielfunktionsoberfläche für das Abweichungsmaß E2 (Ereignis $i_{N-95\%}$) ohne (oben) und mit Berücksichtigung einer Messunsicherheit MU von 20 % (verteilungsfrei, unten)

7.4 Einfluss der Messunsicherheit auf die Modellkalibrierung

7.4.1 Single-event single-objective Kalibrierungen

Die Analyse der Zielfunktionsoberflächen hat ergeben, dass eine Verschiebung des best-fit Bereiches durch Integration von Messunsicherheiten stattfindet. Diese Verschiebung wird mit dem monokriteriellen Optimierungsverfahren SCE-UA untersucht. Die Analyse der Zielfunktionsoberfläche hat auch gezeigt, dass durch die verteilungsfreie Messunsicherheit von 20 % die größten Änderungen hervorgerufen werden. Es werden die Parameterwerte für die single-event single-objective Kalibrierungen mit und ohne Berücksichtigung der Messunsicherheit miteinander verglichen. Zusätzlich werden die Ergebnisse des multi-event single-objective Kalibrierlaufes mit AMALGAM aus Kapitel 6.4.4 mit in die Auswertung integriert. Als Zielfunktion wird jeweils der E2 je Ereignis verwendet.

Die Parameterwerte der beiden sensitiven Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert sind in Bild 7.15 und die der weniger sensitiven Parameter Benetzungsverlust, Muldenverlust und Anfangsabflussbeiwert in Bild 7.16 dargestellt. Der Vergleich zwischen multi-event (AMALGAM) und single-event (SCE-UA) Kalibrierung zeigt vergleichbare Parameterwerte für die sensitiven Parameter. Durch die Integration der Messunsicherheit findet für die sechs Ereignisse und den Gesamtzeitraum eine Verschiebung der Werte für den best-fit Parametersatz statt. Für die drei Parameter Benetzungsverlust, Muldenverlust und Anfangsabflussbeiwert werden von den beiden Kalibrierverfahren single-event single-objective und multi-event single-objective nicht für alle Ereignisse die gleichen Parameterwerte ermittelt. Die mangelnde Identifizierbarkeit von best-fit-Werten stellt die geringere Sensitivität der Parameter gegenüber den Parametern Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit heraus. Zusätzlich werden die unterschiedlichen Parameter durch Parameter-Equifinalität beeinflusst (Beven und Binley, 1992), die die Gleichwertigkeit von unterschiedlichen Parametersätzen in Bezug auf das Simulationsergebnis beschreibt.

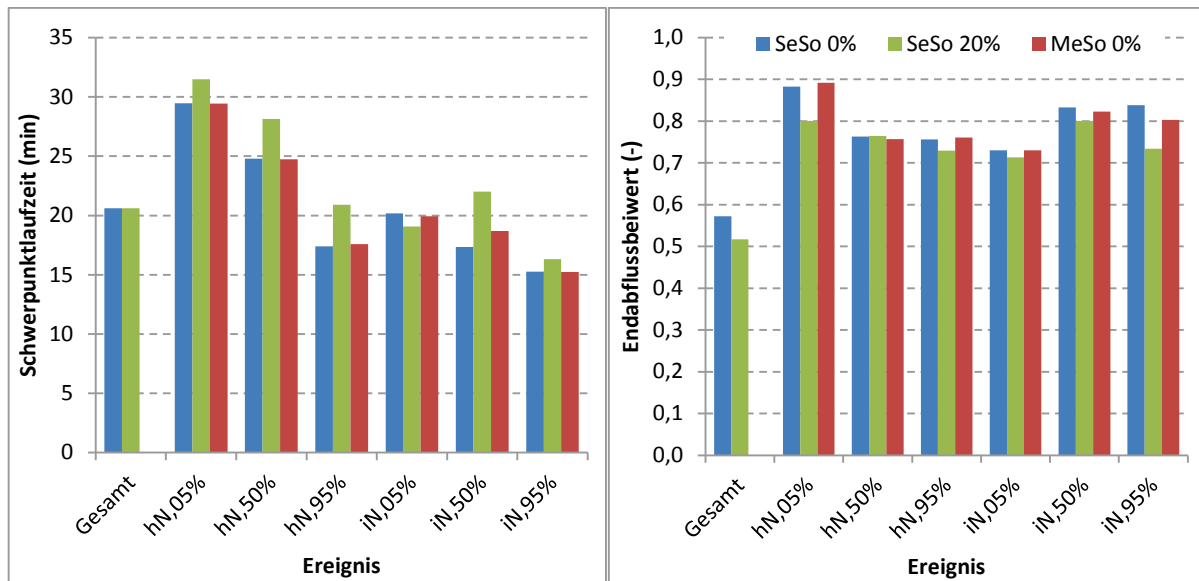


Bild 7.15: best-fit Parameterwerte der Schwerpunktlaufzeit (links) und Endabflussbeiwert (rechts) für zwei Wertebereiche der Messunsicherheit (0 % und 20 %) und unterschiedliche Kalibrierverfahren (SeSo und MeSo)

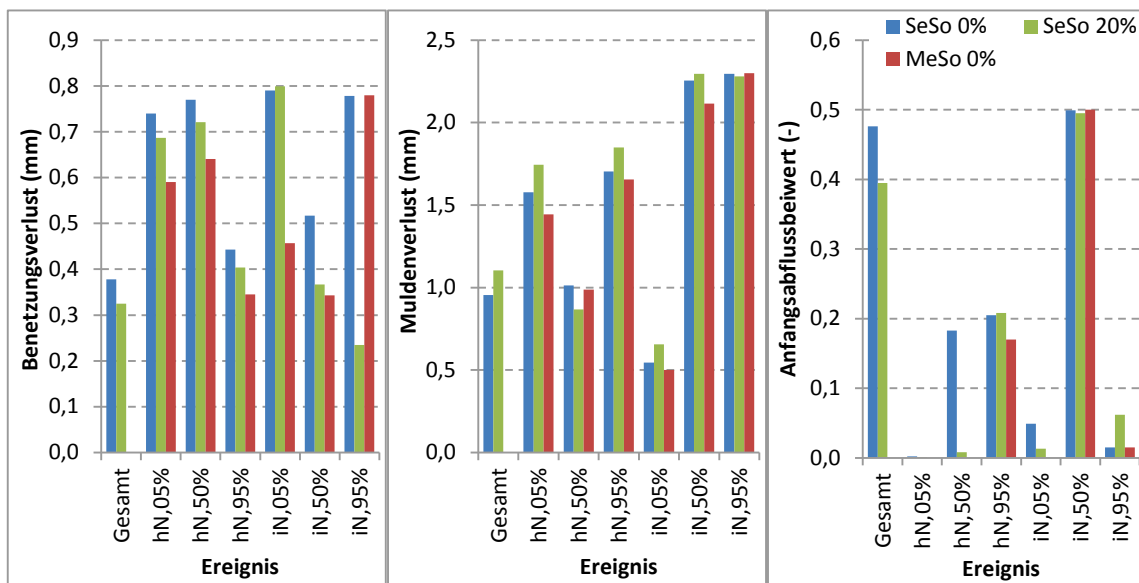


Bild 7.16: best-fit Parameterwerte für Benetzungsverlust (links), Muldenverluste (mitte) und Anfangsabflussbeiwert für zwei Wertebereiche der Messunsicherheit (0 % und 20 %) und unterschiedliche Kalibrierverfahren (SeSo und MeSo)

Die Parameterwertverschiebung, die durch die Berücksichtigung der Messunsicherheit verursacht wird, führt zu einer Reduktion des Endabflussbeiwertes und zu einem Anstieg des Wertes für die Schwerpunktlaufzeit (Bild 7.15), so dass die Spitzenabflüsse reduziert und die Abflusswellen gedämpft werden.

7.4.2 Multi-event single-objective Kalibrierungen

Bei single-event single-objective Kalibrierungen liegen in Bezug auf die sensitiven Parameter eindeutig lösbar Optimierungsaufgaben vor. Durch den multi-event Kontext wird die Komplexität der Zielfunktionsoberfläche massiv erhöht, da diese mehrere lokale Optima aufweisen kann, die alle unterschiedliche best-fit Parametersätze haben.

Zur Analyse des Einflusses der Messunsicherheiten auf die multi-event single-objective Kalibrierung werden für die drei unterschiedlichen Berechnungsansätze zur Berücksichtigung von Messunsicherheiten und die vier Messunsicherheiten insgesamt 13 Kalibrierungen mit den 6 Ereignissen durchgeführt. Die Analyse des Einflusses erfolgt wiederum anhand der Parameterwertänderung. Die Ergebnisse werden jeweils getrennt nach Berechnungsmethode in Bild 7.17 (verteilungsfrei), Bild 7.18 (Normalverteilung) und Bild 7.19 (Dreiecksverteilung) präsentiert. Der Parameter Schwerpunktlaufzeit wird mit einer eigenen Abszisse abgebildet, da er einen anderen Wertebereich umfasst.

Die Verringerung des Endabflussbeiwertes (PsiE) bei längerer Schwerpunktlaufzeit (TS) für steigende Messunsicherheiten zeigt sich auch für die multi-event Kalibrierung (Bild 7.17). Eine weitere Parameterwertverschiebung findet zwischen den beiden Parametern Benetzungsverlust (VBen) und Muldenverlust (VMuld) statt, die die Anfangsverluste beschreiben. Mit steigenden Werten für die Messunsicherheit sinken die Werte für den Benetzungsverlust während die Werte für die Muldenverluste steigen. Für den Parameter Anfangsabflussbeiwert zeigt sich keine Tendenz.

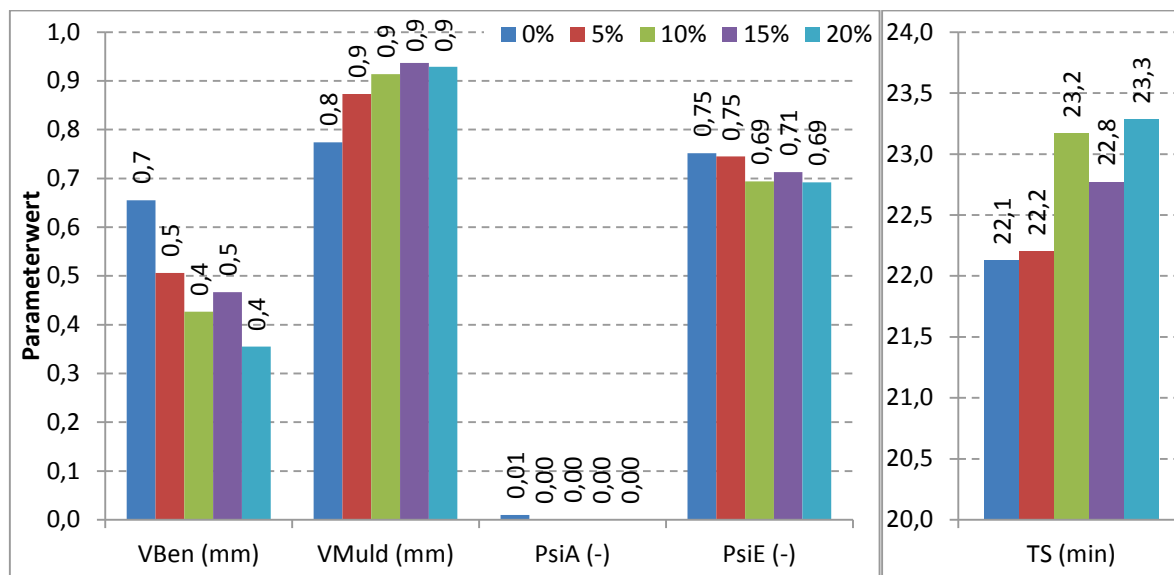


Bild 7.17: Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Verteilungsfreiheit

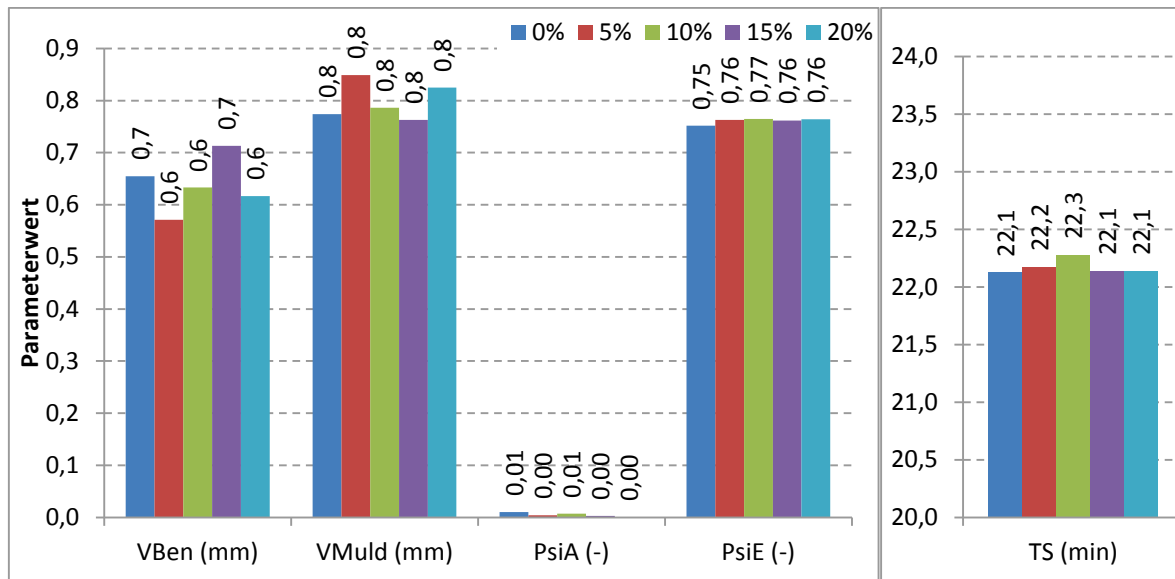


Bild 7.18: Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Normalverteilung

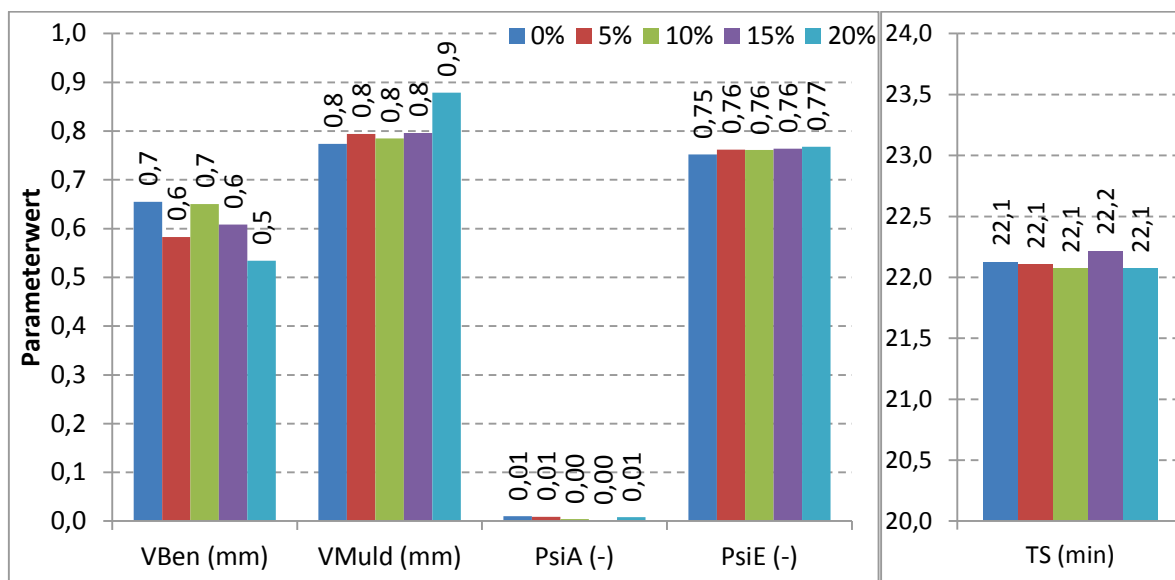


Bild 7.19: Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Dreiecksverteilung

Bei Annahme einer Normal- oder Dreiecksverteilung für die Messunsicherheit gibt es keinen nennenswerten Einfluss auf die best-fit Parameterwerte. Auch mit steigender Messunsicherheit sind nur geringe Einflüsse quantifizierbar. Dies ist auf die Berechnung der Residuen anhand der Verteilungen zurückzuführen (vgl. Kapitel 7.1.1). Bei einer verteilungsfreien Messunsicherheit, wird geprüft, ob sich der Simulationswert innerhalb des Unsicherheitsbereiches des Messwertes befindet. Alle Werte innerhalb des Unsicherheitsbandes weisen keine Abweichungen auf. Dies ermöglicht dem Optimierungsverfahren, einen Verlauf innerhalb des Unsicherheitsbandes zu detektieren. Im Vergleich hierzu haben die Berechnungsansätze Normal- und

Dreiecksverteilung einen „perfekten“ Wert, der keine Abweichung darstellt. Alle anderen Simulationsergebnisse, die dem Messwert nicht entsprechen, weisen eine Abweichung auf, auch wenn sie innerhalb des Unsicherheitsbandes liegen. Dies führt zwar zu einer Reduktion des Residuums, aber nicht zu einer Vernachlässigung der Abweichung wie beim verteilungsfreien Ansatz. Die Berechnung der Residuen ist in Bild 7.4 veranschaulicht.

7.4.3 Multi-event multi-objective Kalibrierungen

Die Komplexität des Kalibrierproblems wird durch die Berücksichtigung von drei Abweichungsmaßen je Ereignis weiter erhöht. Es werden drei Kalibrierläufe mit den Berechnungsverfahren zur Integration von Messunsicherheiten mit je 20 % Messunsicherheit mit dem SCE-UA- und dem AMALGAM-Verfahren durchgeführt und dem multi-event multi-objective Kalibrierlauf aus Kapitel 6.4.4 gegenübergestellt. Als Vergleich für die SCE-UA erfolgt eine Kalibrierung ohne Berücksichtigung der Messunsicherheiten. Die Zielfunktion setzt sich aus 6 Ereignissen zusammen, für die jeweils die Abweichungsmaße E2, VOL und DYMax verwendet werden. Die Abweichungsmaße werden mittels Euklidischem Abstand zu einem Wert je Ereignis aggregiert. Für die AMALGAM Kalibrierung wird die Kompromisslösung mittels L_2 -Metric aus den pareto-optimalen Lösungen ausgewählt.

Die Parameterwerte für die SCE-UA Kalibrierungen sind in Bild 7.20 und für die AMALGAM-Kalibrierung in Bild 7.21 aufgeführt. Die best-fit Parameter der Kalibrierung werden zur Validierung auf die gleichmäßig überregneten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse übertragen (Bild 7.22, vgl. Kapitel 6.5.3.2).

Die Kalibrierergebnisse des SCE-UA werden nur bei Integration der Messunsicherheiten mittels verteilungsfreier Berechnungsmethode beeinflusst. Für die Normal- und Dreiecksverteilung weisen die sensitiven Parameter Endabflussbeiwert ψ_{iE} und Schwerpunktlaufzeit TS annähernd die gleichen Werte auf. Für die verteilungsfreie Berechnungsmethode zeigen sich erneut eine Verringerung des Endabflussbeiwertes und eine (geringfügige) Erhöhung der Schwerpunktlaufzeit. Die Parameterwerte des Benetzungs- und Muldenverlusts ändern sich ebenfalls wieder gegenläufig zur Vergleichs-Kalibrierung ohne Berücksichtigung der Messunsicherheit.

Die aus den pareto-optimalen Lösungen der AMALGAM Kalibrierung ausgewählte Kompromisslösung weist vergleichbare Parameterwertänderungen wie die SCE-UA Kalibrierungen für den verteilungsfreien Berechnungsansatz auf (Bild 7.21).

