



Doctoral Thesis

USE-ORIENTED ASPECTS OF REAL-TIME FLOOD FORECASTING

submitted in satisfaction of the requirements for the degree of
Doctor of Science in Civil Engineering
of the Vienna University of Technology, Faculty of Civil Engineering

Dissertation

ANWENDUNGSBEZOGENE ASPEKTE DER OPERATIONELLEN DURCHFLUSSVORHERSAGE

ausgeführt zum Zwecke der Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der technischen Wissenschaft
eingereicht an der Technischen Universität Wien Fakultät für Bauingenieurwesen
von

Dipl.-Ing. Ulrike Drabek
Matrikelnummer 8700048
Rosasgasse 36/2/16, 1120 Wien

Gutachter: Em.O.Univ.Prof. Dipl.-Ing. Dr.techn. Dr.h.c. D. Gutknecht
Institut für Wasserbau und Ingenieurhydrologie, TU Wien
Karlsplatz 13/222-2, 1040 Wien

Gutachter: Prof. Ján Szolgay, PhD.
Department of Land and Water Resources Management,
Slovak University of Technology in Bratislava
Radlinského 11, blok C, 12. posch., 813 68 Bratislava 15

Kurzfassung

Hochwässer in den letzten Jahren, insbesondere 2002 und 2005 haben in Österreich das Thema der Hochwasservorhersage laut werden lassen. Sowohl zivile Verbände und Einrichtungen als auch Energieversorger sind an einer Durchfluss- und insbesondere Hochwasservorhersage interessiert, um rechtzeitig Maßnahmen treffen zu können, die den Ablauf eines Ereignisses möglichst schadlos bzw. unter guter Ausnutzung von Ressourcen vonstattengehen lassen. Die Mitarbeit sowohl an konzeptiven Überlegungen als auch an der tatsächlichen Erstellung und Eichung von Vorhersagesystemen haben Fragen wachsen lassen, denen sich die vorliegende Arbeit widmet.

Im ersten Kapitel der Arbeit wird auf grundsätzliche Unterschiede zwischen der reinen Simulationsrechnung und der Vorhersageerstellung eingegangen. Ein deutlicher Unterschied besteht in der Quantität und Qualität der Daten, die in der operationellen Vorhersage einerseits auf fernübertragene Stationen beschränkt und andererseits nur auf grobe Datenfehler geprüft zur Berechnung von zukünftigen Durchflüssen herangezogen werden. Doch nicht nur Inputdaten und deren Fehler, sondern auch die vereinfachende Modellstruktur, nicht optimal gewählte Parameter oder die bei der Modelleichung nicht berücksichtigten Ereignisstrukturen können zu Fehlern in der Vorhersage führen. Inputdaten und das abzubildende Einzugsgebiet wiederum haben Einfluss auf die physikalisch mögliche Vorhersagefrist eines Modells.

Das zweite Kapitel beschäftigt sich in Folge mit der Fehlerbeurteilung bei operationellen Vorhersagen, die aufgrund der unterschiedlichen Zielsetzung anders erfolgen sollte als bei normalen, „off-line“-Simulationsrechnungen. Üblicherweise wird die Güte eines Modells über einen längeren, nicht weiter differenzierten Zeitraum ausgewiesen. In diesem Kapitel wird erarbeitet, dass die getrennte Betrachtung der Güte während der Hochwasseranstiege zu einem genaueren Bild des Verhaltens eines Vorhersagemodells führt. Dazu wird auch eine neu entwickelte Routine vorgestellt, mit deren Hilfe Hochwasseranstiege in einer Ganglinie (bzw. den einzelnen Ganglinien, die den n -Stunden-Vorhersagen der Prognosefrist eines Modells entsprechen) automatisiert identifiziert werden können.

Verbesserungen der Güte von Prognosen können auf mehrere Arten erfolgen. Neben unterschiedlichen, in Kapitel 3 vorgestellten Ansätzen zur Korrektur (an Input, Modellzuständen, Modellparametern oder Output) wird auf die Zusammenführung mehrerer Modellergebnisse eingegangen. Die Idee hier ist es, die – auf unterschiedliche Art ermittelten – Mischungsfaktoren auf ihren Zusammenhang mit der vorherrschenden Großwetterlage zu untersuchen, wobei diese systematisch aufgrund der Hauptströmungsrichtung und der Zyklonalität in zwei Höhen bestimmt wird. Bezüglich der Ermittlung der Mischungsfaktoren wurden zwei Ansätze gewählt. Die Mischung aufgrund von Gütemaßen der Vorhersagen ($nsme$ und R^2) liefert weniger gute Ergebnisse als ein lineares Regressionsmodell, das die Vorhersagen unterschiedlicher Modelle je Prognosefrist direkt miteinander verknüpft.

Neben der Fehlerbewertung und der Mischung von Vorhersagen wird in Kapitel 4 versucht, die mit dem zuvor entwickelten Verfahren separierten Hochwasseranstiege nach Großwetterlagen zu klassifizieren, um einen Ereigniskatalog zu erhalten, mit dessen Hilfe die zu erwartende Größe von Hochwässern aufgrund einiger beobachteter Parameter im Vorhinein abzuschätzen

ist. Zu diesen zählen die Vorbefeuchtung, der Basisabfluss und, wie auch im vorigen Kapitel, die vorherrschende Großwetterlage. Mit dem Hochwasserkatalog wird ein Werkzeug erarbeitet, das parallel zu einem operationellen Hochwasservorhersagesystem bzw. als Ersatz bei Fehlen desselben die Möglichkeit bietet, die Größe eines in naher Zukunft auftretenden Hochwassers abzuschätzen.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die getrennte Betrachtung der Hochwasseranstiege und der restlichen Durchflussbereiche deutliche Unterschiede in der Fehlerbewertung und auch in der Ermittlung der Mischungsfaktoren für die Zusammenführung einzelner Vorhersagen zeigt und somit ein wichtiger und richtiger Schritt bei der Erstellung und Bewertung operationeller Hochwasservorhersagen ist. Die Miteinbeziehung der Großwetterlage in die Zusammenführung von Vorhersagen und in die Erstellung des off-line Ereigniskataloges ermöglicht es, prozessorientierte Ansätze in die Hochwasservorhersage einzubringen, wobei sich zeigt, dass sowohl die Art der Klassifizierung der Wetterlagen als auch das Einzugsgebiet selbst Einfluss auf die Schärfe der Unterschiede innerhalb der Klassen haben.

Abstract

Recent flood events in Austria motivated the development of several operational flood forecasting systems. Federal offices for civil protection as well as electricity companies are interested in flood warning, both of them for different reasons. Running an operational forecasting model makes it easier to set protective measures or energy marketing decisions in time. The presented thesis is dealing with questions that came up during recent and ongoing work on conception and setting up of forecasting models.

Chapter 1 deals with the differences between simulation and forecasting and leads directly to the question of assessing accuracy of forecasted discharges. Sources of forecasting errors are explained, the physical lead-time of a hydrologic system is displayed. Chapter 2 then focuses on the assessment of performance for real time flood forecasting systems. There is a need to distinguish non-driven periods of the hydrograph and the rising limbs of a flood wave. Accuracy during these two periods is quite different, evaluation and visualization of forecasting errors yields a better understanding of the behaviour and the applicability of a forecasting model. Additional measures as the starting point timing error, peak timing error and the respective value errors are evaluated. A newly developed routine for an automatic separation of rising limbs of a hydrograph is presented.

In chapter 3 methods of data assimilation (input or output correction, parameter or state variables update) as a measure of optimising the results of forecasting systems are presented. The additional method of combining forecasts of different sources as a post process is the main topic of this chapter. The performance of different forecasts in dependence of the general weather situation is investigated. Three different forecasts are merged using two methods: on the one hand, merging factors are gained from performance measures ($nsme$ and R^2), on the other hand, a linear regression model combines the forecasts for each time step in advance – this second method yields the better results. A dependency of forecasting errors on the weather situation could not be derived.

In chapter 4 an off-line event catalogue is presented, where the time-to-peak and the peak discharge are assessed from observations of antecedent precipitation and slope of the rising limb (if already observed). The dependency on the current weather situation, which is classified following another scheme than in the chapter before, is stronger in this case and leads to different catchment responses demonstrated in different diagrams. The event catalogue can serve as additional source of information for operational forecasting as well as for issuing flood warnings as a stand-alone application in case of a missing on-line forecasting system.

Chapter 5 gives a résumé of the similarities and differences derived during the work for chapters 2 to 4. Distinguishing non-driven periods and rising limbs of flood waves turned out to be important for assessing the performance of operational flood forecasting systems and for deriving factors for merging forecasts of different sources. The off-line event catalogue is again based on the earlier presented hydrograph separation and yields an easy applicable instrument for flood warning purposes.

Danksagung

Mein Dank gilt all den Menschen, die mich direkt oder indirekt bei der Entstehung dieser Arbeit unterstützt haben.

Besonders erwähnen möchte ich Prof. Dr. Dieter Gutknecht, der mich durch die gesamte Zeit meiner Dissertation begleitet und mich mit wertvollen und weiterführenden Gedanken konfrontiert hat, der mit seinen weitreichenden Ideen und Überlegungen den Blick geschärft und so detailreiche geistige Ausflüge initiiert hat. Aber nicht nur er, sondern meine Tätigkeit am Institut mit all den Projekten, an denen ich mein Wissen über Vorhersagen erweitern konnte, hat dazu beigetragen, die aufkommenden Fragestellungen zur Thematik so weit zu präzisieren, dass die vorliegende Dissertation entstehen konnte.

Ich danke auch Prof. Dr. Günter Blöschl, der es mir ermöglicht hat, den größten Teil meiner Arbeit hier am Institut durchzuführen, und der mich laufend motiviert hat, mein Ziel nicht aus den Augen zu verlieren. Durch seine fachliche Kompetenz und seine weitläufige wissenschaftliche Tätigkeit hat er des Öfteren direkt oder indirekt dazu beigetragen, neue Aspekte in die Arbeit aufzunehmen.

Mein herzlicher Dank ergeht auch an Prof. Ján Szolgay, der zu meiner großen Freude diese Arbeit mit hoher fachlicher Kompetenz begutachtet hat.

Alle derzeitigen und ehemaligen Kolleginnen und Kollegen am Institut für Wasserbau und Ingenieurhydrologie haben mit fachlichen Anmerkungen, Diskussionen, Anregungen und der Atmosphäre, die sie geschaffen haben, dazu beigetragen, die Arbeit unter angenehme Rahmenbedingungen zu stellen. Die freundliche und unkomplizierte Zusammenarbeit mit Verbund, ZAMG und Hydrographischem Dienst Salzburg hat die Bereitstellung der Daten sehr einfach gestaltet.

Ich widme diese Arbeit meiner Familie, im Speziellen meinen Kindern und meinem Lebensgefährten, sowie meiner Mutter, meinem Vater, meinem Bruder und meiner Oma. In Gedanken widme ich sie auch meinen verstorbenen Verwandten Lise und Kurt Schull, die mich unterstützt haben und gerne bei meiner Promotion dabei gewesen wären, das Ende der Arbeit aber leider nicht mehr miterleben durften.

Inhaltsverzeichnis

Einleitung	1
1 Grundsätzliches zu operationellen Vorhersagen	3
1.1 Komponenten der on-line Vorhersage und Unterschiede zur Simulationsrechnung	3
1.1.1 Zum Unterschied Analyseprognose und Echtzeitprognose	5
1.2 Zu Herkunft und Umgang mit Vorhersagefehlern	6
1.3 Mögliche Prognosefristen in Abhängigkeit von Input und System	9
2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen	11
2.1 Einleitung	11
2.2 Klassische Bewertung von Durchflussvorhersagen	12
2.2.1 Statistische Maßzahlen zur Beschreibung der Vorhersagegüte	13
2.2.2 Anwendung der statistischen Maßzahlen auf Vorhersagen	14
2.2.2.1 Beurteilung über die gesamte Dauer einer Prognose/Simulation	15
2.2.2.2 Beurteilung der Simulations- bzw. Prognosegüte einzelner Ereignisse	15
2.2.2.3 Detaillierte Analysen einzelner Phasen von Ereignissen	15
2.2.3 Quantifizierung von Unsicherheiten	16
2.2.3.1 Monte-Carlo-Simulation, GLUE-Technik	16
2.2.3.2 Ensemblevorhersagen	17
2.3 Ein differenzierter Ansatz zur Gütebewertung operationeller Durchflussvorhersagen	18
2.3.1 Zusätzliche Parameter zur Beurteilung von Hochwasservorhersagen	20
2.3.2 Datenbasis und verwendetes Modell für Durchflussvorhersagen	21
2.3.3 Automatisiertes Erkennen von Hochwässern in einer Ganglinie	21
2.3.4 Erweitertes Bewertungskonzept: Ergebnisse	26
2.3.4.1 Klassische Bewertungskriterien im Vergleich verschiedener Zeiträume	27
2.3.4.2 Erweiterte Bewertungskriterien im Vergleich verschiedener Zeiträume	29
2.4 Zusammenfassung	31
2.5 Anhang	33
3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage	39
3.1 Einleitung	39
3.2 Umgang mit Vorhersagefehlern	40
3.2.1 Ansätze für die Nachführung	40

3.2.2	Ansätze für die Zusammenführung von Modellergebnissen	44
3.3	Unterscheidung nach Großwetterlagen zur Differenzierung der Zusammenführung	47
3.3.1	Meteorologische Situationen	48
3.4	Analyse der Modellgüte nach unterschiedlichen Gesichtspunkten	49
3.4.1	Testgebiet, Daten und Modelle	49
3.4.2	Prognosegüte der verwendeten Modelle nach unterschiedlichen Gesichtspunkten	51
3.5	Ermittlung der gewichteten Vorhersagen	55
3.5.1	Ermittlung der Gewichtungsfaktoren	55
3.5.2	Beispiele für Prognosen	56
3.5.2.1	Ereignis Oktober 2000, Wetterlage 03SW	57
3.5.2.2	Ereignis Oktober 2003, Wetterlage 03SW-04NW	58
3.5.2.3	Ereignis Mai 2003, Wetterlage 04NW	58
3.6	Zusammenfassung	59
3.7	Anhang	61
4	Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems	71
4.1	Einleitung	71
4.2	Das Untersuchungsgebiet	72
4.2.1	Untersuchungsgebiet für den Ereigniskatalog	72
4.2.2	Datenbasis	73
4.3	Methodik	74
4.3.1	Ermittlung der Parameter für den Ereigniskatalog anhand des Beispiels obere Salzach	74
4.3.2	Auswahl relevanter Parameter	76
4.3.2.1	Beschreibende Zusammenhänge, die nicht direkt für die Hochwasserwarnung herangezogen werden	76
4.3.2.2	Für die Hochwasserwarnung verwendete Zusammenhänge	79
4.4	Anwendung	88
4.4.1	Generelle Vorgangsweise	88
4.4.2	Umsetzung anhand eines Beispiels	90
4.4.2.1	Abschätzung des Hochwasserscheitels zum Zeitpunkt t_0	90
4.4.2.2	Abschätzung des Hochwasserscheitels zum Zeitpunkt t_1	91
4.4.3	Verwendung der Information über die Wetterlage	91
4.4.4	Hinzufügen des neuen Ereignisses zum Katalog	92
4.4.5	Beurteilung des Validierungsereignisses	92
4.5	Zusammenfassung	93
4.6	Anhang	98
5	Zusammenfassung und Ausblick	109
	Literaturverzeichnis	113

Abbildungsverzeichnis

1.1	Beispielhafter Vergleich der Prognosefehler von Analyse- und Echtzeitprognose.	5
1.2	Vorhersagefristen in Abhängigkeit der Inputdaten.	9
2.1	Differenzierung einzelner Ganglinienbereiche für die Gütebeurteilung.	19
2.2	Korrektur des automatisch identifizierten Anstiegsbeginns.	23
2.3	Visualisierung von automatisch identifizierten Hochwasserbereichen beobachteter Ganglinien.	24
2.4	Visualisierung von automatisch identifizierten Hochwasserbereichen in Prognoseganglinien.	25
2.5	Beispiel: Prognoseergebnisse mit dem Modell <i>HYSIM</i> .	26
2.6	Vergleich der Vorhersagegüte für ein Jahr und für Hochwasseranstiege.	34
2.7	Vergleich der Vorhersagegüte einzelner Ereignisse mit jener für ein Jahr und für Hochwasseranstiege.	35
2.8	Fehler von Ereignisdauer und Zeitpunkt des Anstiegsbeginns.	36
2.9	Absoluter und relativer Fehler des Scheitelzeitpunkts für einzelne Hochwässer.	37
2.10	Relativer Fehler des modellierten Durchflusses zu Anstiegsbeginn und am Scheitel.	38
3.1	Gütemaß R^2 für die Durchflussbereiche Alltagsbetrieb und Hochwasser.	61
3.2	Gütemaß $nsme$ für die Durchflussbereiche Alltagsbetrieb und Hochwasser.	62
3.3	Gütemaß $mne \pm snde$ für die Durchflussbereiche Alltagsbetrieb und Hochwasser.	63
3.4	Ausgewählte Gütemaße bei der Unterscheidung der WLK 03SW-A und 03SW-C.	64
3.5	Gütemaß R^2 bei der Unterscheidung der WLK 02SE, 03SW und 04NW.	65
3.6	Gütemaße der gewichteten Prognosen bei Hochwasser.	66
3.7	Mischungsfaktoren für die optimierte Vorhersage.	67
3.8	Kombinierte Vorhersage für das Hochwasser im Oktober 2000.	68
3.9	Kombinierte Vorhersage für das Hochwasser im Oktober 2003.	69
3.10	Kombinierte Vorhersage für das Hochwasser im Mai 2003.	70
4.1	Überblick über die Teststrecke obere Salzach.	73
4.2	Darstellung der Parameter von Hochwässern für den Ereigniskatalog.	74
4.3	Saisonaler Zusammenhang $Q_{max} - Q_b$.	77
4.4	Abhängigkeit Q_{max} bzw. ΔQ von Q_b an drei Pegeln.	78
4.5	Zusammenhang Dauer – Gradient am Pegel Mittersill.	83
4.6	Zusammenhang Dauer – Gradient am Pegel Mittersill nach Wetterlagen.	83
4.7	Zusammenhang Gradient – Q_{max} bzw. ΔQ am Pegel Mittersill.	84
4.8	Zusammenhang Gradient – Q_{max} am Pegel Mittersill nach Wetterlagen.	85
4.9	Zusammenhang Gradient – ΔQ am Pegel Mittersill nach Wetterlagen.	85

4.10	Zusammenhang API_1 – Gradient am Pegel Mittersill.	87
4.11	Zusammenhang API_1 – Gradient am Pegel Mittersill nach Wetterlagen.	87
4.12	Anwendung des Ereigniskataloges am Pegel Mittersill (Kalibrierungsereignis).	95
4.13	Anwendung des Ereigniskataloges am Pegel Mittersill (Validierungsereignis).	96
4.14	Anwendung des Ereigniskataloges mit Unterscheidung nach Wetterlagen am Pegel Mittersill (Validierungsereignis).	97
4.15	Zusammenhang der Bodenfeuchte aus einem Wasserbilanzmodell mit unterschiedlichen Hochwasserparametern.	100
4.16	Zusammenhang Dauer – Gradient für alle Zeiträume.	101
4.17	Zusammenhang Gradient – Durchfluss ($Q_{max}, \Delta Q$) für alle Zeiträume.	102
4.18	Zusammenhang API_1 – Gradient für alle Zeiträume.	103
4.19	Zusammenhang Dauer – Gradient für unterschiedliche Wetterlagen.	105
4.20	Zusammenhang Gradient – Q_{max} für unterschiedliche Wetterlagen.	106
4.21	Zusammenhang Gradient – ΔQ für unterschiedliche Wetterlagen.	107
4.22	Zusammenhang API_1 – Gradient für unterschiedliche Wetterlagen.	108

Tabellenverzeichnis

2.1	Gütebeurteilung der Ganglinienbereiche aus Abbildung 2.1.	20
2.2	Parameterdatei zur Hochwasserklassifizierung am KW Greifenstein.	33
3.1	Verteilung der Großwetterlagen für den Zeitraum 2000–2005.	49
3.2	Verteilung der Großwetterlagen bei Hochwasser für den Zeitraum 2000–2005. .	53
3.3	Gewichtungsfaktoren zur Kombination von Prognosen	56
4.1	Zugehörigkeit der Ereignisse zu Großwetterlagen.	82
4.2	Trendlinien und Bestimmungsmaß zu den Abbildungen 4.16 bis 4.18.	104

Einleitung

Wiederholte Hochwässer in den letzten Jahren, die zu Überschwemmungen und in Folge zu Schäden an Infrastruktur und Häusern geführt haben, machen immer öfter Rufe nach geeigneten Vorhersage- bzw. Warnsystemen laut. Durch die laufend zunehmende Vernetzung und Datenverfügbarkeit für Computeranwendungen wird von den Ländern und von Kraftwerksbetreibern gefordert, geeignete Systeme zu installieren, um im Fall eines drohenden Hochwassers rechtzeitig Warnungen aussprechen zu können. Speziell in Österreich wurde nach dem Hochwasser 2002 („Jahrhunderthochwasser“) von einigen Ländern (Niederösterreich, Oberösterreich, Tirol, Steiermark) Budgetmittel bereitgestellt und die Erstellung von Hochwasservorhersagesystemen in Auftrag gegeben. Operationelle Hochwasservorhersagesysteme basieren auf hydrologischen bzw. hydraulischen Modellen, die als Input meteorologische Daten benötigen, unterscheiden sich aber in einigen Punkten grundsätzlich von Modellen, die zur reinen Simulation eingesetzt werden.

Die vorliegende Arbeit ist einzelnen, anwendungsbezogenen Aspekten der operationellen Vorhersage gewidmet, die sich im Zuge der Arbeit an und mit Vorhersagesystemen ergeben haben. Beim Einsatz und bei der Bewertung von Ergebnissen hydrologischer Modelle für die Vorhersage gelten in einigen Bereichen andere Gesichtspunkte als bei off-line Simulationen, worauf in der Literatur wenig eingegangen wird. Oft werden operationelle Vorhersagen gleich behandelt wie Simulationsrechnungen. Das Kapitel 1 *Grundsätzliches zu operationellen Vorhersagen* beschreibt daher Unterschiede zwischen der Simulationsrechnung und der Berechnung von Vorhersagen für den operationellen Betrieb, geht auf Ursachen von Vorhersagefehlern ein und erläutert mögliche physikalische Vorhersagefristen aufgrund der Inputdaten und des zu modellierenden Systems. Es bildet die Grundlage für die drei darauffolgenden Kapitel, die, jedes für sich, einen Teilaspekt der operationellen Vorhersage behandeln.

Kapitel 2 *Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen* befasst sich mit einer Kernfrage der vorliegenden Arbeit. Die Güte bei off-line Simulationen wird üblicherweise mit dem Vergleich Beobachtung–Modellergebnis über einen längeren Zeitraum ermittelt. Dabei kann über die Wahl der Maßzahl mehr oder weniger auf Über- und Unterschätzungen oder auf stärkere Bewertung von Fehlern bei großen bzw. kleinen Durchflüssen gelegt werden. Diese Vorgangsweise ist bei der Bewertung von operationellen Vorhersagen nicht optimal, weil diese meist eine spezielle Aufgabe zu erfüllen haben. Hochwasservorhersagen zum Beispiel müssen einen Anstieg des Durchflusses einerseits *zeitgerecht* und andererseits *mit dem richtigen Gradienten* berechnen, um dem Anwender die Möglichkeit zu geben, rechtzeitig Maßnahmen im Rahmen seiner Tätigkeit zu treffen. Auch die möglichst frühzeitig richtig vorhergesagte Hochwasserspitze ist für Anwender von Bedeutung. Bei einer Gütebewertung über einen großen Zeitraum, wie sie bei Simulationsrechnungen üblich ist, würden kleine Fehler herausgemittelt, die für die operationelle Vorhersage jedoch von großem Interesse sind.

Es wird ein Verfahren zur erweiterten Beurteilung der Prognosegüte von operationellen Hochwasservorhersagen vorgestellt. Dazu wird als erster Schritt eine Routine zur automatisierten Erkennung von Hochwasseranstiegen entwickelt, da speziell für die Beurteilung von Vorhersagen eine Differenzierung der hydrologischen Zustände Alltagsbetrieb und Hochwasser notwendig ist. Anhand der Ergebnisse eines Vorhersagemodells werden die erweiterten Bewertungskriterien präsentiert und ausgewertet.

Im danach folgenden Kapitel 3 *Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage* wird unter anderem diese Fehlerbewertung dazu verwendet, um Ergebnisse unterschiedlicher Vorhersagemodelle bzw. Konfigurationen eines Modells zu einer optimierten Vorhersage zusammenzuführen. Grundgedanke ist, dass unterschiedliche Modelle bzw. Konfigurationen je nach vorherrschender Großwetterlage unterschiedlich gute Vorhersagen – und damit auch unterschiedlich große Fehler – liefern. Es werden vorerst – als eine Maßnahme zur Verbesserung von Vorhersagen – die Möglichkeiten der *Nachführung* von Prognosen besprochen (Kapitel 3.2.1), um in Folge auf die Generierung einer optimierten Vorhersage als Mischung aller vorliegenden Einzelvorhersagen einzugehen. Diese Maßnahme kann als Postprozess nach der Nachführung jeder Vorhersage selbst durchgeführt werden und nutzt die Stärken jeder Einzelvorhersage. Ansätze in der Literatur werden im Kapitel 3.2.2 behandelt.

Der neu untersuchte Aspekt in dieser Arbeit ist es, die Mischung der Einzelprognosen als gewichtetes Mittel in Abhängigkeit der meteorologischen Situation, d. h. mit unterschiedlichen Sätzen von Mischungsfaktoren, durchzuführen. Um die Nutzung der erhaltenen Faktorensätze auch operationell, d. h. im Vorhersagemodus, zu ermöglichen, wird der Zusammenhang des Auftretens von Hochwässern mit der vorherrschenden bzw. von der Meteorologie prognostizierten Großwetterlage untersucht. Ergebnisse zweier hydrologischer Modelle, wovon eines in zwei Konfigurationen läuft, werden hinsichtlich unterschiedlicher meteorologischer Großwetterlagen ausgewertet. Die Mischungsfaktoren selbst werden auf zwei grundsätzlich unterschiedliche Wege ermittelt: einerseits werden Fehlermaße (n_{sme} und R^2) zur Gewichtung herangezogen, andererseits wird ein lineares Regressionsmodell für jeden Prognosehorizont mit der Beobachtung als abhängige Variable und den Einzelprognosen als unabhängige Variable erstellt.

Kapitel 4 *Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems* stellt eine weitere Möglichkeit der Hochwasserwarnung vor. Hier wird kein klassisches operationelles, kontinuierlich rechnendes Vorhersagemodell präsentiert, sondern aus vergangenen Hochwässern ein Satz von Diagrammen hergeleitet, der als Ereigniskatalog zur Abschätzung von Hochwasserparametern wie z. B. zu erwartender Scheitel, Zeit bis zum Scheitel oder auch Gradient des steilen Anstiegs dient. Mit nur wenigen Inputdaten wie beobachteter Niederschlag und Durchfluss, die zeitaktuell vorliegen müssen, kann so auch ohne aufwendiges Rechenmodell eine Abschätzung über die Hochwassergefahr getroffen werden. Auch hier wurden Ereignisse, ähnlich wie in Kapitel 3, nach Wetterlagen getrennt ausgewertet. Die Anwendung des Ereigniskataloges wird anhand eines Validierungsereignisses gezeigt.

In der Zusammenfassung am Ende der Arbeit (Kapitel 5) wird auf Gemeinsamkeiten und Übereinstimmungen, aber auch Unterschiede in den drei zuvor behandelten Themen bzw. Kapiteln eingegangen und die Anwendbarkeit in der operationellen Vorhersage besprochen.

1 Grundsätzliches zu operationellen Vorhersagen

1.1 Komponenten der on-line Vorhersage und Unterschiede zur Simulationsrechnung

In Folge werden die Begriffe „Vorhersage“ und „Prognose“ synonym verwendet, auch wenn in früheren Arbeiten von *Gutknecht* (1978) [24] und *Mendel* (1979) in [34] der Versuch gemacht wird, eine Begriffsunterscheidung – ähnlich dem englischen „forecast“ und „prediction“ – zu treffen. In der vorliegenden Arbeit werden die beiden Begriffe als gleichwertig angesehen.

Operationelle Vorhersagesysteme für Durchfluss oder Wasserstand setzen sich aus dem zeitlichen Ablauf dreier Prozesse zusammen (*Gutknecht* (1978) [24]): Der erste Schritt ist die *Datenerfassung*. Die Betreiber von Netzen fernübertragener Messstellen liefern Daten oder bieten die Möglichkeit, Daten selbst abzurufen, um dem Vorhersagesystem die benötigten Daten in einheitlicher Form zur Verfügung zu stellen. Als nächster Schritt folgt die *Vorhersagenerstellung* mit einem oder mehreren geeigneten mathematischen Modellen. Ergebnis der Modellrechnung sind dann Vorhersagewerte, die an den Benutzer des Vorhersagesystems weitergegeben werden müssen. Die *Weitergabe der Vorhersagen* selbst erfolgt via Fernübertragung zu den Stellen, an denen Informationen über die Entwicklung des Durchflusses notwendig sind. Sowohl am Standort der Vorhersagenerstellung als auch an den Stellen, an die fernübertragen wird, erfolgt dann die *Visualisierung* der Vorhersagen, um sie dem Nutzer zur Verfügung zu stellen.