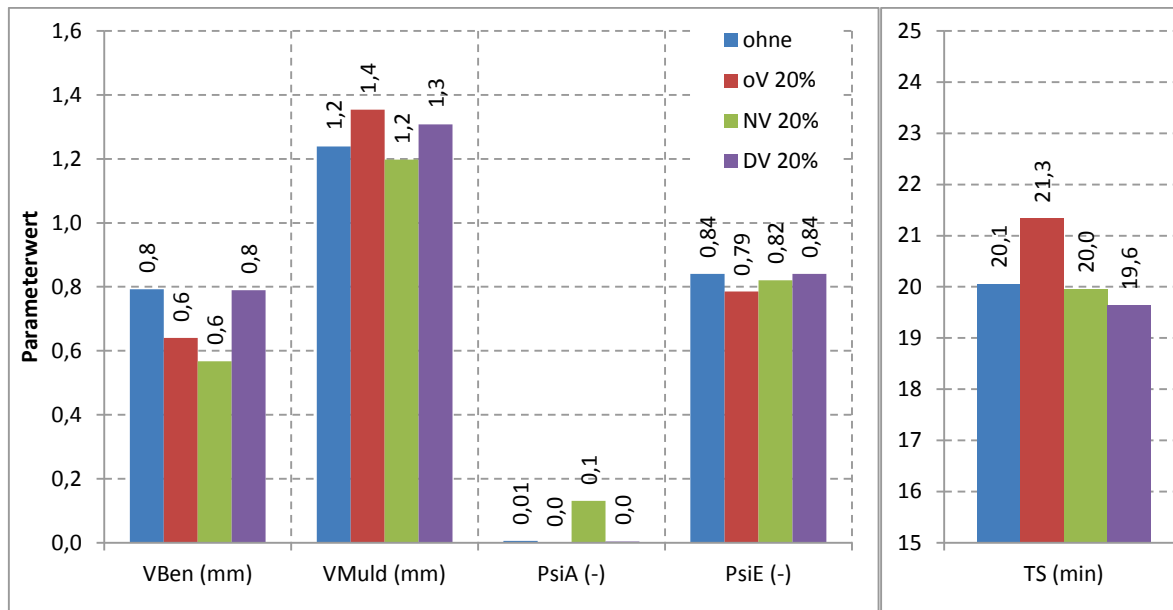


Bild 7.20: Parameterwerte nach Kalibrierung mit SCE-Verfahren für unterschiedlich verteilte Messunsicherheiten

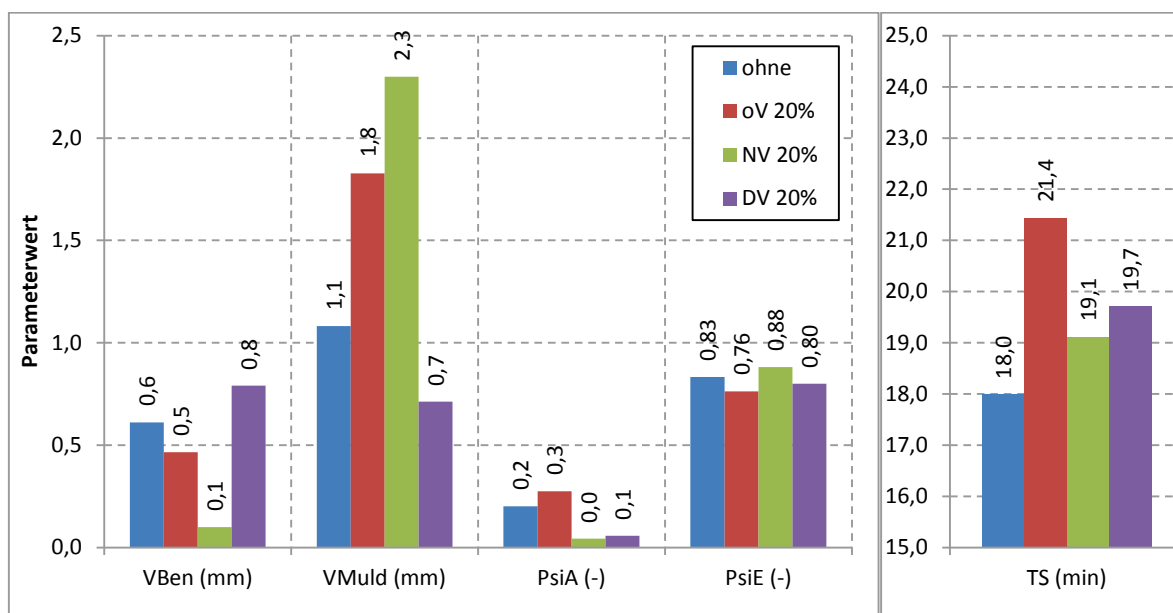


Bild 7.21: Parameterwerte nach Kalibrierung mit AMALGAM-Verfahren für unterschiedlich verteilte Messunsicherheiten

Bei normal- und dreiecksverteilten Messunsicherheiten werden für die sensitiven Parameter Endabflussbeiwert ψ_{iE} und Schwerpunktlaufzeit TS abweichende Werte anhand der L_2 -Metric ermittelt (Bild 7.21). Die Parameterwerte liegen allerdings im Bereich der im Rahmen des Vergleiches von Verfahren zur Ereignisauswahl bestimmten Werte (vgl. Kapitel 6.5.3.1).

Der Vergleich der Validierungsergebnisse für die beiden Vergleichskalibrierungen ohne Messunsicherheit („SCE 0%“ und „MeMo 0%“) mit denen der verteilungsfreien Berechnungsansätze („SCE 20%“ und „MeMo 20%“) zeigt keine deutlich schlechteren Ergebnisse für die

Übertragbarkeit auf andere Ereignisse (Bild 7.22). Dies ist aufgrund der ermittelten Parameterwerte, die im Vergleich zu den Parametersätzen der Kompromisslösungen aus den multi-event multi-objective Kalibrierungen (vgl. Kapitel 6.5.3.1) keine Ausreißer darstellen, plausibel. Für die AMALGAM Kalibrierung wird die Modellunsicherheit in Form der Pareto-Unsicherheit der multikriteriellen Optimierung analysiert. Hierfür erfolgt die Generierung des Unsicherheitsbandes für die pareto-optimalen Lösungen der letzten Population der Optimierung. Die Pareto-Unsicherheit für die AMALGAM Kalibrierung (20 % Messunsicherheit, verteilungsfrei) schließt mit ihrem Unsicherheitsband 38 % der Messdaten ein und weist einen ARIL-Wert von 0,47 auf. Aufgrund der Integration der Messunsicherheit vergrößert sich der Anteil der mit dem Unsicherheitsband eingeschlossenen Messdaten von 30 auf 38 % (vgl. Kapitel 6.6.2.2).

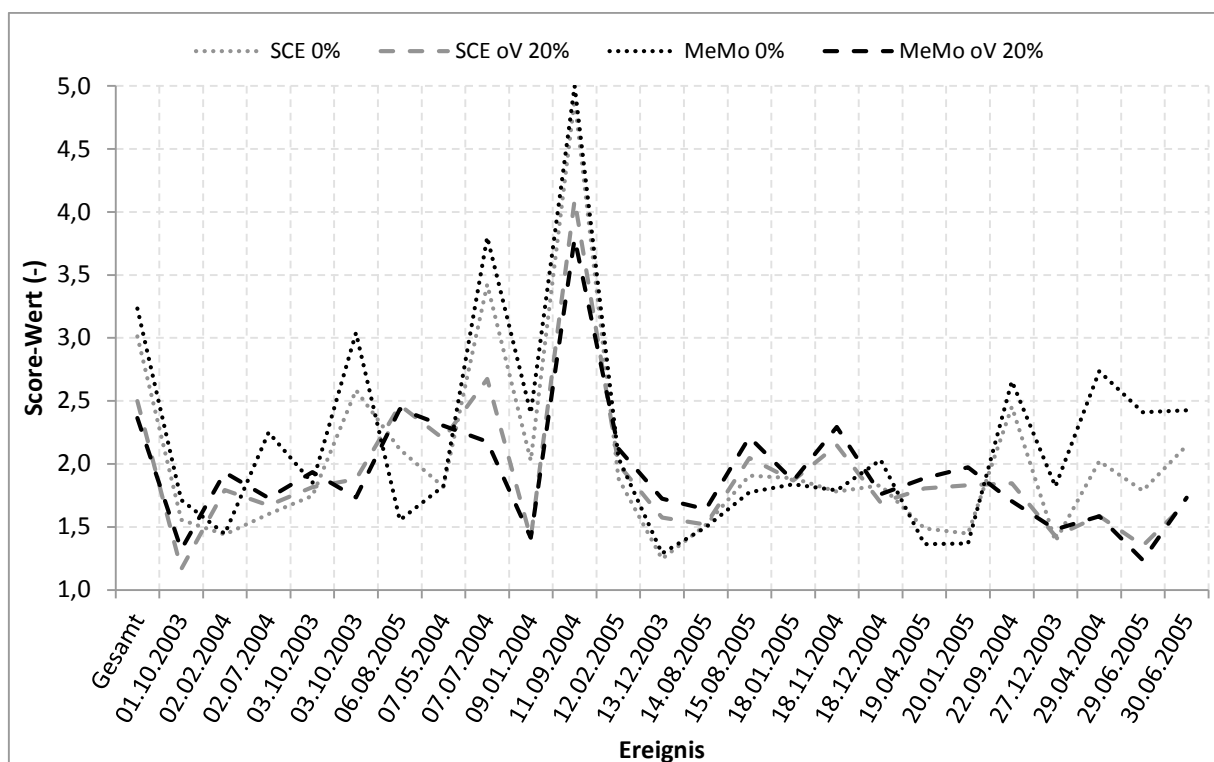


Bild 7.22: Validierungsergebnisse für die Kalibrierungen mit unterschiedlichen Verfahren für gleichmäßig überregnete Ereignisse

7.5 Zusammenfassung

Untersucht wurde der Einfluss von verteilungsfreien, normalverteilten und dreiecksverteilten Messunsicherheiten auf die Kalibrierergebnisse. Wenn die Abweichung zwischen Mess- und Simulationswert innerhalb der vorgegebenen Messunsicherheit liegt, wird das Residuum anhand der vorgegebenen Verteilung gewichtet und somit verringert. Für den gewählten verteilungsfreien Ansatz werden Abweichungen erst betrachtet, wenn sie die Messunsicherheit überschreiten. Zusätzlich werden die Residuen mittels Normalverteilung- oder Dreiecksverteilung gewichtet. Es wurde Messunsicherheiten zwischen 5 % und 20 % untersucht.

Für den verteilungsfreien Ansatz ergeben sich mit steigenden Messunsicherheiten Verbesserungen für die analysierten Abweichungsmaße Volumen- und Maximalwertabweichung sowie E1 und E2. Für die Normal- und Dreiecksverteilung verbessern sich die Ganglinienmaße E1 und E2 nur geringfügig. Bei der Berechnung von Volumen- oder Maximalwertabweichung sind die Veränderungen zwar größer, allerdings sind sie noch deutlich kleiner als bei den verteilungsfreien Messunsicherheiten.

Die durchgeführten Sensitivitätsanalysen der beiden sensitiven Parameter Endabflussbeiwert und Schwerpunktlaufzeit zeigen eine Verschiebung von best-fit Parametersätzen für einzelne Ereignisse. Dies wird sowohl anhand der globalen Sensitivitätsanalyse als auch anhand der single-event single-objective Kalibrierungen deutlich. Durch den Einfluss der Messunsicherheit werden für die untersuchte Fallstudie geringere abflusswirksame Flächen und längere Schwerpunktlaufzeiten hervorgerufen, so dass das Abflussvolumen und Spitzenabfluss reduziert werden und die Abflusswelle gedämpft wird. Wenn die Messunsicherheit durch eine Dreiecks- oder Normalverteilung beschrieben wird, sind die Einflüsse auf die Parameterwerte sowohl im single-objective als auch im multi-objective Modus gering. Dies ist auf den Berechnungsansatz zur Integration der Messunsicherheiten zurückzuführen, der zwar die Werte des Residuums verringert, aber den gleichen optimalen Wert wie ein Ansatz ohne Berücksichtigung der Messunsicherheit aufweist (vgl. Bild 7.4). Bei der Kalibrierung versucht der Optimierer somit den Simulationswert an den Messwert anzunähern.

Durch die Berücksichtigung von Messunsicherheiten ohne Verteilung bei der Kalibrierung wird die Toleranz gegenüber Abweichungen zwischen Messdaten und Modellergebnis erhöht, so dass sich der Parameterraum zur Identifikation von Kalibrierlösungen vergrößert.

Die Unterschiede der Einflüsse der Verteilungen sind durch den mathematischen Ansatz für die Berechnung der Residuen begründet. Bei Verwendung einer Normal- oder Dreiecksverteilung ändern sich zwar die Werte der Abweichungsmaße, allerdings findet keine Verschiebung des best-fit Parametersatzes statt.

Der Vergleich der Validierungsergebnisse mit denen der Untersuchung zur Auswahl von Ereignissen zeigt keine signifikanten Unterschiede bei Berücksichtigung einer verteilungsfreien Messunsicherheit von 20 %. Der Endabflussbeiwert ändert sich zwar für die multi-objective multi-event Kalibrierung von 83 % auf 76 %, allerdings liegt dieser Wert innerhalb des Wertebereichs von 72 bis 84 %, der durch die unterschiedlichen Auswahlverfahren von Kalibrierereignissen aufgespannt wurde.

Die Untersuchungen in diesem Kapitel haben gezeigt, dass Messunsicherheiten bis 10 % einen sehr geringen Einfluss auf die Kalibrierung haben.

8 Zusammenfassung und Fazit

8.1 Zusammenfassung

Der Einsatz von hydrologischen Modellen zur Unterstützung von Planung und Betrieb von Entwässerungssystemen ist als Stand der Technik anzusehen. Realitätsnahe und sichere Modellergebnisse stellen dabei die Grundlage für eine zielgerichtete Entscheidungsfindung dar. Nur durch eine Kalibrierung können Parameter von konzeptionellen Modellen zur Berechnung des Niederschlag-Abfluss-Prozesses an die Randbedingungen des zu simulierenden technischen oder natürlichen Systems angepasst werden.

Auch wenn die Kalibrierung eines Modells entscheidend zur Erhöhung der Realitätsnähe beiträgt, kann diese durch unterschiedliche Faktoren beeinflusst werden. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei hydrologischen Modellen nicht ausschließlich deterministische Gleichungen mit physikalisch basierten Parametern eingesetzt werden. Wesentliche Einflussfaktoren auf die Kalibrierung von urbanhydrologischen Modellen sind die gewählte Modellstruktur, die Eingangsdaten, die Kalibrierdaten, die Auswahl von Kalibrierereignissen sowie die eigentliche Kalibriermethodik. Im Rahmen dieser Arbeit wurden die Einflüsse der Kalibrierdaten, der Auswahl von Ereignissen und der Kalibriermethodik auf die Ergebnisse der automatischen Kalibrierung mittels multikriterieller Optimierungsverfahren untersucht.

Zur Untersuchung des Einflusses von Kalibrierdaten wurden Messabweichungen und Messunsicherheiten von Durchflussmessungen recherchiert und erhoben. Um Messunsicherheiten bei der Modellkalibrierung explizit berücksichtigen zu können, wurden Ansätze zur modifizierten Berechnung von Abweichungsmaßen adaptiert und eingesetzt. Die Einflüsse der Auswahl von Kalibrierdaten wurden durch eine detaillierte Analyse von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen und den Vergleich von strategischen Methoden zur Ereignisauswahl bewertet. Neben der Ereignisauswahl wurde auch der Einfluss der Kalibriermethodik und die Konfiguration der Zielfunktion betrachtet. Anhand der Erkenntnisse wurde eine systematische Vorgehensweise zur Kalibrierung von Modellen abgeleitet, die das Ziel verfolgt, den Einfluss der beschriebenen Faktoren zu minimieren.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein KOSIM-Modell eines Fallbeispiels mit einer kanalisierten Fläche von 123 ha und einem Versiegelungsgrad von 61 % anhand des multikriteriellen Optimierungsverfahrens AMALGAM kalibriert. AMALGAM berechnet als Kalibrierergebnis nicht nur einen best-fit Parametersatz, sondern ermittelt ein Set von pareto-optimalen Lösungen. Diese pareto-optimalen Lösungen beinhalten einerseits den Parametersatz mit den best möglichen Anpassungen für jedes Kalibrierereignis. Weiterhin werden zwischen diesen Lösungen

systematisch Parametersätze bestimmt, die zwar die einzelnen Ereignisse schlechter abbilden, aber dafür eine bessere mittlere Anpassung an alle verwendeten Kalibrierereignisse aufweisen. Das Kalibrierergebnis einer multikriteriellen Optimierung ist eine Kompromisslösung, die aus den pareto-optimalen Lösungen ausgewählt wird.

Die Hauptergebnisse der einzelnen Untersuchungen lassen sich wie folgt zusammenfassen:

(1) Unsicherheiten der Kalibrierdaten (Messunsicherheiten)

Die Messabweichungen von Durchflussmessungen mittels Geschwindigkeitsflächen-Verfahren liegen nach Literaturangaben bei sorgfältig durchgeführten Messkampagnen im Bereich von $\pm 10\%$ und bei den Untersuchungen im Labormaßstab bei $\pm 5\%$ vom Messwert.

Die erweiterten Unsicherheiten von Durchflussmessungen nehmen in Abhängigkeit der Unsicherheit des Messverfahrens für die Fließgeschwindigkeit Werte zwischen 10% und 20% an. Mittels Monte-Carlo Methode können die Unsicherheiten der in-situ Kalibrierung des Umrechnungsmodells der Fließgeschwindigkeitsmessung bestimmt werden. Anhand der Auswertung eines Messgerätevergleichs für kombinierte Durchflussmessgeräte wurden Standardunsicherheiten für die Messung von Fließgeschwindigkeiten und Fließtiefen ausgewertet und zusammengestellt.

(2) Kalibrierung von Modellen

Für die Detektion von **Niederschlag-Abfluss-Ereignissen** wurde ein automatisiertes Detektionsverfahren entwickelt und auf die Niederschlags- und Durchflussmessdaten des Fallbeispiels angewendet. Die Ermittlung von für die Kalibrierung relevanten Ereignissen kann anhand der Eigenschaften Niederschlagshöhe und Intensität erfolgen, da diese durch eine Zusammenhangsanalyse als Vertreter der Hauptkomponenten „Höhe/Volumen“ und „Spitzenwert/Intensität“ identifiziert wurden. Die beiden verwendeten Auswahlverfahren „Rang-Selektion“ und „Raster“ bieten die Möglichkeit, Ereignisse strategisch anhand ihrer Eigenschaften zu selektieren.

Der in dieser Arbeit vorgeschlagene Score-Wert für die **Bewertung von Modellergebnissen** kombiniert die Abweichungsmaße Nash-Sutcliff-Effizienz, Volumen- und Maximalwertabweichung durch Linearisierung und Mittelwertbildung auf einen Wertebereich von 1 bis 5 mit einer besten Anpassung bei 1. Der Score-Wert hat gegenüber den drei Abweichungsmaßen den Vorteil, dass er eine gleichzeitige Bewertung der drei Kriterien Massenbilanz, Spitzenwerte und Verlauf anhand eines Wertes erlaubt. Bei den durchgeführten Kalibrierungen und Validierungen lagen akzeptable Abweichungen zwischen Messdaten und Simulationsergebnissen für Score-Werte zwischen 1 und 3 vor.

Die Analyse unterschiedlicher **Zielfunktionen** für die Kalibrierung des KOSIM-Modells des Fallbeispiels hat ergeben, dass die Aggregation der Abweichungsmaße Nash-Sutcliffe-Effizienz, Volumen- und Maximalabweichung je Kalibrierereignis zu robusten und validierbaren Ka-

librierergebnissen führt. Die Kalibrierung erfolgt somit in einem multi-event multi-objective Modus, so dass mehrere Kalibrierereignisse mit je drei Abweichungsmaßen in die Zielfunktion eingehen. Die Ermittlung einer Kompromisslösung (Parametersatz) aus den pareto-optimalen Lösungen wurde mittels normierter L_2 -Metric erfolgreich durchgeführt.

Die **Auswahl von Ereignissen** beeinflusst das Kalibrierergebnis. Ab einer Anzahl von 15 Kalibrierereignissen wurden Parametersätze ermittelt, die bei der Validierung unabhängig vom Auswahlverfahren vergleichbare Anpassungsgüten lieferten. Bei der Verwendung von 5 bis 6 Kalibrierereignissen sollten auch Ereignisse mit extremen Eigenschaften des Niederschlages für die multi-event Kalibrierung selektiert werden. Eine multi-event Kalibrierung ist der Kalibrierung anhand des Gesamtzeitraumes überlegen.

Die Verteilungen der Parameterwerte und der Modellergebnisse der pareto-optimalen Lösungen eignen sich zur Bestimmung von **Modellunsicherheiten**. Durch den Einsatz der Rang-Selektion für die Auswahl von Kalibrierereignissen können bei 6 Kalibrierereignissen bereits repräsentative Ergebnisse zur Sensitivität der Modellparameter und der Unsicherheit der Modellergebnisse gewonnen werden. Die ermittelten Modellunsicherheiten stellen Unsicherheiten der Parameterbestimmung dar. Verfahren, die zusätzlich Unsicherheiten der Modellstruktur und der Eingangsdaten berücksichtigen, ergeben größere Unsicherheitsbereiche.

Auf der Basis der Ergebnisse zur Modellkalibrierung wurde eine **systematische Vorgehensweise zur Modellkalibrierung** mittels mathematischer Optimierungsverfahren abgeleitet.

(3) Einfluss von Messunsicherheiten auf Kalibrierergebnisse

Durch die Berücksichtigung von Unsicherheiten der Kalibrierdaten bei der Berechnung der Zielfunktionswerte erfolgt eine Änderung der best-fit Parameterwerte eines Niederschlag-Abfluss-Ereignisses. Dieser Einfluss der Unsicherheit der Kalibrierdaten wirkt sich auch bei der Kalibrierung anhand mehrerer Ereignisse aus. Bei einer Berücksichtigung einer verteilungsfreien Messunsicherheit von 20 % im Rahmen der Modellkalibrierung verändern sich die Werte der sensitiven Parameter des KOSIM-Modells. Diese Wertänderungen sind mit den Schwankungen der ermittelten Parameterwerte durch die Auswahl unterschiedlicher Kalibrierereignisse vergleichbar. Die Berücksichtigung einer normal- oder dreiecksverteilten Messunsicherheit von 20 % hatte bei der Kalibrierung des Modells des Fallbeispiels keinen signifikanten Einfluss auf die ermittelten Parameterwerte.

(4) Softwaretool

Das entwickelte Softwaretool KALIMOD stellt die im Rahmen dieser Arbeit angewendeten Methoden praxisgerecht zur Verfügung. KALIMOD fungiert dabei als Schnittstelle zwischen marktverfügbaren Simulationsmodellen und Optimierungsverfahren. Zusätzlich sind Routinen für die Auswahl und Visualisierung von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen sowie für die Überwachung und Analyse von Optimierungsläufen implementiert. Um den sehr hohen rechentechnischen Aufwand zu minimieren, können Kalibrierläufe mit KALIMOD parallelisiert werden.

8.2 Fazit

Durch den Einsatz von multikriteriellen Optimierungsverfahren können urbanhydrologische Modelle zielgerichtet kalibriert werden. Voraussetzung für die Abschätzung von Modellunsicherheiten im Rahmen der Kalibrierung ist der Einsatz eines Optimierungsverfahrens, das die Pareto-Front zur Anpassung an mehrere Niederschlag-Abfluss-Ereignisse approximiert und auf der Crowding-Distance als Diversitätsmaß der pareto-optimalen Lösungen basiert. Neben der Verwendung mehrerer Ereignisse (multi-event) führt die Berücksichtigung und Aggregation der Zielgrößen Volumen, Spitzenabfluss und Verlauf je Ereignis zu einer umfassenden Anpassung der Simulationsergebnisse an die Messdaten (multi-objective).

Die durch multi-event multi-objective Kalibrierung ermittelten pareto-optimalen Lösungen stellen die Basis für die Robustheit bzw. Resilienz dieser Kalibrieremethode dar. Es wird für jedes Ereignis ein Parametersatz mit einer bestmöglichen Anpassung bestimmt, die als Referenz für die Anpassung einer selektierten Kompromisslösung herangezogen werden kann. Zusätzlich lassen sich durch die Anpassung einer Kompromisslösung an die verwendeten Kalibrierereignisse so genannte Ausreißereignisse detektieren, für die mit dem gewählten Parametersatz keine befriedigende Abbildung erreicht wird. Ausreißereignisse werden durch ein Verhalten des natürlichen oder technischen Systems verursacht, das mit der vorhandenen Datengrundlage und Modellstruktur nicht modellierbar ist. Ursache hierfür sind unbekannt systematische Abweichungen, wie z. B. eine ungleichmäßige Überregnung des Einzugsgebietes. Aufgrund des Sets an Lösungen eines Kalibrierlaufes können bestimmte Ausreißereignisse für die Selektion einer Kompromisslösung ausgeschlossen oder geringer gewichtet werden. Die Unsicherheiten, die durch die Auswahl einer Kompromisslösung aus den pareto-optimalen Lösungen hervorgerufen werden, müssen durch eine sorgsame Validierung der Kalibrierergebnisse berücksichtigt werden.

Die entwickelte und vorgestellte Systematik ist zwar komplex, allerdings können wesentliche Einflussfaktoren auf die Kalibrierung berücksichtigt werden. Auch wenn mathematische Optimierungsverfahren eingesetzt werden, ersetzt das Verfahren nicht den planenden Ingenieur. Dieser wird auch in Zukunft aufgrund seines Expertenwissens die Qualität von Eingangsdaten und Modellergebnissen kritisch prüfen müssen.

Modelle können nur kalibriert werden, wenn Kalibrierdaten durch sorgsam durchgeführte Messkampagnen erhoben wurden. Gängige Unsicherheiten von Durchflussmessungen haben keinen Einfluss auf das Kalibrierergebnis. Größere Unsicherheiten des Durchflusses von Messstellen mit komplizierten Randbedingungen können bei der Kalibrierung berücksichtigt werden.

Bei der Berechnung von Unsicherheiten der Durchflussmessung handelt es sich um ein „Vollzugsdefizit“. Die Berechnungsgrundlagen sind normativ geregelt und stellen den Stand der

Technik dar. Durch die Zusammenstellung von Anhaltswerten für die einzelnen Standardunsicherheiten wird dem planenden Ingenieur die Berechnung von Unsicherheiten erleichtert. Zusätzlich zeigt die exemplarische Berechnung auf, wie die Unsicherheiten aus der Korrektur (Kalibrierung) des Umrechnungsmodells für die gemessene Fließgeschwindigkeit berücksichtigt werden können und wie mit Abhängigkeiten (Kovarianzen) von Eingangsgrößen umgegangen werden kann. Besonders der Modellierer, der Kalibrierdaten zur Verfügung gestellt bekommt, könnte aus den berechneten Unsicherheiten die Qualität der Messung beurteilen und diese bei der Kalibrierung berücksichtigen.

Sowohl Mess- als auch Modellunsicherheiten werden aktuell in der Planungspraxis nahezu ignoriert. Entscheidend ist, wie mit Unsicherheiten in Messdaten und Berechnungsergebnissen umzugehen ist. Die Ergebnisse von Unsicherheitsanalysen müssen Entscheidungsträgern nachvollziehbar erläutert werden. Dies kann durch eine Verbalisierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen erfolgen (z. B. „gering“ oder groß“). Die Berücksichtigung von Unsicherheiten der Modellergebnisse (Prognoseunsicherheiten) wird auch aufgrund von Planungsunsicherheiten (z. B. Stadtentwicklung) sowie des Klima- und demografischen Wandels von zunehmender Bedeutung sein.

8.3 Ausblick und Übertragbarkeit

Das eingesetzte Modell KOSIM berechnet den Abflusstransport mittels hydrologischer Ansätze. Die entwickelte Kalibriermethodik auf Basis multikriterieller Optimierungsverfahren sollte sowohl auf hydrodynamische Kanalnetzmodelle als auch auf Schmutzfrachtmodelle übertragen werden. Für beide Modelltypen sowie die Kombination der beiden erhöht sich die Anzahl der sensitiven Parameter. Bei größeren Einzugsgebieten mit mehreren Messstellen müssen ebenfalls mehr sensitive Parameter analysiert werden. Für die Kalibrierung ist es sinnvoll, Einzugsgebiete getrennt zu betrachten und nacheinander zu kalibrieren. Um den Einfluss der Parameter des Abflussgeschehens auf die Parameter der Schmutzfrachtsimulation zu vermeiden, sollten zuerst die Parameter des Teilmodells „Quantität“ und anschließend die des Teilmodells „Qualität“ kalibriert bzw. analysiert werden (vgl. Dotto et al., 2012).

Um die Anzahl der Kalibrierparameter zu reduzieren, ist eine Betrachtung der Modellgleichungen zu empfehlen. Die Kalibrierung zweier Parameter, die z. B. als Produkt oder Summe in eine Gleichung eingehen, sollte vermieden werden, da diese Parameter durch keinen Optimierer identifiziert werden können, und somit zu Parameteräquifinalität führen. Des Weiteren sollte auch die Kalibrierung stark korrelierender Parameter vermieden werden. Stattdessen können Übertragungsfunktionen eingesetzt werden.

Für die Kalibrierung und Unsicherheitsbetrachtung von hydrodynamischen Modellen können die entwickelten Methoden für eine einzelne Messstelle adaptiert werden. Hierfür ist die Erweiterung der Zielfunktion mittels eines Abweichungsmaßes für den Ganglinienverlauf (z. B.

E2) für den Wasserstand je Niederschlagabfluss-Ereignis sinnvoll, um eine Zielgröße für den Parameter Rauigkeit im Kanalnetz zu integrieren. Bei steigender Anzahl an Parametern müssen die Einstellungen des Optimierungsverfahrens AMALGAM angepasst werden, so dass mehr Simulationen notwendig sind.

Für die Schmutzfrachtsimulation mit einem einfachen Akkumulations- und Abtragsansatz liefert die entwickelte Methode zur Bestimmung von Modellunsicherheiten vergleichbare Ergebnisse wie z. B. GLUE oder Bayesian Inference (Dotto et al., 2012). Die Kalibrierung von Schmutzfrachtmodellen erfordert u. U. eine Adaption der Zielfunktion je Ereignis, wobei weiterhin die Kriterien Massenbilanz, Extremwerte und Verlauf einfließen sollten. Die Einhaltung der Massenbilanz erfordert allerdings den Vergleich von gemessenen und berechneten Frachten. Die Auswahlmethodik für Ereignisse muss hierfür um Eigenschaften des gemessenen Stoffes erweitert werden (Konzentration, Frachten, Extremwerte). Für die Auswahl von Kalibrierereignissen bietet sich unter Berücksichtigung von mehr als zwei Eigenschaften eines Ereignisses die Rang-Selektion an.

Komplizierter ist die Adaption für stark vermaschte Kanalnetze, die nicht in unabhängige Einheiten für die Kalibrierung und Unsicherheitsanalyse unterteilt werden können. Für zwei bis drei Messstellen ist der Einsatz der entwickelten Verfahren denkbar, wobei der numerische Aufwand aufgrund der notwendigen Populationsgröße des Optimierungsverfahrens enorm ansteigt. Die Bestimmung von Parametern für die Teilgebiete anhand von Kompromisslösungen aus den pareto-optimalen Lösungen erfolgt in diesem Fall für jede Messstelle.

Für diesen Einsatzbereich sind einerseits die Wahl eines effizienteren Optimierungsalgorithmus, der weniger Simulationen benötigt, und andererseits die Substitution des Simulationsmodells durch einen Emulator denkbar.

Zur automatischen Detektion von NA-Ereignisse aus Zeitreihen des Niederschlages und Abflusses wurde ein Algorithmus entwickelt. Zur Anwendung des Filters für Spezialfälle, wie ein stark niederschlagsbedingter Fremdwassernachlauf, muss der Baustein zur Bestimmung des Trockenwetterabflusses um ein Fremdwassermodul erweitert werden.

Mit dem Score-Wert wurde ein Qualitätskriterium entwickelt, das die Bewertung der Anpassungsgüte von Modellergebnissen vereinfachen soll. Anhand eines zu erstellenden Datenpools an Score-Werten aus Kalibrierergebnissen wäre die Beurteilung von Kalibrierergebnissen anhand von Häufigkeitsverteilungen der Score-Werte möglich.

Die in die KALIMOD implementierten generischen Strukturen für die Kommunikation mit Simulationsmodellen und mit Optimierungsverfahren bieten die Möglichkeit, das Tool zur Optimierung von Planungen von Entwässerungssystemen (z. B. Drosseloptimierung) einzusetzen. Die Erweiterung der Modellschnittstelle und des Rechenkerns wird von Leutnant (2012) beschrieben.

Literatur

- Ajami, N.K., Duan, Q. und Sorooshian, S. (2007): *An integrated hydrologic Bayesian multimodel combination framework: Confronting input, parameter, and model structural uncertainty in hydrologic prediction*. In: *Water Resources Research*, 43 (1), S. W01403.
- ASCE Task Committee (1993): *Criteria for evaluation of watershed models*. In: *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 119 (3), S. 429 - 442.
- ATV-A 128 (1992): *Richtlinie für die Bemessung und Gestaltung von Regenwasserentlastungsanlagen in Mischwasserkanälen*. Arbeitsblatt, St. Augustin: Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik e.V.
- ATV-DVWK-M 165 (2004): *Anforderungen an Niederschlag-Abfluss-Berechnungen in der Stadtentwässerung*. ATV-DVWK-Merkblatt 165, Hennef: GFA-Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik e. V.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W. und Weiber, R. (2003): *Multivariate Analysemethoden*. Berlin: Springer, ISBN 3-540-00491-2.
- Balzert, H. (2005): *Lehrbuch Grundlagen der Informatik*. München: Elsevier GmbH, Spektrum Akademischer Verlag, ISBN 3-8274-1410-5.
- Barco, J., Wong, K.M. und Stenstrom, M.K. (2008): *Automatic calibration of the US EPA SWMM model for a large urban catchment*. In: *Journal of Hydraulic Engineering-Asce*, 134 (4), S. 466-474.
- Becker, M., Spengler, B. und Vaupel, W. (1998): *Luftbilder zur Ermittlung befestigter Flächen - verlässliche Grundlage für siedlungswasserwirtschaftliche Berechnungen*. In: *KA - Abwasser, Abfall*, 45 (8).
- Bertrand-Krajewski, J.-L. (2007): *Stormwater pollutant loads modelling: epistemological aspects and case studies on the influence of field data sets on calibration and verification*. In: *Water Science and Technology*, 55 (4), S. 1 - 17.
- Bertrand-Krajewski, J.L. (2004): *TSS concentration in sewers estimated from turbidity measurements by means of linear regression accounting for uncertainties in both variables*. In: *Water Science and Technology*, 50 (11), S. 81-88.
- Bertrand-Krajewski, J.L. und Bardin, J.P. (2002): *Evaluation of uncertainties in urban hydrology: application to volumes and pollutant loads in a storage and settling tank*. In: *Water Science and Technology*, 45 (4-5), S. 437-444.
- Bertrand-Krajewski, J.L. und Muste, M. (2008): *Understanding and managing uncertainty*. In: Fletcher, T.D. und Deletic, A. [Hrsg.]: *Data requirements for integrated urban water management*. Paris: Taylor and Francis, S. 65 - 90.
- Beven, K. (2006a): *A manifesto for the equifinality thesis*. In: *Journal of Hydrology*, 320 (1-2), S. 18-36.
- Beven, K. (2006b): *On undermining the science?* In: *Hydrological Processes*, 20 (14), S. 3141-3146.
- Beven, K. und Binley, A. (1992): *The Future of Distributed Models: Model Calibration and Uncertainty Prediction*. In: *Hydrological Processes*, 6, S. 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*. In: *Journal of Hydrology*, 249, S. 11 - 29.
- BGS Wasser (2007): *MOMENT 8, Modellierung von Mischwasserentlastungen, Handbuch Version 8*. Darmstadt, Brandt Gerdes Sitzmann Wasserwirtschaft GmbH.
- Bleuler, S., Laumanns, M., Thiele, L. und Zitzler, E. (2003): *PISA - A Platform and Programming Language Independent Interface for Search Algorithms*. In: Fonseca, C.M., Fleming, P.J., Zitzler, E., Deb, K. und Thiele, L. [Hrsg.]: *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, S. 494 - 508.
- Blöschl, G. und Grayson, R. (2000): *Flächendetaillierte Niederschlag-Abfluss Modellierung*. In: *Wiener Mitteilungen Wasser - Abwasser - Gewässer* [Hrsg.]: *Niederschlag-Abfluss*

- Modellierung - Simulation und Prognose*. Bd. 164, Wien: Eigenverlag, ISBN 3-85234-055-1, S. 33 - 56.
- Boyle, D.P., Gupta, H.V. und Sorooshian, S. (2000): *Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods*. In: *Water Resources Research*, 36 (12), S. 3663 - 3674.
- Brinkmann, B. (2012): *Internationales Wörterbuch der Metrologie Grundlegende und allgemeine Begriffe und zugeordnete Benennungen (VIM) – Deutsch-englische Fassung ISO/IEC-Leitfaden 99:2007*. In: DIN Deutsches Institut für Normung e. V. [Hrsg.] Berlin: Beuth Verlag.
- Buchholz, O. (2001): *Hydrologische Modelle - Theorie der Modellbildung und Beschreibungssystematik*. In: Köngeter, J. [Hrsg.]: *Mitteilungen des Lehrstuhls und Institut für Wasserbau und Wasserwirtschaft der RWTH Aachen*. Bd. 122. Aachen: Verlag Mainz, Wissenschaftsverlag, ISBN 3-89653-622-2.
- Bücker, O. (2010): *Untersuchungen zur Darstellung und Weitergabe der Skala 'Volumen von Wasser' mithilfe laseroptischer und konventioneller Messverfahren*. Berlin, Technische Universität Berlin, Fakultät III, Prozesswissenschaften, Dissertation.
- Butts, M.B., Payne, J.T., Kristensen, M. und Madsen, H. (2004): *An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation*. In: *Journal of Hydrology*, 298 (1-4), S. 242-266.
- BWK-M2 (2002): *Wasserbilanzmodelle in der Wasserwirtschaft*. BWK Merkblatt 2. Düsseldorf: Bund der Ingenieure für Wasserwirtschaft, Abfallwirtschaft und Kulturbau e.V., ISBN 3-936015-13-9.
- BWK-M7 (2008): *Detaillierte Nachweisführung immissionsorientierter Anforderungen an Misch- und Niederschlagswassereinleitungen gemäß BWK-Merkblatt M3*. Sindelfingen, Bund der Ingenieure für Wasserwirtschaft, Abfallwirtschaft und Kulturbau (BWK) e.V., 978-3-8167-7274-3, 75 S.
- Chatfield, C. (2004): *The analysis of time series: an introduction*. Boca Raton: CRC, ISBN 1-58488-317-0.
- Dallwig, H.-J. (1988): *Abwasserdurchflussmessung Anforderungen, Möglichkeiten und Realität*. In: Institut für Wasserbau; Technische Universität Darmstadt [Hrsg.]: *Technische Berichte über Ingenieurhydrologie und Hydraulik*. Bd. 40, Darmstadt, S. 283 - 298.
- De Doncker, L., Troch, P. und Verhoeven, R. (2008): *Accuracy of discharge measurements in a vegetated river*. In: *Flow Measurement and Instrumentation*, 19 (1), S. 29-40.
- Deb, K. (2008): *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. Chichester: John Wiley & Sons, LTD, ISBN 978-0-470-74361-4.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. und Meyarivan, T. (2002): *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II*. In: *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6 (2), S. 182-197.
- Deletic, A., Dotto, C.B.S., McCarthy, D.T., Kleidorfer, M., Freni, G., Mannina, G., Uhl, M., Henrichs, M., Fletcher, T.D., Rauch, W., Bertrand-Krajewski, J.L. und Tait, S. (2012): *Assessing uncertainties in urban drainage models*. In: *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 42-44, S. 3-10.
- di Pierro, F., Djordjevic, S., Kapelan, Z., Khu, S.T., Savic, D. und Walters, G.A. (2005): *Automatic calibration of urban drainage model using a novel multi-objective genetic algorithm*. In: *Water Science and Technology*, 52 (5), S. 43 - 52.
- di Pierro, F., Khu, S.T. und Savic, D. (2006): *From single-objective to multiple-objective multiple-rainfall events automatic calibration of urban storm water runoff models using genetic algorithms*. In: *Water Science and Technology*, 54 (6-7), S. 57-64.
- DIN 19559-1 (1983): *Durchflussmessung von Abwasser in offenen Gerinnen und Freispiegelleitungen, Allgemeine Angaben*. DIN 19559-1. Berlin: DIN Deutsches Institut für Normung e.V., 9 S.
- DIN V 19218 (2008): *Durchflussmessung von Fluiden - Unsicherheitsermittlung (ISO 5168:2005, modifiziert)*. DIN V 19218,. Berlin: Beuth Verlag, 74 S.
- DIN V ENV 13005 (1999): *Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen*. Berlin: DIN Deutsches Institut für Normung e.V., 109 S.