Operationelle „on-line“ Durchflussvorhersagen unterscheiden sich von sogenannten „off-line“ Abflusssimulationen im Zuge hydrologischer Untersuchungen von Einzugsgebieten – das heißt Simulationen zu einem Zeitpunkt, zu dem bereits geprüfte historische Daten vorliegen – in folgenden Punkten:

Datenverfügbarkeit Für operationelle oder *on-line* Berechnungen des Abflussgeschehens stehen nur diejenigen Inputdaten zur Verfügung, die fernübertragen werden. Im Gegensatz dazu kann bei *off-line* Simulationen auf einen zumeist wesentlich größeren – und bereits korrigierten – Datensatz zurückgegriffen werden. Das fernübertragene Netz umfasst zumindest Beobachtungen von Durchfluss, Niederschlag und Temperatur, über die Zusammenarbeit mit der Meteorologie kann weiters auf Daten wie Luftdruck, Luftfeuchtigkeit, Globalstrahlung etc. zugegriffen werden, wobei die Stationsdichte hier geringer ist als bei der Gesamtsumme aller Messstationen.

Neben *Beobachtungswerten* werden zunehmend *meteorologische Prognosen* als Input in Vorhersagesysteme verwendet. Das hat den Vorteil, dass die Prognosefrist über die Systemantwortzeit hinaus verlängert werden kann (→ siehe Abb. 1.2(a) bis 1.2(d)), S. 9). Meteorologische Prognosen umfassen zumeist Niederschläge und Temperaturen in mehreren Höhenlagen.

Meteorologische und/oder hydrologische Messnetze werden kontinuierlich ausgebaut, wobei die Art der Messgeräte und die Verfügbarkeit der Daten in Echtzeit (d. h. Existenz einer Fernübertragung) laufend verbessert und adaptiert werden. Für operationelle Durchflussvorhersagesysteme bedeutet das stets genauer werdende Inputinformation und damit eine mögliche Verbesserung der Genauigkeit von Durchfluss- bzw. Hochwasservorhersagen.

Datenherkunft Bei off-line Simulationen werden gemessene und aus Messungen abgeleitete Größen als Input für ein Modell verwendet. Somit sind die Eingangsdaten in jedem Fall die „bestmöglichen“ Daten, die zur Verfügung stehen. „Bestmöglich“ bedeutet dabei, dass die Daten einer eingehenden Prüfung und eventuellen Korrektur unterzogen wurden. Der Fehler, der bei der Simulation des Abflusses entsteht, ist die Summe aus dem *Modellfehler*, der sich durch die ungenaue Erfassung der Prozesse im Einzugsgebiet (entweder durch Unkenntnis oder durch Abstraktion) ergibt, und dem *Datenfehler*, der sich durch die nicht ausreichende Auflösung und/oder Güte der bereits korrigierten Input-Daten zusammensetzt.

Gutknecht (1978) [24] weist darauf hin, dass dieser Tatsache zufolge Nachrechnungen (d. h. Simulationen mit den off-line zur Verfügung stehenden Daten) keine Aussage über die Güte der Vorhersagen im on-line Fall geben können: Bei der on-line Vorhersage sind nur ungeprüfte bzw. auf grobe Datenfehler überprüfte Messungen bis zum Prognosezeitpunkt (dem Ist-Zeitpunkt t_0) vorhanden. In Abhängigkeit von der gewünschten Prognosefrist am Prognosepegel (z. B. dann, wenn die Prognosefrist über die Konzentrationszeit im Gebiet bis zum Pegel hinausreicht) ist es notwendig, meteorologische Prognosen (zumeist Niederschlag und Temperatur) als Input für das Modell zu verwenden. Diese Prognosen sind ebenfalls ihrer Natur nach unsicher, wodurch zu den oben genannten Fehlerquellen noch der *Prognosefehler* der nicht exakten bzw. nicht exakt den nachfolgenden Messungen entsprechenden *meteorologischen Eingangsdaten* hinzukommt.

Auf die Unterschiede in den Modellfehlern, die sich aus der Verwendung von geprüften Messwerten bzw. ungeprüften Beobachtungen ergeben, sowie auf die Unterscheidung zwischen den Modellfehlern bei der Simulation in der Phase der Modellanpassung („Analyseprognose“) und jenen bei der „Echtzeitprognose“ wird in Abschnitt 1.1.1 eingegangen.

Modellkomplexität Während bei off-line Simulationen Modelle verwendet werden können, denen in Komplexität und benötigten Daten kaum Grenzen gesetzt sind, gilt bei on-line Modellen nach wie vor – und trotz mittlerweile nahezu unbegrenzter Rechnerkapazität – die Devise „So komplex wie notwendig und dabei so einfach wie möglich“. *So komplex wie notwendig* bedeutet, dass alle dominanten Prozesse im Gebiet, die für das Entstehen und

1.1 Komponenten der on-line Vorhersage und Unterschiede zur Simulationsrechnung

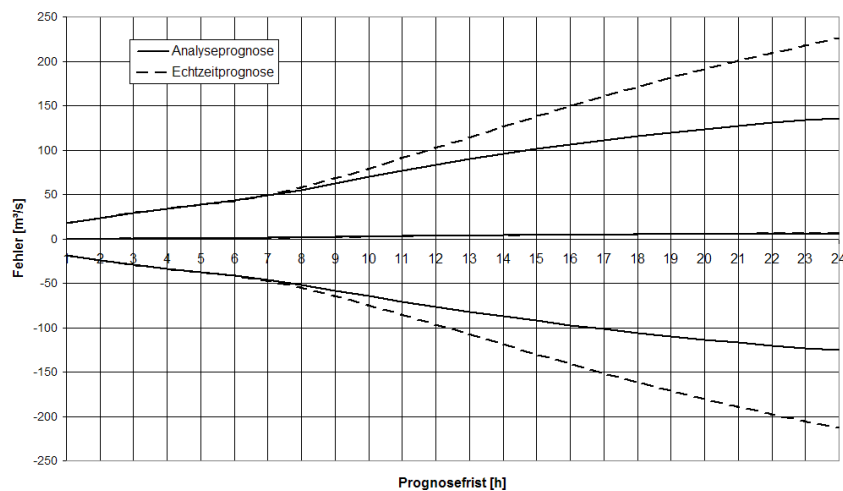


Abbildung 1.1: Beispielhafter Vergleich der Prognosefehler von Analyse- und Echtzeitprognose.

die Form von Hochwasserwellen verantwortlich sind, dargestellt werden sollen. *So einfach wie möglich* bedeutet, dass die Modellierung der Prozesse so weit abstrahiert werden soll, dass die Ergebnisse ein gewähltes Fehlermaß nicht überschreiten und definierte Qualitätskriterien erfüllen. Die Berechnung eines Zeitschrittes darf dabei nicht länger dauern, als der Vorhersagezeitschritt lang ist, da sonst die Vorhersage durch die neue Messung „überholt“ und eine Vorhersage damit hinfällig wird.

1.1.1 Zum Unterschied Analyseprognose und Echtzeitprognose

Bei der Eichung von Modellen wird in der Regel mit geprüften historischen Daten gearbeitet, um eine möglichst gute Anpassung des Modells an die beobachteten Werte zu erreichen. Im Falle der Hochwasserprognose ist der modellierte Wert der Durchfluss. Während des Vorganges der Eichung gibt es für jeden beobachteten Wert genau *einen* simulierten Wert. Das Ergebnis der Simulation ist eine Ganglinie, die möglichst gut an die Ganglinie der Beobachtungen angepasst sein sollte. Dieser Vorgang entspricht der *Simulation*.

Der nächste Schritt zur on-line-Vorhersage ist die *Analyseprognose*. Hier wird bereits im Vorhersagemodus gerechnet. Das heißt, dass zum Berechnungszeitpunkt t_0 eine Ganglinie für die in der Zukunft liegenden n Zeitschritte der Prognosefrist ermittelt wird. Eingangsdaten sind auch hier historische Beobachtungen, die für die Berechnung quasi als „bekannte Prognose“ herangezogen werden. Im Gegensatz zur Simulation wird hier ab t_0 in die „scheinbare“ Zukunft gerechnet, der im Echtzeitfall unbekannte oder prognostizierte Input Niederschlag besteht aber aus beobachteten Werten.

Für den Fall, dass im Modell auch Gerinnerouting von Knoten A nach Knoten B konfiguriert ist, kann bei der *Analyseprognose* als Input für den Unterliegerknoten B nicht die am Oberlieger-

knoten A vorhergesagte, sondern die dort beobachtete Ganglinie verwendet werden. Für jeden Gerinneabschnitt treten also nur die aktuell im Abschnitt A–B auftretenden Modellfehler auf und es werden keine Modellfehler, die bereits am Knoten A enthalten sind, an den Knoten B weitergeleitet.

Im Gegensatz dazu werden bei der *Echtzeitprognose* im Analysefall zwar auch historische Daten verwendet, um „in die Zukunft“ zu rechnen, allerdings wird hier der Echtzeitfall so simuliert, dass im Gegensatz zur Analyseprognose nur die berechnete Vorhersage am Knoten A weitergeleitet wird, um die Vorhersage am Knoten B zu berechnen. Dadurch treten nicht nur die Beobachtungsfehler und die Modellfehler im Abschnitt A–B auf, es ist auch die Summe der Fehler aller Abschnitte oberhalb des Knotens A zu beobachten.

Abbildung 1.1 veranschaulicht die Prognosefehler je Prognosefrist in Abhängigkeit des Vorhersagemodus. Das der Abbildung zugrunde liegende Vorhersagemodell wird vom Prozess „Gerinnerouting“ dominiert, der modellierte Prozess ist der Wellenablauf im Gerinne. Im konkreten Beispiel sieht man, dass bis zu einer Vorhersagefrist von 7 Stunden die Fehler der Analyseprognose und der simulierten Echtzeitprognose (d. h. mit Beobachtungen als Inputdaten) gleich groß sind. Von da an nehmen die Fehler bei der Echtzeitprognose stärker zu als jene der Analyseprognose. Man kann daraus ableiten, dass die Vorhersagen des verwendeten Modells im Echtzeitfall bis zu einer Prognosefrist von 7 Stunden von annähernd jener Qualität sind, die bei der Eichung des Modells erreicht wurde. Darüber hinausgehend treten bei der Echtzeitprognose zusätzliche Fehler auf, sie entstehen

- z. B. dadurch, dass sich die Anfangsbedingungen für die im Beispiel genannte Prognose in 7 Stunden bereits geändert haben, das Modell aber noch mit dem ursprünglichen Ausgangszustand zum Berechnungszeitpunkt rechnet, oder
- aufgrund der Tatsache, dass die berechneten Prognosen an den Oberliegerpegeln bereits fehlerbehaftet sind und diese Fehler durch das Routing weitergeleitet werden.

1.2 Zu Herkunft und Umgang mit Vorhersagefehlern

Vorhersagefehler lassen sich aufgrund ihrer Herkunft in fünf Gruppen einteilen.

1. *Vorhersagefehler aufgrund der vereinfachenden Modellstruktur.* Bei der Konzeption eines operationellen Vorhersagesystems ist der erste Schritt die Wahl der Modellstruktur. Modellbildung bedeutet immer Abstraktion und Auswahl der dominanten Prozesse der Abflussbildung unter Beibehaltung einer ausreichenden Modellkomplexität, um den gegebenen Aufgaben gerecht zu werden. Modelle im on-line Einsatz sollten dabei zur Optimierung von erforderlichen Daten und Rechenzeit so komplex wie notwendig und zugleich so kompakt wie möglich sein. Selbst bei wohlüberlegter Modellstruktur und gut geeichten Parametern ist keine vollkommene Wiedergabe der Beobachtung in allen Situationen zu erwarten.

→ Sinnvoller als der Einsatz von Nachführungsroutinen ist als erster Schritt die bessere Vorarbeit bezüglich der Auswahl der Modellstruktur bzw. eine Modelladaptierung

im Nachhinein insofern, dass dominante Prozesse abgebildet werden. Wenn eine Justierung der Modellstruktur nicht möglich ist, kann eine geeignete Nachführungsroutine Vorhersageergebnisse verbessern.

2. *Vorhersagefehler aufgrund der nicht optimalen Schätzung von Modellparametern.* Oftmals sind zum Zeitpunkt der Eichung nicht ausreichend Daten (Anzahl der Messstellen, notwendige zeitliche Auflösung, ausreichende Anzahl charakteristischer Episoden in Hinblick auf Ereignischarakter und Größe der Ereignisse) vorhanden, um die Modellparameter des Vorhersagemodells optimal anzupassen.

→ In diesem Fall sollte nach einiger Zeit eine Nacheichung mit größerem Datensatz stattfinden, um bessere Parameter zu finden.

Eine weitere Ursache für fehlerhafte Prognosen ist, dass sich das hydrologische Verhalten des modellierten Gebietes aufgrund anthropogener Einflüsse (Bau von Rückhaltebecken, Kraftwerken, Bachregulierungen bzw. Renaturierungen und damit Veränderungen der Fließgeschwindigkeit etc.) seit dem Zeitpunkt der Eichung verändert hat, so dass es zu Vorhersagefehlern kommt.

→ Eine Nacheichung mit neuen Beobachtungen, die die Veränderungen widerspiegeln, ist notwendig, um eine Verbesserung der Vorhersagegüte zu erreichen.

3. *Vorhersagefehler aufgrund fehlerhafter Inputdaten.* Fehlerhafte Inputdaten führen in der Regel zu fehlerhaften Vorhersagen. Inputdaten können entweder (a) Messwerte oder (b) selbst Ergebnisse von Vorhersagemodellen sein (z. B. meteorologischer Input Temperatur und Niederschlag). *Messwerte* können bereits vom Messgerät fehlerhaft aufgezeichnet werden, auch bei der Übertragung selbst können Fehler auftreten und die Werte verfälschen. *Ergebnisse von Vorhersagemodellen* sind mit der jeweiligen Modellunsicherheit behaftet und daher a priori nicht zu 100 % richtig. Speziell Niederschlagswerte sind für N/A-Modelle von großer Bedeutung: Aufgrund der Nichtlinearität des N/A-Prozesses können im ungünstigen Fall kleine Fehler in der Niederschlagsprognose zu großen Fehlern in der Abflussprognose führen. In großen Einzugsgebieten kommt es dabei eher zum Ausgleich fehlerhafter Niederschlagsprognosen als bei kleinen Einzugsgebieten, wo die Verteilung des Niederschlages wichtig für die gute Vorhersage eines Hochwassers ist.

→ Die Fehler in den Inputdaten können im laufenden Prognoseprozess nicht korrigiert werden (eine grobe Datenprüfung kann nur Ausreißer oder eindeutig falsche Werte identifizieren), daher ist in diesem Fall bessere Vorarbeit bei der Modellerstellung selbst nicht möglich. Es ist daher generell Wert auf redundante Übertragung der wichtigsten Messwerte, Datenprüfung, Korrektur und Ersatzwertbildung zu legen, da viele Modelle mit grob falschen bzw. fehlenden Daten numerische Probleme haben oder unrealistische, störende Vorhersagen berechnen. Das Ansetzen einer Nachführungsroutine kann zu verbesserten Prognosen trotz fehlender Daten führen.

4. *Vorhersagefehler aufgrund der Datenqualität der Inputdaten.* Die Beobachtung herkömmlicher meteorologischer Größen findet an einzelnen Messpunkten statt, hydrologische Vorhersagesysteme benötigen die Inputdaten jedoch – je nach Modelltyp – als Gebietsmittelwerte oder als Rasterwerte, die durch geeignete Verfahren ermittelt werden. Diese

Umrechnung birgt eine Fehlerquelle: Speziell bei kleinräumigen Ereignissen kann es vorkommen, dass durch die Punktmessung zu niedrige oder zu hohe Gebietswerte berechnet werden und in Folge der prognostizierte Abfluss fehlerhaft ist.

Aktuelle Entwicklungen gehen dahin, dass zusätzlich zu Punktmessungen auch Radarmessungen in die Ermittlung der Gebiets- bzw. Rasterniederschläge einfließen, wobei diese Methode nicht uneingeschränkt einsetzbar ist: Radardaten sind mit einer Reihe von Unsicherheiten behaftet, wie z. B. jene aufgrund von Abschattungseffekten durch Topografie oder vorgelagerte Niederschläge oder jene durch unterschiedliche Reflektivität von festem und flüssigem Niederschlag. (*Haiden* (2006) [25]).

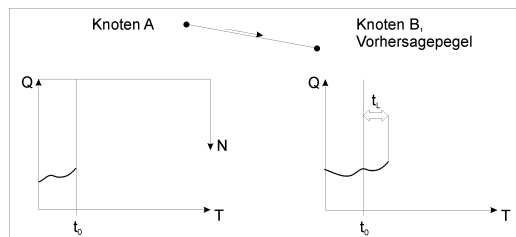
Vorhersagewerte von Niederschlag und Temperatur entstammen meteorologischen Modellen, die auf Rasterbasis rechnen. Die Rastergröße ist von Modell zu Modell unterschiedlich, die Anforderungen an die räumliche Genauigkeit sind in der Abflussvorhersage höher als in der Meteorologie allein. Verschiebungen des Zentrums eines konvektiven Ereignisses um 10 km gelten in der Meteorologie als „Punkttreffer“, können in der hydrologischen Modellierung jedoch dazu führen, dass eine Hochwasserwelle in einem benachbarten Einzugsgebiet vorhergesagt wird. Auch hier können Nachführungsroutinen die Ergebnisse verbessern, sie können jedoch den Effekt von stark überhöhten bzw. viel zu geringen Niederschlagswerten (Messungen oder Prognosen) nicht ausgleichen.

→ Es ist darauf zu achten, dass entsprechend der Größe und Charakteristik des Einzugsgebietes (Grad der Heterogenität) ausreichend meteorologische Messstellen mit fernübertragenen Werten vorhanden sind bzw. durch Zusammenarbeit mit den Meteorologen Weiterentwicklungen der Modelle mit Blick auf die Verwendung in hydrologischen Modellen stattfinden können.

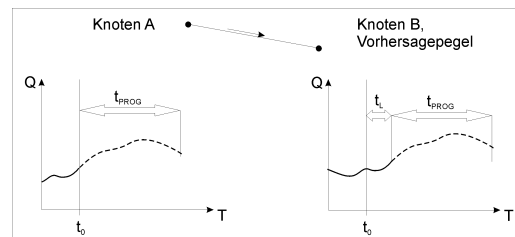
5. *Vorhersagefehler aufgrund der unterschiedlichen Ereignisstruktur im Vergleich zu den bei der Eichung verwendeten Daten.* (*Xiong und O'Connor* (2002) [54]) Beim Auftreten von Ereignissen, die in ihrer Größe bzw. Jährlichkeit im Eichdatensatz nicht vertreten waren, kann es dazu kommen, dass Prozesse in den Vordergrund treten, die vom Modell nicht abgebildet werden.

→ Nach einem Ereignis, das sich in seiner Struktur von allen Eichereignissen unterscheidet, ist eine erneute Eichung des Modells anzustreben, sobald solche Ereignisse beobachtet werden konnten. Voraussetzung dafür ist allerdings, dass das Modell selbst den dominanten Prozess hinter dem Ereignis auch abbilden kann. Entstehen die Vorhersagefehler aufgrund der Struktur des verwendeten Modells, ist auch eine Überarbeitung desselben anzustreben, um den das Hochwasser treibenden Prozess abbilden zu können. Auch hier kann – sowohl bei erforderlicher Nacheichung als auch bei notwendiger Anpassung der Modellstruktur – eine geeignete Nachführungsroutine zumindest zur Verbesserung der Vorhersageergebnisse führen.

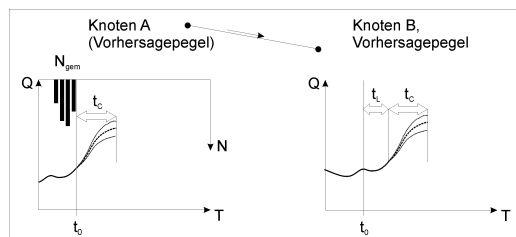
1.3 Mögliche Prognosefristen in Abhängigkeit von Input und System



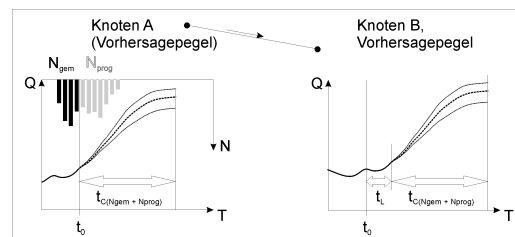
(a) Mögliche Vorhersagefrist bei Input gemessener Abfluss: Wellenlaufzeit. $t_{prog,B} = t_L$



(b) Mögliche Vorhersagefrist bei Input gemessener und prognostizierter Abfluss: Wellenlaufzeit + Prognosefrist des Input. $t_{prog,B} = t_L + t_{prog,A}$



(c) Mögliche Vorhersagefrist bei Input gemessener Abfluss und gemessener Niederschlag: Wellenlaufzeit + Konzentrationszeit. $t_{prog,A} = t_C$, $t_{prog,B} = t_L + t_C$



(d) Mögliche Vorhersagefrist bei Input gemessener Abfluss, gemessener und prognostizierter Niederschlag: Wellenlaufzeit + Konzentrationszeit des beobachteten und prognostizierten Niederschlags. $t_{prog,B} = t_L + t_C$ ($t_C = t_C(N_{gem} + N_{prog})$)

Abbildung 1.2: Mögliche physikalische Vorhersagefristen unter Berücksichtigung von Durchflusswerten und Niederschlagswerten als Input.

1.3 Mögliche Prognosefristen in Abhängigkeit von Input und System

Prognosefristen eines Vorhersagesystems sind von drei Faktoren abhängig:

1. Ein bestimmender Faktor ist die Größe des Einzugsgebietes und die damit verbundene hydrologische Antwort auf Niederschlag, die Konzentrationszeit, die je nach Gebietsgröße und -form Einfluss auf die Vorhersagefrist hat.
2. Der zweite bestimmende Faktor ist die Lage des Vorhersagepegels im Einzugsgebiet: An Pegeln entlang eines Flusses entsteht durch das Weiterreichen der hydrologischen Information vom/von den Oberliegerpegel/n Vorhersagefrist allein durch die Wellenlaufzeit. Bei Vorhersagesystemen für große Flussgebiete kann die Wellenlaufzeit mehrere Stunden bis Tage betragen.
3. Der dritte bestimmende Faktor ist die Art der Eingangsdaten – Messwerte, die die Vergangenheit beschreiben oder Vorhersagewerte, die in die Zukunft weisen und damit die Vorhersagefrist verlängern können.

Kleine Einzugsgebiete mit Konzentrationszeiten von wenigen Stunden können im Falle der ausschließlichen Verwendung von Beobachtungen für die Vorhersage nur jenen Zeitraum in die Zukunft abdecken, der der Konzentrationszeit entspricht (\rightarrow Abb. 1.2(c), Knoten A). Vorhersagen über die Konzentrationszeit des gemessenen Niederschlags hinaus beschreiben nur mehr den auslaufenden Ast einer Welle.

Handelt es sich um ein großes Einzugsgebiet, in dem auch der Wellenablauf im Gerinne von Bedeutung ist, ergibt sich die mögliche Vorhersagefrist für einen Knoten B zumindest aus der Wellenlaufzeit vom Oberliegerknoten A (\rightarrow Abb. 1.2(a)). Sofern an diesem Oberliegerpegel A auch schon Prognosen vorliegen, kann diese Information weitergeroutet werden und kann so die Vorhersagefrist am Knoten B verlängern (\rightarrow Abb. 1.2(b)). Die Kombination aus Wellenablauf und Konzentrationszeit bei gemessenem Input liefert eine längere Vorhersagefrist am Knoten B, wie in Abbildung 1.2(c) bei Knoten B dargestellt ist.

In beiden Fällen kann die Vorhersagefrist verlängert werden, indem nicht nur Beobachtungen zur Berechnung herangezogen werden, sondern auch Vorhersagen der Inputdaten (üblicherweise Niederschlag und Temperatur) miteinbezogen werden (\rightarrow Abb. 1.2(d)).

Die Verlässlichkeit der berechneten Abfluss- bzw. Wasserstandsvorhersagen nimmt dann, entsprechend der Genauigkeit der Wettervorhersagen, mit zunehmender Vorhersagezeit ab. Niederschlag findet dieses Verhalten auch im Vorhersagemodell LARSIM in Baden-Württemberg (*Ludwig et al. (2006) [32]*). Bei der Anwendung wird davon ausgegangen, dass die Vorhersagen für kleinere Einzugsgebiete (unter 500 km^2) dabei manchmal mit zusätzlichen Unsicherheiten behaftet sind, da kleinräumige Niederschlagsstrukturen von den Wettervorhersagemodellen nur näherungsweise erfasst werden. Daher werden die veröffentlichten Abflüsse und Wasserstände in einen sicheren Zeitbereich (*Vorhersage*) und in einen unsicheren Zeitbereich (*Abschätzung*) unterteilt. Die Länge der als verlässlich eingestuften Vorhersage richtet sich dabei – wie bereits weiter oben genannt – nach dem Abflusszustand und nach der Einzugsgebietsgröße des Pegels.

In den Abbildungen 1.2(c) und 1.2(d) ist die Vorhersage nicht als Erwartungswert, sondern als ein Bereich eingezeichnet, in dem der Durchfluss vorausgesagt wird. Dieser Bereich, die „Vorhersagetrompete“, weitet sich mit zunehmender Vorhersagefrist auf. Besonders ab dem Bereich, wo vorhergesagte meteorologische Werte als Input einfließen, kann eine Zunahme des Fehlers beobachtet werden. Die Vorhersagetrompete ergibt sich aus der Verknüpfung mehrerer Faktoren:

- Die Vorhersagen bauen auf dem Systemzustand des Prognosezeitpunkts auf. Je nach Modelltyp wird der Systemzustand entweder (a) gleich jenem des Berechnungszeitpunkts gelassen oder auch (b) bei jedem Berechnungszeitschritt mitgeführt. Daraus resultieren (a) größere (durch zu starke Veränderungen des Zustandes gegenüber dem Prognosezeitpunkt) oder (b) kleinere (durch anders als modellierte Veränderungen) Differenzen als zunehmende Fehler mit Prognosefrist bemerkbar.
- Weiters werden für Vorhersagen in die Zukunft, über die Konzentrationszeit eines Gebietes hinweg, meteorologische Prognosen als Input benötigt. Nachdem diese selbst fehlerbehaftet sind, wobei die Fehler mit zunehmender Vorhersagefrist zunehmen, überträgt sich dieser Fehler auf ein hydrologisches Modell.

2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen

Die Beurteilung der Güte von on-line Vorhersagen zur Hochwasserwarnung nach den üblichen Methoden und Kriterien der Hydrologie beschreibt die tatsächliche Güte bzw. Brauchbarkeit von Modellergebnissen nicht ausreichend. Eine üblicherweise durchgeführte Bewertung erfolgt über längere, kontinuierliche Zeiträume und beschreibt somit nicht die Güte, die während der für den Anwender interessanten Phase (z. B. während eines Hochwasseranstiegs) erreicht werden kann. In diesem Abschnitt wird diese Thematik genauer beleuchtet und ein erweiterter Ansatz zur Gütebewertung aufgezeigt, mit dem eine detailliertere Methode zur Beurteilung von Simulationsergebnissen im Allgemeinen und Hochwasservorhersagen im Speziellen möglich ist.

2.1 Einleitung

In den letzten Jahren werden vermehrt bei öffentlichen Stellen und privaten Organisationen operationelle Durchflussvorhersagesysteme eingerichtet, um die kurzfristige Entwicklung des Durchflusses in Gewässern besser einschätzen zu können. Grund der Vorhersagerstellung ist sehr oft die Hochwasserwarnung sowohl mit dem Ziel des Zivilschutzes als auch mit Augenmerk auf die Energieerzeugung durch Lauf- und Speicherkraftwerke. Die Erfahrung hat gezeigt, dass z. B. (a) einige Monate nach Fertigstellung eines Vorhersagesystems, (wenn mehr Daten als bei der Ersteinrichtung zur Verfügung stehen bzw. der Anwender bereits Erfahrung mit dem Modell gesammelt hat und Schwachstellen während einzelner Situationen erkannt hat) oder (b) nach Aktualisierung von Pegelschlüsseln oder (c) Verdichtung des operationell zur Verfügung stehenden Messnetzes oftmals der Bedarf besteht, Vorhersagemodelle nachzueichen, weil es in einzelnen Situationen oder für bestimmte Durchflussbereiche zu fehlerhaften Prognosen kommt. Um Veränderungen durch eine Systemerweiterung oder eine erfolgte Rekalibrierung in den Modellergebnissen dokumentieren zu können, ist es notwendig, die Genauigkeit bzw. Güte der Vorhersagen vorher und nachher zu beurteilen.

In diesem Kapitel wird auf die Thematik der Gütebeurteilung von operationellen Durchflussprognosen eingegangen. Bei hydrologischen (off-line) Simulationen ist es üblich, Simulation und Beobachtung über Maßzahlen in ein Verhältnis zu setzen. Dabei kann über die Wahl der Maßzahlen mehr oder weniger Gewicht auf Über- und Unterschätzungen oder auf stärkere Bewertung von Fehlern bei großen bzw. kleinen Durchflüssen gelegt werden. All diese Maßzahlen sind in der weit verbreiteten Anwendung über den gesamten Zeitraum einer Simulation für

operationelle Vorhersagen nicht optimal, weil hier z. B. mehr Augenmerk auf die Modellierung eines einzelnen Ereignisses oder einzelne saisonale Phasen gelegt werden sollte.