- Doherty, J. (2003): *MICA: Model-Independent Markov Chain Monte Carlo Analysis*.
- Dotto, C.B.S., Kleidorfer, M., Deletic, A., Rauch, W., McCarthy, D.T. und Fletcher, T.D. (2011): *Performance and sensitivity analysis of stormwater models using a Bayesian approach and long-term high resolution data*. In: Environmental Modelling & Software, 26 (10), S. 1225-1239.
- Dotto, C.B.S., Mannina, G., Kleidorfer, M., Vezzaro, L., Henrichs, M., McCarthy, D.T., Freni, G., Rauch, W. und Deletic, A. (2012): *Comparison of different uncertainty techniques in urban stormwater quantity and quality modelling*. In: Water Research, 46 (8), S. 2545 - 2558.
- Duan, Q., Gupta, H.V. und Sorooshian, S. (1993): *Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization*. In: Journal of Optimization Theory and Applications, 76 (3), S. 501 - 521.
- Duan, Q., Sorooshian, S. und Gupta, H.V. (1992): *Effective and Efficient Global Optimization for Conceptual Rainfall-Runoff Models*. In: Water Resources Research, 28 (4), S. 1015 - 1031.
- Duan, Q., Sorooshian, S. und Gupta, H.V. (1994): *Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models*. In: Journal of Hydrology, 158, S. 265 - 284.
- DVWK-M 230 (1994): *Niederschlag - Empfehlung für Betreiber von Niederschlagsstationen*. DVWK-Merkblatt 230, Hennef: GFA-Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik e. V.
- DWA-A 117 (2006): *Bemessung von Regenrückhalteräumen*. DWA-Arbeitsblatt 117, Hennef: GFA-Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik e. V.
- DWA-A 138 (2005): *Planung, Bau und Betrieb von Anlagen zur Versickerung von Niederschlagswasser*. DWA-Arbeitsblatt 138, Hennef: GFA-Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik e. V., ISBN 3-937758-66-6, 59 S.
- DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6 (2007): *Oberflächenabfluss von durchlässig befestigten Flächen*. In: KA - Abwasser, Abfall, 54 (8), S. 784-797.
- DWA-Arbeitsgruppe ES-2.6 (2009): *Ermittlung abflusswirksamer Flächen für Niederschlag-Abfluss-Berechnungen in der Siedlungsentwässerung*. In: KA - Abwasser, Abfall, 56 (7), S. 668 - 674.
- DWA-M 181 (2011): *Messung von Wasserstand und Durchfluss in Abwasseranlagen*. DWA-M 181, Hennef: DWA.
- Eckhardt, K. (2002): *Vergleich zweier Verfahren zur automatischen Modellkalibrierung*. In: DGM 46, H2, S. 69-73.
- Einfalt, T., Johann, G. und Pfister, A. (1998): *On the spatial validity of heavy point rainfall measurements*. In: Water Science and Technology, 37 (11), S. 21-28.
- Erb, H.-G. (1997): *Durchflussmesstechnik für die Wasser- und Abwasserwirtschaft*. Essen: Vulkan-Verlag, ISBN 3-8027-2177-2.
- Ewen, J. (2011): *Hydrograph matching method for measuring model performance*. In: Journal of Hydrology, 408 (1-2), S. 178-187.
- Fankhauser, R. (1999): *Automatic determination of imperviousness in urban areas from digital orthophotos*. 39. S. 81-86.
- Fillbrandt, H. (1986): *Verteilungsfreie Methoden in der Biostatistik. EDV-Programmband*. Königstein/Ts.: Verlag Anton Hain, Meisenheim GmbH, ISBN 3-445-02404-9.
- Freer, J., Beven, K. (1996): *Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach*. In: Water Resources Research, S. 2161 - 2173.
- Freni, G., Mannina, G. und Viviani, G. (2008): *Uncertainty in urban stormwater quality modelling: The effect of acceptability threshold in the GLUE methodology*. In: Water Research, 42 (8-9), S. 2061-2072.
- Freni, G., Mannina, G. und Viviani, G. (2009a): *Assessment of data availability influence on integrated urban drainage modelling uncertainty*. In: Environmental Modelling & Software, 24 (10), S. 1171-1181.

- Freni, G., Mannina, G. und Viviani, G. (2009b): *Uncertainty in urban stormwater quality modelling: The influence of likelihood measure formulation in the GLUE methodology*. In: Science of The Total Environment, 408 (1), S. 138-145.
- Freni, G., Mannina, G. und Viviani, G. (2009c): *Urban runoff modelling uncertainty: Comparison among Bayesian and pseudo-Bayesian methods*. In: Environmental Modelling & Software, 24 (9), S. 1100-1111.
- Fuchs, L. (1987): *Hydrologische Leistungsfähigkeit städtischer Kanalnetze*. In: Sieker, F. [Hrsg.]: Mitteilungen des Instituts für Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau der Universität Hannover. Bd. 63. Hannover.
- Gallagher, M. und Doherty, J. (2007): *Parameter estimation and uncertainty analysis for a watershed model*. In: Environmental Modelling and Software, 22 (7), S. 1000-1020.
- Gamerith, V., Gruber, G. und Muschalla, D. (2011): *Single- and Multievent Optimization in Combined Sewer Flow and Water Quality Model Calibration*. In: Journal of Environmental Engineering-Asce, 137 (7), S. 551-558.
- Gamerith, V., Muschalla, D., Konemann, P. und Gruber, G. (2009): *Pollution load modelling in sewer systems: an approach of combining long term online sensor data with multi-objective auto-calibration schemes*. In: Water Science and Technology, 59 (1), S. 73-79.
- Gamma, E., Helm, R., Johnson, R. und Vlissides, J. (2011): *Entwurfsmuster - Elemente wiederverwertbarer objektorientierter Software. Deutsche Übersetzung von Dirk Riehle*. München: Addison-Wesley Verlag
- Gattke (2006): *Modellvergleiche zur Untersuchung struktureller Unsicherheiten – Anwendung objektorientierter Methoden in der hydrologischen Modellierung*. Bochum, Ruhr-Universität Bochum, Fakultät für Bauingenieurwesen, Lehrstuhl für Hydrologie, Wasserwirtschaft und Umwelttechnik, Dissertation.
- Gelman, A. (2004): *Bayesian data analysis*. Boca Raton, Fla. [u.a.]: Chapman & Hall/CRC, ISBN 158488388X.
- Gerstengarbe, F.-W., Werner, P.C. und Rüge, U. (1999): *Katalog der Großwetterlagen Europas (1881 - 1998) nach Paul Hess und Helmuth Brezowsky. 5. verbesserte und ergänzte Auflage*. Potsdam, Offenbach, Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung.
- Griensven, A.v., Meixner, T., Grunwald, S., Bishop, T., Diluzio, M. und Srinivasan, R. (2006): *A global sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models*. In: Journal of Hydrology, 324 (2006), S. 10 - 23.
- Gujer, W. (2008): *Systems Analysis for Water Technology*. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, ISBN 978-3-540-77277-4.
- Gumm, H.P. und Sommer, M. (2006): *Einführung in die Informatik*. München, Wien: Oldenbourg Wissenschafts Verlag, ISBN 3-486-58115-5.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S. und Yapo, P.O. (1999): *Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration*. In: Journal of Hydrologic Engineering, 4 (2), S. 135 - 143.
- Haario, H., Saksman, E. und Tamminen, J. (2001): *An adaptive Metropolis algorithm*. In: Bernoulli, 7 (2), S. 223-242.
- Harmel, D.R. und Smith, P.K. (2007): *Consideration of measurement uncertainty in the evaluation of goodness-of-fit in hydrologic and water quality modeling*. In: Journal of Hydrology, 337 (3-4), S. 326-336.
- Harremoës, P. und Madsen, H. (1999): *Fiction and reality in the modelling world – Balance between simplicity and complexity, calibration and identifiability, verification and falsification*. In: Water Science and Technology, 39 (9), S. 1-8.
- Hartung, J., Elpelt, B. und Klösener, K.-H. (2005): *Statistik - Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. München: R. Oldenbourg Verlag, ISBN 3-486-57890-1.
- Hassan, R., Cohanin, B., Weck, O.d. und Venter, G. (2005): *A Comparison of Particle Swarm Optimization and the Genetic Algorithm*. 46TH AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC STRUCTURES, STRUCTURAL DYNAMICS AND MATERIALS CONFERENCE. Austin, Texas: American Institute of Aeronautics and Astronautics, S. 1 - 13.

- Helton, J.C. und Davis, F.J. (2003): *Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems*. In: Reliability Engineering and System Safety, 81 (1), S. 23-69.
- Henrichs, M. (2006): *Entwicklung und Optimierung einer automatisierten Kalibrierstrategie für das Niederschlag-Abfluss Modell NASIM*. Hannover, Leibnitz Universität Hannover, Weiterbildendes Studium Wasser und Umwelt, Masterarbeit.
- Henrichs, M., Vosswinkel, N. und Uhl, M. (2008): *Influence of Uncertainties on Calibration Results of a Hydrological Model*. 11th International Conference on Urban Drainage. Edinburgh, Scotland, UK.
- Hersch, R.W. (1999): *Hydrometry - Principles and Practices*. John Wiley & Sons Ltd., ISBN 0 471 97350 5.
- HMULF (2001): *Merkblatt zur Abwassereigenkontrollverordnung (EKVO)*. Darmstadt, Hessisches Ministerium für Umwelt, Landwirtschaft und Forsten, 54 S.
- Hoppe, H. (2006): *Unsicherheiten von Grundlagendaten im Rahmen integrierter Planungen urbaner Abwasserentsorgungssysteme*. Bochum: Gesellschaft zur Förderung des Lehrstuhls für Siedlungswasserwirtschaft und Umwelttechnik (LSU) an der Ruhr-Universität Bochum, ISBN 978-3-9810255-1-4.
- Hoppe, H., Weilandt, M. und Berkhoff, H.-G. (2002): *Einsatz von Tracern zur Kontrolle von Volumenstrommessungen*. In: Gesellschaft zur Förderung des Lehrstuhls für Siedlungswasserwirtschaft und Umwelttechnik an der Ruhr Universität Bochum [Hrsg.]: *Schriftenreihe Siedlungswasserwirtschaft Bochum*. Bd. 41, Bochum, S. 57 - 75.
- Huang, J.L., Tu, Z.S., Du, P.F., Lin, J. und Li, Q.S. (2010): *Uncertainties in stormwater runoff data collection from a small urban catchment, Southeast China*. In: Journal of Environmental Sciences-China, 22 (11), S. 1703-1709.
- Hydrotec (2012): *Niederschlag-Abfluss-Modell NASIM - Programmdokumentation, Version 4.1.3*. Aachen, Hydrotec - Ingenieurgesellschaft für Wasser und Umwelt.
- Illgen, M. (2009): *Das Versickerungsverhalten durchlässig befestigter Siedlungsflächen und seine urbanhydrologische Quantifizierung*. Kaiserslautern, Technische Universität Kaiserslautern, Fachgebiet Siedlungswasserwirtschaft, Dissertation.
- Iman, R.L. und Conover, W.J. (1982): *A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables*. Taylor&Francis, ISBN 1532-4141.
- Iskra, I. und Droste, R. (2007): *Application of Non-Linear Automatic Optimization Techniques for Calibration of HSPF*. In: Water Environment Research, 79 (8), S. 647 - 659.
- ISO / TS 25377 (2008): *Leitfaden zu Messunsicherheiten in der Hydrometrie (HUG)*. Berlin: Beuth, 60 S.
- ITWH (2010): *HYSTEM-EXTRAN 7: Hydrodynamische Abfluss-Transport- und Schmutzfrachtberechnung (Modellbeschreibung)*. Hannover: Institut für technisch-wissenschaftliche Hydrologie GmbH.
- ITWH (2012): *Kontinuierliche Simulation zur Bemessung von Speicherbauwerken in urbanen Entwässerungssystemen (KOSIM Modellbeschreibung)*. Hannover: Institut für technisch-wissenschaftliche Hydrologie GmbH.
- JCGM 101:2008 (2008): *Evaluation of measurement data - Supplement 1 to the "Guide to the expression of uncertainty in measurement" - Propagation of distributions using a Monte Carlo method*. Joint Committee for Guides in Metrology 101. Brüssel, 82 S.
- JCGM 200 (2012): *International vocabulary of metrology – Basic and general concepts and associated terms (VIM)*. JCGM 200:2012. Brüssel: Joint Committee for Guides in Metrology.
- Jin, X., Xu, C.-Y., Zhang, Q. und Singh, V.P. (2010): *Parameter and modeling uncertainty simulated by GLUE and a formal Bayesian method for a conceptual hydrological model*. In: Journal of Hydrology, 383 (3-4), S. 147-155.
- Joannis, C. und Bertrand-Krajewski, J.L. (2009): *Uncertainties on a measurand defined as an integrated value from a continuous signal temporally discretised - Application to in situ hydrological measurements recorded on the field*. In: Houille Blanche-Revue Internationale De L Eau, (3), S. 82-91.

- Kanso, A., Gromaire, M.C., Gaume, E., Tassin, B. und Chebbo, G. (2003): *Bayesian approach for the calibration of models: application to an urban stormwater pollution model*. In: Water Science and Technology, 47 (4), S. 77-84.
- Kennedy, J., Eberhart, R.C. und Shi, Y. (2001): *Swarm Intelligence*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers
- Khu, S.T., di Pierro, F., Savić, D., Djordjević, S. und Walters, G.A. (2006): *Incorporating spatial and temporal information for urban drainage model calibration: An approach using preference ordering genetic algorithm*. In: Advances in Water Resources, 29 (8), S. 1168-1181.
- Kirchesch, V. und Schöl, A. (1999): *Das Gewässergütemodell QSIM – Ein Instrument zur Simulation und Prognose des Stoffhaushalts und der Planktodynamik von Fließgewässern*. In: Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, 43 (6), S. 302-308.
- Kleidorfer, M., Deletic, A., Fletcher, T.D. und Rauch, W. (2009): *Impact of input data uncertainties on urban stormwater model parameters*. In: Water Science and Technology, 60 (6), S. 1545-1554.
- Kraus, T. und Müller, A. (2001): *Messfehler von magnetisch-induktiven Durchflußmessgeräten (MID) bei Sedimentablagerungen*. In: Wasser & Boden, 53 (1+2), S. 59 - 63.
- Krebs, P., Holzer, P., Huisman, J.L. und Rauch, W. (1999): *First flush of dissolved compounds*. In: Water Science and Technology, 39 (9), S. 55-62.
- Krier, H. (1995): *Kanalisations-Meßprogramm Frankfurt Nordost im Vorfeld der Kanalnetzbewirtschaftung*. In: Awt Abwassertechnik, 6/1995, S. 14 - 27.
- Kuczera, G. (1997): *Efficient subspace probabilistic parameter optimization for catchment models*. In: Water Resources Research, 33 (1), S. 177 - 185.
- 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*. In: Journal of Hydrology, 331 (1-2), S. 161-177.
- Lanzendorf, W. (2001): *Kontrolle von Durchflusseinrichtungen*. In: Gesellschaft zur Förderung des Lehrstuhls für Siedlungswasserwirtschaft und Umwelttechnik an der Ruhr Universität Bochum [Hrsg.]: *Online-Messung in Kanalisationsnetzen, Erfahrungen und Möglichkeiten zur Abfluss- und Parametermessung*. Schriftenreihe Siedlungswasserwirtschaft Bochum. Bd. 40, Bochum, ISBN 0178-0980, S. 19 - 32.
- LAWA (1997): *Pegelvorschrift - Stammtext*. Berlin/Bonn, ISBN 3-88961-223-7.
- Legates, D.R. und McCabe, G.J. (1999): *Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation*. In: Water Resources Research, 35 (1), S. 233 - 241.
- Leutnant, D. (2012): *Mathematische Optimierung von Entwässerungssystemen*. Münster, Fachhochschule Münster, IWARU, Masterthesis.
- Madsen, H. (2000): *Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives*. In: Journal of Hydrology, 235 (Nr. 2000), S. 276 - 288.
- Madsen, H., Wilson, G. und Ammentorp, H.C. (2002): *Comparison of different automated strategies for calibration of rainfall-runoff models*. In: Journal of Hydrology, 261 (2002), S. 48 - 59.
- Maksimović, Č., Bužek, L. und Petrović, J. (1991): *Corrections of rainfall data obtained by tipping bucket rain gauge*. In: Atmospheric Research, 27 (1-3), S. 45-53.
- Maniak, U. (2010): *Hydrologie und Wasserwirtschaft*. Heidelberg: Springer, ISBN 978-3-642-05395-5.
- Mannina, G. und Viviani, G. (2010): *An urban drainage stormwater quality model: Model development and uncertainty quantification*. In: Journal of Hydrology, 381 (3-4), S. 248-265.
- McCarthy, D.T., Deletic, A., Mitchell, V.G., Fletcher, T.D. und Diaper, C. (2008): *Uncertainties in stormwater E. coli levels*. In: Water Research, 42 (6-7), S. 1812-1824.
- Mildenhall, S.J. (2005): *Correlation and Aggregate Loss Distributions With An Emphasis On The Iman-Conover Method*. CAS Working Party on Correlation.
- Montanari, A. (2007): *What do we mean by 'uncertainty'? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology*. In: Hydrological Processes, 21 (6), S. 841-845.

- Morris, M.D. (1991): *Factorial sampling plans for preliminary computational experiments*. In: *Technometrics*, 33 (2), S. 161-174.
- Muleta, M.K. und Nicklow, J.W. (2005): *Sensitivity and uncertainty analysis coupled with automatic calibration for a distributed watershed model*. In: *Journal of Hydrology*, 306 (1-4), S. 127-145.
- Müller, M. (2009): *Computational Aspects of Measurement Uncertainty Calculation*. Zürich, ETH Zürich, Swiss Federal Institute of Technology, Dissertation.
- Müller, M., Wolf, M., Rösslein, M. und Gander, W. (2006): *Grenzen der Unsicherheitsfortpflanzung - Beispiele und Lösungsansätze mittels der Monte-Carlo-Methode*. In: VDI/VDE-Gesellschaft [Hrsg.]: *Messunsicherheit paraxisgerecht bestimmen - Grundlagen, Praxisbeispiele*. VDI Berichte Nr. 1947. Düsseldorf: VDI-Verlag GmbH, ISBN 3-18-091947-7, S. 435 - 444.
- Muschalla, D. (2006): *Evolutionäre multikriterielle Optimierung komplexer wasserwirtschaftlicher Systeme*. Darmstadt, Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Bauingenieurwesen, Dissertation.
- Muschalla, D., Schneider, S., Gamerith, V., Gruber, G. und Schroter, K. (2008): *Sewer modelling based on highly distributed calibration data sets and multi-objective auto-calibration schemes*. In: *Water Science and Technology*, 57 (10), S. 1547-1554.
- Muschalla, D., Schutze, M., Schroeder, K., Bach, M., Blumensaat, F., Gruber, G., Klepizewski, K., Pabst, M., Pressl, A., Schindler, N., Solvi, A.M. und Wiese, J. (2009): *The HSG procedure for modelling integrated urban wastewater systems*. In: *Water Science and Technology*, 60 (8), S. 2065-2075.
- Nash, J.E. und Sutcliffe, J.V. (1970): *River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles*. In: *Journal of Hydrology*, 10 (3), S. 282-290.
- Nelder, J.A. und Mead, R. (1965): *A simplex method for function minimization*. In: *Computer Journal*, 7 (1965), S. 308 - 313.
- NIVUS (2004): *Betriebsanleitung für das portable Durchflussmessgerät PCM Pro*. Eppingen, NIVUS GmbH.
- Paulsen, O. (1987): *Kontinuierliche Simulation von Abflüssen und Stofffrachten in der Trennentwässerung*. Mitteilungen des Instituts für Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau. Bd. 62. Hannover: Universität Hannover.
- Pesch, B. (2003): *Bestimmung der Messunsicherheit nach GUM - Grundlagen der Metrologie*. ISBN 3-8330-1039-8.
- Plumecocq, M. (2000): *Mise au point d'une démarche métrologique pour le calcul d'incertitude de cumuls volume triques: utilisation de la méthode de Williamson*. Paris, Université Paris-Sud XI et Antony, France.
- Port, E. (1994): *Anforderungen an die Eigenüberwachung bei kommunalen Kläranlagen*. In: WAR [Hrsg.]: *TH Darmstadt*. Bd. 75, ISBN 3-923419-68-6, S. 353 - 361.
- Rauch, W., Bertrand-Krajewski, J.L., Krebs, P., Mark, O., Schilling, W., Schuetze, M. und Vanrolleghem, P.A. (2002): *Deterministic modelling of integrated urban drainage systems*. In: *Water Science and Technology*, 45 (3), S. 81-94.
- Rauch, W. und Kinzel, H. (2007): *KAREN - User Manual*. Innsbruck, hydro-IT GmbH.
- Rauch, W., Thurner, N. und Harremoës, P. (1998): *Required accuracy of rainfall data for integrated urban drainage modeling*. In: *Water Science and Technology*, 37 (11), S. 81-89.
- Reed, B.C. (1992): *Linear least-squares fits with errors in both coordinates. II: Comments on parameter variance*. In: *American Journal of Physics*, 60 (1), S. 59-62.
- Refsgaard, J.C. (1997): *Parameterization, Calibration and Validation of Distributed Hydrological Model*. In: *Journal of Hydrology*, 198 (1997), S. 69 - 97.
- Reussner, F. (2011): *Ganzheitliche integrierte Modellierung wasserwirtschaftlicher Systeme*. Darmstadt, TU Darmstadt, FG Ingenieurhydrologie und Wasserbewirtschaftung, Dissertation.
- Rossman, L.A. (2004): *Storm Water Management Model, User's Manual, Version 5.0*.
- Saltelli, A., Chan, K. und Scott, E.M. (2000): *Sensitivity Analysis*. Wiley Series in Probability and Statistics. Chichester: John Wiley & Sons, LTD, 475 S., ISBN 0-471-99892-3.

- Schaeffli, B. und Gupta, H.V. (2007): *Do Nash values have value?* In: Hydrological Processes, 21 (15), S. 2075-2080.
- Schilling, W. (1984): *Univariate versus Multivariate Rainfall Statistics — Problems and Potentials (A Discussion)*. In: Water Science and Technology, 16 (8/9), S. 139 - 146.
- Schilling, W. (1991): *Rainfall data for urban hydrology: what do we need?* In: Atmospheric Research, 27 (1-3), S. 5-21.
- Schmitt, T.G., Becker, M., Flores, C., Pfeiffer, E., Sitzmann, D. und Uhl, M. (2008): *Modellkalibrierung zur Qualitätssicherung von Kanalnetzrechnungen*. In: KA - Abwasser, Abfall, 55 (12), S. 1306-1313.
- Schmitt, T.G. und Illgen, M. (2001): *Abflussbeiwerte in der Bemessung und Abflusssimulation von Entwässerungsanlagen*. In: KA - Korrespondenz Abwasser, Abfall, (12), S. 1720 - 1728.
- Seibert, J. (1999): *Conceptual runoff models - fiction or representation of reality ?* Uppsala, Acta Universitatis Upsaliensis Uppsala, Dissertation.
- Sevruk, B. (1982): *Methods of Correction for systematic error in point precipitation measurement for operational use*. Geneva, Secretariat of the World Meteorological Organization, Operational Hydrology Report No. 21, WMO No. 589, 104 S.
- Sevruk, B. (1996): *Adjustment of tipping-bucket precipitation gauge measurements*. In: Atmospheric Research, 42 (1-4), S. 237-246.
- Siebert, B.R.L. und Sommer, K.-D. (2004): *Weiterentwicklung des GUM und Monte-Carlo-Techniken*. In: Technisches Messen, 71 (2), S. 67 - 80.
- Siebert, B.R.L. und Sommer, K.-D. (2006): *Korrelation und Messunsicherheit*. In: VDI/VDE-Gesellschaft [Hrsg.]: *Messunsicherheit paraxisgerecht bestimmen - Grundlagen, Praxisbeispiele*. VDI Berichte Nr. 1947. Düsseldorf: VDI-Verlag GmbH, ISBN 3-18-091947-7, S. 421 - 434.
- Simunek, J., Sejna, M. und van Genuchten, M.T. (1999): *The HYDRUS-2D software package for simulating the two-dimensional movement of water, heat and multiple solutes in variably-saturated media - Version 2.0, Manual*. Riverside, Cal., U.S. Salinity Laboratory, USDA, ARS.
- Sitzmann, D. (2002): *Konzeption, Abwicklung und Auswertung großer Kanalisationsmesskampagnen*. In: Institut für Wasserbau und Wasserwirtschaft; Technische Universität Darmstadt; Zanke, U., Ostrowski, M.W., Oberlack, M.: Darmstädter Wasserbauliches Kolloquium 2001 - Aktuelle Themen aus Hydromechanik, Wasserbau und Hydrologie, Heft 130. Darmstadt. S. 133 - 150.
- Smits, J., Moens, M.R., Klootwijk, M. und Vliet, H.v. (2008): *Testing flow-meters using a field laboratory*. 11th International Conference on Urban Drainage. Edinburgh, Scotland, UK.
- Sorooshian, S. und Gupta, V.K. (1995): *Model Calibration*. In: Singh, P.V. [Hrsg.]: *Computer Models of Watershed Hydrology*. Colorado, USA: Water Resources Publications, ISBN 0-918334-91-8, S. 23 - 68.
- Staufer, P. (2010): *Ein probabilistisches Verfahren für die Bestimmung ablagerungskritischer Teilbereiche einer Mischkanalisation*. Aachen, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen, Fakultät für Bauingenieurwesen, Dissertation.
- Storn, R. und Price, K. (1997): *Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces*. In: Journal of Global Optimization, 11 (4), S. 341–359.
- Sun, S. und Bertrand-Krajewski, J.-L. (2012): *On calibration data selection: The case of stormwater quality regression models*. In: Environmental Modelling & Software, 35 (0), S. 61-73.
- SüwV-kom NRW (2004): *Verordnung über Art und Häufigkeit der Selbstüberwachung von kommunalen Abwasserbehandlungsanlagen und -einleitungen (Selbstüberwachungsverordnung kommunal - SüwV-kom)*. Verordnung des Ministeriums für Umwelt und Naturschutz, Landwirtschaft und Verbraucherschutz des Landes Nordrhein-Westfalen vom 25. Mai 2004, zuletzt geändert am 14. Dezember 2009. Gesetz- und Verordnungsblatt (GV. NRW.) Ausgabe 2009 Nr. 42 vom 23.12.2009 Seite 871 bis 902.

- Teufel, M. und Sollic, L. (2010): *Using velocity profiles to determine an accurate volume flow rate at small and large dimensions*. In: Bertrand Krajewski, J.-L. und Chocat, B.: Novatech 2010. Konferenz am June 27 - July 1st 2010, Lyon.
- Thomann Haller, M.P. (2002): *Datenkontrolle von Abwasserreinigungsanlagen mit Massenbilanzen, Experimenten und statistischen Methoden*. Zürich, ETH Zürich, Bauingenieurwesen, Dissertation.
- Thorndahl, S., Beven, K.J., Jensen, J.B. und Schaarup-Jensen, K. (2008): *Event based uncertainty assessment in urban drainage modelling, applying the GLUE methodology*. In: Journal of Hydrology, 357 (3-4), S. 421-437.
- Timmermann, V. (2008): *Untersuchungen zur Genauigkeit von Durchflussmessungen*. Münster, Fachhochschule Münster, Labor für Wasserbau und Wasserwirtschaft, Diplomarbeit (unveröffentlicht).
- Uhl, M. (1993): *Genauigkeit von Messungen - Grundlagen und Beispiele aus der Stadtentwässerung*. In: Sieker, F. [Hrsg.]: Schriftenreihe Stadtentwässerung und Gewässerschutz. Bd. 7. Hannover: SuG Verlagsgesellschaft.
- Uhl, M. (2000): *Messbereiche und Messfehler*. In: ATV-DVWK [Hrsg.]: *Durchflussmessung in Regenüberlaufbecken*. ATV-DVWK-Schriftenreihe 19. Hennef: GFA - Gesellschaft zur Förderung der Abwassertechnik, S. 111 - 132.
- Uhl, M., Henrichs, M. und Leutnant, D. (2012): *Tools zur Kalibrierung und Unsicherheitsanalyse integraler Simulationsmodelle*. Münster, IWARU Institut für Wasser•Ressourcen•Umwelt, Fachhochschule Münster, Zwischenbericht zum BMBF-Projekt FKZ 17 020X 10.
- Uhl, M., Henrichs, M., Leutnant, D. und Vosswinkel, N. (2008): *Kalibrierverfahren für hydrologische Prozessmodelle*. Münster, FH Münster, Labor für Wasserbau und Wasserwirtschaft., Abschlussbericht zum TRAF0-Projekt des Ministeriums für Wissenschaft und Forschung des Landes Nordrhein-Westfalen (Aktenzeichen 331 – 800 818 05).
- Uhl, M., Henrichs, M., Vosswinkel, N., Schnieders, A. und Mohn, R. (2010): *Genauigkeit der Durchflussmessung in kleinen Kreisprofilen*. In: Korrespondenz Abwasser, 57 (6), S. 539 - 550.
- Verworn, H.-R. (2005): *Langzeitsimulation - Regendaten und Vorgehensweise*. In: Kleeberg, H.-B.: Niederschlag - Input für hydrologische Berechnungen. 09.05 Koblenz. Forum für Hydrologie und Wasserbewirtschaftung, S. 81 - 93.
- Verworn, H.R. und Kenter, G. (1993): *Abflußbildungsansätze für die Niederschlag-Abfluß-Modellierung*. In: Zeitschrift für Stadtentwässerung und Gewässerschutz, SuG-Verlagsgesellschaft, 24, S. 3-50.
- Vezzaro, L. und Mikkelsen, P.S. (2012): *Application of global sensitivity analysis and uncertainty quantification in dynamic modelling of micropollutants in stormwater runoff*. In: Environmental Modelling & Software, 27–28 (0), S. 40-51.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W. und Sorooshian, S. (2003): *A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters*. In: Water Resources Research, 39 (8), S. -.
- Vrugt, J.A. und Robinson, B.A. (2007a): *Improved evolutionary optimization from genetically adaptive multimethod search*. In: Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 104 (3), S. 708-711.
- Vrugt, J.A. und Robinson, B.A. (2007b): *Treatment of uncertainty using ensemble methods: Comparison of sequential data assimilation and Bayesian model averaging*. In: Water Resources Research, 43 (1), S. -.
- Vrugt, J.A., ter Braak, C.J.F., Clark, M.P., Hyman, J.M. und Robinson, B.A. (2008): *Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation*. In: Water Resources Research, 44, S. -.
- Vrugt, J.A., ter Braak, C.J.F., Diks, C.G.H., Robinson, B.A., Hyman, J.M. und Higdon, D. (2009a): *Accelerating Markov Chain Monte Carlo Simulation by Differential Evolution with Self-Adaptive Randomized Subspace Sampling*. In: International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation, 10 (3), S. 273-290.

- Vrugt, J.A., ter Braak, C.J.F., Gupta, H.V. und Robinson, B.A. (2009b): *Equifinality of formal (DREAM) and informal (GLUE) Bayesian approaches in hydrologic modeling?* In: Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 23 (7), S. 1011-1026.
- Walker, W.E., Harremoes, P., Rotmans, J., Sluijs, J.P.v.d., Asselt, M.B.A.v., Janssen, P. und Kraymer von Krauss, M.P. (2003): *Defining Uncertainty: A Conceptual Basis for Uncertainty Management in Model-Based Decision Support.* In: Integrated Assessment, 4 (1), S. 5-17.
- Wangwongwiroj, N., Schlütter, F. und Mark, O. (2004): *Principles and practical aspects of an automatic calibration procedure for urban rainfall-runoff models.* In: Urban Water Journal, 1 (3), S. 199-208.
- WAS (1997): *Bedienungs- und Wartungshandbuch für die Modelle American sigma 911Ex / 940Ex.* Braunschweig, W.A.S. Wasser- Abwasser Systemtechnik GmbH.
- WAS (2005): *Dokumentation der Abflussmessungen für das Messprojekt Huellerbach.* Braunschweig, Wasser-Abwasser-Systemtechnik GmbH.
- WAS (2007): *Benutzerhandbuch WAS-UFO-Ex.* Braunschweig, W.A.S. Wasser- Abwasser Systemtechnik GmbH.
- Wichmann, B.A. und Hill, I.D. (2006): *Generating good pseudo-random numbers.* In: Computational Statistics & Data Analysis, 51 (3), S. 1614-1622.
- Wohling, T., Vrugt, J.A. und Barkle, G.F. (2008): *Comparison of three multiobjective optimization algorithms for inverse modeling of vadose zone hydraulic properties.* In: Soil Science Society of America Journal, 72 (2), S. 305-319.
- Wolf, M., Müller, M. und Rösslein, M. (2007): *Modellierung und Simulation komplexer Messvorgänge mittels der Monte-Carlo-Methode.* In: Technisches Messen, 74 (10), S. 485 - 493.
- Wolf, M., Rösslein, M. und Gander, W. (2006): *Messunsicherheit - Softwaregestützte Modellierung und Simulation komplexer Messvorgänge.* In: VDI/VDE-Gesellschaft [Hrsg.]: *Messunsicherheit paraxisgerecht bestimmen - Grundlagen, Praxisbeispiele.* VDI Berichte Nr. 1947. Düsseldorf: VDI-Verlag GmbH, ISBN 3-18-091947-7, S. 347 - 356.
- Yang, J., Reichert, P., Abbaspour, K.C. und Yang, H. (2007): *Hydrological modelling of the Chaohe Basin in China: Statistical model formulation and Bayesian inference.* In: Journal of Hydrology, 340 (3-4), S. 167-182.
- Zadeh, L.A. (2006): *Generalized theory of uncertainty (GTU)—principal concepts and ideas.* In: Computational Statistics & Data Analysis, 51 (1), S. 15-46.

Tabellenverzeichnis

<i>Tabelle 2.1: Orientierungswerte für systematische Abweichungen bei der Niederschlagsmessung mittels Kippwaage (aus Rauch et al., 1998)</i>	<i>12</i>
<i>Tabelle 2.2: Differenzierung zwischen systematischen und zufälligen Messabweichungen (aus DWA-M 181, 2011)</i>	<i>24</i>
<i>Tabelle 5.1: Garantiefehler und Verkehrsfehler unter Betriebsbedingungen von kombinierten Durchflussmessgeräten</i>	<i>66</i>
<i>Tabelle 5.2: Abweichungen zwischen dem zu überprüfenden und dem zur Prüfung verwendetem Messverfahren (Beträge der Abweichungen, alle Angaben in %)</i>	<i>68</i>
<i>Tabelle 5.3: Vergleich der Durchflussmessung mittels Rechteckwehr und Salztracermessung für drei Versuche (aus Thomann Haller, 2002)</i>	<i>70</i>
<i>Tabelle 5.4: Verkehrsfehlergrenzen unter Betriebsbedingungen verschiedener Durchflussmessverfahren nach Berechnung und Literaturangaben (aus Dallwig, 1988 zitiert in Uhl, 2000).....</i>	<i>72</i>
<i>Tabelle 5.5: Zusammenstellung von Messabweichungen aus Literaturangaben</i>	<i>74</i>
<i>Tabelle 5.6: Zusammenstellung der Standardunsicherheiten (u) und relative Standardunsicherheiten (u^*) für Wasserstand und Fließgeschwindigkeit.....</i>	<i>87</i>
<i>Tabelle 5.7: Standardunsicherheiten der Parameter für die Monte-Carlo Simulation.....</i>	<i>93</i>
<i>Tabelle 5.8: Datensätze für die Bestimmung der Unsicherheiten der Kalibrierfunktion</i>	<i>94</i>
<i>Tabelle 5.9: Ergebnis der Variation der Parameter a und b der linearen und logarithmischen Regressionsgleichung mittels Monte-Carlo Methode</i>	<i>95</i>
<i>Tabelle 5.10: Eingangsgrößen für die Unsicherheitsberechnung jeweils für die Variante „Mittelwert (MW)“ und „Maximalwert (MAX)“</i>	<i>102</i>
<i>Tabelle 5.11: Standardunsicherheiten von Eingangsgrößen für die Berechnung der kombinierten Unsicherheit des Durchflusses</i>	<i>106</i>
<i>Tabelle 6.1: Standardwerte und Wertebereiche der KOSIM-Parameter für das Fallbeispiel</i>	<i>112</i>
<i>Tabelle 6.2: Anhaltswerte für die Bewertung von Modellergebnissen anhand der Abweichungsmaße E_2, VOL und DYMax (vgl. Kap. 3.2.6).....</i>	<i>115</i>
<i>Tabelle 6.3: Vergleich von Score-Werten und Abweichungsmaßen sowie deren mögliche Bewertung</i>	<i>116</i>
<i>Tabelle 6.4: Vergleich der statistischen Auswertung der Nachlaufdauern bei unterschiedlich gewählten Vorgaben</i>	<i>125</i>
<i>Tabelle 6.5: Anzahl an Niederschlagsereignissen für unterschiedliche Auswahl-Verfahren und Kriterien</i>	<i>126</i>

<i>Tabelle 6.6: Korrelationsmatrix für die Niederschlags- und Abflusseigenschaften der 46 Niederschlag-Abfluss -Ereignisse</i>	<i>128</i>
<i>Tabelle 6.7: Charakteristische Werte der gewählten Niederschlag-Abfluss-Ereignisse ...</i>	<i>135</i>
<i>Tabelle 6.8: Übersicht über die Kalibrierungen der Untersuchung.....</i>	<i>136</i>
<i>Tabelle 6.9: Abweichungsmaße für die ausgewählten Ereignisse bei einer Simulation mit Standardparametern.....</i>	<i>139</i>
<i>Tabelle 6.10: Parameterwerte und Abweichungsmaße für die Kompromisslösungen der 6 Optimierungsläufe</i>	<i>143</i>
<i>Tabelle 6.11: Parametersätze und Abweichungsmaße für 5 Simulationen mit Volumenabweichungen kleiner 1 %.....</i>	<i>144</i>
<i>Tabelle 6.12: Parametersätze der best-fit Anpassungen an jedes Ereignis sowie der Kompromisslösung der beiden Kalibriermodi</i>	<i>154</i>
<i>Tabelle 6.13: Übersicht über die gewählten Auswahlverfahren, die Anzahl der Kalibrierereignisse und die verwendete Zielfunktion</i>	<i>165</i>
<i>Tabelle 6.14: Modellparameter der Kompromisslösungen (L_2-Metric) für unterschiedliche Auswahlverfahren für Kalibrierereignisse.....</i>	<i>168</i>
<i>Tabelle 6.15: Mittelwert (MW), Standardabweichung (Stabw), Variationskoeffizient (Var-Koeff) und Korrelationsmatrix der Parameter der letzten Population.....</i>	<i>180</i>

Verzeichnis der Bilder

<i>Bild 1.1:</i>	<i>Einflussfaktoren auf die Kalibrierung von Modellen</i>	2
<i>Bild 2.1:</i>	<i>Unsicherheitsquellen urbanhydrologischer Modelle und ihre Verknüpfungen (Deletic et al., 2012)</i>	9
<i>Bild 2.2:</i>	<i>Visualisierung einer Pareto-Front für eine multikriterielle Optimierung (verändert nach Gamerith et al., 2011)</i>	19
<i>Bild 2.3:</i>	<i>Ermittlung der kombinierten Messunsicherheit nach DIN V ENV 13005, 1999 (grafische Darstellung verändert nach Thomann Haller, 2002)</i>	22
<i>Bild 2.4:</i>	<i>Darstellung von Abweichungen anhand von Punktbildern (verändert nach Pesch, 2003)</i>	23
<i>Bild 3.1:</i>	<i>Verteilungsfunktionen und Berechnung der Varianz u^2 (nach DIN V 19218, 2008, ergänzt um die Trapezverteilung)</i>	31
<i>Bild 3.2:</i>	<i>Scatterplots von normalverteilten korrelierten Zufallszahlen mit einem Korrelationskoeffizienten von 0,5, links: mit der Cholesky-Faktorisierung generiert, rechts: 50 % zufällig und 50% gleiche Werte (Müller, 2009)</i>	35
<i>Bild 3.3:</i>	<i>Normal- (oben) und gleichverteilte (unten) Zufallszahlen mit einer Korrelation von $r=0$ (links) und von $r= 0,75$ (rechts)</i>	37
<i>Bild 3.4:</i>	<i>Wesentliche Schritte der Modellkalibrierung</i>	39
<i>Bild 3.5</i>	<i>Latin-Hypercube-Simulation mit 5 Punkten für die Parameter 1 und 2 (verändert nach Griensven et al., 2006)</i>	40
<i>Bild 3.6:</i>	<i>Beispielhafte Darstellung eines Optimierungsverlaufes mit dem SCE-UA-Verfahren (aus Duan et al., 1994)</i>	43
<i>Bild 3.7:</i>	<i>Reflection und Contraction Schritte des Simplex-Algorithmus nach Sorooshian und Gupta (1995)</i>	43
<i>Bild 3.8:</i>	<i>Beispielhafte Darstellung der Parameterwertänderung durch Selektion (a), Kreuzung (b) und Mutation (c) (aus Deb, 2008)</i>	46
<i>Bild 3.9:</i>	<i>Beispielhafte Darstellung der Parameterwertänderung eines Individuums x_t beim PSO (verändert nach Hassan et al., 2005)</i>	47
<i>Bild 3.10:</i>	<i>Visualisierung des Pareto Ranking (links) und der Berechnung von Crowding Distances (rechts) (aus Deb, 2008)</i>	48
<i>Bild 3.11:</i>	<i>Kombination der Eltern und Kindpopulation durch Non-dominated sorting und Crowding distance sorting zu einer neuen, elitären Elterngeneration (aus Deb, 2008)</i>	49
<i>Bild 4.1:</i>	<i>Darstellung der KALIMOD-Module und Bausteine</i>	55
<i>Bild 4.2:</i>	<i>Verlauf und Steuerung einer Optimierung durch den KALIMOD-Controller</i>	57