Nach einem Abriss über verwendete *Gütemaße* in der Literatur folgt ein Verfahren zur automatisierten Erkennung von Hochwasseranstiegen in Ganglinien, das theoretisch und in Beispielen vorgestellt wird. Danach werden der darauf beruhende *detaillierte Bewertungsansatz* beschrieben, Ergebnisse gezeigt und im Detail besprochen.

2.2 Klassische Bewertung von Durchflussvorhersagen

Durchfluss- bzw. Hochwasservorhersagen liefern als Ergebnis eines Modells zu erwartende Durchflusswerte für jeden Zeitschritt der Vorhersagefrist. Diese Vorhersagen sind fehlerbehaftet, somit sollten jeder Vorhersage zwei weitere Angaben beigefügt werden:

- Eine generelle Angabe der mit dem gewählten *Modell* und der durchgeführten *Kalibrierung* erreichbaren bzw. zu erwartenden Vorhersagegenauigkeit, die durch eine Maßzahl ausgedrückt wird. Die Genauigkeit der Vorhersagen hängt von mehreren Faktoren ab (vereinfachte Modellstruktur; nicht optimal gewählte Modellparameter; fehlerhafte Inputdaten; generelle Qualität der Inputdaten; Modellstruktur, die spezielle Ereignistypen nicht darstellen kann, da sie im Eichdatensatz nicht vorhanden waren). Diese über alle Fehlerquellen hinweg ermittelte Genauigkeit der Vorhersageergebnisse, ausgedrückt durch eine (oder mehrere) Maßzahl(en) wird in Folge subsumierend *Vorhersagegüte* genannt.
- Parallel dazu ist die Ergebnisunsicherheit bzw. der Vertrauensbereich (Übertragen der Vorhersagegüte auf die zu erwartende Vorhersagegenauigkeit) der berechneten Vorhersage anzugeben.

Zur Angabe der *Vorhersagegüte* bzw. damit einhergehend des zu erwartenden *Vertrauensbereiches* stehen unterschiedliche Ansätze zur Verfügung. Sie müssen sich zu den Bewertungskriterien für reine Simulationen mit Wasserhaushaltsmodellen insofern unterscheiden, als es bei der Durchflussvorhersage nicht auf eine Jahresbilanz oder einen Volumsfehler über einen langen Zeitraum ankommt, sondern darauf, ob auftretende Hochwässer zeitgerecht und quantitativ möglichst genau vorhergesagt werden.

Um quantitative Vergleiche zwischen den Ergebnissen unterschiedlicher Modelle oder Konfigurationen durchführen zu können, ist es notwendig, die Vorhersagegüte in Zahlen zu fassen. Nichtsdestotrotz zeigen die eigene Erfahrung und auch diejenige anderer Autoren, dass die wesentlichste Methode, Modellgüte einzuschätzen, der visuelle Vergleich zwischen simulierter und beobachteter Zeitreihe ist (*Dawson et al.* (2007) [14]). Analog dazu merken *Boyle et al.* (2000) [13] in ihrem Vergleich von manuellen und automatischen Kalibrierungsmethoden an, dass die Abschätzung des Modellierers, welche Parameterkombination die beste ist, zumeist durch visuelle Abschätzung und nicht durch Maßzahlen erfolgt.

2.2.1 Statistische Maßzahlen zur Beschreibung der Vorhersagegüte

Die *Vorhersagegüte* als Abweichung zwischen beobachtetem und simuliertem Wert kann für die Angabe der zu erwartenden Genauigkeit von operationellen Vorhersagen (im Mittel oder über vorab gewählte Zeiträume wie z. B. nach Saisonen oder nach Durchflussbereichen unterteilt) aus historischen Simulationen bzw. Vorhersagen ermittelt und als statistischer Wert auf die on-line Vorhersage übertragen werden. Instrument dazu sind unterschiedliche Maßzahlen. In folgender Aufzählung sind häufig gebrauchte Maßzahlen aufgelistet (Q^* ... Simulation, $\overline{Q^*}$... Mittelwert der Simulationen, Q ... Beobachtung, \overline{Q} ... Mittelwert der Beobachtungen).

bias – Absoluter systematischer Fehler. Im Gegensatz zum zufälligen Fehler hebt sich der systematische Fehler bei wiederholter Simulation nicht auf, er zeigt die Tendenz einer zu hohen/niedrigen Simulation.

$$bias = \overline{Q^*} - \overline{Q} \quad (2.1)$$

R^2 – Bestimmtheitsmaß. Das Bestimmtheitsmaß ist ein Maß der Statistik für den erklärten (prozentuellen) Anteil der Variabilität einer abhängigen Variablen (\cong Beobachtung) durch ein statistisches Modell (\cong Modellierung) und liegt daher immer im Bereich von 0 (schlechtes Ergebnis) bis 1 (bestes Ergebnis).

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (Q_i^* - \overline{Q^*}) \cdot (Q_i - \overline{Q}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \overline{Q})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (Q_i^* - \overline{Q^*})^2} \quad (2.2)$$

rmse root mean squared error – Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers. *rmse* beschreibt den gesamten Fehler (zufällig und systematisch) und ist immer positiv ohne obere Grenze, bei perfekter Simulation ist *rmse* = 0. Höhere Fehler gehen durch das Quadrieren stärker in die Beurteilung ein als niedrigere Werte, so wird der Bewertung im Hochwasserfall, wo üblicherweise größere absolute Fehler auftreten, mehr Gewicht gegeben.

$$rmse = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^* - Q_i)^2} \quad (2.3)$$

nme normalised mean error – normierter mittlerer Fehler. Der normierte mittlere Fehler gibt ähnlich wie der *bias* Auskunft über den systematischen Fehler. Durch die Normierung wird ein besser vergleichbarer Wert ermittelt. *nme* kann positiv oder negativ sein, für ein perfektes Modell ist *nme* = 0.

$$nme = \frac{me}{\overline{Q}} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Q_i^* - Q_i}{\sum_{i=1}^n Q_i} \quad (2.4)$$

nsdve normalised standard deviation error – normierte Standardabweichung des Fehlers. Die Standardabweichung ist ein Maß für die Streuung der Werte einer Zufallsvariablen um ihren

Mittelwert. Normiert mit dem Mittelwert der Beobachtungen wird daraus eine besser vergleichbare Größe. $nsdve$ ist immer positiv, für ein perfektes Modell ist $nsdve = 0$.

$$nsdve = \frac{sdve}{\bar{Q}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(Q_i^* - Q_i) - me]^2}}{\bar{Q}} \quad (2.5)$$

$nsme$ Nash-Sutcliffe model efficiency – Nash-Sutcliffe Kriterium. $nsme$ ist ein kombiniertes Maß für zufälligen und systematischen Fehler. Der Wert bewegt sich zwischen $-\infty$ bis 1. $nsme = 1$ bedeutet eine perfekte Modellierung. $nsme = 0$ bedeutet, dass das Modell so gut ist wie der Mittelwert der Beobachtungen. $nsme < 0$ tritt auf, wenn der Mittelwert der Beobachtungen ein besseres „Modell“ darstellt als das eigentliche Simulationsmodell, d. h. wenn die Fehler des Modells (im Zähler in 2.6) größer werden als die Varianz in den Beobachtungen (im Nenner in 2.6).

$$nsme = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^* - Q_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (2.6)$$

Das Nash-Sutcliffe-Kriterium ist einerseits sehr weit verbreitet, andererseits auch stark umstritten, weil es ohne Beurteilung seiner Aussagekraft angewendet wird. Deutlich darauf hingewiesen wird von *Schaeffli und Gupta* (2007) [39]: Solange eine Ganglinie keinen ausgeprägten Jahresgang hat, hat das Nash-Sutcliffe-Kriterium gute Aussagekraft, da im Nenner der Mittelwert der Beobachtungen als Referenz verwendet wird. Sobald eine Ganglinie einen ausgeprägten Jahresgang aufweist, ist der Mittelwert der Beobachtungen ein schlechter Referenzwert und der Wert des Kriteriums nicht mehr von hoher Aussagekraft. Die Autoren empfehlen daher in Anlehnung an das Nash-Sutcliffe-Kriterium ein Benchmark-Kriterium bme , wobei der mittlere Durchfluss durch ein Benchmark-Modell Q_b ersetzt wird. Dieses Benchmark-Modell soll sehr einfacher Natur sein, so z. B. der mittlere Durchfluss des entsprechenden Kalendertages oder ein einfaches Modell, das den Niederschlag mit dem mittleren Jahresabflussbeiwert abmindert und in Folge die Ganglinie optimiert zeitversetzt, so dass es die Beobachtungen am besten annähert.

$$bme = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^* - Q_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - Q_b)^2} \quad (2.7)$$

2.2.2 Anwendung der statistischen Maßzahlen auf Vorhersagen

In der Literatur übliche Maßzahlen zur Beurteilung der Güte von Simulationen bzw. Prognosen beziehen sich entweder auf die *Gesamtdauer der Simulation* bzw. Prognose oder auf *einzelne Ereignisse*.

2.2.2.1 Beurteilung über die gesamte Dauer einer Prognose/Simulation

- *bias* (systematischer Fehler) in: *Reed et al.* (2007) [37], *Gourley and Vieux* (2006) [23]
- *rmse* in: *Gourley and Vieux* (2006) [23], *Wang et al.* (2006) [51]
- *nrmse* in: *Reed et al.* (2007) [37]
- *R* (Korrelationskoeffizient, Wurzel des Bestimmtheitsmaßes R^2) in: *Reed et al.* (2007) [37]
- *nsme* in: *Reed et al.* (2007) [37], *ASCE Task Committee* (1993) [5], *Wang et al.* (2006) [51] – auch mit saisonaler Unterscheidung
- Volumsfehler in: *ASCE Task Committee* (1993) [5]
- *me* (mean error, mittlerer Fehler) in: *Gourley and Vieux* (2006) [23]
- *mse* (mean squared error) in: *Wang et al.* (2006) [51]
- „Coefficient of gain from daily means“ in: *ASCE Task Committee* (1993) [5]

2.2.2.2 Beurteilung der Simulations- bzw. Prognosegüte einzelner Ereignisse

In *Reed et al.* (2007) [37] werden

der Korrelationskoeffizient R (d. h. die Wurzel des Bestimmtheitsmaßes R^2),
der prozentuelle Fehler des Scheitelabflusswertes und
die (mit dem Mittelwert der beobachteten Scheitelwerte normierte) Standardabweichung des Scheitelabflusswertes

als Bewertungskriterien herangezogen. Das *ASCE Task Committee* (1993) [5] empfiehlt folgende Kriterien:

Prozentueller Fehler des Scheitelabflusswertes,
Fehlerquadrate jedes einzelnen Ereignisses,
Fehlerquadrate über alle Ereignisse summiert und
Summe der Fehler über alle Ereignisse summiert.

2.2.2.3 Detaillierte Analysen einzelner Phasen von Ereignissen

Detailliertere Analysen einzelner Phasen von Ereignissen werden z. B. in *Komma et al.* (2007) [29] vorgenommen: Es werden Aussagen über die Güte des gesamten Ereignisses und jene des ansteigenden Astes getätigt. Maßzahl dafür ist der mittlere absolute normierte Fehler *mne*.

Boyle et al. (2000) [13] greifen ebenfalls die Idee auf, die Ganglinie in einzelne Abschnitte zu teilen und getrennte Gütemaße zum Zweck der optimierten Kalibrierung eines Modells zu ermitteln. Sie wählen drei verschiedene Zustände der Ganglinie (*driven*, d. h. durch Niederschlag bestimmt, *nondriven quick*, d. h. die Auslauflinie des schnellen Speichers und *nondriven slow*,

d. h. die Auslauflinie des Basisabflusses) und ermitteln für die Simulation je Abschnitt ein Fehlermaß – gewählt wird hier das Nash-Sutcliffe-Kriterium *rmse*.

2.2.3 Quantifizierung von Unsicherheiten

Neben der Angabe von Gütemaßen, die von bestehenden Vorhersagen abgeleitet werden, kann auch der Ansatz verfolgt werden, Unsicherheiten in Form eines Erwartungsbereiches oder einer Eintrittswahrscheinlichkeit anzugeben. *Montanari* (2007) [35] nennt vier grundsätzlich unterschiedliche Ansätze, mit deren Hilfe die Unsicherheit von Modellergebnissen abgeschätzt werden kann. Die *analytische Methode*, d. h. die direkte Ableitung der Unsicherheiten aus der Beobachtungsunsicherheit und der Modellunsicherheit, scheitert oft an mathematischen und numerischen Schwierigkeiten, sowie daran, dass die statistischen Eigenschaften von Inputdaten und Modell nicht ausreichend bekannt sind. Die *statistische Analyse der Fehler* selbst als zweite Methode und die *Abschätzung der Systemunsicherheit* als Vergleich von Modelloutput und Beobachtung werden oft mittels Monte-Carlo-Simulationen und/oder der GLUE-Technik (→ Kap. 2.2.3.1) ermittelt. Als vierte Möglichkeit nennt *Montanari* neuere Methoden wie z. B. die Fuzzy-Technik. Ein Beispiel dafür – die Anwendung im Zuge des *European Flood Alert System* EFAS – wird von *Bartholmes et. al* (2009) [8] vorgestellt. Hier wird eine 2x2-Matrix erstellt, die den Zusammenhang der Anzahl der Treffer (ja/nein) zwischen beobachteten und vorhergesagten Ereignissen beschreibt. Die vier Werte a (ja/ja), b (ja/nein), c (nein/ja) und d (nein/nein) können dann zur Berechnung einzelner Kriterien herangezogen werden.

2.2.3.1 Monte-Carlo-Simulation, GLUE-Technik

Als Standard für die off-line Ermittlung von *Simulationsunsicherheiten* ist die Monte-Carlo-Simulation (MCS) anzusehen. Mittels bekannter oder angenommener Verteilungsfunktion für die Modellparameter (→ Modellunsicherheit) und/oder -eingangsgrößen (→ Beobachtungsunsicherheit) werden zufällige Parameter- bzw. Datensätze zusammengestellt und mit diesen Simulationsläufe durchgeführt. Aus der Vielzahl der Läufe erhält man eine empirische Verteilungsfunktion der Simulationsergebnisse und gepaart mit einem maximal zugelassenen Fehlermaß (bzw. Gütemaß) eine Einschränkung auf den optimalen Parametersatz für zukünftige Berechnungen, bei dem das Gütemaß ein Minimum/Maximum (je nach Kriterium) erreicht. Die Monte-Carlo-Simulation stellt eine robuste Methode zur Abschätzung der Modellunsicherheiten dar und „ist für hochgradig nichtlineare Systeme die wahrscheinlich einzige Methode, mit der die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Modellergebnisse geschätzt werden kann“ (*Melching* (1995) [33]).

Im Unterschied zur reinen Monte-Carlo-Simulation wird bei der GLUE-Technik (**G**eneral **L**ikelihood **U**ncertainty **E**stimation) nicht von der Idee *eines optimalen Parametersatzes* ausgegangen, sondern zugrunde gelegt, dass mehrere gleichberechtigte Parametersätze zu ähnlich guten Ergebnissen führen. Der Unterschied zur Monte-Carlo-Simulation besteht darin, dass vorab erstens ein Gütemaß zur Bestimmung eines *Likelihood-Wertes* gewählt und zweitens eine Verteilung der zu variierenden Parameter mit plausiblen Bereichen definiert wird. Als

Likelihood-Funktion dienen z. B. das Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsmc$ in Gattke (2007) [20] bzw. zusätzlich die Standardabweichung $rmse$ in Khu und Werner (2003) [28].

Nach Beven und Binley (1992) [9] soll die gewählte Likelihood-Funktion das Kriterium erfüllen, den Wert 0 für auszuschneidende Parametersätze zu liefern und mit steigender Übereinstimmung von Simulation und Beobachtung ebenfalls anzusteigen. Simulationsergebnisse bzw. die dazugehörigen Parametersätze werden in Folge je nach Likelihood ausgeschieden oder beibehalten. Durch die Normierung der verbleibenden Likelihoodwerte kann nun (a) ein kombiniertes Ergebnis der einzelnen Modellkonfigurationen, gewichtet mit den normierten Likelihoodwerten und (b) die dazugehörige Bandbreite von Simulationsergebnissen, d. h. ein dazugehöriges Unsicherheitsmaß bzw. eine Schwankungsbreite berechnet werden. Um die Treffsicherheit des Vertrauensbereiches zu erhöhen, haben Xiong und O'Connor (2008) [55] ein Verfahren entwickelt, das in einem Zwischenschritt die Simulations- bzw. Prognoseergebnisse um ihren Bias bereinigt, bevor die Likelihood-Werte der einzelnen Parametersätze ermittelt werden.

Die aus Monte-Carlo-Simulationen oder mittels GLUE-Technik erhaltenen Simulations- bzw. Vorhersagegenauigkeiten können auf Ergebnisse der on-line-Vorhersage übertragen werden und somit einen zu erwartenden Vertrauensbereich darstellen (Melching (1995) [33]).

2.2.3.2 Ensemblevorhersagen

Neben den oben genannten Verfahren gibt es eine weitere Möglichkeit, Aussagen über die Unsicherheit von Vorhersagen zu machen: die Ensemblevorhersagen. Hierbei werden Ensembles gebildet (mit unterschiedlichen *Anfangsbedingungen* und/oder unterschiedlichen *Eingangsdaten* oder auch unterschiedlichen *Parametersätzen* eines Modells bzw. Ensembles aus mehreren verschiedenen Modellen) und parallel mehrere Modellergebnisse bzw. Vorhersagen ermittelt. Anhand der Ergebnisverteilung wird eine Aussage über die Wahrscheinlichkeit der Vorhersage erhalten. Im Unterschied zur zuvor genannten Monte-Carlo-Simulation, wo die Wahrscheinlichkeiten im Vorfeld durch Simulationen berechnet werden, finden diese Ensemblevorhersagen in Echtzeit im operationellen Betrieb statt und sind daher von Zeitschritt zu Zeitschritt aktuell ermittelt.

Konkrete Anwendung findet dieser Ansatz zum Beispiel im Hochwasser-Vorhersagesystem für den Kamp (Österreich) (Blöschl et al. (2007) [12]). Es handelt sich dabei um Vorhersagen mit einem kontinuierlichen Wasserhaushaltsmodell auf Rasterbasis, das meteorologische Niederschlagsprognosen als Input verwendet. Die Rastergröße des hydrologischen Modells beträgt 1 km^2 . Um die Unsicherheit des meteorologischen Inputs miteinzubeziehen, werden hier neben den bereits aus dem meteorologischen Modell verfügbaren Ensembles zusätzliche Variationen (d. h. Niederschlag-Ensembles) gebildet, indem die meteorologischen Prognosen räumlich in alle vier Himmelsrichtungen verschoben werden. Somit wird das frühere bzw. spätere Eintreffen von Niederschlagsfeldern abgedeckt.

Es kann also die Abschätzung des Vertrauensbereiches einer Vorhersage (d. h. des Bereiches rund um den vom Modell berechneten, zu erwartenden Durchfluss, in dem die späteren Beobachtungen mit einer bestimmten, gewählten Wahrscheinlichkeit liegen werden) *während des operationellen Betriebes* vorgenommen werden, indem nicht eine einzige Vorhersage (d. h. der

Erwartungswert) berechnet, sondern durch Variation des Inputs ein Ensemble von Vorhersagen, eine größere Anzahl unterschiedlicher Realisierungen ermittelt wird. Die Streuung der Ergebnisse und der daraus resultierende Bereich innerhalb einer zu wählenden Perzentile ergibt den Vertrauensbereich des Erwartungswertes der Vorhersage.

2.3 Ein differenzierter Ansatz zur Gütebewertung operationeller Durchflussvorhersagen

Generell ist festzuhalten, dass gerade bei der Beurteilung der Modellgüte für die on-line-Vorhersage darauf geachtet werden sollte, *zu welchem Zweck* die Vorhersage gemacht wird. Je nach Aufgabenstellung sind andere Parameter wichtig für die Beurteilung, ob eine Vorhersage „gut“ oder „genau“ ist. Hat ein Vorhersagesystem z. B. die Aufgabe, Niederwasser zu prognostizieren, damit für die Schifffahrt entschieden werden kann, wie schwer Kähne beladen werden können und wie groß in Folge der Tiefgang ist, so ist die Genauigkeit der quantitativen Abschätzung einer Hochwasserspitze irrelevant. Das Modell muss daher nur jene Prozesse gut abbilden, die das Niederwasser beschreiben. Im Gegenzug dazu soll ein für die Hochwasservorhersage eingesetztes Modell den Verlauf von Hochwässern möglichst gut beschreiben.

Im operationellen Einsatz verwendete Vorhersagemodelle werden oftmals nach jedem einzelnen Ereignis auf ihre Trefferquote hin untersucht. Es wird ein Hochwasserbericht über die Güte und sich daraus ergebend über die Brauchbarkeit der Vorhersagen erstellt. Im Zuge dieses Kapitels sollen Empfehlungen für mögliche aussagekräftige Bewertungskriterien genannt werden, die die Güte der Vorhersagen im Hochwasserbereich abseits der im Allgemeinen verwendeten Gütemaße beschreiben.

Bei der Anwendung allgemeiner Gütekriterien ohne Differenzierung von hydrologischen Situationen oder Durchflussbereichen kann eventuell der Eindruck entstehen, dass das Modell – über den gesamten Durchflussbereich bewertet – schlechte Vorhersagen liefert, obwohl es im Hochwasserbereich als sehr gut beurteilt werden kann. Je nach den im Modell berücksichtigten Prozessen können Vorhersagen während unterschiedlicher hydrologischer Situationen unterschiedlich gut ausfallen. Ein Modell, das nur den Wellenablauf simuliert, wird im Ereignisfall ein Hochwasser nicht gut darstellen können, wenn Niederschlag die treibende Kraft der Welle ist – es wird also den Abfluss unterschätzen. Ein UH-Ereignismodell wiederum kann den Wellenablauf im Gerinne, die Translation von Punkt zu Punkt nicht darstellen. Es ist daher unbedingt notwendig, bei der Beurteilung von on-line-Vorhersagen auf die zugrunde liegende *Zielsetzung des Modells* und damit einhergehend auf die Unterscheidung der Zeiträume, die einer Analyse unterzogen werden, einzugehen.

Diese Aussage kann anhand eines Beispiels verdeutlicht werden. In Abbildung 2.1 und der dazugehörigen Tabelle 2.1 sind eine beobachtete Ganglinie und die dazugehörige Simulation mit einem kontinuierlichen Wasserhaushaltsmodell sowie einzelne Gütemaße der Simulation dargestellt. Die Simulation wurde zum Zweck der Aneicherung eines Modells für die Hochwasservorhersage durchgeführt, die *Zielsetzung des Modells* ist es also, Hochwasserbereiche möglichst

2.3 Ein differenzierter Ansatz zur Gütebewertung operationeller Durchflussvorhersagen

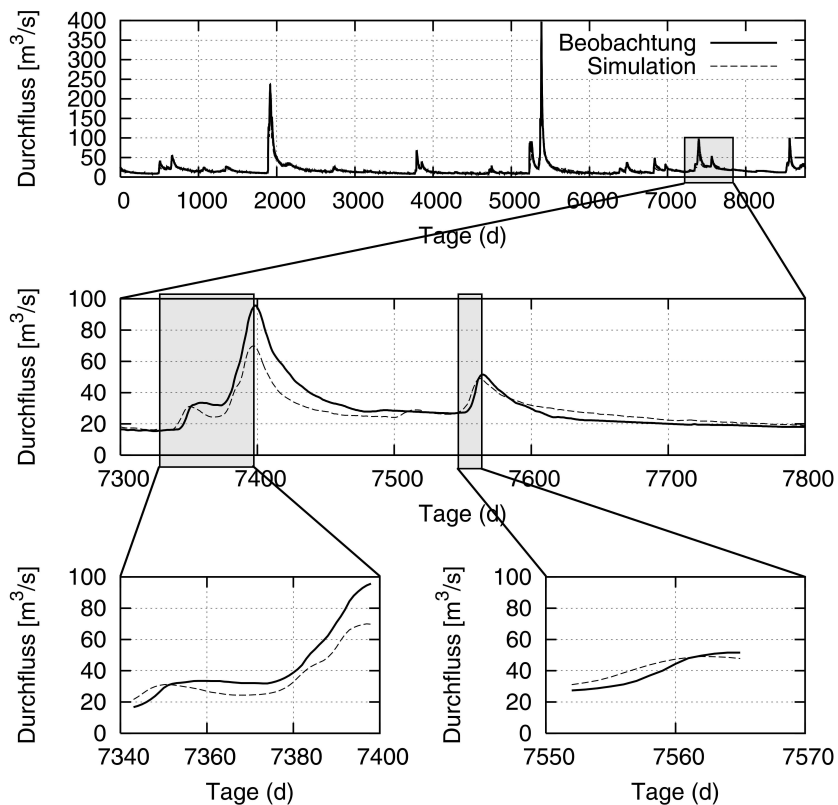


Abbildung 2.1: Differenzierung einzelner Ganglinienbereiche für die Gütebeurteilung.

gut (d. h. zeitlich und quantitativ möglichst genau) zu simulieren. Die oberste Ganglinie in Abbildung 2.1 deckt den Zeitraum eines Jahres ab, darunterliegend ist ein Zeitraum von 501 Stunden, während dem zwei kleinere Hochwasserwellen zu beobachten waren, herausgenommen. Im untersten Bereich sind die beiden ansteigenden Äste innerhalb des Hochwasserzeitraumes selektiert dargestellt, in Summe handelt es sich hier um 69 einzelne Werte.

Über *das ganze Jahr* gesehen lässt sich die Simulation rein visuell von der Beobachtung kaum unterscheiden. Die Beurteilung der Simulation mit den in Abschnitt 2.2.1 genannten üblichen Gütemaßen ist in Tabelle 2.1 zusammengefasst. Mit einem R^2 von 0.947 und einem Nash-Sutcliffe-Wert $nsme$ von 0.940 weist die Simulation mit dem Modell hohe Güte auf.

Die Betrachtung des *Hochwasserzeitraumes* von 501 Stunden zeigt, dass der gesamte Verlauf der ersten Welle durch das Modell unterschätzt wird. Demzufolge sind auch die Gütekriterien generell etwas schlechter, bis auf den Wert $nsdve$, der sich verbessert, je höher der mittlere Durchfluss, mit dem normiert wird, liegt.

Die Betrachtung der beiden *Anstiegsbereiche* allein liefert noch niedrigere Gütemaße als jene, die für den Hochwasserzeitraum erreicht wurden. Allein die visuelle Beurteilung des Modellergebnisses lässt bereits den Schluss zu, dass beobachteter und simulierter Durchfluss voneinander

	ein Jahr (8760 Werte)	Zeitraum (501 Werte)	Anstiege im Zeitraum (69 Werte)
\overline{Q}_{obs}	19.511	29.824	42.293
\overline{Q}_{sim}	18.692	28.136	37.084
$bias$	-0.819	-1.688	-5.209
R^2	0.947	0.887	0.884
$rmse$	5.291	7.151	9.749
nme	-0.042	-0.057	-0.123
$nsdve$	0.268	0.233	0.195
$nsme$	0.940	0.784	0.755

Tabelle 2.1: Gütebeurteilung der Ganglinienbereiche aus Abbildung 2.1.

der abweichen und dass das Modell in den beiden gezeigten Detailbereichen zur Unterschätzung tendiert ($bias$, nme). Die normierte Standardabweichung ist kleiner als in den beiden anderen Bereichen – das rührt daher, dass mit einem höheren mittleren Durchfluss normiert wird. Der $rmse$ wird ebenfalls größer, R^2 und $nsme$ verschlechtern sich.

Anhand dieses Beispiels ist ersichtlich, dass es bei Modellen, die für spezielle Aufgaben – hier die Hochwassermodellierung – eingesetzt werden, notwendig ist, bei der Beurteilung der Güte auf einzelne Zeiträume einzugehen und die alleinige Bewertung des gesamten Zeitraumes nicht genug aussagekräftig ist. Man sieht, dass die Beurteilung eines größeren Zeitraumes (hier im Beispiel ein Jahr) positive und negative Abweichungen ausgleicht und eine höhere Güte ausgewiesen werden kann, als wenn einzelne Hochwasserbereiche oder gar nur Hochwasseranstiege bewertet werden.

2.3.1 Zusätzliche Parameter zur Beurteilung von Hochwasservorhersagen

Als wichtig für die Aussagekraft von operationellen Hochwasservorhersagen haben sich bei der Entwicklung von Hochwasservorhersagemodellen (*HYSIM* [6, 7, 3, 2], *Prognose Kamp* [29], *HVS Donau* [15]) herausgestellt:

- Zeitpunkt des Beginns des Anstiegs, Abweichung absolut in Stunden und relativ in Bezug auf die Dauer des Anstiegs.
- Zeitpunkt der Hochwasserspitze, Abweichung absolut in Stunden und relativ in Bezug auf die Dauer des Anstiegs.
- Messwert zu Anstiegsbeginn, Abweichung absolut in m^3/s und relativ in Bezug auf den beobachteten Wert.
- Messwert Hochwasserspitze, Abweichung absolut in m^3/s und relativ in Bezug auf den beobachteten Wert.

Für die (Vor-) Warnung ist der ansteigende Ast einer Hochwasserwelle als wichtigster Teil anzusehen, da entsprechend der jeweiligen Warnschemata zu gewissen Zeitpunkten Meldungen

ausgegeben werden, um rechtzeitig Schutzmaßnahmen treffen zu können. Der *Zeitpunkt*, zu dem der Anstieg beginnt und die *Neigung des Anstiegs* sind ausschlaggebend für das rechtzeitige Absetzen einer Warnung. Die *absolute Hochwasserspitze* und der *Zeitpunkt* ihres Eintretens sind wichtige Parameter, um eventuelle Schutzmaßnahmen planen zu können. Die gute Beschreibung des *abfallenden Astes* der Welle ist notwendig, um den Zeitpunkt für eine Entwarnung gefährdeter Punkte bzw. Strecken abschätzen zu können.

2.3.2 Datenbasis und verwendetes Modell für Durchflussvorhersagen

In der vorliegenden Arbeit soll keine Bewertung für ein spezielles Vorhersagesystem durchgeführt werden. Allerdings ist es notwendig, zur Demonstration der differenzierten Bewertung Vorhersagen als Datenbasis zur Verfügung zu haben. Aus diesem Grund wurde ein Vorhersagesystem verwendet, das bereits ab den 1980er-Jahren in Österreich an mehreren Flüssen im operationellen Einsatz ist und für das breite Erfahrungen gemacht wurden.

Es handelt sich dabei um das Modell *HYSIM*, ein modular aufgebautes, hydrologisches Prognosesystem zur Vorhersage von Durchflüssen an Fließgewässern. Die Beschreibung der Prozesse erfolgt mithilfe eines dynamischen linearen Bayes'schen Modells mit rekursiver Schätzung der Prozessparameter mittels Kalman-Filter, wobei jedes einzelne Modul einen anderen Prozess im Flussgebiet beschreibt. Die wichtigsten Prozesse sind Wellenablauf im Gerinne (via Nash-Kaskade), N/A-Modellierung an Kopfstationen von Zubringern, Kombiniertes Wellenablauf mit lateralem N/A-Zufluss an Strecken zwischen zwei Knoten und Überlagerung beim Zusammenfluss zweier Gewässer. Weiters stehen noch ein einfaches Schneemodul und ein spezielles Kraftwerksmodul zur Beschreibung von Abstauvorgängen zur Verfügung. Die Anwendung des Modells ist u.a. in *Andrade-Leal et al. (2002)* [3], *Drabek et al. (2001)* [16] und *Drabek et al. (2002)* [17] beschrieben.

In der hier verwendeten Konfiguration sind ausschließlich Durchflussdaten als Input in Verwendung. Die Prognosen werden mithilfe des Wellenablaufmoduls und des Überlagerungsmoduls für Zusammenflüsse berechnet. Für die seitlichen Zubringer werden die gemessenen Ganglinien als Input verwendet, der Prognosemodus ist die *Analyseprognose* (siehe dazu Abschnitt 1.1.1).

Für sämtliche Analysen wurden Durchflussbeobachtungen an der Donau und ihren Zubringern des Jahres 2002 verwendet. Die Daten stehen in stündlicher Auflösung zur Verfügung.

2.3.3 Automatisiertes Erkennen von Hochwässern in einer Ganglinie

Die Auswertung einzelner Ereignisse von Hand ist eine übliche Praxis, bei einer geringen Anzahl von Auswertungen kann zusätzlich auch die visuelle Beurteilung von Vorhersagen durchgeführt werden. Sobald die Anzahl der auszuwertenden Hochwässer größer wird, steigt der Bedarf nach automatisierten Verfahren zur Selektion der Zeitreihe, d. h. zur automatisierten Erkennung von Zeiträumen mit Hochwasser.

In *Boyle et al.* (2000) [13] wird die Unterteilung einer Ganglinie zum Zweck der automatisierten Aneichung in drei unterschiedliche Durchflussbereiche (driven, nondriven quick und nondriven slow) anhand der Parameter Niederschlag (\rightarrow driven) und der Konzentrationszeit des Einzugsgebietes (\rightarrow nondriven quick und nondriven slow) durchgeführt. Das im Artikel gezeigte Resultat der Trennung in einzelne Durchflussbereiche ist im Gegensatz zur hier vorgestellten Routine weniger detailliert.

Um die Erkennung von Hochwasserbereichen zu automatisieren, wurde in dieser Arbeit in Anlehnung an die FORTRAN-Routine `hydrosit.for` von *Blöschl und Merz* (1999) [11] die FORTRAN99-Routine `ereignis.exe` entwickelt. Dabei wird stündlich gemessenen Durchflussdaten ein Flag zugewiesen, wobei 0 *kein Hochwasser* und 1 *Hochwasser* bedeutet.

Methodik: beobachtete Ganglinien und Niederschlagswerte

Die Klassifizierung erfolgt über die gemessenen Werte Durchfluss und – sofern verfügbar und im Modell auch eingesetzt – Niederschlag im Einzugsgebiet, wobei die Aufgabe darin besteht, für das Gebiet bzw. den Pegel passende Kriterien zur Erkennung von Hochwässern zu definieren. Bei den Kriterien handelt es sich um die Überprüfung von Werten zu einem Zeitpunkt oder über einige Zeitschritte hinweg. Die Kriterien

- Wert zum Zeitpunkt
- Summe über t_x Zeitschritte: Minimum/Maximum
- Delta über t_y Zeitschritte: Minimum/Maximum

sind in einer Parameterdatei festzulegen. Nicht jedes der Kriterien ist für alle Messwerte geeignet: So sind z. B. für den Messwert *Durchfluss* der Wert zum Zeitpunkt und ein Delta über y Zeitschritte (d. h. eine Durchflussdifferenz) logische Kriterien, während der *Niederschlag* über die Summe über x Zeitschritte (d. h. eine Niederschlagssumme) beschrieben werden kann. Ein Beispiel einer Parameterdatei ist im Anhang (Tab. 2.2) zu finden.

Das Zutreffen der Kriterien wird über eine Zielfunktion, die für jeden Zeitschritt bestimmt wird, definiert. Diese Zielfunktion wurde vom oben zitierten Programm `hydrosit.for` übernommen und für die Routine `ereignis.exe` angepasst. Dabei sind $K_i^>$ und $K_i^<$ die unteren und oberen Schwellwerte der einzelnen Kriterien K_i , X_i die Messwerte und Z_i ist die Zielfunktion für die Kenngröße i . Diese Zielfunktion Z_i ist 0, wenn das Kriterium erfüllt ist und steigt mit zunehmender Abweichung vom Kriterium gegen 1 an (d. h. es handelt sich um eine Straffunktion). Die Zielfunktion aller Kriterien zu einem Zeitpunkt wird durch Summation gebildet (Gleichung 2.10).

$$Z_i = 0 \quad \text{für} \quad X_i \geq K_i^> \quad \text{bzw.} \quad X_i \leq K_i^< \quad (2.8)$$

$$Z_i = \frac{|X_i - G|}{|X_i| + |G| + 1} \quad \text{für} \quad X_i < K_i^> (G = K_i^>) \quad \text{bzw.} \quad X_i > K_i^< (G = K_i^<) \quad (2.9)$$

$$Z = \frac{1}{i} \sum_i Z_i \quad (2.10)$$

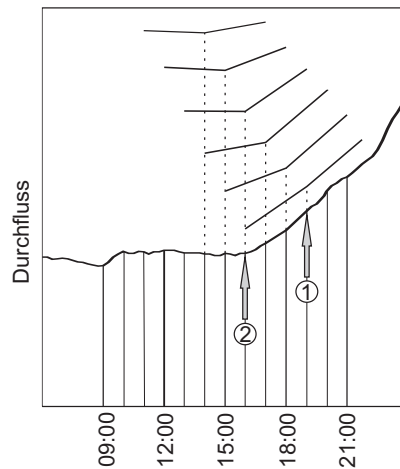


Abbildung 2.2: Korrektur des automatisch identifizierten Zeitpunkts des Anstiegsbeginns (1) anhand der maximalen Differenz der lokalen Neigungen an mehreren Zeitpunkten über 3 Stunden auf den Zeitpunkt (2).

Für jeden Zeitschritt (Stunde) wird anhand des Vergleiches der Zielfunktion mit einem in der Parameterdatei festgelegten Grenzwert abgeschätzt, ob es sich um einen Punkt des Anstiegs einer Hochwasserwelle handelt oder nicht. Dieses erste Ergebnis wird danach noch automatisch in einem zweiten Durchlauf verfeinert. Dazu werden folgende Abfragen durchgeführt:

- *Herausfiltern von Einzelwerten und zwei Einzelwerten hintereinander.* Es kommt vor, dass ein oder zwei Einzelwerte innerhalb der Zeitreihe als „Hochwasser“ klassifiziert werden. Diese Artefakte werden automatisch gelöscht.
- *Lücken füllen: 2 Werte auffüllen.* Es kommt vor, dass ein oder zwei Werte innerhalb eines als „Hochwasser“ deklarierten Zeitraumes nicht als Hochwasser erkannt wurden. Diese Werte werden automatisch aufgefüllt und ebenfalls als Hochwasser deklariert.
- *Korrektur der Hochwasserspitze.* Die Hochwasserspitze als letzter als Hochwasser deklariertes Wert einer Reihe wird durch einfachen Vergleich mit den benachbarten Durchflusswerten korrigiert (auf später, wenn das diagnostizierte Ende nicht den Höchstwert trifft bzw. auf früher, wenn das diagnostizierte Ende bereits im abfallenden Ast liegt).
- *Korrektur des Anstiegsbeginns.* Darstellung in Abbildung 2.2. Rund um den automatisch identifizierten Anstiegsbeginn (1) wird in einem gewählten Zeitfenster (6h) für jeden Punkt die Differenz der Neigung der Ganglinie über das halbe Zeitfenster (3h) verglichen. Der Zeitschritt, an dem die Differenz ihr Maximum erreicht, wird als *korrigierter Anstiegsbeginn* gewählt (2).
- *Überprüfung der Höhe des Scheitels.* Alle identifizierten Hochwässer, deren Scheitel kleiner als der in der Parameterdatei angegebene minimale Scheitelwert ist, werden in „nicht Hochwasser“ umdefiniert.

2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen

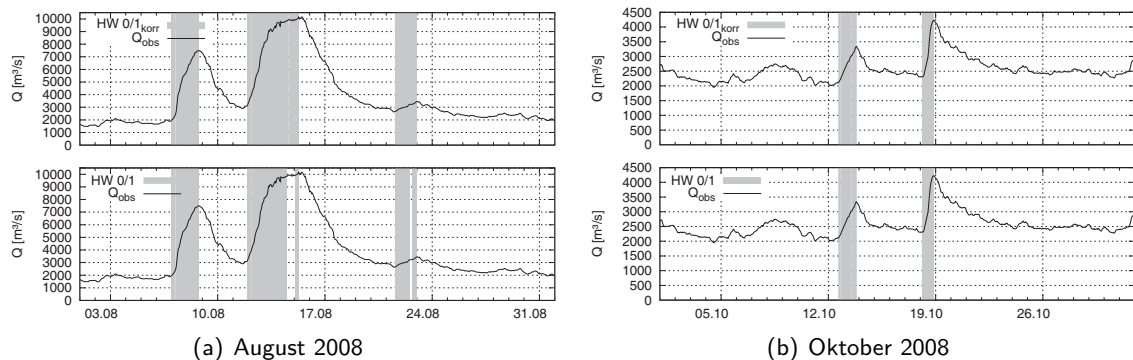


Abbildung 2.3: Identifizierte Hochwasserbereiche für das KW Greifenstein. Unten: automatisch erkannt, oben: manuell korrigiert (August) bzw. ohne Korrektur (Oktober).

Ergebnisse: beobachtete Ganglinien

Die Routine wurde anhand der gemessenen Durchflüsse eines Jahres am Pegel Bruckhäusl (Brixentaler Ache, Tirol) entwickelt. Dieser Pegel hat ein Einzugsgebiet von 322,3 km², einen mittleren jährlichen Durchfluss von 10,8 m³/s und ein HQ von 240 m³/s (1969). Die Routine wurde dann zur Erprobung auf Testdaten angewendet, die eine gänzlich andere Charakteristik zeigen:

Durchfluss am Kraftwerk Greifenstein (Donau)
Einzugsgebietsgröße 100101 km²
mittlerer jährlicher Durchfluss 1900 m³/s
 HQ_{100} 10750 m³/s

Die Parameterdatei mit den Kriterien zur Klassifizierung von Hochwasser, die von der Routine `ereignis.exe` eingelesen wird, ist im Anhang (2.2) in Tabelle 2.2 dargestellt und erklärt.

Die mithilfe der Routine erreichte Klassifizierung bedarf einer händischen Korrektur nur mehr dann, wenn spezielle Durchflusssituationen auftreten. Ein Beispiel dafür ist in Abbildung 2.3(a) dargestellt. Es handelt sich um das Hochwasser im August 2002, wo es im Scheitelpunkt der Welle entlang der Donau zu massiven Ausuferungen kam. Dadurch verflacht sich die Ganglinie und das Kriterium der Durchflussdifferenz über drei Stunden (wie hier im Beispiel) führt zu geringen Trefferquoten. Außerdem ist die Ganglinie im Scheitelpunkt unruhig und auch das Kriterium des Maximalwertes innerhalb eines Zeitfensters wird an mehreren Stellen erfüllt. Manuelle Korrektur ist hier notwendig.

Bei der dritten erkannten Hochwasserwelle (Abb. 2.3(a)) ist ebenfalls eine manuelle Korrektur notwendig, da innerhalb des Anstiegs aufgrund des über mehrere Stunden andauernden flachen Bereiches eine Lücke in der automatischen Erkennung auftritt.

Der Oktober 2008 ist ein Beispiel dafür, dass die Erkennung auch zu 100 % richtige Ergebnisse liefern kann (Abb. 2.3(b)).

2.3 Ein differenzierter Ansatz zur Gütebewertung operationeller Durchflussvorhersagen

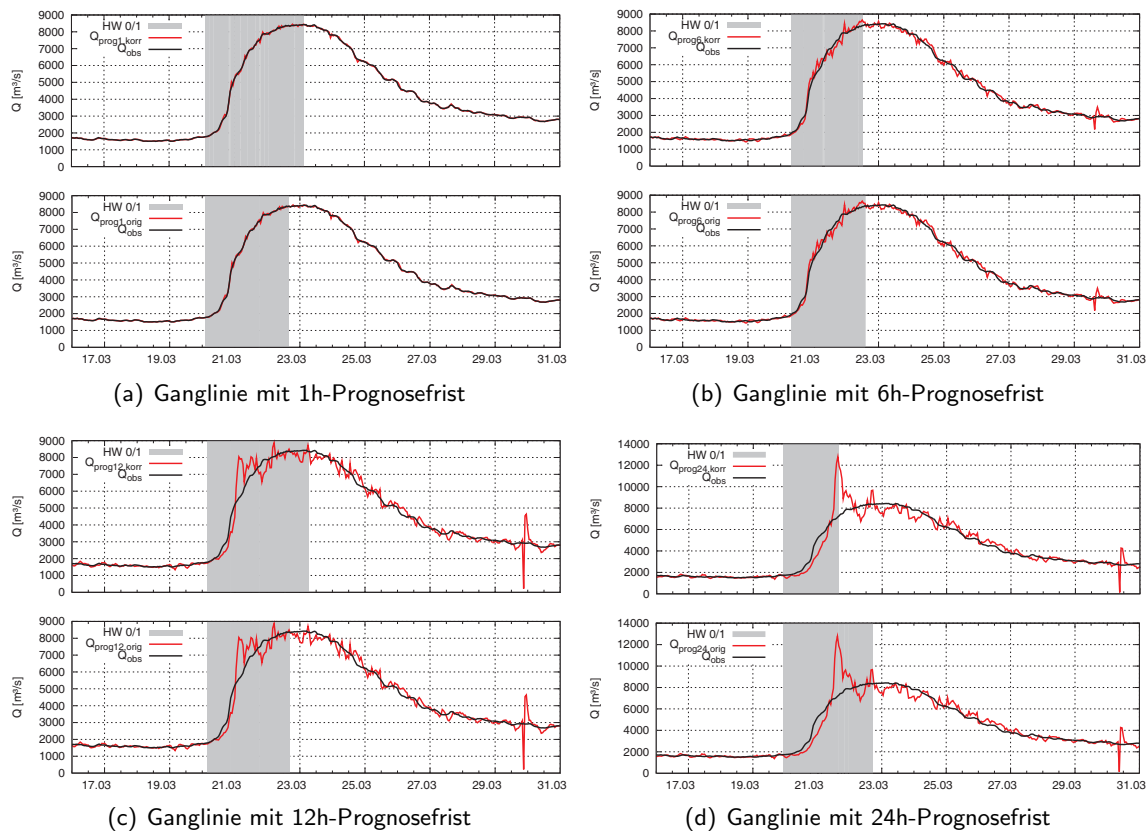


Abbildung 2.4: Ganglinien für ausgewählte Prognosefristen. Unten: automatisch erkannte Hochwasserbereiche, oben: manuell korrigierte Hochwasserbereiche.

Methodik und Ergebnisse: simulierte Ganglinien bzw. Prognoseergebnisse

In Hinblick auf die Auswertung der Güte von Vorhersageergebnissen, insbesondere der Genauigkeit von Anstiegsbeginn und Peak muss auch jede simulierte Ganglinie (entweder eine herkömmliche Simulation einer Zeitreihe oder die Ganglinie, die sich aus den einzelnen n -Stunden-Prognosen jedes Prognosezeitpunkts in die Zukunft ergibt) bezüglich dieser Zeitpunkte ausgewertet werden. Es wird so vorgegangen, dass Anfangs- und Peakzeitpunkt von der beobachteten Ganglinie übernommen werden und dann innerhalb eines vorab definierten Zeitfensters nach dem Maximalwert (für den Peak) bzw. dem Punkt mit der größten Gradientendifferenz (siehe dazu *Korrektur des Anstiegsbeginns*, Abb. 2.2) gesucht wird.

Dieses Verfahren ist für die Vorhersageganglinien mit kürzerer Prognosefrist gut geeignet, wird aber mit zunehmendem Prognosehorizont insofern problematisch, als diese n -Stunden-Prognoseganglinien einerseits der bekannten Zunahme des Prognosefehlers unterliegen und andererseits je nach verwendetem Vorhersagemodell sehr unruhig werden können und so ein lokales Maximum nicht die eigentlichen Punkte Anstiegsbeginn bzw. Peak treffen muss. Veranschaulicht wird diese Problematik durch die folgenden Abbildungen, die Ganglinien der Prognosefristen 1h, 6h, 12h und 24h zeigen (Abb. 2.4).

2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen

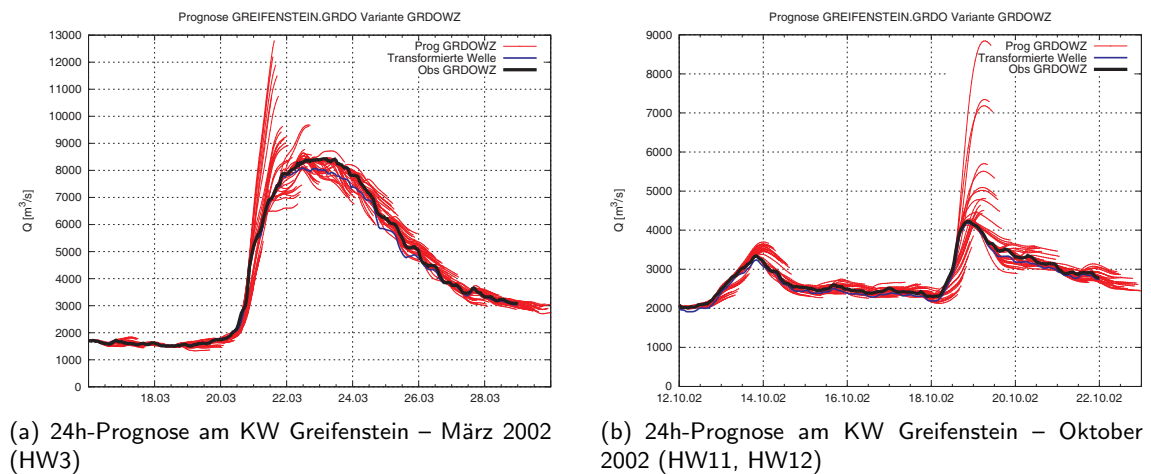


Abbildung 2.5: Beispiel: Prognoseergebnisse mit dem Modell *HYSIM* für drei Ereignisse, 24-Stunden-Prognosen,

Es ist zu sehen, dass sowohl die 1h-Prognose als auch die 6h-Prognose gut mit der Beobachtung übereinstimmen. Daher ist auch die automatische Erkennung der Hochwasserbereiche gut. Ab einer Prognosefrist von 12 Stunden ist zu erkennen, dass die Prognoseganglinie (als Verbindungslinie aller n -Stunden-Prognose aus unterschiedlichen und dadurch unter leicht veränderten Bedingungen ermittelten Prognoseläufen und damit als „inhomogene“ Ganglinie) sehr unruhig wird und bei der automatischen Erkennung lokale Maxima des Peaks gefunden werden. Ein eng gehaltenes Fenster als Suchbereich für den Maximalwert führt also zu einem stark durch Schwankungen beeinflussten Ergebnis (*Wagener et al. (2003) [50]*). Die Ausweitung dieses Suchbereiches (als Angabe in der Parameterdatei, siehe Anhang 2.5) ist wiederum vom jeweiligen Einzugsgebiet und somit von der Charakteristik der Hochwässer (generelle Dauer von Ereignissen: kurze Hochwässer oder breite Scheitelbereiche) abhängig: je kürzer die Ereignisse und die Reaktionszeit eines Gebietes, desto kleiner muss das Fenster sein, um brauchbare Ergebnisse der Suche nach Maximalwert und Anfang des steilen Anstiegs zu erhalten. Kontrolle und gegebenenfalls resultierende manuelle Korrektur der Ergebnisse sind daher immer nötig.

2.3.4 Erweitertes Bewertungskonzept: Ergebnisse

Wie in Abschnitt 2.3.2 erläutert, werden Prognoseergebnisse des Modells *HYSIM* als Beispielvorhersagen herangezogen, um Ergebnisse des erweiterten Bewertungskonzepts zu präsentieren. Es wurden Vorhersagen für eine Prognosefrist von 24 Stunden für das Kalenderjahr 2002 erstellt, wobei in diesem Jahr 17 Ereignisse mit Scheitelwerten über $3000 \text{ m}^3/\text{s}$ beobachtet werden konnten. Exemplarisch werden in Abbildung 2.5 die 24h-Prognosen für zwei Ereignisse des Jahres 2002 vorgestellt, die sich in Größe und Dauer deutlich voneinander unterscheiden.

Abbildung 2.5(a) zeigt ein Hochwasser mit einem Scheitelwert von über $8000 \text{ m}^3/\text{s}$ (HW3). Rein visuell beurteilt wird der Anstiegsbeginn von allen Prognosen gut getroffen, der Scheitel

hingegen wird von einigen der Prognoseläufe stark überschätzt. Zu erkennen ist, dass sich der maximale Scheitelwert durch die im Modell *HYSIM* systembedingte Anpassung von Modellvariablen von einem Zeitschritt zum nächsten reduziert.

Abbildung 2.5(b) zeigt zwei kleinere Hochwässer (HW11, HW12). Die erste Welle wird von den Prognosen relativ gut nachgebildet, wobei der Scheitel in den Vorhersagen leicht zeitverzögert auftritt. Der Scheitel der zweiten Welle wird sehr stark überschätzt. Diese Reaktion ist auf die fehlerhaften Inputdaten (Niederschlag) und die rekursive Anpassung von Modellparametern im Modell *HYSIM* zurückzuführen.

2.3.4.1 Klassische Bewertungskriterien im Vergleich verschiedener Zeiträume

Alle Daten und alle Hochwasseranstiegsbereiche

Im Jahr 2002 wurden 17 einzelne Hochwasserwellen mit Scheitelwerten $>3000 \text{ m}^3/\text{s}$ erkannt und bewertet. Mithilfe der automatisierten Erkennung von Hochwasserbereichen und der Ausweisung von Bewertungskriterien für den gesamten Prognosezeitraum („2002“), für alle Anstiegsbereiche und für einzelne Anstiegsbereiche („HW-Anstiege“) können nun vergleichende Betrachtungen der Vorhersagegüte durchgeführt werden.

Die in Folge besprochenen Abbildungen sind im Anhang ab Seite 33 zu finden. Abbildung 2.6(a) zeigt den *mittleren Fehler* me und die einfache *Standardabweichung* sde für jede Prognosefrist von 1–24 Stunden für (a) den gesamten Prognosezeitraum und (b) die ansteigenden Äste aller 17 Hochwasserereignisse des Jahres 2002. Der mittlere Fehler über den gesamten Prognosezeitraum ist sehr klein, hier ist also kein systematischer Fehler zu beobachten. Es ist zu sehen, dass der mittlere Fehler für die ansteigenden Äste mit zunehmender Prognosefrist etwas größer wird, wobei er eine generelle Unterschätzung der tatsächlich beobachteten Werte zeigt (me negativ). Dieses Ergebnis resultiert aus der Tatsache, dass der ansteigende Ast einer Hochwasserwelle mit dem Prognosesystem *HYSIM* oftmals etwas zeitverzögert vorhergesagt wird.

Der bedeutend größere Bereich der Standardabweichung der *absoluten Fehler* für die Hochwasseranstiege im Vergleich zum gesamten Zeitraum relativiert sich, wenn man das Mittel und die Standardabweichung der *normierten Fehler* aufträgt: hier ist der relative Fehler für den Hochwasseranstiegsbereich durch die höheren Durchflüsse bedeutend geringer als jener des gesamten Zeitraumes (Abb. 2.6(b)). Die maximale Standardabweichung für die Hochwasseranstiege liegt bei +20 % Überschätzung und durch den negativen mittleren Fehler bei etwa –30 % Unterschätzung im Gegensatz zu etwa $\pm 45 \%$ für das gesamte Jahr 2002.

Abbildung 2.6(c) vergleicht den Wert des gebräuchlichen Nash-Sutcliffe-Kriteriums $nsme$ und des Bestimmtheitsmaßes R^2 für jede Prognosefrist von 1–24 Stunden für alle Prognosezeitpunkte des Jahres 2002 mit jenen der ansteigenden Äste aller 17 Hochwasserereignisse. Beide Verläufe zeigen denselben Trend: Bis zu einer Prognosefrist von etwa 5–6 Stunden sind die Gütemaße annähernd gleich. Ab dieser Prognosefrist fällt die Güte der Vorhersagen (sowohl $nsme$ als auch R^2) für den gesamten Zeitraum schneller ab als jene für die Hochwasseranstiegsbereiche, das heißt, dass die Vorhersagen für Hochwasseranstiege im Bereich ab etwa

6 Stunden von höherer Genauigkeit sind als bei Betrachtung des gesamten Jahres. Am Ende der Prognosefrist erreichen beide Bewertungszeiträume wieder nahezu dasselbe Gütemaß.

Wählt man also den Wert des Gütemaßes für operationelle Vorhersagen, bis zu dem man im speziellen Fall Modellergebnisse als ausreichend genau ansieht, lässt sich anhand der Statistik ablesen, bis zu welcher Prognosefrist die Vorhersagen die gewünschte Genauigkeit aufweisen. Wählt man zum Beispiel ein Nash-Sutcliffe-Kriterium von $nsmc = 0,9$ als Grenzwert aus, kann man ablesen, dass die Vorhersagen dieses Kriterium im Mittel über alle Durchflussbereiche bis zu einer Prognosefrist von 7 Stunden erfüllen. Im Hochwasseranstiegsbereich hingegen sind die Vorhersagen im Mittel bis zu einer Vorhersagefrist von 9 Stunden im gewünschten Genauigkeitsbereich.

Analog verfährt man mit dem Bestimmtheitsmaß R^2 : Bei einem gewählten Grenzwert von $R^2 = 0,9$ für den sehr vertrauenswürdigen Vorhersagezeitraum fallen alle Vorhersagen des Jahres 2002 bis zu einer Prognosefrist von 7 Stunden in den gewählten Bereich, bei Betrachtung der Hochwasseranstiege verlängert sich dieser Bereich auf 9 Stunden. Das Ergebnis ist mit jenem des Nash-Sutcliffe-Kriteriums zu vergleichen, was durch die mathematische Ähnlichkeit der Kriterien $nsmc$ und R^2 zu erwarten ist.

Ausgewählte Hochwasseranstiegsbereiche einzelner Ereignisse

Im Vergleich mit den klassischen Gütemaßen für den gesamten Zeitraum und für alle Hochwasseranstiege eines Jahres werden in diesem Abschnitt nun die Ergebnisse einzelner Hochwasserereignisse aufgetragen, um die *Güte der Vorhersagen für ein einzelnes Ereignis im Vergleich zur mittleren Güte* zu quantifizieren. Hier werden beispielhaft die Hochwässer Nr. 3 (Abb. 2.5(a)) und Nr. 11 und 12 (Abb. 2.5(b)) herangezogen und (a) mit den Statistiken des ganzen Jahres 2002 und (b) allen Hochwasseranstiegen gemeinsam verglichen. Analog zu den zuvor besprochenen Abbildungen folgen hier der mittlere normierte Fehler mne und die Standardabweichung $snde$ (Abb. 2.7(a)), Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsmc$ (Abb. 2.7(b)) und Bestimmtheitsmaß R^2 (Abb. 2.7(c)).