<i>Bild 4.3:</i>	<i>UML-Darstellung der Attribute der Klasse Parameter (links) und Auflistung (Enumeration) der verfügbaren Systemelementtypen in KALIMOD</i>	<i>60</i>
<i>Bild 4.4:</i>	<i>Screenshot der KALIMOD-Oberfläche, Ergebnisdarstellung eines Optimierungslaufes.....</i>	<i>61</i>
<i>Bild 4.5:</i>	<i>Screenshot der GaMo-Oberfläche, Ergebnisdarstellung eines Optimierungslaufes anhand eines Matrixplots von 2 Parametern und drei Abweichungsmaßen für drei unterschiedliche Populationen (0: blau; 10: rot; 50: orange)</i>	<i>63</i>
<i>Bild 5.1:</i>	<i>Box-Plot der Abweichungen für die 6 betrachteten Messverfahren (Abkürzungen vgl. Tabelle 5.2)</i>	<i>69</i>
<i>Bild 5.2:</i>	<i>Vergleich der Messabweichungen von Kontrollmessungen an 14 Venturikanälen und 4 MID-Messgeräten (aus Port, 1994)</i>	<i>71</i>
<i>Bild 5.3:</i>	<i>Verhältnis zwischen Abfluss aus Kalibrierungsmessung mittels Tracermethode (Q_{KAL}) und Geschwindigkeit-Flächenverfahren mittels Ultraschall-Doppler-Methode (Einpunktverfahren, $Q_{ROHRMESSUNG}$) in Abhängigkeit des Teilfüllungsgrads (nach Krier, 1995, ergänzt um die Residuen der Kalibrierung)</i>	<i>72</i>
<i>Bild 5.4:</i>	<i>Versuchsaufbau zur Untersuchung von Durchflussmessgeräten</i>	<i>76</i>
<i>Bild 5.5:</i>	<i>Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts)</i>	<i>81</i>
<i>Bild 5.6:</i>	<i>Relative Abweichungen der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten</i>	<i>81</i>
<i>Bild 5.7:</i>	<i>Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts) (sehr große negative Abweichungen sind nicht dargestellt).....</i>	<i>82</i>
<i>Bild 5.8:</i>	<i>Relative Abweichung der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten</i>	<i>82</i>
<i>Bild 5.9:</i>	<i>Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzwasserstand (links) und der mittleren Fließgeschwindigkeit von der Froude-Zahl (rechts) (sehr große negative Abweichungen sind nicht dargestellt).....</i>	<i>83</i>
<i>Bild 5.10:</i>	<i>Relative Abweichung der mittleren Fließgeschwindigkeit (links) und des Wasserstandes (rechts) von ihren jeweiligen Referenzwerten</i>	<i>83</i>
<i>Bild 5.11:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Wasserultraschall pcm pro)</i>	<i>85</i>

<i>Bild 5.12:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Wasserultraschall WAS ufo)</i>	<i>85</i>
<i>Bild 5.13:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten des Wasserstands aufgetragen über dem mittleren Wasserstand (Drucksonde American sigma).....</i>	<i>85</i>
<i>Bild 5.14:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (pcm pro)</i>	<i>86</i>
<i>Bild 5.15:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (WAS ufo).....</i>	<i>86</i>
<i>Bild 5.16:</i>	<i>absolute und relative Standardunsicherheiten der Fließgeschwindigkeit aufgetragen über der mittleren Fließgeschwindigkeit (American Sigma).....</i>	<i>86</i>
<i>Bild 5.17:</i>	<i>Kumulierte Häufigkeiten für die Standardunsicherheiten für Wasserstand (a) und Fließgeschwindigkeit (b)</i>	<i>87</i>
<i>Bild 5.18:</i>	<i>Regressionsfunktionen für den Korrekturwert Geschwindigkeit (siehe Gleichung (5-9)) in Abhängigkeit des Wasserstandes für das Sohlgefälle $I_s = 0,5 \%$ für das pcm pro</i>	<i>89</i>
<i>Bild 5.19:</i>	<i>Anpassungsgüten (Bestimmtheitsmaß) von Regressionsfunktionen für die Ermittlung des Korrekturwertes in Abhängigkeit des Wasserstandes für unterschiedliche Sohlgefälle (I_s) für die Messungen mit dem pcm pro (links) und dem American Sigma (rechts).....</i>	<i>90</i>
<i>Bild 5.20:</i>	<i>Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das pcm pro.....</i>	<i>91</i>
<i>Bild 5.21:</i>	<i>Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das WAS ufo.....</i>	<i>91</i>
<i>Bild 5.22:</i>	<i>Kalibrierfaktor $K(f(h))$ für die Fließgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes (a) und resultierende Abweichung des Durchflusses (b) für das American Sigma.....</i>	<i>92</i>
<i>Bild 5.23:</i>	<i>Punktdarstellung der Ergebnisse der Monte-Carlo Simulation für die lineare (links) und die logarithmsiche Funktion (rechts) für die Parameter a und b (1000 Ausspielungen).....</i>	<i>96</i>
<i>Bild 5.24:</i>	<i>Wertebereiche für die relative Unsicherheit des Korrekturfaktors des pcm pro in Abhängigkeit des Wasserstandes für eine lineare (a) und eine logarithmische Funktion (b) für die Variante „Mittelwert“</i>	<i>97</i>
<i>Bild 5.25:</i>	<i>Wertebereiche für die relative Unsicherheit des Korrekturfaktors des pcm pro in Abhängigkeit des Wasserstandes für eine lineare (a) und eine logarithmische Funktion (b) für die Variante „Maximalwert“.....</i>	<i>98</i>

Bild 5.26:	Vergleich der relativen Unsicherheiten des Kalibrierfaktors für die drei Messgeräte und die beiden Regressionsfunktionen der Variante „Mittelwert“ 99	
Bild 5.27:	absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das pcm pro	101
Bild 5.28:	absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das WAS ufo	101
Bild 5.29:	absolute (a) und relative (b) Abweichung der korrigierten zur Referenzgeschwindigkeit in Abhängigkeit des Wasserstandes für das American Sigma	101
Bild 5.30:	Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das pcm pro.....	104
Bild 5.31:	Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das WAS ufo.....	104
Bild 5.32:	Absolute erweiterte Unsicherheiten (a) und relative kombinierte und erweiterte Unsicherheiten (b) in Abhängigkeit des Durchflusses für das American Sigma	105
Bild 6.1:	Verlaufes des Abflussbeiwertes bei konstanter Niederschlagsbelastung unter der Annahme eines Endabflussbeiwertes von $\Psi_E=1$ (ohne Dauerverluste) und $\Psi_E=0,85$ (verändert nach ITWH, 2012)	110
Bild 6.2:	Einzugsgebiet (rosa) des Fallbeispiels mit der georeferenzierten Lage der Messstellen und KOSIM-Systemplans.....	112
Bild 6.3:	Darstellung der Messstelle im Querschnitt (links) und Längsschnitt (rechts) (aus WAS, 2005)	113
Bild 6.4:	Übersicht über die Messdaten	114
Bild 6.5:	Konturplots für die Berechnung eines Ereignis Score-Wertes (unten rechts) aus den Abweichungsmaßen DYMax (oben links), VOL (oben rechts) und E2 (unten links).....	116
Bild 6.6:	Vergleich zwischen Durchflussmessung und statistisch ermitteltem Trockenwettergang.....	119
Bild 6.7:	Niederschlagsereignisse und vernachlässigbare Regenintervalle für die Ermittlung von Ereignisgrenzen (aus Verworn, 2005)	120
Bild 6.8:	Systematik zur Zusammenfassung von Niederschlagsereignissen und Zuordnung von Spitzenabflüssen.....	122
Bild 6.9:	Beispiel für die Bestimmung von Ereignisanfang und Ereignisende (logarithmierte Darstellung des Durchflusses).....	122

<i>Bild 6.10:</i>	<i>Statistische Kennzahlen für die Eigenschaften des Niederschlages der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse</i>	<i>127</i>
<i>Bild 6.11:</i>	<i>Statistische Kennzahlen für die Eigenschaften des Abflusses der Niederschlag-Abfluss-Ereignisse</i>	<i>127</i>
<i>Bild 6.12:</i>	<i>Matrixplot der Haupteigenschaften eines Niederschlag-Abfluss-Ereignisses</i>	<i>129</i>
<i>Bild 6.13:</i>	<i>Ladungsdiagramm der Faktorenanalyse mit den wesentlichen Eigenschaften eines Niederschlag-Abfluss-Ereignisses</i>	<i>130</i>
<i>Bild 6.14:</i>	<i>Zusammenhang zwischen Niederschlags- und Abflusshöhen (Volumen) sowie zwischen maximalen Niederschlagsintensitäten und Spitzenabflüssen (Spitzenwert) unterteilt nach der Überregnung der Ereignisse</i>	<i>131</i>
<i>Bild 6.15:</i>	<i>Gemessene und simulierte Ganglinien für die Standardparameter, Ereignisse für Auswahlkriterium h_N</i>	<i>137</i>
<i>Bild 6.16:</i>	<i>Gemessene und simulierte Ganglinien für die Standardparameter, Ereignisse für Auswahlkriterium $i_{N,max}$</i>	<i>138</i>
<i>Bild 6.17:</i>	<i>Einfluss der Charakteristik der Niederschlagsereignisse (Ereignis) auf die ermittelten Parameterwerte für die ausgewählten Lösungen (in Rot gestrichelt sind jeweils die Standardwerte dargestellt)</i>	<i>140</i>
<i>Bild 6.18:</i>	<i>Einfluss der Charakteristik der Niederschlagsereignisse (Kalibrierereignisse) auf die best-fit Anpassungen unterschiedlich ausgewählter Lösungen</i>	<i>141</i>
<i>Bild 6.19:</i>	<i>Abflussganglinien der 5 ermittelten Parametersätze und Messdaten für das Ereignis h_N-5%</i>	<i>144</i>
<i>Bild 6.20:</i>	<i>Gemessene und simulierte Ganglinien für Parametersätze mit bester Volumen Anpassung für das Ereignis h_N-Median</i>	<i>145</i>
<i>Bild 6.21:</i>	<i>Scatterplot der Parameter Schwerpunktlaufzeit und Endabflussbeiwert der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N-95%</i>	<i>146</i>
<i>Bild 6.22:</i>	<i>Scatterplot der Zielfunktionen E2 und VOL (skalierte Werte mit 0 (Bester) bis ∞ der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N-95%</i>	<i>147</i>
<i>Bild 6.23:</i>	<i>Scatterplot der Zielfunktionen E2 und VOL (skalierte Werte mit 0 (Bester) bis ∞ der Anfangspopulation (0), der 25. und der 50. Population für das Ereignis i_N-95% (Ausschnitt)</i>	<i>147</i>
<i>Bild 6.24:</i>	<i>Matrixplot der Modellparameter der pareto-optimalen Lösungen für das Kalibrierereignis „i_N-95%“</i>	<i>149</i>
<i>Bild 6.25:</i>	<i>Matrixplot der Zielfunktionswerte (1: E2, 2: DYMax, 3: VOL, 4: E1) der pareto-optimalen Lösungen für das Kalibrierereignis „i_N-95%“</i>	<i>150</i>

<i>Bild 6.26</i>	<i>Parameter der pareto-optimalen Lösungen unterteilt nach Optimierungslauf</i>	<i>152</i>
<i>Bild 6.27:</i>	<i>Abweichungsmaße der pareto-optimalen Lösungen unterteilt nach Optimierungslauf</i>	<i>153</i>
<i>Bild 6.28:</i>	<i>Maximalwertabweichungen und Volumenabweichungen für die 6 betrachteten Ereignisse der best-fit Parameterdatensätze der 6 Kalibrierereignisse und der Kompromisslösung (L2-Metric)</i>	<i>155</i>
<i>Bild 6.29:</i>	<i>Vergleich der E2- und der Score-Werte für die 6 betrachteten Ereignisse der best-fit Parameterdatensätze der 6 Kalibrierereignisse und der Kompromisslösung (L2-Metric)</i>	<i>156</i>
<i>Bild 6.30:</i>	<i>Gemessene und simulierte Ganglinien für die Kompromisslösungen der meso und memo Optimierungen, Ereignisse für Auswahlkriterium h_N</i>	<i>157</i>
<i>Bild 6.31:</i>	<i>Gemessene und simulierte Ganglinien für die Kompromisslösungen der meso und memo Optimierungen, Ereignisse für Auswahlkriterium i_N</i>	<i>158</i>
<i>Bild 6.32:</i>	<i>Vergleich der Score-Werte der Kompromisslösungen für die Kalibriermodi MeMo und MeSo mit den erzielten Minimal- und Maximalwerten für die betrachteten Ereignisse</i>	<i>159</i>
<i>Bild 6.33:</i>	<i>Beispiel für die Unterteilung des Entscheidungsraumes in Raster und selektierte Ereignisse</i>	<i>163</i>
<i>Bild 6.34:</i>	<i>Beispiel für die Anwendung der Rang-Selektion zur Auswahl von Ereignissen</i>	<i>164</i>
<i>Bild 6.35:</i>	<i>Ränge der Eigenschaften Niederschlagshöhe und maximale Niederschlagsintensität und Auswahl von Ereignissen anhand „Rang-Selektion“ und „Raster 16“</i>	<i>166</i>
<i>Bild 6.36:</i>	<i>Vergleich der ausgewählten Kalibrierereignisse anhand der unterschiedlichen Auswahlverfahren (Rang-Selektion und Random)</i>	<i>167</i>
<i>Bild 6.37:</i>	<i>Vergleich der ausgewählten Kalibrierereignisse anhand der Raster-Auswahlverfahren</i>	<i>167</i>
<i>Bild 6.38:</i>	<i>Validierungsergebnisse anhand des Mittelwertes der Score-Werte unterteilt nach Überregnung der Ereignisse</i>	<i>169</i>
<i>Bild 6.39:</i>	<i>Score-Werte für die Auswahlverfahren für die 24 gleichmäßig überregneten Ereignisse</i>	<i>170</i>
<i>Bild 6.40:</i>	<i>Score-Werte für gleichmäßig (oben) und ungleichmäßig (unten) überregnete Ereignisse für ausgewählte Parametersätze</i>	<i>172</i>
<i>Bild 6.41:</i>	<i>Score-Werte für die Auswahlverfahren Gesamt, Rang Selektion 12 und 15, Random2 15 und Raster 16 für 47 Ereignisse als Box-Plot-Darstellung unterteilt nach gleichmäßiger und ungleichmäßiger Überregnung</i>	<i>173</i>

<i>Bild 6.42:</i>	<i>Matrix-Plot-Darstellung der Kalibrierparameter der Variante „Raster 16“ für die letzte Population des Optimierungslaufes</i>	<i>179</i>
<i>Bild 6.43:</i>	<i>Matrix-Plot-Darstellung der Kalibrierparameter der Variante „Rang Selection 15“ für die letzte Population des Optimierungslaufes</i>	<i>179</i>
<i>Bild 6.44:</i>	<i>Unsicherheitsband der Modellergebnisse für das Ereignis vom 5.10.2004 für das Auswahlverfahren „Rang Selektion 15“</i>	<i>181</i>
<i>Bild 6.45:</i>	<i>Unsicherheitsband der Modellergebnisse für das Ereignis vom 5.10.2004 für das Auswahlverfahren „Raster 16“</i>	<i>181</i>
<i>Bild 6.46:</i>	<i>Q-Q-Plot für das Unsicherheitsband des Auswahlverfahrens „Rang Selektion 15“</i>	<i>182</i>
<i>Bild 6.47:</i>	<i>Q-Q-Plot für das Unsicherheitsband des Auswahlverfahrens „Raster 16“</i>	<i>182</i>
<i>Bild 6.48:</i>	<i>Anteile der Messdaten innerhalb der Grenzen der Unsicherheitsbänder bei unterschiedlichen Auswahlverfahren und Anzahl an Kalibrierereignissen</i>	<i>184</i>
<i>Bild 6.49:</i>	<i>ARIL-Werte des auf Basis der pareto-optimalen Lösungen generierten Unsicherheitsbandes bei unterschiedlichen Auswahlverfahren und Anzahl an Kalibrierereignissen</i>	<i>184</i>
<i>Bild 6.50:</i>	<i>Workflow bei der Datenerhebung für die Kalibrierung urbanhydrologischer Modelle.....</i>	<i>187</i>
<i>Bild 6.51:</i>	<i>Workflow bei der Modellkalibrierung urbanhydrologischer Modelle</i>	<i>189</i>
<i>Bild 7.1:</i>	<i>Beispiele für die Berechnung des Residuums für drei berechnete Werte (nach Harmel und Smith, 2007)</i>	<i>193</i>
<i>Bild 7.2:</i>	<i>Verwendung von Normal- und Dreieckverteilung für die Berechnung eines Wichtungsfaktors für die Abweichung zwischen Messwert (Q_{gem}) und berechnetem Wert (Q_{ber}) (nach Harmel und Smith, 2007).....</i>	<i>194</i>
<i>Bild 7.3:</i>	<i>Verlauf der Wichtungswerte für unterschiedliche Verteilungen</i>	<i>196</i>
<i>Bild 7.4:</i>	<i>Auswirkungen der relativen Abweichungen auf den Wert des Residuums unter Annahme unterschiedlicher Verteilungen für die Messunsicherheit</i>	<i>196</i>
<i>Bild 7.5:</i>	<i>Verteilung der 625 Kombinationen für die Parameter ψE und TS</i>	<i>199</i>
<i>Bild 7.6:</i>	<i>Effizienzkoeffizienten $E2$ (a) und $E1$ (b) für das Ereignis vom 14.08.2005 (h_N-95%) bei unterschiedlichen Graden der Messunsicherheit und Verteilungen</i>	<i>200</i>
<i>Bild 7.7:</i>	<i>Volumenabweichung (a) und Maximalwertabweichung (b) für das Ereignis vom 14.08.2005 (h_N-95%) bei unterschiedlichen Graden der Messunsicherheit und Verteilungen</i>	<i>201</i>
<i>Bild 7.8:</i>	<i>Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Effizienzkoeffizient $E2$.....</i>	<i>202</i>

<i>Bild 7.9:</i>	<i>Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Volumenabweichung</i>	<i>202</i>
<i>Bild 7.10:</i>	<i>Einfluss des Grads und der Verteilung der Messunsicherheit auf das Abweichungsmaß Maximalwertabweichung</i>	<i>203</i>
<i>Bild 7.11:</i>	<i>E2-Werte für unterschiedliche Werte der Messunsicherheit für den verteilungsfreien Ansatz für das Ereignis i_N-95%; links: gesamter Wertebereich, rechts: Ausschnitt um best-fit.....</i>	<i>204</i>
<i>Bild 7.12:</i>	<i>E2-Werte für unterschiedliche Werte der Messunsicherheit für den verteilungsfreien Ansatz für das Ereignis h_N-5%; links: gesamter Wertebereich, rechts: Ausschnitt um best-fit.....</i>	<i>205</i>
<i>Bild 7.13:</i>	<i>Zielfunktionsoberfläche für das Abweichungsmaß E2 (Ereignis h_N-5%) ohne (oben) und mit Berücksichtigung einer Messunsicherheit von 20 % (verteilungsfrei, unten)</i>	<i>206</i>
<i>Bild 7.14:</i>	<i>Zielfunktionsoberfläche für das Abweichungsmaß E2 (Ereignis i_N-95%) ohne (oben) und mit Berücksichtigung einer Messunsicherheit MU von 20 % (verteilungsfrei, unten)</i>	<i>207</i>
<i>Bild 7.15:</i>	<i>best-fit Parameterwerte der Schwerpunktlaufzeit (links) und Endabflussbeiwert (rechts) für zwei Wertebereiche der Messunsicherheit (0 % und 20 %) und unterschiedliche Kalibrierverfahren (SeSo und MeSo).....</i>	<i>209</i>
<i>Bild 7.16:</i>	<i>best-fit Parameterwerte für Benetzungsverlust (links), Muldenverluste (mitte) und Anfangsabflussbeiwert für zwei Wertebereiche der Messunsicherheit (0 % und 20 %) und unterschiedliche Kalibrierverfahren (SeSo und MeSo).....</i>	<i>209</i>
<i>Bild 7.17:</i>	<i>Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Verteilungsfreiheit.....</i>	<i>210</i>
<i>Bild 7.18:</i>	<i>Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Normalverteilung.....</i>	<i>211</i>
<i>Bild 7.19:</i>	<i>Parameterwerte für unterschiedliche Grade der Messunsicherheit bei Annahme einer Dreiecksverteilung</i>	<i>211</i>
<i>Bild 7.20:</i>	<i>Parameterwerte nach Kalibrierung mit SCE-Verfahren für unterschiedlich verteilte Messunsicherheiten</i>	<i>213</i>
<i>Bild 7.21:</i>	<i>Parameterwerte nach Kalibrierung mit AMALGAM-Verfahren für unterschiedlich verteilte Messunsicherheiten</i>	<i>213</i>
<i>Bild 7.22:</i>	<i>Validierungsergebnisse für die Kalibrierungen mit unterschiedlichen Verfahren für gleichmäßig überregnete Ereignisse.....</i>	<i>214</i>