Wie bereits zuvor gezeigt, haben auch in Abbildung 2.7(a) alle Zeitschritte des Jahres 2002 die größte Standardabweichung des mittleren Fehlers (graue Linien). Die Standardabweichung des mittleren Fehlers der Hochwasseranstiege (rote Linien) ist geringer, da die mittleren normierten Fehler aufgrund der größeren Durchflüsse im Hochwasseranstiegsbereich kleiner werden. Das Ereignis HW3 vom März 2002 (schwarze Linien) liegt nun mit der Güte seiner Vorhersagen knapp innerhalb des roten Bereiches, der Verlauf über die Prognosefrist ist aber ganz ähnlich dem aller mittleren Hochwässer. Das rührt daher, dass der mittlere beobachtete Abfluss für alle Hochwässer gemeinsam $\bar{Q}_i = 4340 \text{ m}^3/\text{s}$ beträgt, der mittlere beobachtete Abfluss für das Ereignis HW3 etwas größer, nämlich $\bar{Q}_{HW3} = 6033 \text{ m}^3/\text{s}$ ist. Durch die Normierung erhält man so eine etwas niedrigere Standardabweichung als bei allen Hochwässern gemeinsam und die Vorhersagegüte des HW3 liegt im Mittel aller Hochwässer.

HW11 (blaue Linien) ist die erste Welle im Oktober 2002 mit einem $\bar{Q}_{HW11} = 2745 \text{ m}^3/\text{s}$. Die auch optisch sichtbare Unterschätzung der Prognosen (Abb. 2.5(b)) schlägt sich in einem dem Mittelwert aller Hochwässer vergleichbaren mittleren Fehler mne nieder. Die Standardabweichung des mittleren Fehlers hingegen ist deutlich geringer als im Mittel über alle Hochwässer.

In Summe handelt es sich hier also um ein Ereignis mit besseren, da mit geringerer Standardabweichung modellierten Vorhersagen als im Mittel.

Ganz im Gegensatz dazu zeigt sich das Ereignis HW12 (grüne Linien), die zweite Welle im Oktober 2002. Hier liegt der mittlere beobachtete Durchfluss bei $\bar{Q}_{HW12} = 3248 \text{ m}^3/\text{s}$, also nur etwas höher als bei HW11. In der Prognoseganglinie ist zu sehen, dass der Scheitelpunkt über mehrere Zeitschritte um mehr als 100 % überschätzt wird. Dieser Fehler schlägt sich auch in der Statistik zu Buche und der mittlere normierte Fehler samt Standardabweichung zeigt einen Verlauf, der bis zu einer Prognosefrist von 11 Stunden die erwartete Aufweitung der Tulpe aufweist. Es folgt ein Knick im Verlauf und ein rapides Absinken des mittleren Fehlers bei gleichzeitiger Einengung der Standardabweichung als Resultat der markanten Überschätzung des Scheitels des Hochwassers.

Die Bewertung der Vorhersagegüte der Hochwässer nach mittlerem Fehler und Standardabweichung schlägt sich auch in den Grafiken des Nash-Sutcliffe-Kriteriums (Abb. 2.7(b)) und des Bestimmtheitsmaßes (Abb. 2.7(c)) nieder. HW3 und HW11 zeigen auch hier höhere, das bedeutet zugleich bessere als durchschnittliche Gütemaße. Behält man die Grenzwerte $nsmc$ bzw. $R^2 = 0,9$ als Maß zur Abschätzung eines sehr vertrauenswürdigen Vorhersagezeitraumes bei, so sind Vorhersagen unter Betrachtung von R^2 bis zu einer Frist von 13 Stunden (HW3) bzw. 17 Stunden (HW11) und von $nsmc$ bis zu einer Frist von 12 Stunden (HW3) bzw. 11 Stunden (HW11) innerhalb des gewählten Vertrauensbereiches.

Den Vorhersagen für HW12 ist nach diesem Kriterium nur bis zu einer Frist von 5 Stunden ($nsmc$) bzw. 6 Stunden (R^2) zu vertrauen. Auch in dieser Darstellung zeigt sich der Sprung im Verlauf der Gütekriterien ab einer Vorhersagefrist von 11 Stunden, ab der sich die Güte zwar scheinbar wieder verbessert, wo aber in Summe abzulesen ist, dass die Vorhersagen für dieses Ereignis von schlechter Qualität sind.

2.3.4.2 Erweiterte Bewertungskriterien im Vergleich verschiedener Zeiträume

HW3 und HW11 erreichen mithilfe der klassischen Bewertungskriterien ähnliche Gütemaße. Die Prognosebilder zeigen aber, dass der Anstieg des HW3 zwar etwas zeitverzögert und der Scheitel etwas zu hoch vorhergesagt wird, aber bei HW11, das ähnlich gute herkömmliche statistische Bewertungen hat, wird der Scheitel über einen kürzeren Zeitraum massiv überschätzt, die Prognosen \hat{Q}_P gehen bei einem beobachteten Scheitel von etwa $Q_P = 8500 \text{ m}^3/\text{s}$ fast auf $\hat{Q}_P = 13000 \text{ m}^3/\text{s}$. Auch der Zeitpunkt des Scheitels wird falsch vorhergesagt.

Die in diesem Abschnitt neu hinzugenommenen Bewertungskriterien *Anstiegsbeginn* und *Scheitelzeitpunkt* sowie die *Durchflüsse zu diesen festgelegten Punkten* und die *Dauer des Anstiegs* sollen eine tiefer gehende Abschätzung der Vorhersagegüte ermöglichen. Im Vergleich zu allen 17 Hochwässern des Jahres 2002 gemeinsam werden wieder die zuvor behandelten einzelnen Ereignisse HW3, HW11 und HW12 dargestellt.

Durch die zunehmende Diskontinuität in den n -Stunden-Vorhersageganglinien (wie in Abb. 2.4 gezeigt) kommt es zur Erkennung von Zeitpunkten des Anstiegsbeginns und Scheitels, die nur mehr bedingt zum Vergleich herangezogen werden können. Die teilweise starke Streuung der

Abweichung von der Beobachtung ist auch ein Indiz dafür, wie gut brauchbar die Vorhersagen mit größerer Vorhersagefrist für Entscheidungsträger sind.

Die in Folge beschriebenen Abbildungen sind im Anhang ab Seite 33 zu finden. Abbildung 2.8(a) zeigt die Fehler der ermittelten Dauer je Prognosefrist. Die Dauer wird in Folge hauptsächlich dazu benötigt, um Fehler des Anfangszeitpunkts und Scheitelzeitpunkts zu normieren. Für die gezeigten Ereignisse liegt der Mittelwert für jede Prognosefrist nahe 0. Die Abweichungen werden mit zunehmender Prognosefrist größer, wobei einzelne Ereignisse sehr stark aus der Reihe herausstechen. Die starke Unterschätzung der Dauer für HW3 lässt sich anhand der 24h-Prognoseganglinie in Abbildung 2.4 erklären: Der Scheitelwert liegt hier bedeutend höher und früher als jener der beobachteten Welle. So kommt es zu einer starken Abweichung in der Dauer.

Abbildung 2.8(b) zeigt die absoluten Fehler der Schätzung des Anstiegsbeginns in Stunden. Mit zunehmender Dauer wird der positive Fehler (= verzögerter prognostizierter Anstiegsbeginn) größer. Dieses Verhalten wurde bei Vorhersagen mit dem System *HYSIM* auch in der Vergangenheit im operationellen Einsatz generell beobachtet. Die Schwankungsbreite des Fehlers ist absolut gesehen von Anfang an groß. Hier hilft es, mit der Dauer der Ereignisse normierte Fehler zu betrachten (Abb. 2.8(c)). Eindeutig erkennbar ist die tendenzielle Zeitverzögerung des Anstiegsbeginns. Es wird deutlich, dass selbst gute herkömmliche Gütemaße für die ersten Stunden der Vorhersagefrist, wie sie im vorigen Abschnitt gezeigt wurden, nicht bedeuten, dass die vorhergesagte Ganglinie die Beobachtung in all ihren Details gut trifft. Ein verzögerter prognostizierter Anstiegsbeginn bedeutet zum Beispiel verzögerte Warnung für von Hochwasser bedrohte Personen und Einrichtungen.

Würde man hier ähnlich scharfe Grenzwerte wie bei den herkömmlichen Gütemaßen wählen, innerhalb derer die Fehler zu liegen haben, um die Vorhersage überhaupt verwenden zu können, käme man sehr schnell zur Entscheidung, dass das hier gezeigte Modell nicht ausreichend Aussagekraft hat. Mit einem relativen Fehler des Anfangszeitpunkts von 40 % liegen hier $n - 1$ Vorhersagen bis zu einer Frist von 11 Stunden innerhalb des Vertrauensbereiches. Verglichen mit Abbildung 2.7(a) lägen dort bei einem relativen Fehler von 40 % alle Vorhersagen für Hochwasseranstiege im Vertrauensbereich.

Analoge Abbildungen lassen sich auch für den Scheitelzeitpunkt darstellen (Abb. 2.9(a)–2.9(b)), wobei der relative Fehler generell geringer ist als beim Anstiegszeitpunkt. Auch hier zeigt sich der Trend zur zunehmenden Zeitverzögerung mit anwachsender Prognosefrist. Die absolute Schwankungsbreite ist hier allerdings geringer und mit Ausnahme des HW3 mit einer starken Abweichung des Scheitels ab einer Prognosefrist von 14 Stunden liegen die Fehler sehr nahe beieinander. Relativ gesehen liegen die Fehler bis zu einer Frist von etwa 9 Stunden innerhalb des 20 %-Bereiches. Die Information über die mittlere verzögerte Vorhersage des Hochwasserscheitels lässt sich für den Anwender insofern nutzen, als er die Modellergebnisse mit diesem Hintergrund interpretieren kann.

Neben den Zeitpunkten können auch noch die Durchflusswerte zu Anstiegsbeginn und zum Scheitelzeitpunkt ausgewertet werden. In den Abbildungen 2.10(a) und 2.10(b) erfolgt die Darstellung der mit dem tatsächlichen Beobachtungswert normierten Fehler. Man sieht, dass die

Durchflusswerte zu Anstiegsbeginn generell sehr genau vorausgesagt werden. Einzelne Ausreißer sind auf das Modellverhalten bei Datenausfall an Zubringern zurückzuführen, wo sich durch die Parameteranpassung punktuell starke Schwankungen ergeben. Es lässt sich sagen, dass die Vorhersagen bis zur maximalen Prognosefrist von 24 Stunden von guter Qualität sind.

Die Abbildung der relativen Fehler des Scheiteldurchflusses zeigt mehr Variation: Der größte Ausreißer ist HW12, bei dem der Scheitelwert bei einer Prognosefrist von 11 Stunden im Mittel um über 60 % überschätzt wird. Ursache dafür ist wiederum die große Überschätzung des Scheitels in einigen der Vorhersageläufe aufgrund der adaptiven Parameteranpassung des verwendeten Modells. Abgesehen davon wird der relative Fehler mit der Prognosefrist wie erwartet größer. Das Ausmaß des relativen Fehlers überschreitet nur in wenigen Fällen die 20 %-Marke. Es lässt sich mit dieser Darstellung also zeigen, wie groß die Bandbreite der Fehleinschätzung des Scheiteldurchflusses ist. Das ist Information, die zusätzlich zu den herkömmlichen Bewertungskriterien zur Einschätzung von Vorhersagen im Echtzeitfall herangezogen werden kann.

2.4 Zusammenfassung

In diesem Abschnitt wird der Unterschied zwischen hydrologischen Simulationen und operationellen Hochwasservorhersagen in Hinblick auf die Beurteilung der Güte derselben beleuchtet. Es ist notwendig, bei operationellen Vorhersagen andere bzw. differenzierte Auswertungen als bei kontinuierlichen hydrologischen Simulationen durchzuführen, da ein solches System nicht im Mittel über einen großen Zeitraum gute Ergebnisse liefern soll, so wie es z. B. Wasserhaushaltsmodelle anstreben, sondern im Anlassfall, wie z. B. Hochwasser, möglichst genaue Durchflüsse vorhersagen können muss. Ist der Zweck eines Modells, rechtzeitige Hochwasserwarnungen für den Zivilschutz zu ermöglichen, so muss der Zeitpunkt des Anstiegs und des maximalen Durchflusses sowie der Absolutwert des Scheiteldurchflusses möglichst genau getroffen werden. Als Werkzeug zur effizienten Beurteilung der Hochwasserbereiche selbst wird eine neu entwickelte Routine vorgestellt, mithilfe derer Hochwasseranstiegsbereiche automatisiert aus Ganglinien herausgefiltert werden können.

Die hier vorgestellten klassischen Bewertungskriterien geben gemeinsam mit den erweiterten Kriterien ein Bild der zu erwartenden Genauigkeit von operationellen Durchflussvorhersagen. In Hinblick auf die Aussagekraft statistischer Auswertungen ist die Hinzunahme jedes weiteren Hochwasserereignisses notwendig, um die zugrunde liegende Datenbasis zu vergrößern. Die Statistiken werden off-line erstellt und stehen dem Nutzer eines Vorhersagesystems in Tabellen- und Grafikform zur Verfügung.

Aus den Auswertungen der *klassischen Bewertungskriterien* mittlerer Fehler, Standardabweichung, Bestimmtheitsmaß und Nash-Sutcliffe-Kriterium, die für jede Prognosefrist ausgewertet werden, kann ein Schluss auf die Genauigkeit der Vorhersagen je Prognosefrist gezogen werden. Entgegen den bei reinen Simulationsrechnungen üblichen Auswertungen über längere Zeiträume wird in dieser Arbeit verglichen, wie sich die klassischen Bewertungskriterien je nach Auswertungszeitraum unterscheiden: die Genauigkeit der Vorhersagen für den ansteigenden Ast von Hochwasserwellen wird mit jener, die über einen größeren Zeitraum erreicht wird, verglichen. Dabei wird im untersuchten Fall deutlich, dass der absolute Fehler von Vorhersagen

für die Hochwasseranstiege größer als der Fehler über alle Durchflussbereiche, der prozentuelle Fehler hingegen geringer ist. Auch die Auswertung der von ihrer Aussagekraft ähnlichen Gütemaße Bestimmtheitsmaß R^2 und Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsme$ nach der Prognosefrist zeigt, dass die Vorhersagen für den Hochwasseranstieg über eine längere Prognosefrist hinweg ein gewähltes Genauigkeitsmaß erfüllen als jene über den gesamten Zeitraum.

Zum genaueren Verständnis insbesondere von nicht den Erwartungen entsprechenden Modellergebnissen für einzelne Hochwässer ist es hilfreich, die genannten Auswertungen eines Einzelereignisses jenen aller Hochwasseranstiege gegenüberzustellen. Eine bessere Ereignisdokumentation ist damit möglich, auch kann so fehlerhaften Vorhersagen leichter nachgegangen werden. Eine Analyse ermöglicht es dem Anwender, Vorhersageergebnisse leichter zu interpretieren, ebenso kann auf Seiten der Modellierung korrigierend eingegriffen werden, sollte die Ursache fehlerhafter Vorhersagen nicht bei den Inputdaten, sondern am Modell selbst liegen.

Ergänzend zu den klassischen Bewertungskriterien wird unter dem Titel *erweiterte Bewertungskriterien* untersucht, wie sich die modellierte Dauer eines Anstiegs von Anstiegsbeginn bis zum Scheitelwert von der Beobachtung unterscheidet, wie genau Anfangs- und Scheitelzeitpunkt sowie Anfangs- und Scheiteldurchfluss vom Vorhersagemodell je Prognosefrist getroffen werden. Es entstehen so zusätzliche Diagramme bzw. Tabellen, aus denen für den Anwender wichtige Informationen zur Interpretation von Hochwasservorhersagen und der zu erwartenden Vorhersagegüte entnommen werden können.

Die hier vorgestellte Vorgangsweise ermöglicht eine umfassende und detaillierte Beurteilung der Güte von Ergebnissen operationeller Durchflussvorhersagemodelle, indem sie erhöht Augenmerk auf die singuläre Betrachtung von Hochwasserbereichen legt. Der Vergleich der Güte über größere Zeiträume mit jener für Hochwasseranstiege, wobei auch Ergebnisse einzelner Hochwässer miteinbezogen werden, liefert ein deutliches Bild zur Interpretation von Vorhersagen im operationellen Betrieb.

Danksagung

Die Autorin bedankt sich herzlich bei der AHP (Verbund) für die Bereitstellung der Durchflussdaten.

2.5 Anhang

```

Hochwasserparameter
QPmin 3000.|
dm      9 | (ungerade)
ds     11 | (ungerade)
krit    .65|
-----
lagzahl : 2|      (lagzahl)
-----
hourlag : -5|     (hourlag(lagzahl))
-----
cond   : 1|Wert zum Zeitpkt : x:Summe über x h   : y:Delta über y h
(valuezahl) | bigger:smaller : : bigger:smaller : : bigger:smaller
Q       |   -99:-99      :-99:   -99:-99      : 3:   150:-99
-----
hourlag : 0|      (hourlag(lagzahl))
-----
cond   : 1|Wert zum Zeitpkt : x:Summe über x h   : y:Delta über y h
           | bigger:smaller : : bigger:smaller : : bigger:smaller
Q       |   3000:-99     :-99:   -99:-99      : 3:   100:-99
-----

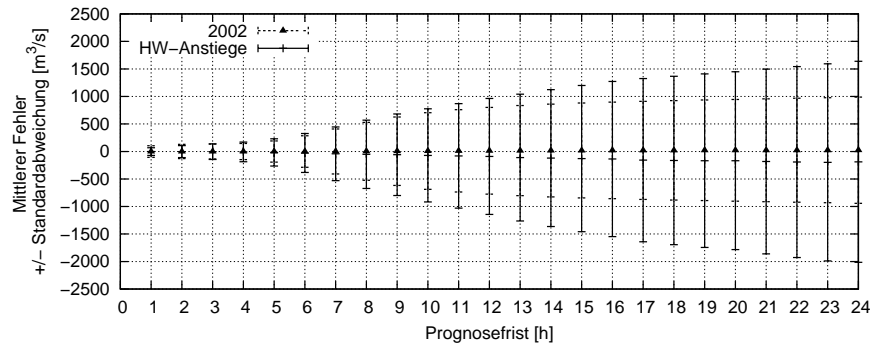
```

Tabelle 2.2: Parameterdatei zur Hochwasserklassifizierung am KW Greifenstein.

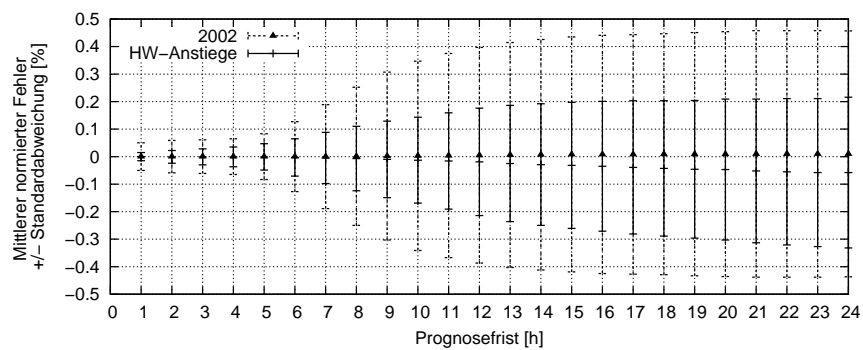
Die hier definierten Parameter besagen, dass nach folgenden Kriterien klassifiziert werden soll: QP_{min} ist der minimale Scheiteldurchfluss, der als Hochwasser definiert werden soll. Die Parameter dm und ds geben die Spanne in Stunden an, innerhalb derer die Anstiegskorrektur (wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben und in Abbildung 2.2 dargestellt) der beobachteten Ganglinie bzw. der simulierten Ganglinie durchgeführt wird. $krit$ ist der Schwellwert der Zielfunktion 2.10, ab der der Zeitschritt als Hochwasser klassifiziert wird. Die $lagzahl$ gibt die Anzahl der Zeitschritte von der Beobachtung aus gesehen an, die für die Klassifizierung von Differenz und/oder Summe betrachtet werden sollen. Für jeden dieser Zeitschritte wird die Bedingung $hourlag$ definiert, es handelt sich um den relativen Zeitabstand zum aktuell betrachteten Zeitschritt. -5 im ersten Fall bedeutet, dass der Wert 5 Stunden in der Vergangenheit betrachtet wird. Für diesen Zeitpunkt wird nur eine Bedingung $cond$ herangezogen, und zwar der Durchfluss Q . Diese erste Bedingung lautet: Wenn vom Zeitpunkt von vor fünf Stunden drei Stunden in die Zukunft geschaut wird und die Durchflussdifferenz mehr als $150 \text{ m}^3/\text{s}$ beträgt, dann ist die Zielfunktion $Z_1 = 0$ (analog Gl. 2.8), wenn nicht, wird nach Gleichung 2.9 bewertet. Analog ist die zweite Bedingung ($hourlag = 0$) zu lesen, wobei hier auch noch ein $WertzumZeitpkt$ miteinbezogen wird, der nicht unterschritten werden soll. Nicht definierte Kriterien sind mit dem Wert -99 zu belegen.

Nach dem Durchlauf der Klassifizierung wird zu jedem Zeitschritt eine Zielfunktion berechnet, der mit $krit$ verglichen wird. Je nachdem wird für die Bewertung als Hochwasser der Wert 0 oder 1 zugewiesen. Anschließend erfolgt die in Abschnitt 2.3.3 (S. 23) beschriebene, automatische Korrektur der erkannten Hochwasserbereiche.

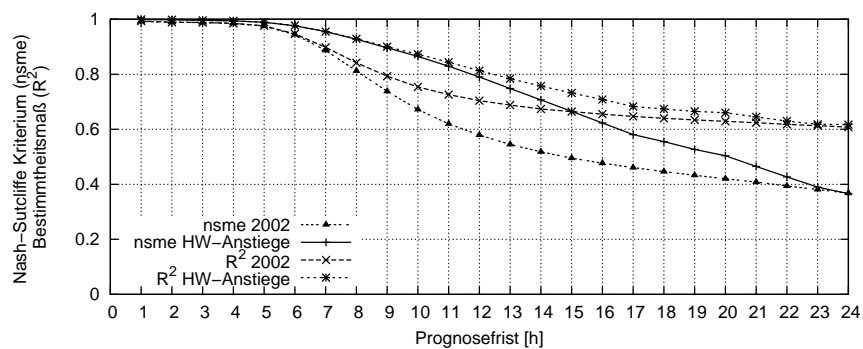
2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen



(a) Mittlerer Fehler und Standardabweichung für Prognosen im Vergleich: ganzer Prognosezeitraum – ansteigende Hochwasserwellen

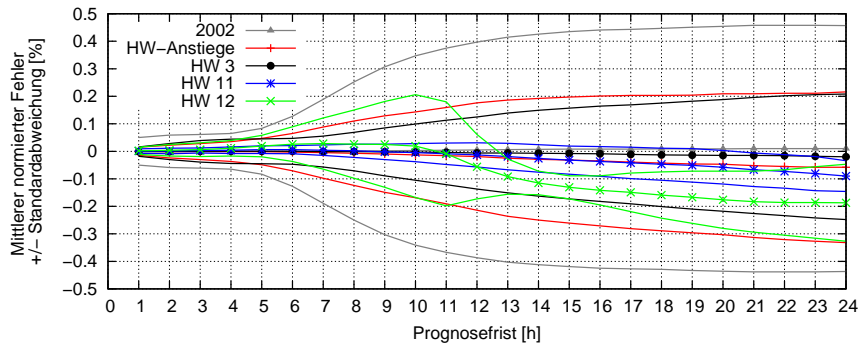


(b) Mittlerer normierter Fehler und Standardabweichung für Prognosen im Vergleich: ganzer Prognosezeitraum – ansteigende Hochwasserwellen

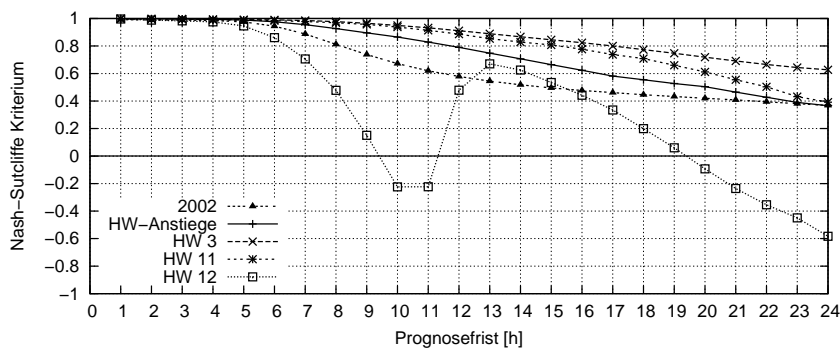


(c) Nash-Sutcliffe-Kriterium und Bestimmtheitsmaß r^2 für Prognosen über den ganzen Prognosezeitraum verglichen mit jenem für ansteigende Hochwasserwellen

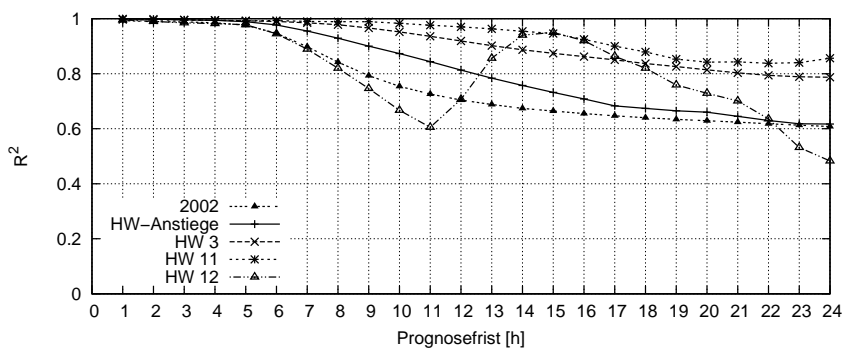
Abbildung 2.6: Bewertung der Vorhersagen für 1–24 Stunden Prognosefrist für das gesamte Jahr 2002, sowie für alle Hochwasseranstiege. Bewertungskriterien mittlerer Fehler me und Standardabweichung (absolut sde und normiert $snde$), sowie Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsme$ und Bestimmtheitsmaß R^2 .



(a) Mittlerer normierter Fehler und Standardabweichung für Prognosen einzelner Hochwässer verglichen mit dem ganzen Prognosezeitraum und jenem für ansteigende Hochwasserwellen



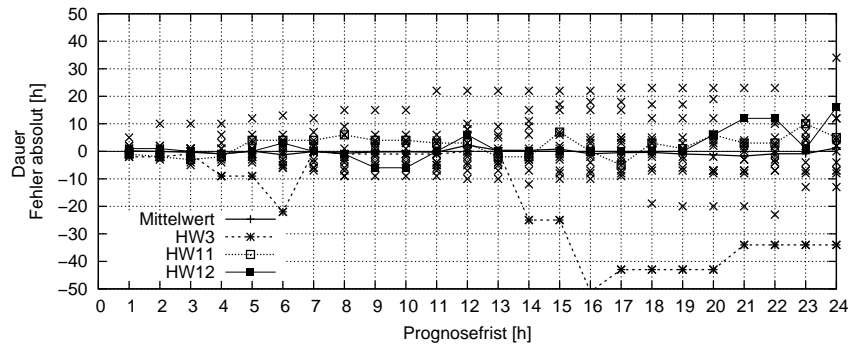
(b) Nash-Sutcliffe-Kriterium für Prognosen einzelner Hochwässer verglichen mit dem ganzen Prognosezeitraum und jenem für ansteigende Hochwasserwellen



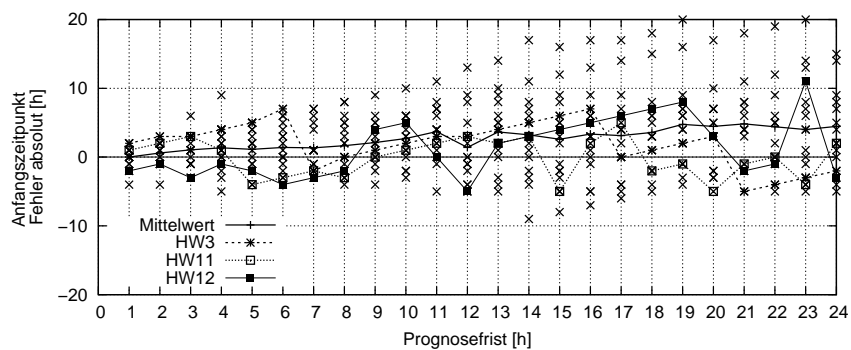
(c) Bestimmtheitsmaß R^2 für Prognosen einzelner Hochwässer verglichen mit dem ganzen Prognosezeitraum und jenem für ansteigende Hochwasserwellen

Abbildung 2.7: Bewertung der Vorhersagen für 1–24 Stunden Prognosefrist für drei einzelne Ereignisse verglichen mit jener für das gesamte Jahr 2002 sowie für alle Hochwasseranstiege. Bewertungskriterien mittlerer normierter Fehler mne und Standardabweichung $snde$ sowie Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsme$ und Bestimmtheitsmaß R^2 .

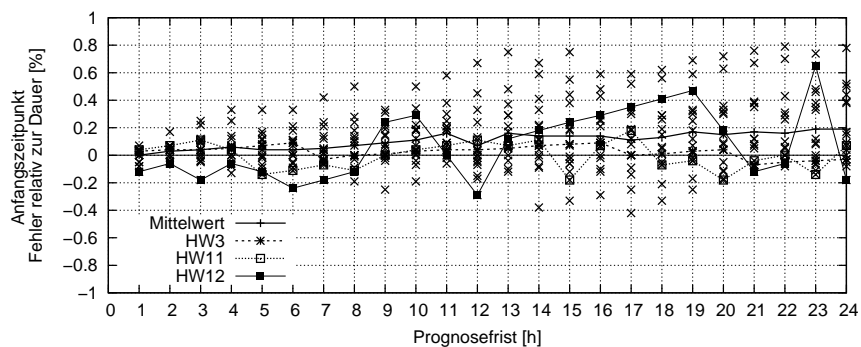
2 Beurteilung der Güte von operationellen Durchflussvorhersagen



(a) Fehler der ermittelten Dauer der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zur beobachteten Dauer in Stunden. Dauer Mittelwert über 17 Ereignisse: 35,9 h, Standardabweichung: 19,4 h.