Symbol- und Abkürzungsverzeichnis

Symbol	Einheit	Bezeichnung
A	m ²	durchflossener Querschnitt
ARIL	-	Average Relative Interval Length
B	m	Breite
B _w	m	Breite des Wasserspiegels
c _i	-	Sensitivitätskoeffizient
DYMax	-	Maximalwertabweichung
E1	-	Effizienzkoeffizient 1
E2	-	Nash-Sutcliff Effizienz (Effizienzkoeffizient 2)
G	-	Garantiefehlergrenze
h	m	Wasserstand
h _{Sed}	m	Höhe des Sediments (Kanalablagerungen)
h _N	mm	Niederschlagshöhe
h _a	mm	Abflusshöhe
i _{N,max}	mm/h	maximale Niederschlagsintensität
i _N	mm/h	Niederschlagsintensität
l _s	‰	Sohlgefälle
k	-	Erweiterungsfaktor für die Berechnung der erweiterten Unsicherheit
K	-	Kalibrierfaktor für die Umrechnung einer Fließgeschwindigkeit
L ₂	-	L ₂ -Metric zur Bestimmung einer Kompromisslösung aus Pareto-optimalen Lösungen einer multikriteriellen Optimierung
LHS	-	Latin-Hypercube-Sampling
MCM	-	Monte-Carlo-Methode
MCS	-	Monte-Carlo-Simulation
MQ	m ³ /s	mittlerer Durchfluss
psiA	-	Anfangsabflussbeiwert
psiE	-	Endabflussbeiwert
Q	m ³ /s	Durchfluss
Q _{ber,i}	m ³ /s	berechneter Durchfluss zum Zeitpunkt i
Q _{gem,i}	m ³ /s	gemessener Durchfluss zum Zeitpunkt i
r(x _i ,x _j)	-	Korrelationskoeffizient der Eingangsgrößen x _i und x _j
TS	min	Schwerpunktlaufzeit
U	-	erweiterte Unsicherheit
u(x)	-	Standardunsicherheit der Eingangsgröße x
u(x _i ,x _j)	-	Kovarianz der Eingangsgrößen x _i und x _j
u*(x)	-	relative Standardunsicherheit der Eingangsgröße x
u _c (y)	-	kombinierte Unsicherheit
u _c [*] (y)	-	relative kombinierte Unsicherheit
v	m/s	Fließgeschwindigkeit
v _m	m/s	mittlere Fließgeschwindigkeit
V _{Ben}	mm	Benetzungsverlust
V _{Muld}	mm	Muldenverlust
VOL	-	Volumenabweichung
VQ	m ³	Abflussvolumen
x _a	-	absolute Messabweichung
x _a [*]	-	relative Messabweichung
x _{Soll}	-	Sollwert
δ	-	numerische Toleranz für adaptive Monte-Carlo Methode
ψ	-	Abflussbeiwert

Anhangsverzeichnis

Anhang 1	<i>Unsicherheiten der Durchflussmessung</i>	244
Anhang 1.1	Abweichungen zwischen Durchflussmessgerät und Referenzmessung	244
Anhang 2	<i>Kalibrierung von Modellen</i>	249
Anhang 2.1	Analyse der Einflüsse der Zielfunktion auf das Kalibrierergebnis ...	250
Anhang 2.2	Vergleich von Verfahren zur Ereignisauswahl	254

Anhang 1 Unsicherheiten der Durchflussmessung

Anhang 1.1 Abweichungen zwischen Durchflussmessgerät und Referenzmessung

Kreuzkorrelation mit digitaler Mustererkennung (*NIVUS pcm pro*)

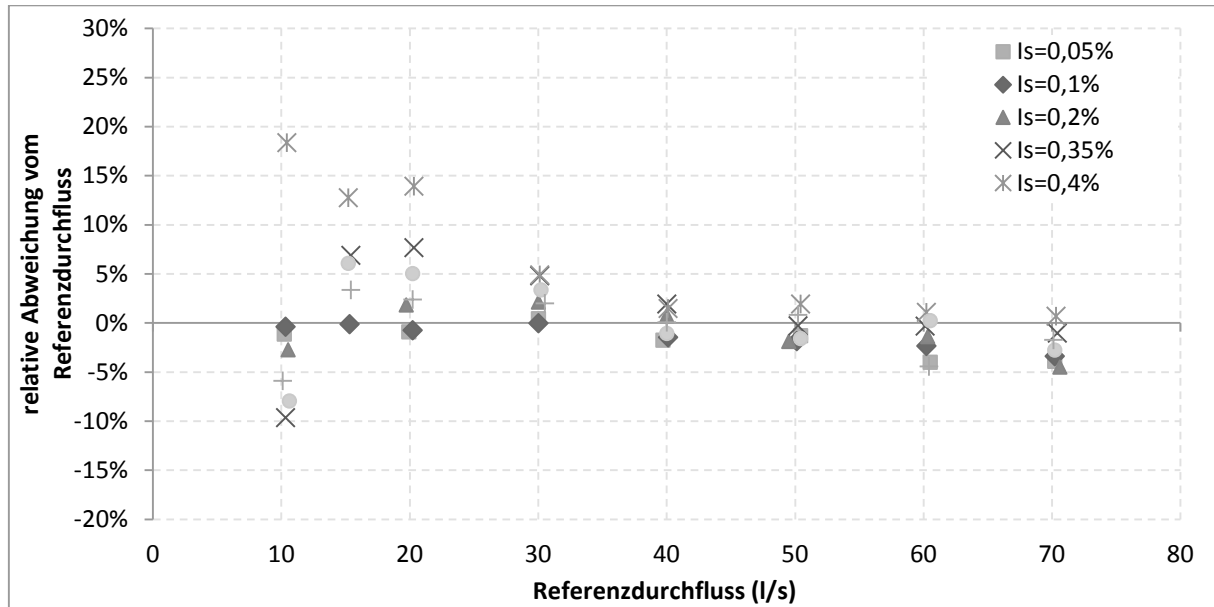


Bild A.1.1: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzdurchfluss

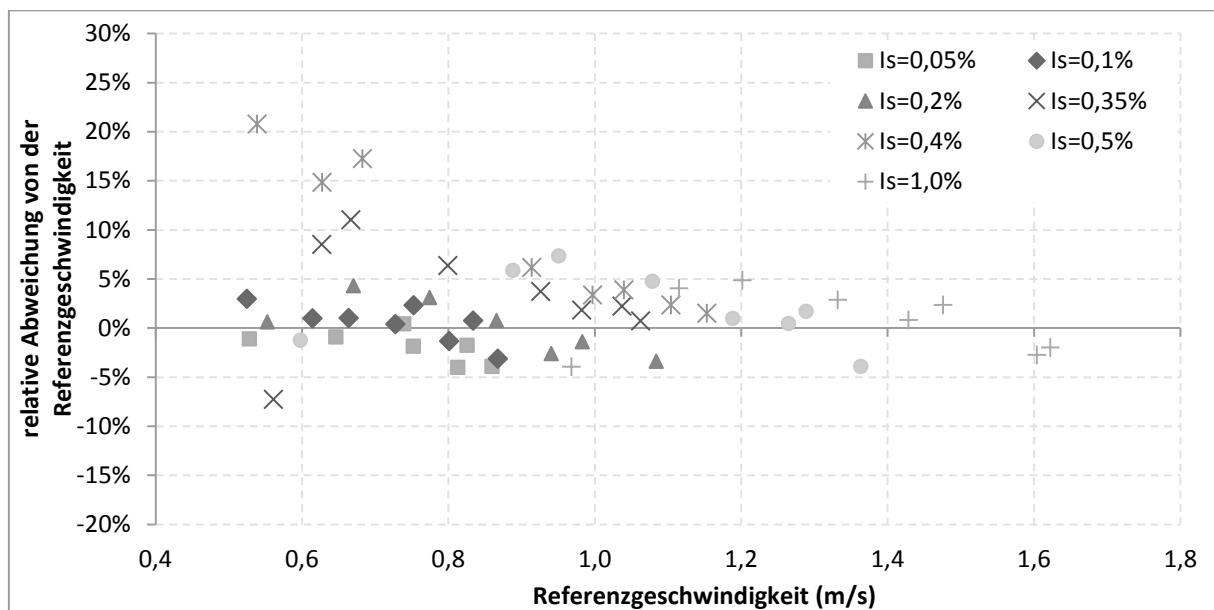


Bild A.1.2: Relative Abweichungen der Fließgeschwindigkeit abhängig von der Referenzgeschwindigkeit

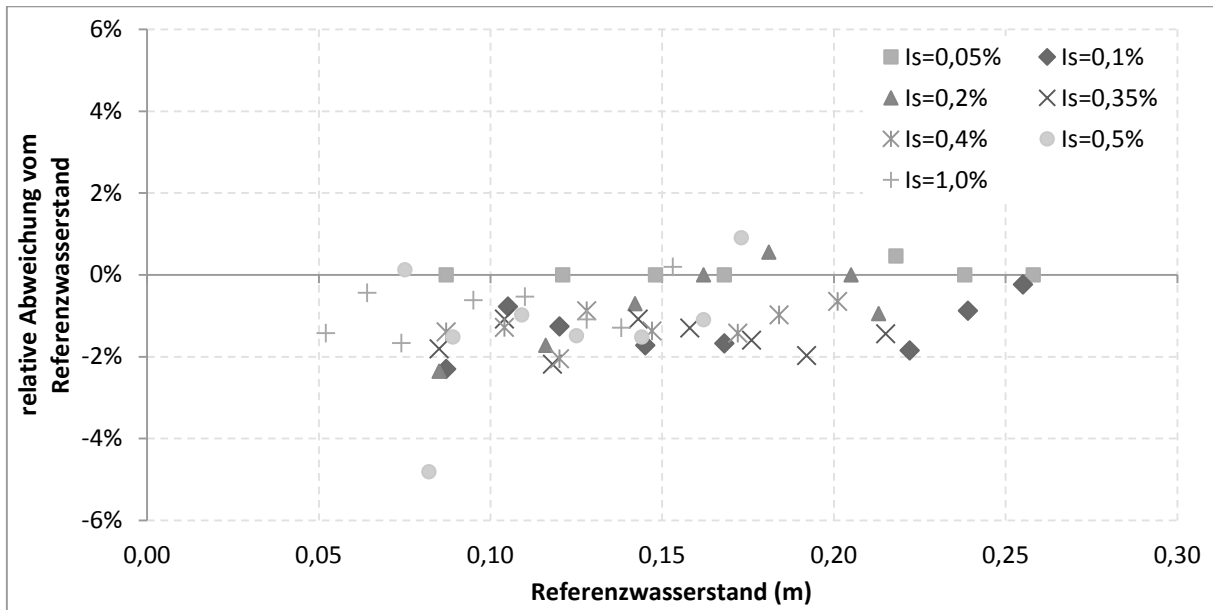


Bild A.1.3: Relative Abweichungen des Wasserstandes abhängig vom Referenzwasserstand

Puls-Doppler (WAS ufo)

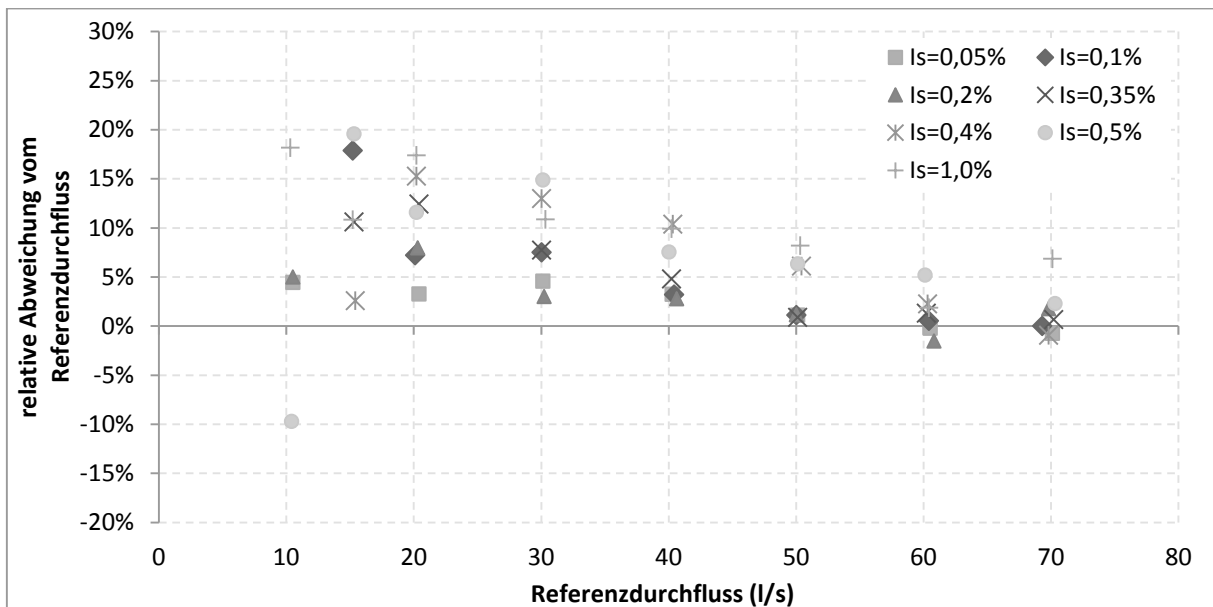


Bild A.1.4: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzdurchfluss

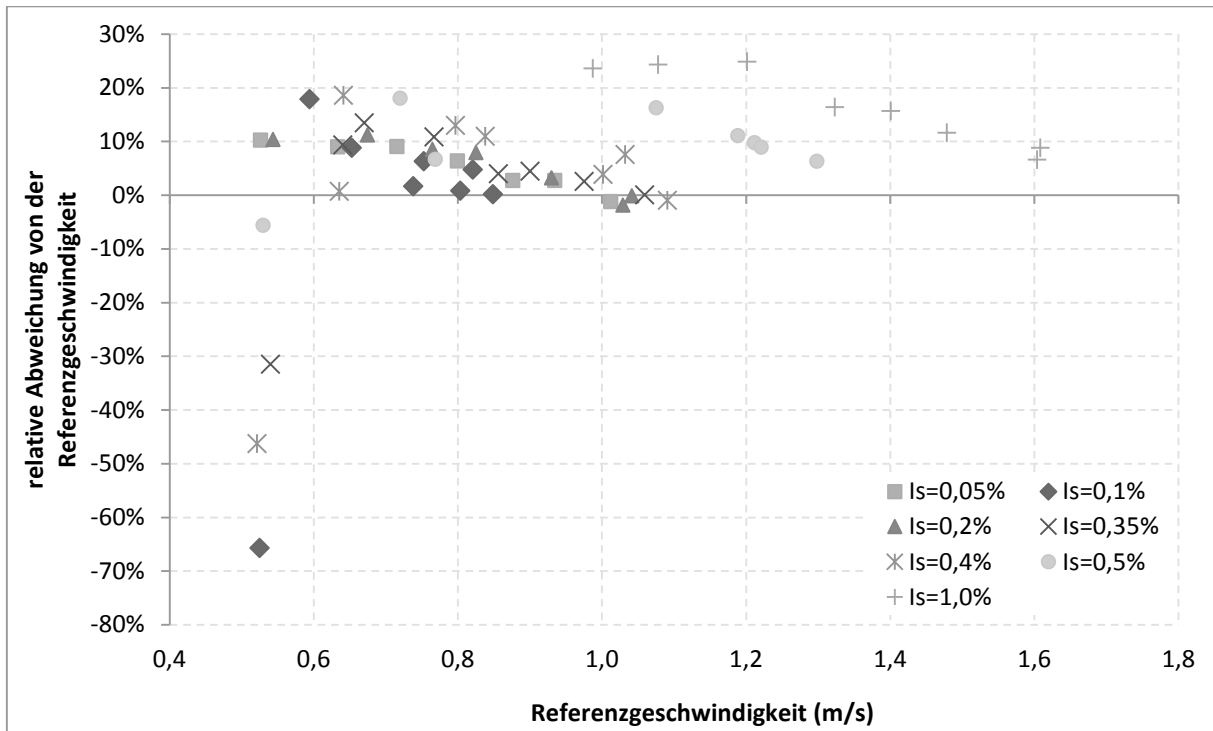


Bild A.1.5: Relative Abweichungen der Fließgeschwindigkeit abhängig von der Referenzgeschwindigkeit

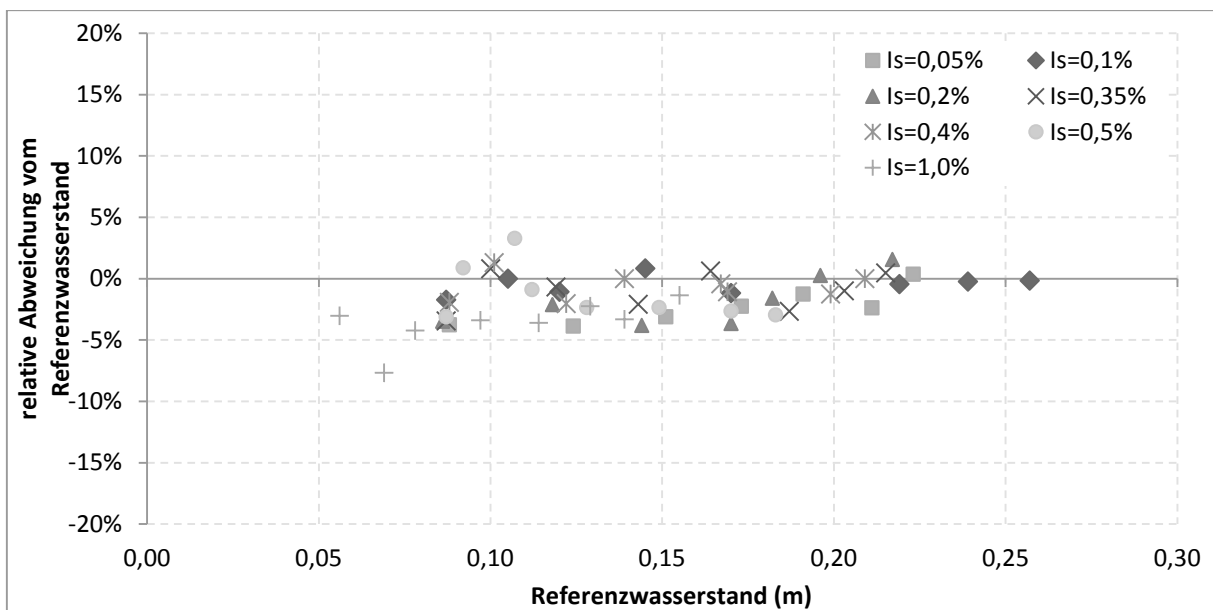


Bild A.1.6: Relative Abweichungen des Wasserstandes abhängig vom Referenzwasserstand

Continous-Wave Doppler (American sigma)