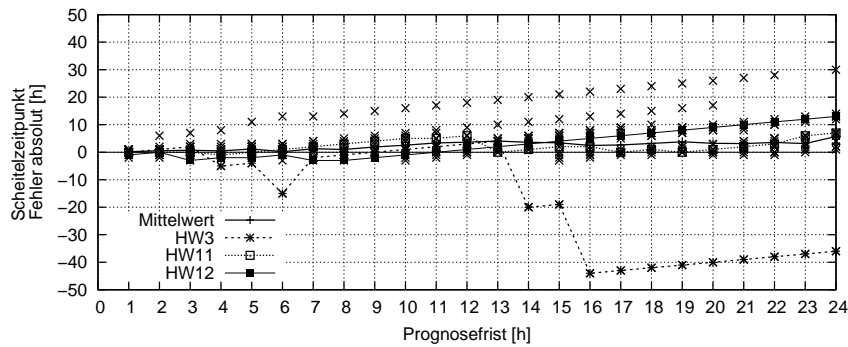


(b) Absoluter Fehler des ermittelten Anstiegsbeginns der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Zeitpunkt in Stunden.

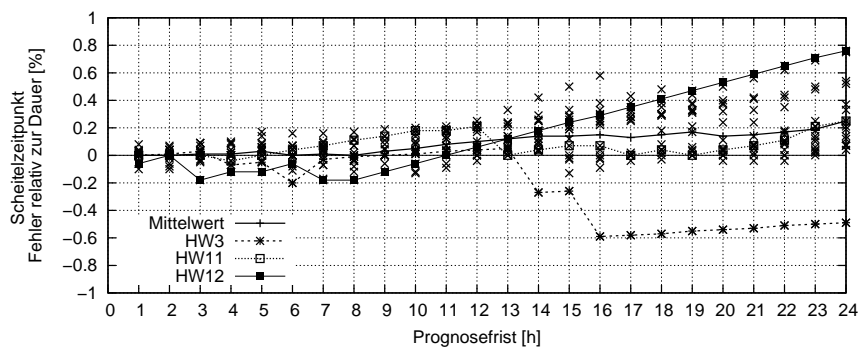


(c) Relativer Fehler des ermittelten Anstiegsbeginns der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Zeitpunkt.

Abbildung 2.8: Erweiterte Bewertungskriterien: Fehler von Ereignisdauer (absolut) und Zeitpunkt des Anstiegsbeginns (absolut und relativ). Dargestellt sind die Fehler der Vorhersagen für einzelne Hochwässer und alle Prognosefristen, hervorgehoben die Hochwässer HW3, HW11 und HW12.

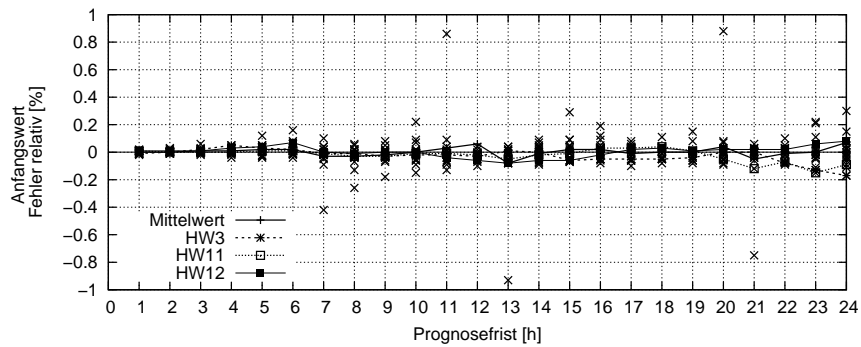


(a) Absoluter Fehler des ermittelten Scheitelzeitpunkts der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Zeitpunkt in Stunden.

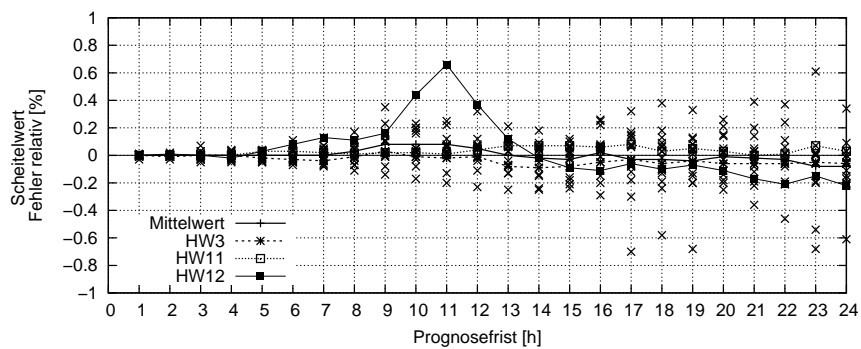


(b) Relativer Fehler des ermittelten Scheitelzeitpunkts der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Zeitpunkt.

Abbildung 2.9: Absoluter und relativer Fehler des ermittelten Scheitelzeitpunkts für einzelne Hochwässer.



(a) Relativer Fehler des ermittelten Anfangsdurchflusses der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Durchfluss in Stunden.



(b) Relativer Fehler des ermittelten Scheiteldurchflusses der n -Stunden-Prognosen im Vergleich zum beobachteten Durchfluss.

Abbildung 2.10: Relativer Fehler des modellierten Durchflusses zu Anstiegsbeginn und am Scheitel.

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

Die Erfahrung mit operationellen Durchflussvorhersagen zeigt, dass Modelle je nach Modelltyp und -charakteristik die jeweils besten Vorhersagen für unterschiedliche Vorhersagefristen und/oder unterschiedliche hydrologische Situationen liefern. Eine optimierte – zusammengeführte – Vorhersage berücksichtigt diese Faktoren und führt so zu besseren Vorhersageergebnissen als ein Modell allein, das Schwächen in Teilbereichen aufweist.

3.1 Einleitung

Für die operationelle Durchflussvorhersage werden hauptsächlich Konzeptmodelle eingesetzt, manchmal auch neuronale Netze oder statistische Zeitreihenmodelle (ARMA, ARIMA). Jeder Modelltyp, selbst die konzeptuellen Flussgebietsmodelle, die die dominanten Prozesse im Einzugsgebiet abbilden, hat zumeist einen Bereich, in dem er das Verhalten des Einzugsgebietes nicht ausreichend reproduzieren kann (*Beven (2001) [10]* zitiert in *Wagener et al. (2003) [50]*). Ein Modell kann z. B. für (a) unterschiedliche Durchflussbereiche oder (b) unterschiedliche hydrologische Systemzustände qualitativ unterschiedliche Vorhersagen berechnen. Um diesem Umstand nachzukommen, gibt es zwei Möglichkeiten:

- Einerseits besteht die Möglichkeit, Modelle bzw. Modellergebnisse mithilfe einer geeigneten Routine nachzuführen.
- Die andere Möglichkeit ist es, Ergebnisse verschiedener Modelle oder aber auch verschiedener Konfigurationen eines Modells so miteinander zu kombinieren, dass als Ergebnis eine optimierte Prognose entsteht, die die Stärken jedes einzelnen Modells bzw. jeder Modellvariante nutzt und zugleich die Schwächen ignoriert.

In diesem Kapitel wird zuerst auf die Nachführung von Modellergebnissen und in Folge auf in der Literatur veröffentlichte, unterschiedliche Möglichkeiten der Kombination von Vorhersagen eingegangen.

Im Detail wird dann der Ansatz untersucht, ob die vorherrschende Großwetterlage dazu genutzt werden kann, die Kombination einzelner Modellergebnisse zu optimieren. Es sollen dabei sowohl Ergebnisse unterschiedlicher Modelle, oder aber auch unterschiedlicher Varianten eines Modells miteinander verknüpft werden, wobei für jede Stunde der Vorhersagefrist andere Faktoren gelten können. Unterschiedliche Modelle haben unterschiedliche Stärken und Schwächen: Es wird davon ausgegangen, dass die einzelnen Modelle bzw. Varianten unter jeweils anderen

hydrologischen Bedingungen unterschiedlich gute Vorhersagen liefern. Weiters wird – um dieses Wissen der Analyse auch im operationellen Betrieb einsetzen zu können – davon ausgegangen, dass Hochwasserereignisse gehäuft während der Vorherrschaft einzelner Wetterlagen auftreten. Die Herausforderung für die Optimierung der Modellkombination in der operationellen Vorhersage ist es nämlich, nicht im Nachhinein Analysen der Güte durchzuführen, sondern bereits im Vorfeld über die nahe Zukunft Bescheid zu wissen.

Für die Untersuchung wird zuerst die Prognosegüte einzelner Modelle je Prognoseschritt der Vorhersagefrist bei Unterscheidung in Alltagsbetrieb und Hochwasser, wie in Abschnitt 2 besprochen, ermittelt und danach noch in die am häufigsten auftretenden Großwetterlagen unterschieden. Aufgrund dieser Unterscheidung sollen mehrere Sätze von optimalen Modellkombinationen gefunden werden, wobei die Ansätze zur Generierung der Mischungsfaktoren diskutiert werden. Die Güte der kombinierten Prognose wird mit derjenigen der einzelnen Varianten verglichen.

3.2 Umgang mit Vorhersagefehlern

3.2.1 Ansätze für die Nachführung

Off-line Simulationen mit hydrologischen Modellen werden zumeist für Fallstudien, Untersuchungen einzelner Phänomene oder zur Darstellung von Szenarien (z. B. Klimawandel) herangezogen. Für die Simulation steht zumeist eine breite Palette an Messdaten zur Verfügung, die Daten werden im Vorfeld einer Prüfung unterzogen und die Aneicherung des Modells erfolgt unter Rücksichtnahme auf den gesamten Eichdatensatz, der im Vorfeld – je nach Datenverfügbarkeit – so ausgewählt wird, dass möglichst alle Phänomene und Reaktionen des Einzugsgebiets erfasst werden. Wird bei einer Simulationsrechnung über einen kurzen Zeitraum eine schlechte Übereinstimmung mit den Beobachtungen erzielt, kann die nach den üblichen Maßzahlen (*bias*, R^2 oder Nash-Sutcliffe-Kriterium *nsmc*) ermittelte Güte über den gesamten Berechnungszeitraum trotzdem zufriedenstellend sein.

Bei on-line Vorhersagen sind zwar für die Eichung des Modells im Optimalfall ebenfalls geprüfte und ausreichend Daten vorhanden, im Echtzeitfall hat das Vorhersagesystem aber mit Datenausfällen (Zerstörung eines Pegels oder einer Übertragungseinrichtung) und nicht offensichtlichen Datenfehlern (z. B. Profilveränderungen beim Pegel durch das Hochwasser und demzufolge Umrechnung des Wasserstandes in Durchfluss mit einem nicht mehr gültigen Pegelschlüssel) zu tun. Es ist dennoch wichtig, in allen Fällen gute Prognosen zu erstellen, da sonst die Aufgabe des Modells nicht erfüllt wird.

Der zum nächsten Berechnungszeitschritt einlangende neue Beobachtungswert enthält die aktuelle Information über den im Einzugsgebiet ablaufenden Prozess und bietet daher die Möglichkeit, die zuvor erstellten Vorhersagen mit dieser neuen Beobachtung zu vergleichen, den Prognosefehler zu ermitteln und die Vorhersagerechnung so zu adaptieren, dass das Modellergebnis besser an die Beobachtung angepasst wird – dabei handelt es sich um die Nachführung des Modells. Essenziell notwendig ist daher das Eintreffen einer neuen Beobachtung – ohne diese ist Nachführung nicht möglich.

Es können vier verschiedene Ansätze für die Korrektur definiert werden (z. B. in *Refsgaard* (1997) [38]):

1. *Update der Inputvariablen*. Diese Art der Korrektur wird angewendet, wenn als Quelle für die Vorhersagefehler die Inputdaten (zumeist Temperatur und Niederschlag) festgelegt werden können. Hierbei müssen die Inputdaten so lange verändert werden, bis die Modellergebnisse den Beobachtungen entsprechen. Dieser Prozess erfordert manuelles Eingreifen, was besonders bei Vorhersagesystemen, die der Hochwasserwarnung dienen, nicht zweckdienlich ist, da im Ereignisfall erfahrungsgemäß nicht genug Zeit dafür vorhanden ist. Ein weiterer Nachteil der Änderung von Inputdaten ist, dass damit auch die Zustandsvariablen anhand manuell modifizierter Daten verändert werden und nur mehr Modellergebnisse (zum Großteil Durchflüsse) mit Beobachtungen verglichen werden: Es gilt zu bedenken, dass Modellergebnisse, die nicht mit beobachteten Daten übereinstimmen, nicht ausschließlich auf Fehler in Inputdaten zurückzuführen sind. Verändert man also den Input, um mit der Simulation die Beobachtung möglichst gut zu treffen, ignoriert man die Fehler, die aus den anderen Quellen stammen können.

Todini (2005) [46] hält fest, dass diese Methode nur auf Modelle mit Speicheransatz angewendet werden kann (d. h. in der Regel auf kontinuierliche Wasserhaushaltsmodelle; Ereignismodelle kommen zumeist ohne Speicheransatz aus), da es das Ziel des variierten Inputs ist, den Systemzustand in den einzelnen Speichern so herzustellen, dass der für die dem Prognosezeitpunkt vorausgegangenen Zeitschritte simulierte Abfluss den beobachteten Werten entspricht und damit zu erwarten ist, dass der prognostizierte Abfluss möglichst nah an den zukünftigen Beobachtungen liegen wird.

Praktische Anwendung findet die Inputkorrektur z. B. in der aktuellen Konfiguration des Vorhersagesystems *LARSIM* in Baden-Württemberg für den hydrologischen Zustand „Hochwasseranstieg“ (*Ludwig et al.* (2006) [32]) sowie beim Hochwasservorhersagemodell *Weißer Elster* (*Schröder und Lippert* (2006) [41]).

2. *Update der Zustandsvariablen*. Eine andere Möglichkeit ist es, Zustandsvariablen des Modells – z. B. das Schnee-Wasser-Äquivalent (SWE) oder den Wassergehalt einzelner Speicher im Modell – zu adaptieren. Dazu kommen wiederum zwei Möglichkeiten in Betracht:
 - Die einfache Variante ist es, den modellierten Systemzustand zum aktuellen Berechnungszeitpunkt durch den entsprechenden beobachteten Wert zu ersetzen. Das erfordert allerdings aktuelle Messwerte, die gerade für die Zustandsvariablen „Wassergehalt einzelner Speicher“ und auch SWE nicht einfach zu messen sind. Das SWE ist stark abhängig von der Lage und Exposition des Messpunktes, Bodenfeuchtemessungen wiederum sind an einzelnen Punkten nicht repräsentativ für ein Einzugsgebiet.
 - Eine umfassendere Möglichkeit ist es, die Zustandsvariablen mittels Kalmanfilter zu aktualisieren. Für lineare Systeme ist diese Möglichkeit erprobt, für nichtlineare Systeme empfiehlt *Refsgaard* (1997) [38] Modifikationen (erweiterter Kalmanfilter), mit deren Hilfe näherungsweise gearbeitet werden kann. Der Kalmanfilter kann

sowohl bei statistischen Modellen als auch bei Konzeptmodellen angewendet werden.

Praktische Anwendung findet die Zustandsgrößenkorrektur in der aktuellen Konfiguration des Vorhersagesystems *LARSIM* in Baden-Württemberg (*Ludwig et al.* (2006) [32]). Bei stationären Niederwasserverhältnissen werden die Gebietsspeicher für Direktabfluss, Interflow und Grundwasserabfluss, bei abfallendem Abfluss die Gebietsspeicher für Direktabfluss und Interflow nachgeführt. *LARSIM* verfügt weiters über eine Routine zur automatisierten Anpassung der berechneten Schneedecke an gemessenen Schneedaten. Beim Hochwasservorhersagemodell *Weißer Elster* (*Schröder und Lippert* (2006) [41]) werden die Größen Anfangsbodenfeuchte und Anfangsgrundwasserstand nachgeführt.

3. *Update der Modellparameter.* Die Anpassung von Modellparametern wird sowohl von *Refsgaard* (1997) [38] als auch von *Todini* (2003) [46] als problematisch angesehen. *Refsgaard* zitiert *Kachroo* (1992) [27], der das Aktualisieren von Modellparametern als „on-line Kalibrierung“ definiert, und speziell für komplexere Modelle als nicht gerechtfertigt ansieht, da zu viele Parameter im Spiel sind, um gleichzeitig adaptiert zu werden. *Kachroo* hält den Gedanken, dass sich Modellparameter über den kurzen Zeitraum der Vorhersageerstellung verändern, für nicht akzeptabel und erkennt keine Vorteile in der Rekalibrierung der Parameter mit jedem Zeitschritt. *Todini* (2003) [46] führt an, dass das Schätzen von Parametern oftmals zu höchst unstabilen Ergebnissen führt und lehnt dieses Verfahren daher im Gleichklang mit dem von ihm zitierten WMO-Bericht *Simulated real-time intercomparison of hydrological models* (1992) [53] ab.

Erfolgreich angewendet wird das Update von Modellparametern im Vorhersagesystem *HYSIM*, das in Österreich an den Flüssen Drau, Salzach, Donau und an Teilen der Enns und Mur eingesetzt wird. Es wurde von *Schnatter* (1988) [40] entwickelt. Die Anwendung und das Update der Modellparameter ist u.a. in *On-line Parameterschätzung und Kombination von hydrologischen Vorhersagemodellen im operationellen Betrieb der Wasserkraftwirtschaft* von *Andrade et al.* (2002) [3] beschrieben. Durch den modularen Aufbau von *HYSIM* wird je nach beschriebenem Prozess ein anderer Modellparameter mithilfe eines Bayes'schen Systems mit Kalmanfilter nachgeführt. Für den reinen Wellenablauf ist das der Volumskorrekturfaktor, der die prozentuelle Zunahme des Durchflusses zwischen zwei Knoten durch lateralen Zufluss beschreibt. Im Niederschlag/Abfluss-Modul wird der Effektivregen über einen variablen Abflussbeiwert, für den zwei unterschiedliche Modellansätze zur Verfügung stehen, nachgeführt.

Beim Hochwasservorhersagemodell *Weißer Elster* (*Schröder und Lippert* (2006) [41]) werden neben den Systemzuständen (Anfangsbodenfeuchte und Anfangsgrundwasserstand) auch die Modellparameter Retentionskonstanten zum Oberflächenabfluss und Retentions- und Translationskonstante für den Gerinneabfluss nachgeführt.

4. *Update der Ergebnisse – Fehlerprognose.* Das Nachführen der Modellergebnisse ist das laut der WMO-Studie [53] am weitesten verbreitete Verfahren. Hierbei werden die Beobachtungen des Abflusses mit den Vorhersagen aus dem Modell verglichen und versucht, die Fehler entweder mittels eines statistischen Ansatzes (z. B. ein ARMA-Modell) oder mithilfe eines Bayes'schen Systems mit Kalmanfilter vorherzusagen, um die Prognosen

zu verbessern. (Todini (2003) [46]). Es ist allerdings festzuhalten, dass die Fehlerprognose auf dem aktuellen Zustand des Einzugsgebietes beruht und daher mit zunehmender Vorhersagefrist an Genauigkeit verliert. Diese Variante der Nachführung wird auch auf die hydrologische Zubringerprognose im System NLFews für die Meuse und den Rhein in Holland angewendet, wobei ebenfalls ein ARMA-Modell angewendet wird. Die korrigierten Zubringerprognosen sind Input für das hydraulische Flood-Routing (Werner und Schwanenberg (2006) [52]).

Leedal et al. (2009) [31] beschreiben das Vorhersagesystem für den Fluss Eden in Großbritannien, wo ein Update der Modellergebnisse mithilfe eines Kalman-Filters durchgeführt wird. Zu jedem Zeitschritt werden die Beobachtungen des Wasserstandes dazu verwendet, die Modellergebnisse an die Beobachtungen anzupassen.

Neben diesen vier grundsätzlich unterschiedlichen Methoden präsentieren Vrugt et al. (2005) [49] eine kombinierte Methode: SODA (**S**imultaneous **O**ptimization and **D**ata **A**ssimilation). Sie nehmen damit auf die Tatsache Rücksicht, dass Unsicherheiten von Modellergebnissen nicht nur aufgrund der Parameterschätzungen entstehen, sondern auch die Unsicherheiten von Input und Modellstruktur beinhalten. Durch ihr kombiniertes Verfahren versuchen sie, alle Komponenten der Unsicherheit zu fassen. Es besteht aus einem „inneren Ensemble-Kalman-Filter“ zur rekursiven Schätzung der Zustandsvariablen bei Annahme eines Parametersatzes und einer „äußeren Schleife“ zur Schätzung der Parameter.

In Refsgaard (1997) [38] werden die Ergebnisse aus dem WMO-Bericht *Simulated real-time intercomparison of hydrological models* (1992) [53] zusammengefasst. Der direkte Vergleich wird zwischen einem *Verfahren der Fehlervorhersage* und einem *Verfahren der Nachführung von einigen Zustandsvariablen* (Wassergehalt der oberen, der unteren und der Grundwasserzone, sowie zweier Speicherkaskaden) mittels erweitertem Kalmanfilter durchgeführt. Für den Vergleich werden 14 verschiedene Modelle und drei hydrologisch unterschiedliche Einzugsgebiete herangezogen. Daher umfasst die Studie Gebiete mit unterschiedlichen dominanten (Haupt-) Prozessen: In kleinen Gebieten überwiegt der Niederschlag-Abfluss-Prozess, in großen Gebieten dominiert der Wellenablauf im Hauptgerinne. Als Kriterium zur Bewertung der Prognosegüte wird der *rmse* (root mean squared error) herangezogen.

Eines der wenig überraschenden Ergebnisse ist, dass die Vorhersagegüte mit zunehmender Vorhersagefrist abnimmt. Das liegt einerseits daran, dass die aktuelle Vorhersage mit dem aktuellen Systemzustand rechnet und dessen Veränderung in der Prognose nicht berücksichtigt wird und andererseits bei der Miteinbeziehung von Niederschlagsprognosen, deren mit zunehmender Vorhersagefrist abnehmende Genauigkeit direkten Einfluss auf die Durchflussprognose hat. Refsgaard führt das Phänomen darauf zurück, dass die update-Routinen nur im Kurzzeitfristbereich wirksam sind. Das in diesem Zusammenhang weitaus wichtigere – und doch überraschende – Ergebnis besagt, dass sich die Güte der Vorhersagen für die unterschiedlichen Modelle (von sehr einfach bis komplex) nicht stark unterscheidet, das heißt, dass ein gut kalibriertes einfaches Modell gleich gute bis bessere Vorhersagen liefert als ein komplexes Modell, das nicht gut kalibriert wurde. Daraus wird der Schluss gezogen, dass nicht die update-Routine, sondern die Güte der eigentlichen Modellrechnung selbst ausschlaggebend für die Güte der Vorhersagen ist.

Die gleiche Aussage trifft Naef (1980) (in DVWK [34]) – allerdings ohne update-Routinen miteinzubeziehen – wonach eine bessere Beschreibung des Abflussverhaltens durch komplexere Modelle nicht bestätigt werden kann. Einen ähnlichen Schluss ziehen auch Gan et al. (1997) [19], hier wird die Qualität der Simulationen auf (a) passende Modellstruktur, (b) die gewählte Zielfunktion bei der automatischen Kalibrierung und (c) die Datenqualität zurückgeführt und die beiden Parameter Modellkomplexität und zur Kalibrierung verwendete Zeitreihenlänge als nicht ausschlaggebend identifiziert.

3.2.2 Ansätze für die Zusammenführung von Modellergebnissen

Die Zusammenführung von Modellergebnissen für die operationelle Vorhersage wurde in der Vergangenheit bereits oft diskutiert, es wurden unterschiedliche Methoden vorgestellt und getestet. Shamseldin et al. (1997) [44] bemerken bereits 1997, dass es kein einzelnes Modell gibt, das alle Anforderungen perfekt erfüllt und dass daraus der Bedarf erwächst, Ergebnisse unterschiedlicher Modelle zu einem Resultat zusammenzuführen. Es wird davon ausgegangen, dass unterschiedliche Modelle die verschiedenen Prozesse im Einzugsgebiet unterschiedlich gut beschreiben. Eine zusammengeführte Vorhersage sollte aus jedem Modell jene Bereiche wählen, in denen es die dominanten Prozesse am besten beschreibt. Untersucht werden 3 Methoden, die (a) einfache Mittelbildung (simple average method SAM), die (b) gewichtete Mittelbildung (weighted average method WAM) und die (c) Mittelbildung mithilfe eines neuronalen Netzes (neural network method NNM). Es werden die Ergebnisse von 5 unterschiedlichen N/A-Modellen für 11 Einzugsgebiete kombiniert, als Gütekriterium wird r^2 herangezogen. Das Resultat ist nicht eindeutig: das Ergebnis ist stark von der Güte der einzelnen Modelle abhängig, wobei die gewichtete Mittelbildung und die Kombination mittels NN bessere Ergebnisse als die einfache Mittelbildung liefern.

Xiong et al. (2001) [56] erweitern diesen Ansatz um eine vierte Methode, Vorhersagen zu kombinieren – mittels Fuzzylogik. Hier kann mithilfe der „soft rules“, der weichen Definition der Zugehörigkeit eines Durchflusses zu einer Klasse (z. B. low flow, medium flow, flood), ein gewichtetes Mittel mit fließenden Übergängen durch unterschiedliche Gewichtungen je Zeitschritt bzw. Durchfluss errechnet werden. Zur Bewertung wird hier das Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsme$ für jedes einzelne Modell und für das kombinierte Modell herangezogen und anschließend das Bestimmtheitsmaß R^2 der einzelnen $nsme$ ermittelt. Es wird gezeigt, dass die Fuzzy-Methode (TS1) ähnlich gute Ergebnisse erzielt wie die oben genannten Verfahren WAM und NNM. Allerdings wird auch gezeigt, dass die kombinierte Vorhersage stark abhängig vom besten verwendeten Einzelmodell ist: In einem Versuch wird das beste der 5 verwendeten Modelle weggelassen, wodurch die Güte der kombinierten Vorhersage stark sinkt.

Abrahart und See (1999,2001,2002) [42, 43, 1] vergleichen in [1] 6 verschiedene Methoden der Zusammenführung, insbesondere in Hinblick auf zwei Einzugsgebiete mit unterschiedlichem Charakter. Neben einem etwas über 3000 km² großen Gebiet wird ein schnell reagierendes, ca. 10 km² umfassendes Einzugsgebiet herangezogen. Die Methoden der Zusammenführung sind (a) einfache Mittelbildung, (b) das beste Modell des letzten Zeitschrittes liefert die Vorhersagen für den aktuellen Zeitschritt, (c) ein neuronales Netzwerk unter Verwendung von

absoluten Durchflusswerten, (d) ein neuronales Netzwerk unter Verwendung von Vorhersagefehlern gemeinsam mit dem beobachteten Wert, (e) ein Fuzzy-System unter Verwendung von absoluten Durchflusswerten und (f) ein Fuzzy-System unter Verwendung von absoluten Durchflusswerten gemeinsam mit dem Vorhersagefehler beim letzten Zeitschritt. Als Gütemaße werden „root mean squared error“ $rmse$ und „mean absolute error“ mae , sowie der „largest positive error“ LPE und analog der „largest negative error“ LNE herangezogen. Die Regeln der beiden Fuzzy-Methoden beinhalten sehr wohl unterschiedliche Durchflussbereiche, bei der Bewertung der Güte wird allerdings nicht in einzelne Bereiche der Ganglinien unterschieden, sondern der gesamte Zeitraum als Einheit herangezogen. Die Auswertung selbst ergibt, dass für das große Einzugsgebiet die besten Ergebnisse mit neuronalen Netzwerken, für das kleine Einzugsgebiet mittels Fuzzy-Methode erzielt werden. Allen gemein ist, dass die zusammengeführten Vorhersagen generell besser sind als einzelne Modelle.

Goswami et al. (2005) [22] bzw. *Goswami und O'Connor* (2007) [21] behandeln die Nachführung bzw. die Zusammenführung von Vorhersagen unterschiedlicher Modelle, um die Vorhersagegüte im Vergleich mit einzelnen Modellresultaten zu verbessern. Sie untersuchen in [21] die Kombination unterschiedlicher Durchflussvorhersagen, die ausschließlich mit bereits beobachteten Niederschlags- und Durchflusswerten erstellt werden. Es werden wiederum (a) einfache Mittelbildung (simple average method SAM), die (b) gewichtete Mittelbildung (weighted average method WAM) und die (c) Mittelbildung mithilfe eines neuronalen Netzes (neural network method NNM) angewandt. Gütekriterien sind $nsme$, $rmse$ und mre (mean relative error). Die Validierung zeigt, dass sowohl WAM als auch NNM in einzelnen untersuchten Gebieten bzw. für verschiedene Vorhersagefristen (in Tagen) das jeweils beste Ergebnis liefern. Es wird auch gezeigt, dass die kombinierte Vorhersage immer bessere Gütekriterien aufweist als die Einzelvorhersagen. Ein weiteres, nicht überraschendes Ergebnis ist, dass die Vorhersagen, die den beobachteten Niederschlag einbeziehen, besser sind als jene, bei denen nur der beobachtete Durchfluss als Input eingeht. In [22] wird die Zusammenführung von einzelnen Vorhersagen nur zum Vergleich mit der Nachführung mittels acht unterschiedlicher Nachführungsroutinen besprochen. Auch hier werden WAM und NNM (neural network averaging method) angewandt. Vorhersagen werden in Tagesschritten für bis zu 6 Tage im Voraus berechnet, wobei hier die Kombinationen nur bis zu einer Vorhersagefrist von 2 Tagen bessere Ergebnisse ($nsme$) liefern als das jeweils beste nachgeführte Einzelmodell.

Oudin et al. (2006) [36] stellen ein Konzept vor, das sich in zwei grundlegenden Dingen von anderen Methoden unterscheidet. Es werden einerseits nicht Ergebnisse unterschiedlicher Modelle, sondern Ergebnisse zweier unterschiedlicher Parametersätze eines Modells miteinander kombiniert, wobei die einzelnen Parametersätze durch die Wahl des Gütekriteriums auf jeweils niederen oder hohen Durchflussbereich abgestimmt sind. Untersuchte Gütekriterien sind hier (a)-(c) $nsme$ unter Verwendung von gemessenen und logarithmischen Durchflüssen und der Quadratwurzel des Durchflusses, sowie (d) des Volumsfehlers. Als zweites Novum wird in Folge nicht ein einzelner Satz an Gewichtungsfaktoren ermittelt, sondern saisonal unterschieden und jeweils optimierte Faktoren ermittelt. Die saisonale Unterscheidung erfolgt aufgrund von Klimadaten und/oder Zustandsgrößen eines Wasserhaushaltsmodells, wobei sich letztere als beste Methode herausstellt.

Duan et al. (2007) [18] verwenden ein Bayes'sches System zur Ermittlung einer optimierten

Prognose. Auch in diesem Artikel wird festgestellt, dass Vorhersagen, die von vornherein qualitativ besser sind, im Laufe der Bayes'schen Analyse höhere Likelihood-Werte bekommen als die schlechteren Modellergebnisse, sowie dass die kombinierten Vorhersagen besser sind als jede einzelne Variante.

Andrade-Leal et al. (2002) [4] beschreiben *SAMBA*, ein System zur Kombination von Vorhersagen aus unterschiedlichen Modellen oder Modellkonfigurationen, wie es beim österreichischen Kraftwerksbetreiber AHP (Verbund) eingesetzt wird. Für jeden Zeitpunkt der Prognosefrist werden mehrere Vorhersagen als Ergebnisse der unterschiedlichen Modelle berechnet. Diese Modelle liefern je nach Pegel, nach Prognosefrist und nach hydrologischen Bedingungen unterschiedlich gute Prognosen. Für den Echtzeitbetrieb sollte jenes Modellergebnis bzw. jene Kombination von Modellergebnissen als Basis für die Betriebsführung weitergegeben werden, das unter den gegebenen Bedingungen die besten Prognosen liefert, wobei sowohl der zu erwartende Durchfluss als auch ein Vertrauensbereich angegeben werden sollen. Mathematisch gesehen handelt es sich bei der Ermittlung der Gewichtungsfaktoren je Modell um ein Optimierungsproblem über einen multidimensionalen Parameterraum. Sowohl die Eingangswerte (Niederschlag, Temperatur und Durchfluss) als auch die Ergebnisse der einzelnen Modelle sind mit unterschiedlichen Unschärfen behaftet, was die exakte mathematische Berechnung zu einem komplexen Vorgang macht. Die optimierte Vorhersage wird als eine mit Wahrscheinlichkeitsmatrizen gewichtete Linearkombination der zur Verfügung stehenden Modelle berechnet. Zur Schätzung der Wahrscheinlichkeitsmatrizen dient ein Bewertungssystem, das durch die statistische Auswertung der Genauigkeit der Vorhersagen der unterschiedlichen Modelle in der Vergangenheit aufgebaut wird. Ergebnis der Optimierungsaufgabe ist eine Gewichtungsmatrix, die je Vorhersagepegel und je Vorhersagefrist Faktoren F_i (mit $\sum F_i = 1$) für jede einzelne vorliegende Vorhersage i vorschreibt, so dass eine optimierte Vorhersage als gewichtetes Mittel der vorliegenden Ergebnisse berechnet werden kann.

Im laufenden Betrieb wird die Schätzung der optimalen Gewichtungsfaktoren derzeit monatlich vorgenommen, wobei die letzten drei Monate als Beobachtungszeitraum herangezogen werden. Eine weitere Unterscheidung der Daten in Durchflussbereiche oder nach anderen Kriterien ist im Modul vorgesehen, aber nicht umgesetzt. Die Erfahrung mit dem Vorhersagemodell *HYSIM* hat gezeigt, dass für die ersten Stunden des Vorhersagezeitraumes die Prognosevariante *Wellenablauf* im Alltagsbetrieb und die Prognosevariante *N/A-Modul* im Hochwasserfall bessere Vorhersagen liefert. Ermittelt man nun die Gewichtungsfaktoren über einen Zeitraum ohne markante Hochwässer, wird die optimierte Vorhersage stark von der Wellenablauf-Variante dominiert sein, die im Alltagsbetrieb bessere Ergebnisse erzielt. Folgt nun ein Hochwasser, wird die optimierte Vorhersage mit diesen Voraussetzungen ermittelt, wobei es für Hochwasser eine bessere Kombination gäbe, wäre der Beobachtungszeitraum anders gewählt. Eine Optimierung der Gewichtungsfaktoren nach unterschiedlichen Situationen ist eine Möglichkeit, die Qualitäten einzelner Modelle bzw. Modellvarianten besser zu nutzen.

Zusammenfassung

Zusammenfassend kann also gesagt werden, dass nach der Auswahl von Modellen, deren Ergebnisse zusammengeführt werden sollen, eine passende Methode zu wählen ist, mithilfe derer eine neue, kombinierte Vorhersage berechnet wird, die eine bessere Genauigkeit aufweist als

die Ergebnisse jedes einzelnen Modells (*Oudin et al.* (2006) [36]). Generell wird ausgesagt, dass die Genauigkeit der optimierten Vorhersage größer ist als jene des besten Einzelmodells, die Methoden WAM (weighted average) und NNM (neural network) schneiden dabei oftmals ähnlich gut ab.

3.3 Unterscheidung nach Großwetterlagen zur Differenzierung der Zusammenführung

Angelehnt an Vorarbeiten an der vorgestellten Methode *SAMBA* wird in Folge versucht, eine Methode der Kombination von einzelnen Vorhersagen zu entwickeln, die auch die vorherrschende Großwetterlage berücksichtigt. Es wird davon ausgegangen, dass einzelne Modelle/Varianten eines Modells je nach hydrologischer oder meteorologischer Situation unterschiedlich gute Vorhersagen liefern und damit unterschiedlich gewichtet miteinander verknüpft werden müssen, um eine optimale Vorhersage zu erhalten. Kann nun ein Zusammenhang zwischen der Güte der Vorhersagen der einzelnen Modelle/Varianten und den Großwetterlagen gefunden werden, kann dieses Wissen bei der Kombination von operationellen Vorhersagen genutzt werden. *Van de Griend und Seyhan* (1984) [48] haben untersucht inwieweit tägliche Abflüsse mit der Großwetterlage in Zusammenhang zu bringen sind. Ihr Ergebnis war, dass höhere Abflüsse bzw. stärkere Änderungen zum Vortag viel mehr mit den Vorbedingungen und Wetterlagen im Vorfeld des jeweiligen Ereignisses zusammenhängen als mit der aktuellen, den höheren Durchfluss hervorrufenden Wetterlage. Die Diskretisierung war im Unterschied zur vorliegenden Arbeit jedoch auf tägliche Messwerte beschränkt.

Die generelle Vorgangsweise zur Ermittlung von abgestimmten Gewichtungsfaktoren benötigt nach Auswahl einer Teststrecke folgende Arbeitsschritte:

1. Die Daten werden je nach Zugehörigkeit zu einer hydrologischen Situation (d. h. in diesem Fall: Hochwasser oder Alltagsbetrieb) bzw. meteorologischen Situation (d. h. der Großwetterlage) in mehrere Teile gesplittet.
2. Die Vorhersagegüte der einzelnen vorliegenden Modelle bzw. Modellvarianten wird für jede der hydrologischen bzw. meteorologischen Situationen getrennt ermittelt. Daraus lassen sich Gewichtungsfaktoren in Abhängigkeit der hydrologischen bzw. meteorologischen Situation ableiten.

In der vorliegenden Konfiguration werden zwei unterschiedliche Modelle verwendet, wobei für eines der Modelle (*HYSIM*, siehe Abschnitt 2.3.2) für die Teststrecke zwei Konfigurationen vorliegen. Aus Erfahrung kann gesagt werden, dass es zwei unterschiedliche Zustände gibt, für die jeweils eine Konfiguration des Hauptmodells besser geeignet ist: In trockenen Phasen dominiert der Prozess Wellenablauf, in den entsprechenden Steuerfiles wird nur der Prozess des Gerinneroutings modelliert (Variante VIGA-W). In feuchten Phasen wird die Modellierung des Niederschlag-Abfluss-Prozesses für die Güte der Vorhersagen wichtig, weil die Anstiege in den Ganglinien nicht mehr nur durch das Gerinnerouting beschrieben werden, sondern auch durch den lateralen Zufluss zwischen einzelnen Stationen (Variante VIGA-N bzw. Modell VIGANA). Das bedeutet, dass die Gewichtungsfaktoren dieses Modellverhalten widerspiegeln sollen, dass

also generell in die zwei Zustände *Alltagsbetrieb* (AB) und *Hochwasser* (HW) unterschieden werden muss.

3.3.1 Meteorologische Situationen

Für eine automatisierte Verwendung der Großwetterlage können die monatlich im Nachhinein von der ZAMG publizierten Daten (derzeit http://www.zamg.ac.at/klima/klima_monat/wetterlagen/), die auf einer händischen Einschätzung beruhen, nicht verwendet werden. Es ist notwendig, eine operationell verfügbare Wetterlagenklassifizierung in die Ermittlung der optimierten Vorhersage mit einzubeziehen. Ebenfalls bei der ZAMG wird alle 6 Stunden eine standardisierte, objektive Großwetterlage ermittelt. Die dazu entwickelte Routine lehnt sich stark an das Verfahren des DWD an [30].

Verwendete Parameter zur Ermittlung der Großwetterlage sind:

- Das Geopotential,
- die Temperatur,
- die relative Feuchte,
- die u- und v-Komponente des Windes in 700 hPa bezogen auf die Erdoberfläche.

Die Bestimmung der objektiven Wetterlagenklasse für einen Termin beruht darauf, dass für verschiedene Niveaus aus den Gitterpunktwerten der Modellergebnisse verschiedene Größen, die sogenannten WLK-Indizes, berechnet werden. Dabei handelt es sich um den Zyklonalitätsindex in 900 hPa und 500 hPa, den Windindex in 700 hPa und den Feuchteindex für den Bereich 900 hPa bis 300 hPa. Aus der Bewertung (z. B. trocken/feucht beim Feuchteindex) und der Kombination der Indizes (Wind, Zyklonalität, Feuchte) ergibt sich dann die jeweilige Wetterlagenklasse.

Windindex Für die Ermittlung des Windindex wird die vorherrschende Windrichtung bestimmt. Die vier Hauptrichtungen NE(01), SE(02), SW(03) und NW(04) werden zugeordnet.

Zyklonalitätsindex Der Zyklonalitätsindex bestimmt, ob „am Boden“ (in 1000/950 hPa) bzw. „in der Höhe“ (in 550/500 hPa) Zyklonalität oder Antizyklonalität herrscht. Er ist ein Maß für die Krümmung des Geopotentials.

Feuchteindex Beim Feuchteindex handelt es sich um das gewichtete Gebietsmittel des „precipitable water“ (PW). Die Einheit beträgt [mm].

Derzeit werden an der ZAMG nur Zyklonalitätsindex und Windindex, nicht aber der Feuchteindex operationell berechnet. Aus der Kombination dieser Möglichkeiten ergeben sich 16 Großwetterlagen ([01/02/03/04][AA/AC/CC/CA]). Für die hier durchgeführte Auswertung stehen die Großwetterlagen für den gesamten Zeitraum 2000–2005 im 6-Stunden-Intervall zur Verfügung (8768 Terminwerte bzw. 52608 Stundenwerte). Die Verteilung der Großwetterlagen über den gesamten Zeitraum ist in Tabelle 3.1 dargestellt. Vorherrschende Windrichtung in

	Σ	AA	AC	CA	CC
00	130				
01 NE	1215	632	468	59	56
02 SE	627	215	123	162	127
03 SW	3088	1554	567	724	243
04 NW	3708	2374	1065	199	70
		4775	2223	1144	496

Tabelle 3.1: Verteilung der Großwetterlagen für den Zeitraum 2000–2005.

Österreich sind die beiden westlichen Richtungen NW und SW (Spalte Σ). Die am seltensten auftretende Windrichtung ist SE.

Aufgeteilt in die einzelnen Zyklonalitätsindizes zeigt sich, dass bei den beiden Westwetterlagen SW und NW Antizyklonalität „am Boden“, also Tiefdruckwetter, vorherrscht, wohingegen bei den Wetterlagen CA und CC, also Hochdruckwetter, in niedriger Höhe die südlichen Windrichtungen SE und SW vorherrschen.

3.4 Analyse der Modellgüte nach unterschiedlichen Gesichtspunkten

3.4.1 Testgebiet, Daten und Modelle

Das für die Auswertungen in diesem Kapitel herangezogene Testgebiet ist der Fluss Gail in Kärnten von seinem Ursprung bis nach Villach, wo die Gail in die Drau mündet. Es stehen Durchflussdaten an folgenden Stationen zur Verfügung:

Station	Kurzbezeichnung	HZB-Nr.	Fläche [km ²]	PNP [müA]
Rattendorf	RAGA	212.670	594.9	595
Hermagor	HEGA	(AHP-KW)	786.8	570
Nötsch	NOGA	212.753	908.5	545
Arnoldstein	ARGA	(AHP-KW)	1236.6	541
Villach	VIGA	(AHP-KW)	ca. 1400	518

Zusätzlich zu den Durchflussdaten liegen noch stündliche Werte des Niederschlages für das gesamte Einzugsgebiet und die Lage der Schneefallgrenze, ebenfalls als Mittelwert für das gesamte Gebiet, vor. Diese Daten sind Input für zwei unterschiedliche Modelle, von denen eines in zwei Konfigurationen rechnet. Es werden also für die Auswertung drei unterschiedliche Modellergebnisse herangezogen. Zwei der Ergebnisse sind unterschiedliche Varianten des Vorhersagesystems *HYSIM*, das bereits in Kapitel 2.3.2 beschrieben wurde. Die hier vorliegenden Konfigurationen sind:

VIGA-W In dieser Variante wird von Rattendorf ausgehend reiner Wellenablauf (als einziger beschriebener Prozess) über die oben genannten Stationsdaten bis Villach gerechnet. Prognosehorizont: 15 Stunden.

Diese Variante kennt als Inputinformation immer nur den Durchfluss am Oberliegerpegel, der mittels geeigneter Kaskadenparameter hydrologisch zum nächsten Pegel geroutet wird. Lateraler Zufluss wird über einen im System konfigurierten Volumskorrekturfaktor modelliert. Im Alltagsbetrieb, d. h. ohne nennenswerten Zufluss aufgrund von Niederschlagsereignissen, kann der Gerinneabfluss auf diese Art gut modelliert werden.

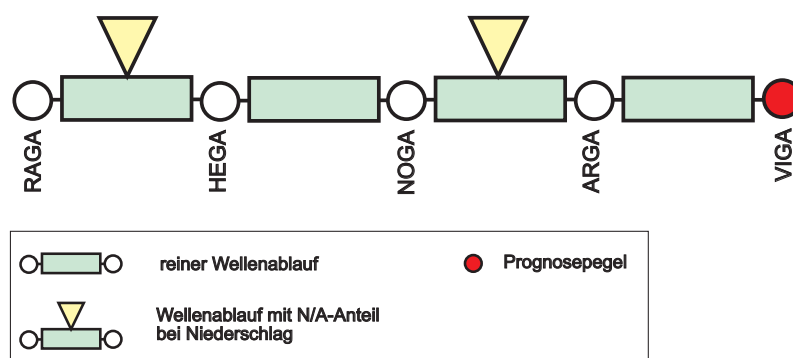
→ Es wird erwartet, dass die Güte dieser Prognosevariante im Alltagsbetrieb am besten ist.

VIGA-N In dieser Variante wird in den Zwischeneinzugsgebieten zwischen RAGA-HEGA und NOGA-ARGA ein WANA-Modul konfiguriert, das bei ausreichend Niederschlag über ein zugeschaltetes Modul auch lateralen Zufluss aus dem Zwischeneinzugsgebiet berechnet. Prognosehorizont: 15 Stunden.

Diese Variante beschreibt ebenfalls über Kaskadenparameter die Abflustransformation im Gerinne. Bei Überschreiten einer konfigurierten Niederschlagssumme wird in den beiden Zwischeneinzugsgebieten ein N/A-Anteil modelliert. Die Beschreibung erfolgt über einen Unit Hydrograph. Nach Abklingen des Niederschlagsereignisses wird der zusätzliche Anteil wieder abgeschaltet und die Prognose ausschließlich über Wellentransformation beschrieben.

→ Es wird erwartet, dass dieses Modell in den ersten Stunden der Vorhersagefrist und in der hydrologischen Situation „Hochwasser“ bessere Ergebnisse bzw. eine höhere Güte liefert als das Modell VIGA-W.

In einer Grafik dargestellt ergibt sich folgendes Bild:



Als zweites Modell liefert das kontinuierliche N/A-Modell P_2R vom HBV-Typ (*Hebenstreit* (2000) [26]) Modellergebnisse.

VIGANA Das Modell P_2R ist ein kontinuierliches N/A-Modell, das auf Stundenbasis Prognosen für das gesamte Gebiet bis Villach als eine hydrologische Einheit berechnet. Prognosehorizont: 15 Stunden.

Dieses konzeptuelle Modell hat eine physikalisch basierte Struktur. Das Einzugsgebiet des modellierten Pegels wird dabei durch eine vertikale Bodensäule beschrieben und durch mehrere lineare Speicher repräsentiert, die die einzelnen Abflussanteile simulieren. Alle die Bodensäule kennzeichnenden Parameter sind mittlere Gebietswerte. Es werden mehrere Höhenzonen unterschieden, für die jeweils die Schneedecke (Akkumulation und Ablation) und die Schneeverteilung mit einem Schneeschmelzmodell simuliert wird. Das berechnete Schmelzwasser wird der Bodenzone zugeführt und wirkt auf diese wie ein Niederschlagsinput. Aus der Bodenzone ist sowohl Evapotranspiration als auch Versickerung in die Bodenspeicherkaskade möglich.

→ Dieses Modell deckt die gesamte Einzugsgebietsfläche als eine hydrologische Einheit ab. Es wird erwartet, dass die Vorhersagen im Niederschlagsfall den Anstieg des Durchflusses deutlich wiedergeben. Allerdings muss, da ein langgestrecktes und relativ großes Gebiet als Einheit modelliert wird, in Bedacht gehalten werden, dass die Überregnung des Gebietes großen Einfluss auf die Form der Hochwasserwelle hat, was durch die vorliegende Konfiguration nicht dargestellt werden kann. Es wird daher erwartet, dass die Vorhersagen im Mittel gut sind, dass aber die Variante VIGA-N genauere Anstiege in den ersten Stunden der Vorhersagefrist berechnet.

3.4.2 Prognosegüte der verwendeten Modelle nach unterschiedlichen Gesichtspunkten

Mithilfe des Verfahrens zur Erkennung der Hochwasseranstiegsbereiche einer Ganglinie, das in Kapitel 2.3.3 beschrieben ist, wurden auch die hier zur Verfügung stehenden 5 Jahre im Stundenraster in die Anteile Alltagsbetrieb (AB, 51691 Werte) und Hochwasser (HW, 894 Werte) getrennt, wobei nur Hochwässer mit einem Scheitel von mehr als $90 \text{ m}^3/\text{s}$ klassifiziert wurden. Die Gütemaße R^2 , Nash-Sutcliffe-Kriterium $nsme$ und der mittlere normierte Fehler samt Standardabweichung $mne \pm snde$ wurden ausgewertet und in den Abbildungen 3.1 bis 3.3 im Anhang ab Seite 61 dargestellt.

Bestimmtheitsmaß R^2

In Abbildung 3.1 ist das Bestimmtheitsmaß R^2 für die drei unterschiedlichen Datensätze dargestellt. Die oberste Grafik zeigt den Verlauf des Gütemaßes für *alle Datensätze* der drei Prognosevarianten über die Laufzeit. Zu Beginn der Vorhersagefrist weisen alle Varianten hohe Werte für R^2 auf. VIGA-N liegt in den ersten Stunden am besten, fällt dann aber in nicht linearer Form ab, um ab einer Prognosefrist von 9 Stunden die schlechtesten Ergebnisse zu liefern. Die Gütemaße von VIGANA und VIGA-W nehmen hingegen nahezu linear ab, wobei die Variante mit reinem Wellenablauf auf einem besseren Niveau liegt als die Prognose mit P_2R . Die Variante mit der gleichmäßigsten Güte über die gesamte Prognosefrist ist also VIGA-W.

Bei Abtrennung der Datensätze im *Alltagsbetrieb* verändert sich das Bild nur leicht: Die Güte der Varianten VIGANA und VIGA-W werden noch etwas besser als über den gesamten Zeitraum betrachtet.

Für die *Hochwasser*-Datensätze verändert sich die Darstellung stärker. Hier liefert VIGANA immer nur die zweit- oder drittbesten Ergebnisse. Anfangs liegen die Gütemaße der beiden *HYSIM*-Varianten nahezu gleichauf. Ab einer Prognosefrist von etwa 5–6 Stunden übernimmt die relativ träge VIGA-W Variante die Führung. Die Gründe, warum die Niederschlagsvariante VIGA-N nicht über längere Fristen die besten Vorhersagen liefert, sind vielfältig: Die N/A-Komponente wird über einen Unit Hydrograph modelliert, der Niederschlag ist ein gemittelter Gebietsniederschlag über die gesamte Fläche. Niederschlagsverteilungen, die sich nicht durch einen mittleren Gebietsniederschlag darstellen lassen, werden daher in den Durchflussvorhersagen nicht dargestellt. Weiters gibt es den orografisch rechten Zubringer Gailitz (188 km²), der im System nicht erfasst ist und im Ereignisfall ebenfalls deutlichen lateralen Zufluss liefert. Abgesehen davon wird weiterhin der Wellenablauf im System modelliert, wo durch Kraftwerkeinsatz zusätzlich anthropogener Einfluss auf die Ganglinie eingebracht wird, der im Modell nicht repräsentiert ist.

Eine Vorhersagefrist von 6 Stunden mit der Variante VIGA-N entspricht für das Gebiet der Gail bereits in etwa der Fließzeit vom Systemanfang (Rattendorf) bis zum Prognosepegel Villach. Die aufsummierte, in den Parametern definierte Wellenlaufzeit von Rattendorf bis Villach beträgt etwa 6 Stunden. Somit sind alle Vorhersagen, die über die natürliche Laufzeit hinausgehen, ausschließlich durch Niederschlagsprognosen getrieben, die mit zunehmendem Vorhersagehorizont deutlich an Genauigkeit verlieren.

VIGANA hat schlechtere Gütemaße als VIGA-N, weil dort kein Wellenablauf modelliert wird, sondern rein der N/A-Prozess abgebildet ist. Durch die zuvor beschriebene Verwendung von Gebietswerten hat das Modell schlechtere Resultate als VIGA-N, das zwar auch die Gebietswerte verwendet, zusätzlich aber den Durchfluss an mehreren Zwischenpegeln bis zum Prognosepegel in die Berechnung der Vorhersage aufnimmt.

Nash-Sutcliffe-Koeffizient *nsmc*

Der Nash-Sutcliffe-Koeffizient beschreibt die Güte von Vorhersagen ähnlich wie R^2 , wobei die Fehler in den größeren Durchflussbereichen stärker abgebildet werden. Im Fall der vorliegenden Vorhersagen sehen auch die Grafiken für alle Daten, Alltagsbetrieb und Hochwasser (Abbildung 3.2) deutlich anders aus als jene des Gütemaßes R^2 : Die Güte der Variante VIGA-N nimmt hier bei früherer Prognosefrist und deutlicher im Ausmaß ab. Besonders deutlich zeigt sich diese Tendenz für die Daten im Hochwasserbereich, wo die Güte nach *nsmc* so weit abfällt, dass die Vorhersagen aufgrund der gewählten Grenze (z. B. 0,7) gar nicht mehr in eine kombinierte Prognose einfließen sollten. Auch die Güte der Variante VIGANA ist für die Hochwasserbereiche im Vergleich mit dem gesamten Zeitraum deutlich schlechter, was bereits beim Gütemaß R^2 beschrieben wurde.

Mittlerer normierter Fehler *mne* und dazugehörige **Standardabweichung** *snde*

Zusätzlich zu den zwei besprochenen Gütemaßen wird noch der mittlere normierte Fehler samt Standardabweichung betrachtet, wodurch sich eine weitere Möglichkeit der Beurteilung ergibt. In Abbildung 3.3 sind wieder alle Zeitpunkte (oben), nur Alltagsbetrieb (Mitte) und nur Hochwasser (unten) dargestellt. Bei Betrachtung aller Zeitpunkte sieht man, dass die nach R^2 und

	Σ	AA	AC	CA	CC
00	12				
01 NE	55	0	25	0	30
02 SE	154	27	51	33	43
03 SW	545	122	142	175	106
04 NW	128	50	65	9	4
		199	283	217	183

Tabelle 3.2: Verteilung der Großwetterlagen bei Hochwasser für den Zeitraum 2000–2005.

nsmc als stabil beurteilte Variante VIGA-W auch hier mit einer sehr geringen Standardabweichung aufscheint. Weiters kann abgelesen werden, dass VIGA-W und VIGANA einen positiven mittleren Fehler (d. h. eine tendenzielle Überschätzung) aufweisen, VIGA-N aber tendenziell unterschätzt. Ein ähnliches Bild ergibt sich bei Betrachtung der Datensätze des Alltagsbetriebs. VIGA-W hat hier die geringste Standardabweichung, was sie bei der Beurteilung durch das Gütemaß $mne \pm snde$ als die stabilste Variante ausweist.

Für den Datensatz Hochwasser wird hier noch deutlicher, was bei der Beurteilung durch *nsmc* bereits angekündigt wurde: Die Variante VIGA-N ist nur in den allerersten Stunden der Vorhersagefrist von hoher Güte. Der mittlere Fehler steigt sehr stark an, so dass ab der sechsten Stunde der Vorhersagefrist mit einer Überschätzung von mehr als 30 % gerechnet werden muss und diese Variante von da an nicht mehr mit großem Gewicht bei der Ermittlung einer gewichteten Vorhersage einfließen sollte. Die großen Abweichungen in der Statistik entstehen durch einzelne, sehr stark überschätzte Hochwasserereignisse, die in der Beurteilung der gesamten Zeitreihe nicht stark ins Gewicht fallen.

Einschränkung der Daten auf Großwetterlagen

In Tabelle 3.1 (S. 49) ist die Aufteilung der einzelnen Großwetterlagen des gesamten Zeitraumes dargestellt. In Analogie dazu folgt in Tabelle 3.2 die Einschränkung auf den Datensatz Hochwasser. Die Lage südlich des Alpenhauptkammes schirmt die Gail auch von den in Österreich typischen Westwetterlagen bzw. Nordstaulagen ab, so dass die meisten Hochwässer während vorherrschender SE- bzw. SW-Windrichtung auftreten. Als dritthäufigste Windrichtung kann NW identifiziert werden, NE liegt an letzter Stelle.

Es werden nun drei Wetterlagenklassen gewählt, für die die Gütekriterien in derselben Art wie zuvor ausgewiesen werden. Die WLK mit der größten Häufigkeit ist 03 SW. Es wurde untersucht, ob eine Unterscheidung in zyklonale bzw. antizyklonale Wetterlagen auch deutlich unterschiedliche Ergebnisse in der statistischen Auswertung liefert. Nachdem je Gütemaß und Variante, unterschieden in Wetterlagen, kaum Unterschiede auftreten bzw. sich die Unterschiede mit großer Wahrscheinlichkeit aufgrund der relativ geringen Datenmenge ergeben, wird nicht in Tief- bzw. Hochdrucklage unterschieden (siehe dazu Abb. 3.4).

Gütemaße je Wetterlage

Der nächste Schritt ist die Betrachtung der Gütemaße je Modell und Wetterlage. Sofern die hier verwendete Klassifizierung in Großwetterlagen auch unterschiedliche Ereignistypen hervorruft, sollte sich das in der Art der Fehler ausdrücken. Die vorherrschende Windrichtung bzw. Großwetterlage bei Hochwässern ist mit großem Abstand 03SW. Es handelt sich dabei um typische Niederschläge, die über die Karawanken in das Gailtal transportiert werden. Das maßgebende Wettergeschehen ist auch bekannt als Vb-Wetterlage, ein Tiefdruckgebiet mit dem Zentrum über dem Golf von Genua, das gegen den Alpenrand geworfen wird und diese in Folge am Ostrand in der Richtung zum baltischen Raum umzieht. Durch die Tiefpunkte der „Umrahmung“ kann es unter anderem in das Drau- bzw. Gailtal eindringen. Für das Gailtal sind diese Tiefpunkte der Durchgang der Gailitz bei Thörl-Maglern, das Nassfeld und der Plöckenpass (F. Tschada (1971) [47]).