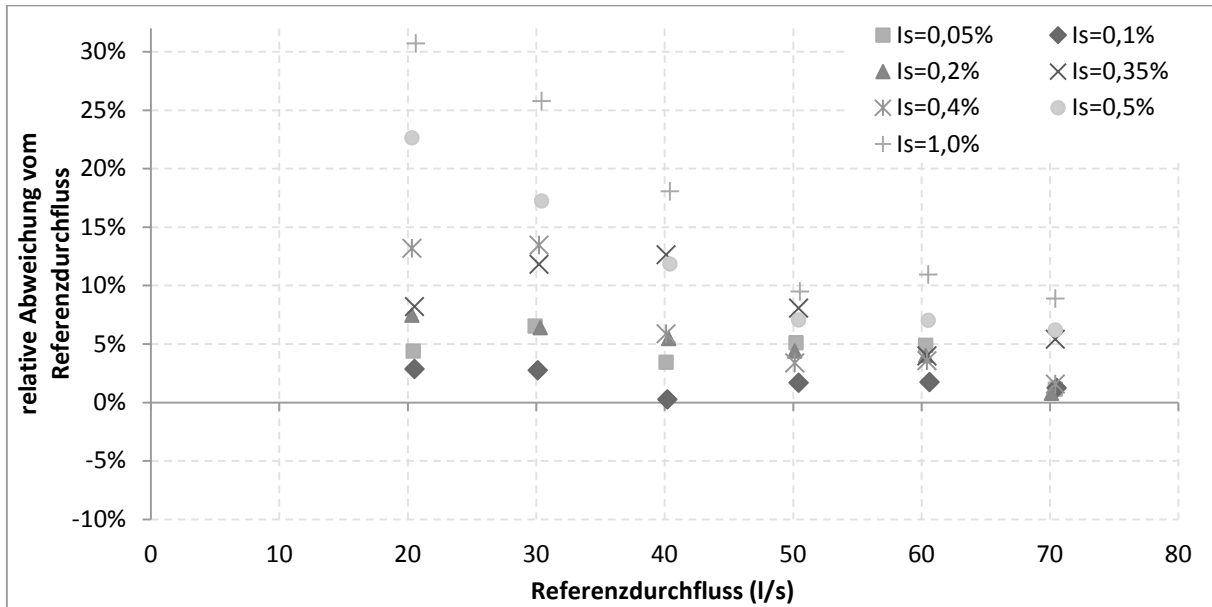


Bild A.1.7: Relative Abweichungen des Durchflusses abhängig vom Referenzdurchfluss

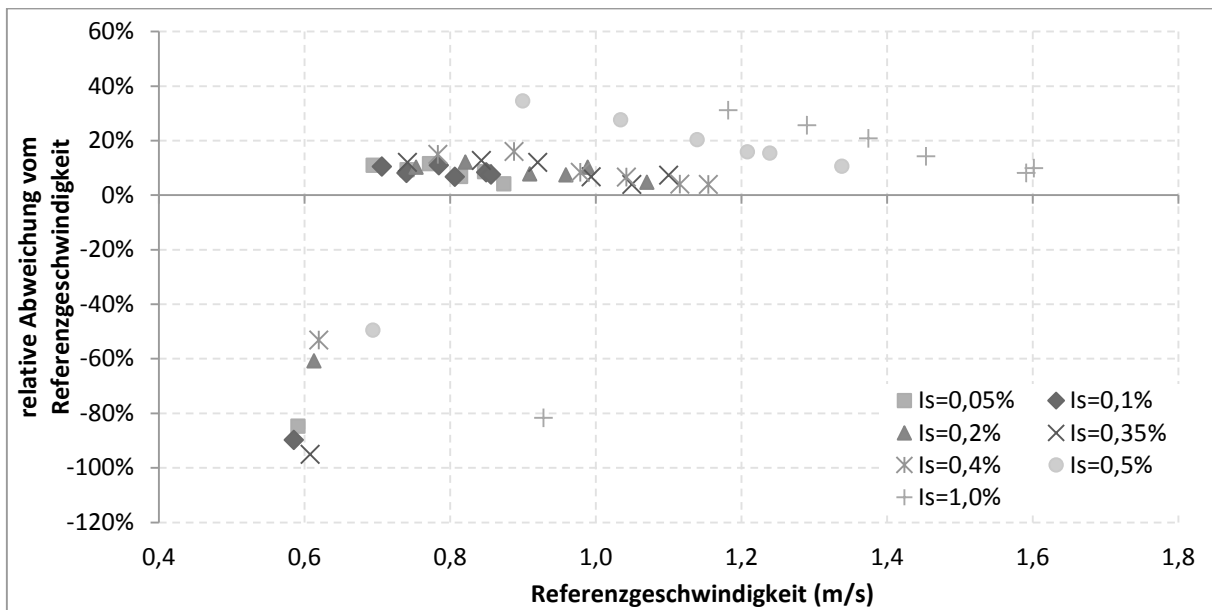


Bild A.1.8: Relative Abweichungen der Fließgeschwindigkeit abhängig von der Referenzgeschwindigkeit

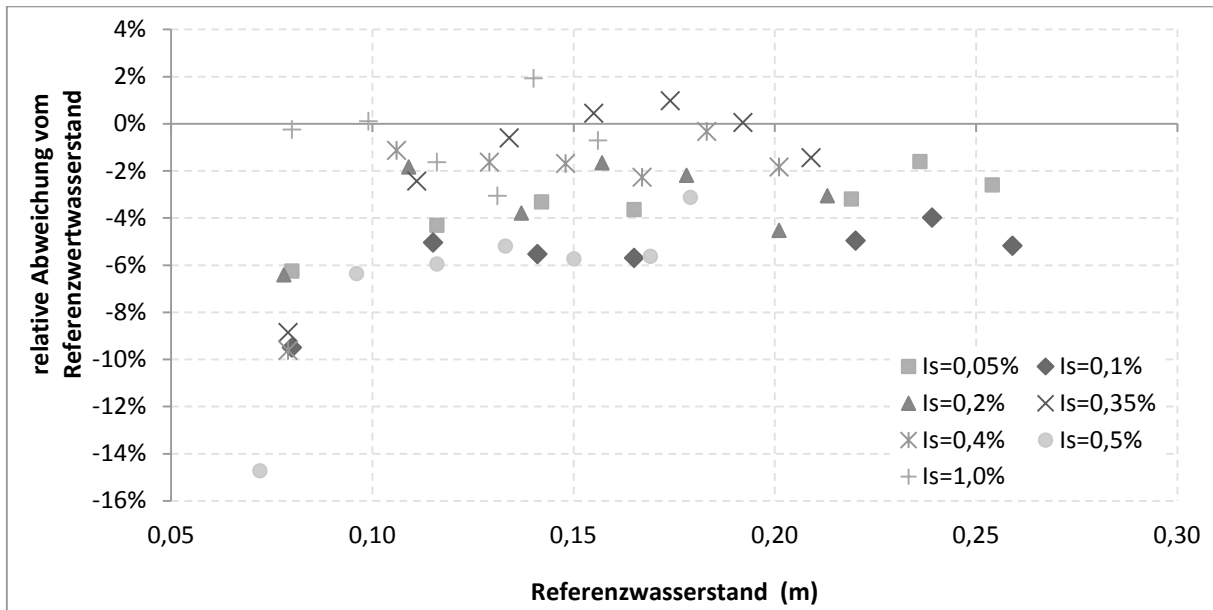


Bild A.1.9: Relative Abweichungen des Wasserstandes abhängig vom Referenzwasserstand

Anhang 2 Kalibrierung von Modellen

Anhang 2.1 Analyse der Einflüsse der Zielfunktion auf das Kalibrierergebnis

Tabelle A.2.1: Parameterwerte und Abweichungsmaße der single-objective single-event Kalibrierungen

Bestfit Typ	Ergebnisse	Ken-nung	TS (min)	Vben (mm)	Vmuld (mm)	psi_A (-)	psi_E (-)	E2 (-)	DYMax (%)	VOL (%)	E1 (-)	Score Werte
DYMax	hN-5%	4918	14,1	0,1	0,5	0,36	0,92	0,22	0,0	24,8	0,28	2,7
DYMax	hN-50%	1438	22,0	0,6	1,5	0,46	0,86	0,84	0,0	12,3	0,61	1,5
DYMax	hN-95%	4593	14,0	0,1	0,5	0,00	0,82	0,88	0,0	14,9	0,68	1,6
DYMax	iN-5%	2733	15,9	0,8	1,5	0,24	0,83	0,63	0,0	4,8	0,35	1,6
DYMax	iN-50%	2806	18,0	0,7	2,0	0,50	0,91	0,93	0,0	2,0	0,74	1,1
DYMax	iN-95%	4950	15,6	0,8	2,3	0,00	0,89	0,98	0,0	0,9	0,85	1,0
E1	hN-5%	4446	27,2	0,6	1,4	0,00	0,86	0,83	29,7	8,2	0,67	2,2
E1	hN-50%	2145	27,1	0,7	0,5	0,26	0,70	0,91	20,0	4,4	0,76	1,8
E1	hN-95%	5052	20,1	0,3	1,4	0,24	0,75	0,96	17,8	0,3	0,86	1,5
E1	iN-5%	4566	26,6	0,7	0,9	0,00	0,71	0,64	36,8	6,0	0,53	2,6
E1	iN-50%	4951	19,5	0,7	2,3	0,50	0,87	0,95	7,0	3,0	0,76	1,3
E1	iN-95%	4486	14,9	0,8	2,3	0,00	0,84	0,99	3,9	6,3	0,87	1,3
E2	hN-5%	750	29,1	0,8	2,1	0,00	0,90	0,84	30,6	10,7	0,66	2,3
E2	hN-50%	4701	25,2	0,8	0,9	0,32	0,76	0,92	16,8	0,1	0,75	1,6
E2	hN-95%	2637	17,8	0,4	1,8	0,22	0,76	0,97	14,7	1,7	0,86	1,5
E2	iN-5%	4922	18,6	0,8	0,5	0,00	0,72	0,72	19,7	1,8	0,48	2,0
E2	iN-50%	2984	17,6	0,6	2,3	0,50	0,83	0,95	8,3	5,7	0,75	1,4
E2	iN-95%	4804	15,2	0,8	2,3	0,00	0,83	0,99	4,7	6,4	0,87	1,3
L2	hN-5%	4780	20,7	0,7	2,1	0,00	0,95	0,7	17,4	16,8	0,59	2,3
L2	hN-50%	5028	23,1	0,7	0,6	0,00	0,76	0,9	6,5	1,2	0,72	1,3
L2	hN-95%	4947	13,9	0,5	2,3	0,15	0,80	0,95	5,5	0,6	0,82	1,2

Bestfit Typ	Ergebnisse	Ken-nung	TS (min)	Vben (mm)	Vmuld (mm)	psi_A (-)	psi_E (-)	E2 (-)	DYMax (%)	VOL (%)	E1 (-)	Score Werte
L2	iN-5%	5053	18,8	0,7	1,0	0,03	0,76	0,7	16,4	0,1	0,48	1,8
L2	iN-50%	4644	17,1	0,8	2,3	0,49	0,89	0,94	1,6	1,0	0,75	1,1
L2	iN-95%	5089	14,9	0,4	2,2	0,21	0,84	0,98	0,6	0,2	0,86	1,0
VOL	hN-5%	2235	11,1	0,8	2,2	0,08	0,80	0,26	6,0	0,0	0,27	2,1
VOL	hN-50%	544	46,5	0,8	2,3	0,50	0,78	0,62	38,1	0,0	0,51	2,5
VOL	hN-95%	1803	16,2	0,8	1,9	0,50	0,80	0,96	11,4	0,0	0,83	1,4
VOL	iN-5%	3231	18,8	0,1	0,5	0,18	0,73	0,71	19,7	0,0	0,46	1,9
VOL	iN-50%	3304	14,9	0,2	2,2	0,50	0,87	0,93	0,5	0,0	0,71	1,1
VOL	iN-95%	1547	13,4	0,4	2,3	0,46	0,84	0,95	7,1	0,0	0,80	1,3

Tabelle A.2.2: Abweichungsmaße der meso und memo Kalibrierungen

		Ausgewählte Lösungen der memo Kalibrierung							Ausgewählte Lösungen der semo Kalibrierung						
Ereignis		hN-5%	hN-50%	hN-95%	iN-5%	iN-50%	iN-95%	L2-Metric	hN-5%	hN-50%	hN-95%	iN-5%	iN-50%	iN-95%	L2-Metric
DYMax (%)	hN-5	-23,5	-31,4	-13,3	-23,3	-12,8	-15,0	-20,8	-29,4	-34,0	-28,6	-31,6	-25,1	-21,2	-33,1
	hN-50	-7,8	-5,4	20,2	9,7	30,1	15,2	9,6	-15,2	-15,0	-1,5	2,3	7,3	4,1	-8,4
	hN-95	-7,4	-20,2	-1,0	-11,4	-3,0	-1,2	-5,9	-12,7	-21,5	-14,1	-19,6	-12,2	-8,1	-19,8
	iN-5	-17,9	-25,5	6,5	-8,9	6,7	4,6	-5,9	-26,8	-28,9	-13,3	-22,9	-11,2	-2,7	-23,7
	iN-50	-5,1	-18,0	-3,4	-11,7	-0,5	-0,7	-5,7	-8,3	-19,3	-13,5	-18,9	-9,9	-7,7	-17,7
	iN-95	-22,5	-26,3	5,1	-7,1	-1,3	-0,3	-4,5	-32,3	-31,7	-14,0	-18,8	-14,5	-8,2	-24,1
E2 (-)	hN-5	0,81	0,76	0,40	0,58	0,43	0,49	0,61	0,84	0,80	0,63	0,68	0,63	0,53	0,74
	hN-50	0,85	0,90	0,53	0,75	0,52	0,64	0,75	0,84	0,92	0,78	0,83	0,74	0,71	0,88
	hN-95	0,85	0,95	0,94	0,96	0,93	0,93	0,93	0,83	0,94	0,97	0,96	0,96	0,96	0,96
	iN-5	0,59	0,70	0,59	0,70	0,57	0,61	0,66	0,54	0,67	0,68	0,71	0,66	0,63	0,69
	iN-50	0,87	0,92	0,92	0,93	0,94	0,93	0,94	0,86	0,91	0,94	0,92	0,95	0,92	0,93
	iN-95	0,73	0,83	0,96	0,98	0,98	0,98	0,96	0,59	0,77	0,96	0,93	0,95	0,99	0,88
VOL (%)	hN-5	14,4	3,0	2,3	2,1	15,8	8,2	8,4	12,2	-0,9	-2,3	-0,5	8,2	-0,6	-2,3
	hN-50	13,8	1,5	3,2	1,1	13,7	7,6	9,3	14,0	-0,2	0,8	0,8	10,0	-0,5	0,7
	hN-95	15,2	2,1	0,5	1,8	8,5	6,2	9,6	14,4	0,0	-0,8	0,4	5,5	-2,5	-0,2
	iN-5	13,1	2,7	0,9	1,8	13,8	6,1	8,3	12,2	-0,3	-1,8	-0,1	7,2	-2,2	-1,3
	iN-50	-0,9	-12,1	-10,9	-11,9	-1,6	-6,2	-4,4	-1,6	-13,3	-12,7	-13,7	-5,3	-13,7	-12,5
	iN-95	9,7	-0,9	-6,4	-1,8	1,7	-0,6	5,3	9,1	-3,6	-5,6	-2,0	-0,1	-9,5	-3,9
Score (-)	hN-5	2,3	2,2	2,2	2,2	2,5	2,3	2,3	2,3	2,2	2,3	2,3	2,4	2,2	2,3
	hN-50	1,8	1,3	2,3	1,6	2,8	2,1	1,8	2,0	1,5	1,4	1,3	1,8	1,5	1,4
	hN-95	1,8	1,7	1,1	1,4	1,4	1,3	1,5	1,9	1,7	1,4	1,6	1,5	1,3	1,6
	iN-5	2,4	2,2	1,7	1,7	2,1	1,8	1,8	2,6	2,2	1,8	2,0	1,9	1,6	2,1

		Ausgewählte Lösungen der memo Kalibrierung							Ausgewählte Lösungen der semo Kalibrierung						
Ereignis		hN-5%	hN-50%	hN-95%	iN-5%	iN-50%	iN-95%	L2-Metric	hN-5%	hN-50%	hN-95%	iN-5%	iN-50%	iN-95%	L2-Metric
		iN-50	1,3	1,9	1,5	1,7	1,1	1,3	1,4	1,5	2,0	1,8	2,0	1,5	1,7
	iN-95	2,2	1,9	1,4	1,3	1,1	1,0	1,3	2,7	2,2	1,6	1,7	1,5	1,5	1,9

Anhang 2.2 Vergleich von Verfahren zur Ereignisauswahl

Tabelle A.2.3: Auswahl von Niederschlag-Abfluss-Ereignissen

Anfangsdatum	h_N (mm)	$i_{N,max}$ (mm/h)	Q_{max} (m ³ /s)	h_A (mm)	ungleichmäßige Überregnung	Random 1	Random 2	Rang- Selektion	9er Raster	16er Raster	h_N & i_N
01.10.2003 16:05	15,7	18,8	0,8	9,5	Nein	2					
03.10.2003 16:55	7,2	10,8	0,8	4,5	Nein				1		
03.10.2003 21:00	8,3	9,0	0,8	6,1	Nein					1	
07.10.2003 22:35	5,7	26,5	1,3	3,7	Nein						1
21.10.2003 05:50	5,9	7,2	0,7	3,3	Nein	3					
13.12.2003 18:15	10,9	7,9	0,7	8,9	Nein	15	9		1		
27.12.2003 04:30	12,0	13,2	0,8	8,3	Nein						1
09.01.2004 17:30	7,7	17,9	1,1	5,1	Nein		2				
02.02.2004 06:55	16,5	10,7	0,7	14,0	Nein		11				
29.04.2004 21:25	7,2	15,6	0,8	4,5	Nein		1				
07.05.2004 00:25	17,6	12,0	0,8	11,7	Nein						
07.05.2004 15:20	17,7	10,0	0,8	13,8	Nein			10	1	1	
31.05.2004 04:00	9,3	11,6	0,7	5,7	Ja						
02.06.2004 18:50	6,9	14,5	0,8	3,7	Ja	6					
12.06.2004 12:55	6,3	42,0	2,9	4,4	Nein		10				
12.06.2004 17:35	11,1	82,2	3,1	5,7	Ja			4			
23.06.2004 17:35	8,6	67,2	2,7	5,2	Ja						
02.07.2004 12:15	6,0	22,8	1,6	3,3	Nein					1	

Anfangsdatum	h_N (mm)	$i_{N,max}$ (mm/h)	Q_{max} (m ³ /s)	h_A (mm)	ungleichmäßige Überregnung	Random 1	Random 2	Rang- Selektion	9er Raster	16er Raster	h_N & i_N
05.07.2004 04:00	9,8	21,6	1,3	5,5	Ja			13		1	
05.07.2004 18:55	11,0	81,6	3,5	7,6	Ja		3				
07.07.2004 17:05	9,9	17,0	1,2	4,1	Nein				1	1	
09.07.2004 13:30	11,7	32,4	1,1	4,1	Nein			5			
17.07.2004 19:25	17,2	55,2	3,8	7,7	Nein					1	
13.08.2004 15:35	9,5	65,4	3,5	4,2	Nein	1		12		1	
11.09.2004 02:40	7,9	52,8	2,2	3,9	Nein	14	15	9			
11.09.2004 07:15	5,6	13,2	0,7	3,2	Nein	13		1			
22.09.2004 06:40	12,5	20,4	1,5	7,2	Nein						
22.09.2004 13:10	16,8	10,4	0,7	10,1	Nein	4	14				
05.10.2004 16:15	14,0	54,0	4,7	9,0	Nein		5	11		1	1
18.11.2004 11:00	33,3	15,8	0,8	27,8	Nein	12		2			
18.12.2004 17:50	7,1	15,6	0,6	5,4	Nein			7		1	
18.01.2005 08:15	16,7	10,2	0,9	12,3	Nein	11		6		1	
20.01.2005 15:30	15,5	16,2	2,1	13,9	Nein		8			1	
12.02.2005 08:10	8,0	5,3	0,6	8,2	Nein			3			
28.03.2005 15:30	6,1	46,8	1,4	2,2	Ja	5	4		1	1	
19.04.2005 07:35	24,1	16,3	0,9	16,5	Nein						1
30.05.2005 00:05	17,6	49,2	3,0	8,7	Nein				1		
05.06.2005 23:45	17,9	36,0	2,2	11,9	Ja	8	7			1	
29.06.2005 03:50	6,0	11,2	0,5	3,0	Nein			15		1	
30.06.2005 00:15	12,1	14,3	0,8	6,9	Nein						

Anfangsdatum	h_N (mm)	$i_{N,max}$ (mm/h)	Q_{max} (m ³ /s)	h_A (mm)	ungleichmäßige Überregnung	Random 1	Random 2	Rang- Selektion	9er Raster	16er Raster	h_N & i_N
27.07.2005 17:05	11,2	63,6	3,7	5,4	Ja		13		1		
03.08.2005 18:20	11,9	42,1	2,7	5,3	Nein			14			
06.08.2005 13:15	7,1	18,6	1,0	4,3	Nein	10	12	8	1		
14.08.2005 02:45	18,1	16,8	1,7	11,7	Nein	9			1	1	1
14.08.2005 07:45	14,9	29,6	2,2	9,2	Nein					1	1
15.08.2005 01:30	7,7	7,2	0,7	5,2	Nein	7	6				