Die großen Hochwässer, mit Durchflüssen über $400 \text{ m}^3/\text{s}$ in Villach, treten ausschließlich während SE- oder SW-Wetter auf. Die seltenen Hochwässer unter reiner NW-Wetterlage (d. h. ohne Wechsel der Großwetterlage während des steilen Anstiegs) haben für den Datenzeitraum maximale Scheitel von bis zu $200 \text{ m}^3/\text{s}$. Hochwässer, die zu Beginn des Anstiegs SW-Wetterlage haben, die währenddessen auf NW wechselt, fallen deutlich geringer aus als jene, die nicht in nördliche Richtung drehen.

Abbildung 3.5 zeigt das Gütemaß R^2 für die drei Wetterlagen 02SE, 03SW und 04NW, die sich doch deutlich voneinander unterscheiden. Nach dieser Beurteilung werden die Hochwässer während der Großwetterlage 02SE am besten modelliert, gefolgt von den Ereignissen der Wetterlage 03SW. Die Vorhersagen für die Ereignisse während der WLK 04NW fallen am schlechtesten aus. Hier muss allerdings berücksichtigt werden, dass 154 bzw. 128 Stundenwerte pro WLK keine große Datenbasis sind und z. B. bereits ein Ereignis über 12 Stunden, das schlecht modelliert wird, 10 % der Daten ausmacht und damit das Ergebnis deutlich beeinflusst. Häufig tritt auch der Fall auf, dass Hochwässer, die unter SW-Wetter beginnen, knapp vor dem Scheitel auf NW-Wetter drehen. Fehleinschätzungen des Scheitels machen sich dann in der Statistik der Wetterlage 04NW bemerkbar, obwohl nur wenige Stunden des Ereignisses rund um den Scheitel in diese Kategorie fallen. Es erfolgt daher in diesem Kapitel aufgrund der zu geringen Datenmenge keine weitere Behandlung und Beurteilung der beiden WLK 02SE und 04NW.

Vergleicht man nun das Gütemaß R^2 für alle Hochwasserdaten (Abb. 3.1, unterste Grafik) mit jenem nur für die WLK 03SW (Abb. 3.5, mittlere Grafik) mit den meisten Daten für eine Wetterlage, so sieht man, dass kaum Unterschiede auftreten. Die Unterscheidung der Daten in Wetterlagenklassen liefert also nicht mehr Information als die Unterscheidung in die Zustände Alltagsbetrieb und Hochwasser. Daher wird im nächsten Schritt, der Ermittlung von Gewichtungsfaktoren für die Berechnung einer optimierten Prognose, nicht mehr in Wetterlagen, sondern nur nach den Zuständen AB und HW unterschieden.

3.5 Ermittlung der gewichteten Vorhersagen

3.5.1 Ermittlung der Gewichtungsfaktoren

Es werden drei Ansätze zur Ermittlung von Gewichtungsfaktoren gewählt:

Gütekriterium R^2 Das Gütekriterium Bestimmungsmaß ($= R^2$) je Prognosefrist und Prognosevariante wird herangezogen, um gewichtete Faktoren (d. h. die Summe der Faktoren soll 1 ergeben) zu ermitteln.

Gütekriterium $nsmc$ Das Gütekriterium Nash-Sutcliffe-Kriterium ($= nsmc$) je Prognosefrist und Prognosevariante wird herangezogen, um gewichtete Faktoren (d. h. die Summe der Faktoren soll 1 ergeben) zu ermitteln.

Lineare Regression Mit den drei Varianten wird je Vorhersagefrist ein lineares Regressionsmodell ermittelt. Sofern einer der Faktoren des Modells einer Vorhersagefrist < 0 wird, wird der jeweilige Faktor auf 0 gesetzt bzw. die Variante von den Prädiktoren entfernt. Dieser Schritt wird aus der Überlegung heraus gesetzt, dass ein beobachteter Durchfluss bzw. eine berechnete Vorhersage für den Prognosepegel nicht mit negativem Vorzeichen, also als Abzug, in eine optimierte Prognose einfließen kann.

Tabelle 3.3 (S. 56) und Abbildung 3.7 im Anhang zeigen die so ermittelten Faktoren für die Modelle. Die Faktoren für die beiden Gütekriterienmodelle R^2 und $nsmc$ unterscheiden sich deutlich von jenen des Regressionsmodells, das direkt auf die Durchflüsse zurückgreift. Hier hat eine der Varianten, VIGA-W, den deutlich höchsten Faktor, während die Faktoren bei den Gütekriterienmodellen relativ ähnlich sind und nur mit zunehmender Vorhersagefrist voneinander abweichen. Beim Regressionsmodell nimmt die Konstante mit zunehmender Vorhersagefrist zu, was auf eine Unterschätzung nur durch die Faktoren schließen lässt und sich auch mit der Auswertung der Güte der Variante VIGA-W deckt (Abb. 3.3).

Es können nun gewichtete Vorhersagen für die Wetterlagen AB bzw. HW ermittelt und die Gütemaße dieser gewichteten Vorhersage berechnet und dargestellt werden. Abbildung 3.6 zeigt die drei Gütebewertungen R^2 , $nsmc$ und $mne \pm snde$ für den Zustand Hochwasser, wobei neben den kombinierten Vorhersagen auch die Güte der Einzelmodelle, so wie in den Abbildungen 3.1 bis 3.3, dargestellt ist.

Deutlich erkennbar liefert das Regressionsmodell bei allen drei Kriterien die besten Ergebnisse, wobei die Güte noch größer ist als jene der besten Einzelvariante, VIGA-W. Bei der unteren Abbildung ($mne \pm snde$) lässt sich erkennen, dass die Regressionsvariante – im Gegensatz zur besten Einzelvariante VIGA-W – einen positiven mittleren normierten Fehler aufweist, dass aber der dazugehörige Standardfehler eine ähnliche Größenordnung aufweist wie jener der Einzelvariante. Die Faktoren der Regression werden direkt aus beobachteten Durchflüssen und Vorhersagen pro Zeitschritt berechnet. Somit ist die Bewertung um einen Schritt „direkter“ als bei der Bewertung der Gütemaße R^2 und $nsmc$, die ja bereits über alle Zeitpunkte mitteln. Daher ergibt sich die statistisch höhere Genauigkeit des resultierenden optimierten Prognosemodells.

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

	<i>nsme</i> AB			<i>nsme</i> HW			Reg HW				R^2 HW		
	V1	V2	V3	V1	V2	V3	V1	V2	V3	C	V1	V2	V3
1	0.334	0.334	0.332	0.332	0.332	0.305	0.000	0.912	0.089	-3.283	0.338	0.338	0.323
2	0.334	0.334	0.332	0.331	0.331	0.287	0.100	0.811	0.091	-2.669	0.343	0.343	0.314
3	0.334	0.335	0.331	0.330	0.331	0.273	0.063	0.907	0.018	-1.254	0.346	0.348	0.306
4	0.335	0.336	0.330	0.327	0.330	0.262	0.177	0.809	0.000	-0.694	0.348	0.352	0.300
5	0.334	0.337	0.329	0.321	0.326	0.255	0.232	0.752	0.000	0.244	0.348	0.353	0.298
6	0.332	0.339	0.329	0.310	0.320	0.250	0.260	0.710	0.019	-0.206	0.348	0.354	0.298
7	0.328	0.341	0.331	0.298	0.319	0.248	0.239	0.728	0.030	-0.896	0.345	0.357	0.298
8	0.322	0.344	0.334	0.280	0.320	0.248	0.170	0.783	0.057	-0.109	0.341	0.361	0.299
9	0.314	0.348	0.337	0.256	0.322	0.250	0.121	0.816	0.079	1.312	0.334	0.365	0.301
10	0.305	0.352	0.343	0.225	0.327	0.253	0.063	0.857	0.107	3.537	0.326	0.370	0.304
11	0.294	0.358	0.349	0.189	0.331	0.257	0.032	0.856	0.146	5.224	0.319	0.374	0.307
12	0.282	0.363	0.355	0.152	0.334	0.260	0.003	0.860	0.176	7.521	0.312	0.378	0.310
13	0.271	0.369	0.360	0.121	0.336	0.263	0.000	0.827	0.209	8.688	0.307	0.380	0.313
14	0.262	0.374	0.364	0.099	0.336	0.263	0.000	0.790	0.241	9.75	0.304	0.381	0.314
15	0.255	0.379	0.366	0.084	0.333	0.263	0.002	0.750	0.273	10.816	0.303	0.381	0.315

Tabelle 3.3: Gewichtungsfaktoren mit *nsme* als Kriterium für Situation Alltagsbetrieb (AB) und Hochwasser (HW), Parameter nach einem linearen Regressionsmodell für HW, Faktoren mit R^2 als Kriterium für die Situation HW. V1=VIGA-N, V2=VIGA-W, V3=VIGANA.

Die Güte der Modelle nach Kriterium R^2 und *nsme* ist bis zu einer Prognosefrist von ca. 6-8 Stunden fast gleich (obere und mittlere Abbildung in 3.6), danach hat das Modell nach *nsme* leicht bessere Gütekriterien. Das rührt daher, dass *nsme* für das Einzelmodell VIGA-N ab dieser Prognosefrist so gering wird, dass dadurch diese für höhere Prognosefristen schlechte Variante bei der Gewichtung immer geringere Faktoren erhält. Derselbe Effekt schlägt sich auch in der untersten Abbildung ($mne \pm snde$) nieder: Der mittlere normierte Fehler der Kombination nach *nsme* nimmt ab einer Prognosefrist von ca. 10 Stunden wieder ab, weil die Variante VIGA-N, die den großen mittleren Fehler in die gewichtete Vorhersage einbringt, wegen des schlechten *nsme*-Wertes für höhere Vorhersagefristen nur mehr kleine Gewichtungsfaktoren erhält.

3.5.2 Beispiele für Prognosen

Die Bewertung von operationellen Vorhersagen anhand von Gütemaßen liefert quantitative Werte, die untereinander verglichen werden können. Speziell für Vorhersagen ist es aber auch unerlässlich, eine visuelle Beurteilung zu treffen (siehe dazu Kapitel 2.2). In diesem Kapitel werden Prognosen für drei verschiedene Zeitpunkte besprochen. Die drei Hochwasserwellen unterscheiden sich wie folgt:

Oktober 2000 Das Hochwasser im Oktober 2000 zeichnet sich durch einen doppelten Scheitel aus, der erste tritt am 12.10. auf und beträgt ca. $690 \text{ m}^3/\text{s}$, der zweite tritt am 13.10. auf und beträgt ca. $770 \text{ m}^3/\text{s}$. Vor dem Ereignis liegt der Durchfluss bei etwa $140 \text{ m}^3/\text{s}$. Der zusammenhängende Regenblock des Gebietsniederschlages für das gesamte Gebiet der Gail von 11.10. bis 13.10. beträgt 94 mm. Die vorherrschende Großwetterlage während des Ereignisses ist **03SW**. Die ZAMG liefert folgende Beschreibung der Wetterlage:

Störungsausläufer eines mächtigen Tiefdruckgebietes bei den Britischen Inseln erreichen

Österreich zunächst noch von Westen her. Mit der auf Südwest drehenden Höhenströmung gelangen im weiteren Verlauf mildere, aber feuchte Luftmassen in unseren Raum.

Oktober 2003 Das Hochwasser im Oktober 2003 hat einen einfachen Scheitel mit etwa $170 \text{ m}^3/\text{s}$, der am 5.10. auftritt. Vor dem Ereignis liegt der Durchfluss bei etwa $40 \text{ m}^3/\text{s}$. Das Niederschlagsereignis ist durch zwei Regenblöcke ausgezeichnet, wobei der erste Regenblock mit einer Summe von etwa 27 mm kaum abflusswirksam war, den Boden aber so vorbefeuchtet hat, dass der zweite Regenblock (nach einer Regenpause von 8 Stunden) von etwa 61 mm zu einer deutlichen Reaktion des Gebietes geführt hat. Die vorherrschende Großwetterlage zu Beginn des Ereignisses ist **03SW**, dreht dann aber auf **04NW**. Die ZAMG liefert folgende Beschreibung der Wetterlage:

Eine Störungsfront und eine Tiefdruckentwicklung über Oberitalien bewirken in Österreich aus dichter Bewölkung verbreitete teils gewittrige Niederschläge und einen Temperatursturz. Rekordniederschlagsmengen werden im äußersten Westen Österreichs gemessen, Schnee fällt lokal bis 1100 m herab.

Mai 2003 Das Hochwasser im Mai 2003 hat einen einfachen Scheitel von ca. $100 \text{ m}^3/\text{s}$, der am 20.5. auftritt. Vor dem Ereignis liegt der Durchfluss bei etwa $40 \text{ m}^3/\text{s}$. Der Ereignisniederschlag beträgt etwa 47 mm. Die vorherrschende Großwetterlage während des gesamten Ereignisses ist **04NW**. Die ZAMG liefert folgende Beschreibung der Wetterlage:

19.5.: Am Abend erreicht eine Kaltfront Vorarlberg und zieht in der folgenden Nacht mit Blitz und Donner weiter. 20.5.: Die nur langsam abziehende Kaltfront, ein Höhentrog über Österreich und feuchtkühle Meeresluft sorgen bei häufig bedecktem Himmel für verbreitete und im Westen und Süden strichweise sehr ergiebige teils gewittrige Niederschläge.

3.5.2.1 Ereignis Oktober 2000, Wetterlage 03SW

→ Abbildung 3.8. Das Ereignis im Oktober 2000 ist eines der für das Gebiet der Gail klassischen Ereignisse bei SW-Wetterlage, einem Tief über Genua und erheblichen Niederschlägen, die über die Karawanken in das Gailtal einströmen. Das Hochwasser baut sich über die gesamte Länge der Gail auf, was man daran erkennt, dass auch die Prognose mit dem reinen Wellenablaufmodell VIGA-W (Abbildung (a) in 3.8) den Verlauf der Welle gut wiedergibt. Der Anstieg wird leicht zeitverzögert modelliert. Abbildung (b) in 3.8 stellt die Vorhersage mit der Variante VIGA-N dar, die Wellenablauf und lateralen Zufluss über ein UH-Modell berücksichtigt. Hier wird der Anstieg besonders gut vorhergesagt, dafür wird der Scheitel deutlich überschätzt. Die Überschätzung des Scheitels bei der Variante VIGA-N ist auch, wie zuvor besprochen, in den statistischen Gütemaßen (Kapitel 3.4.2) ersichtlich. Das Modell VIGANA hingegen reagiert moderat auf den Niederschlag und unterschätzt Neigung und Scheitel deutlich.

Es werden zwei kombinierte Prognosen berechnet: Teilabbildung (d) in 3.8 stellt die Kombination nach der Gewichtung der Nash-Sutcliffe-Güte dar (*nsmc*-Modell), wobei hier beide

Parametersätze für AB und HW verwendet wurden. (e) ist die Kombination mittels Regressionsmodell für die Hochwasserbereiche, in den AB-Bereichen wurde wie in (d) das *nsmc*-Modell angewandt. So wie auch die statistische Gütebewertung, zeigt die visuelle Beurteilung, dass die Kombination mit dem Regressionsmodell die zeitlich und absolut gesehen beste Vorhersage ermittelt.

3.5.2.2 Ereignis Oktober 2003, Wetterlage 03SW-04NW

→ Abbildung 3.9. Während dieses Ereignisses dreht die Großwetterlage bzw. Hauptströmungsrichtung während des Anstiegs von SW auf NW. Der erste Scheitel des Ereignisses wird von der Variante VIGA-N völlig überschätzt. Das Gebiet reagiert noch gar nicht auf die Niederschläge, während die Vorhersage bereits einen enormen Anstieg auf 250-300 m³/s voraussagt. Das Modell VIGANA, das ja im Gegenzug zum Ereignismodell VIGA-N den Systemzustand in Form der Bodenfeuchte laufend mitführt, unterschätzt hingegen den beobachteten Durchfluss deutlich und liefert auch eine sehr schlechte Vorhersage. Das Wellenablaufmodell VIGA-W hingegen gibt den Anstieg der Welle deutlich wieder, überschätzt aber durch seine Modellstruktur (d. h. durch die adaptive Anpassung des Volumskorrekturfaktors) den Scheitel wiederum deutlich.

Die beiden kombinierten Vorhersagen mit dem *nsmc*-Modell und dem Regressionsmodell liefern für dieses Ereignis beide ähnlich gute Vorhersagen: ersteres unterschätzt, zweiteres überschätzt den Scheitel, Neigung und Zeitpunkt des Anstiegs werden bei beiden ähnlich vorhergesagt.

Für einen Fall wie diesen bewährt sich die Kombination der einzelnen Varianten, da extreme Fehlprognosen wie die der Variante VIGA-N ausgemittelt werden.

3.5.2.3 Ereignis Mai 2003, Wetterlage 04NW

→ Abbildung 3.10. Das dritte hier vorgestellte Ereignis ist eines während der Großwetterlage 04NW. Im Unterschied zu den beiden vorigen Ereignissen wird hier von beiden Varianten, die den Niederschlag berücksichtigen ((b) und (c)), der Anstieg um einige Stunden zu früh vorhergesagt. Die Ursache ist darin zu finden, dass der Niederschlag hier als Gebietsniederschlag über das gesamte Einzugsgebiet einfließt, dass aber die Abflussreaktion durch die längliche Form des Einzugsgebietes maßgeblich von der Zugrichtung des Niederschlages beeinflusst wird. Bei Strömungsrichtung aus NW breitet sich der Niederschlag gegen die Fließrichtung des Flusses aus, was zu einer langsameren Reaktion des Gebietes führt. In der Modellierung aber tritt der Niederschlag durch die Vereinfachung zeitgleich über dem gesamten Gebiet auf, was zu einer zu raschen Reaktion des Abflusses im Modell führt.

Zusätzlich dazu liefert die Variante VIGA-N wiederum deutlich zu große Abflussspitzen, was auf eine notwendige Überprüfung der Modellparameter – oder aber auch der Qualität der Inputdaten durch Kontrolle von Stationsdaten – hinweist. Der Niederschlag dieses Ereignisses ist ein singulärer Block, ohne Vorregen, weswegen das Ereignismodell, sofern es gut geeicht ist und sofern die Inputdaten den tatsächlich aufgetretenen Niederschlag gut repräsentieren, ein deutlich besseres Ergebnis liefern können müsste.

Bei Durchsicht der wenigen Ereignisse, die ausschließlich während der Wetterlage 04NW auftreten, zeigt sich, dass die hier beschriebenen Fakten öfter zu beobachten sind: die Modelle, die den Niederschlag berücksichtigen, reagieren zu früh und zu stark. Somit beruhen die schlechten Gütemaße bei dieser Wetterlage (unterste Abbildung in 3.4) nicht nur auf der geringen Datenbasis, sondern auch darauf, dass die Ereignisse bei der eher untypischen Zugrichtung der Niederschläge durch die Verwendung eines Gebietsniederschlags über die ganze Gail nicht gut modelliert werden können. Die schlechte Modellierung unter Großwetterlage 04NW hat also sehr wohl systematische Ursachen. In diesem Fall kann nur durch Eingriff in die Modellstruktur bzw. durch detaillierteren Niederschlagsinput Abhilfe geschaffen werden.

3.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde versucht, die vorherrschende Großwetterlage in die Zusammenführung von Vorhersagen unterschiedlicher Modelle oder Modellvarianten zu einer optimierten Vorhersage mit besserer Genauigkeit als die Einzelergebnisse mit einzubeziehen. Dabei wurde davon ausgegangen, dass unterschiedliche Modelle jeweils andere Prozesse im Einzugsgebiet besser darstellen und daher unter verschiedenen hydrologischen Situationen unterschiedlich gute Vorhersagen berechnen. Bei der Bildung einer gewichteten Vorhersage müssten daher je nach hydrologischer bzw. meteorologischer Situation andere Gewichtungsfaktoren gewählt werden, um die jeweils optimale Vorhersage zu berechnen. Grundlage für die Untersuchungen waren die Vorhersagen zweier Modelle (*HYSIM* und *P₂R*), wobei ein Modell davon in zwei Varianten betrieben wurde (*HYSIM*: VIGA-W und VIGA-N, *P₂R*: VIGANA) und so drei Ergebnisse zu kombinieren waren. Dazu lag die Großwetterlage in einer automatisiert generierten Form vor, wobei Hauptzugrichtung und Zyklonalität der Luftmassen in zwei Höhen Bestandteil der Klassifizierung sind.

Die Durchflussreihe für fünf Jahre wurde einer automatisierten Erkennung von Hochwasseranstiegen mit Scheitelwerten von mehr als $90 \text{ m}^3/\text{s}$ unterworfen, der Datensatz so in zwei hydrologische Bereiche, Alltagsbetrieb (AB) und Hochwasser (HW) getrennt. Für jeden Bereich wurde die Güte der drei Vorhersagemodelle/-varianten getrennt ermittelt (Abbildungen 3.1 bis 3.3), und es sind auch, wie erwartet, deutliche Unterschiede zu sehen; generell ist die Güte während der durchflussärmeren Alltagsbetriebssituation besser als während der Hochwasserereignisse und während der Ereignisse unterscheiden sich die einzelnen Modelle/Varianten auch deutlich. Die Güte der Variante VIGA-W, die nur den Wellenablauf modelliert, ist generell am höchsten, obwohl kein Niederschlag in der Modellierung berücksichtigt wird.

Als nächster Schritt wurden die Hochwässer hinsichtlich ihrer Zugehörigkeit zu einer Großwetterlage untersucht. Mit Abstand die meisten der als Hochwasser gekennzeichneten Zeitschritte finden unter der Großwetterlage 03SW statt, gefolgt von 02SE und 04NW (Tabelle 3.2). Während die Ereignisse unter der für das Gebiet der Gail typischen Strömungsrichtung aus südlichen Richtungen (02SE und 03SW) ähnlich gut modelliert werden, sind die Vorhersagen der Modelle/Varianten, die den Niederschlag berücksichtigen, unter der Großwetterlage 04NW von deutlich schlechterer Güte (Abbildung 3.5). Nach Analyse der Hochwässer zeigt sich, dass dieser deutliche Fehler nicht aufgrund der geringen Datenlage auftritt, sondern systematisch

bedingt ist: bei Anströmung der Niederschläge von NW und Verwendung eines Gebietsniederschlags für das langgestreckte Gailtal erfolgt die Modellierung des Anstiegs generell deutlich zu früh, weil die Zugrichtung der Luftmassen entgegen der Fließrichtung verläuft. Abhilfe könnte mit einer Verfeinerung des Niederschlagsinputs geschaffen werden.

Aus diesen Analysen lässt sich der Schluss ziehen, dass der Einfluss der Großwetterlage für die Zusammenführung von Vorhersagen, wie ursprünglich geplant, an der Gail nicht genutzt werden kann. Die Gütemaße während der beiden Großwetterlagen 02SE und 03SE liegen in einem ähnlichen Bereich, die schlechte Güte unter Wetterlage 04NW, insbesondere die um einige Stunden zu frühe (und damit noch im Zustand AB befindliche) Reaktion des Modells, lässt sich nicht durch unterschiedliche Mischungsfaktoren während des Hochwassers abfangen.

Somit wurden Mischungsfaktoren für die Zustände AB und HW ermittelt, wobei zwei grundsätzlich unterschiedliche Ansätze gewählt wurden: Der erste Ansatz ist die Bildung von gewichteten Faktoren aufgrund der Modellgüte der einzelnen Modelle/Varianten für jede Prognosefrist, wobei die Gütemaße R^2 und $nsme$ herangezogen wurden; der zweite Ansatz ist die Bildung eines Regressionsmodells für jede Prognosefrist, wobei die Beobachtungen (als abhängige Variable) und Prognosen je Modell und Vorhersagefrist (als unabhängige Variable) direkt herangezogen wurden (Tabelle 3.3 bzw. Abbildung 3.7). Die Güte der optimierten Vorhersagen je Modell ist in Abbildung 3.6 dargestellt. Die deutlich beste optimierte Vorhersage ist jene mit dem Regressionsmodell. Eine Visualisierung der Vorhersagen dreier unterschiedlicher Ereignisse ist in den Abbildungen 3.8 bis 3.10 gegeben, wo sich auch bei visueller Beurteilung der unterschiedlichen Kombinationen zeigt, dass die Regressionsvariante die besten Vorhersagen liefert.

Der Grund dafür, dass die Information über Wetterlagen, so wie geplant, an der Gail nicht zur Generierung deutlich unterschiedlicher Mischungsfaktoren für Vorhersagen herangezogen werden kann, liegt womöglich auch daran, dass Hochwässer an der Gail nur dann entstehen können, wenn Luftmassen mit hohem Feuchtigkeitsgehalt die Barriere der Berge überwinden können, dass also Hochwässer sich von ihrem Entstehungstyp nicht stark voneinander unterscheiden. Weiters ist in der hier verwendeten Art der Wetterlagenklassifikation zwar vorgesehen, dass der Feuchtegehalt als ein Index mitgeliefert wird, er aber in den Daten dieser Untersuchung nicht enthalten war. Eine weitergehende Analyse mit Daten, die neben Hauptströmungsrichtung und Zyklonalität/Antizyklonalität auch die Feuchte enthalten, könnte zusätzliche Information liefern. Allerdings können auch ohne Verwendung der Großwetterlage durch die Differenzierung zweier Datensätze – Alltagsbetrieb und Hochwasser – zwei unterschiedliche Sätze an Faktoren für die optimale Kombination von Vorhersagen gewonnen werden, was die Vorhersagen im operationellen Betrieb deutlich verbessern kann.

Danksagung

Die Autorin bedankt sich herzlich bei der AHP (Verbund) für die Bereitstellung der Durchfluss- und Gebietsniederschlagsdaten, sowie bei der ZAMG für die Bereitstellung der Großwetterlagen für den Zeitraum 2000–2005.

3.7 Anhang

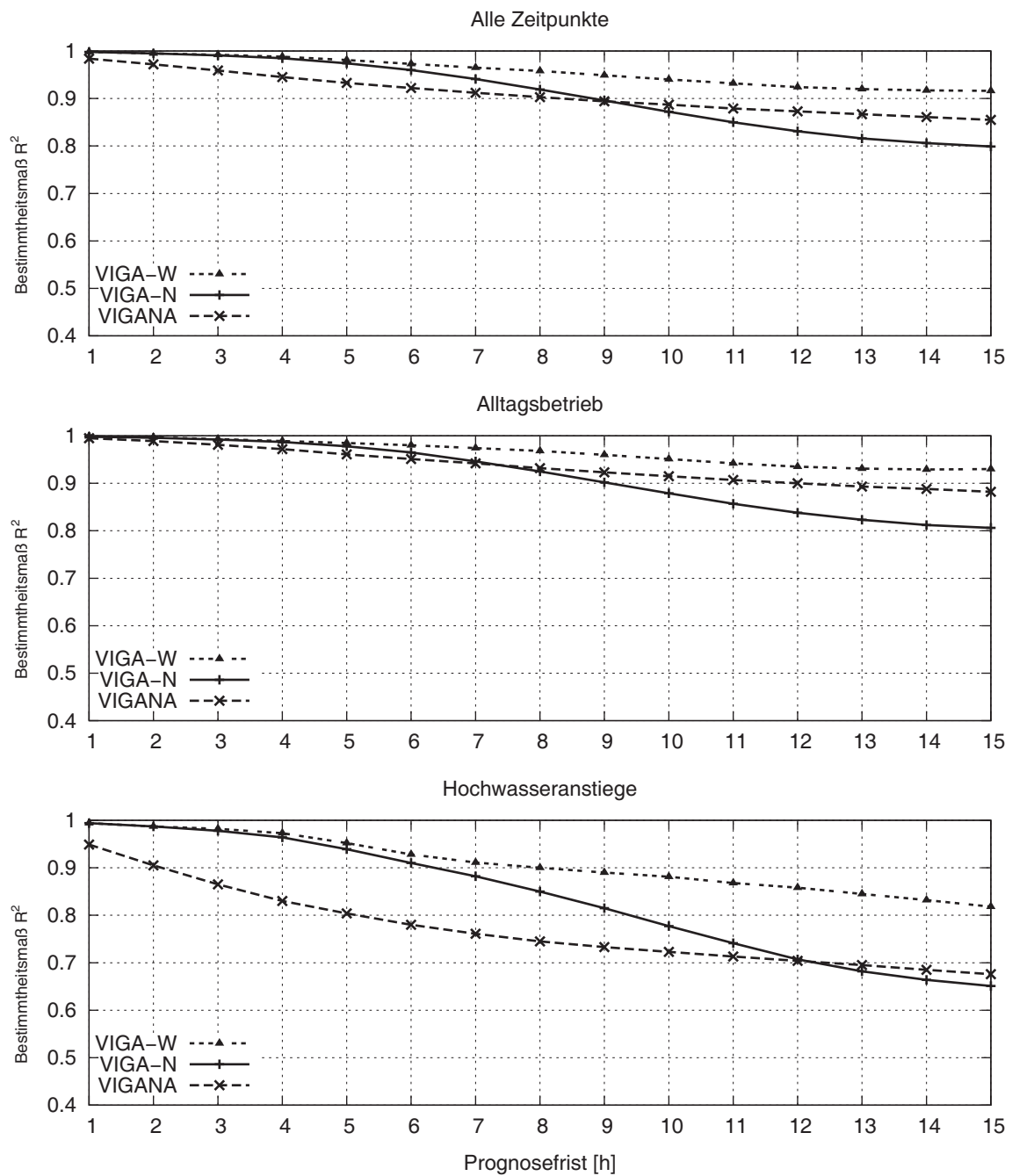


Abbildung 3.1: Gütemaß R^2 der Vorhersagen mit drei Modellen für den Zeitraum 2000–2005, alle Daten (oben), Alltagsbetrieb (Mitte) und nur Hochwasseranstiege (unten).

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

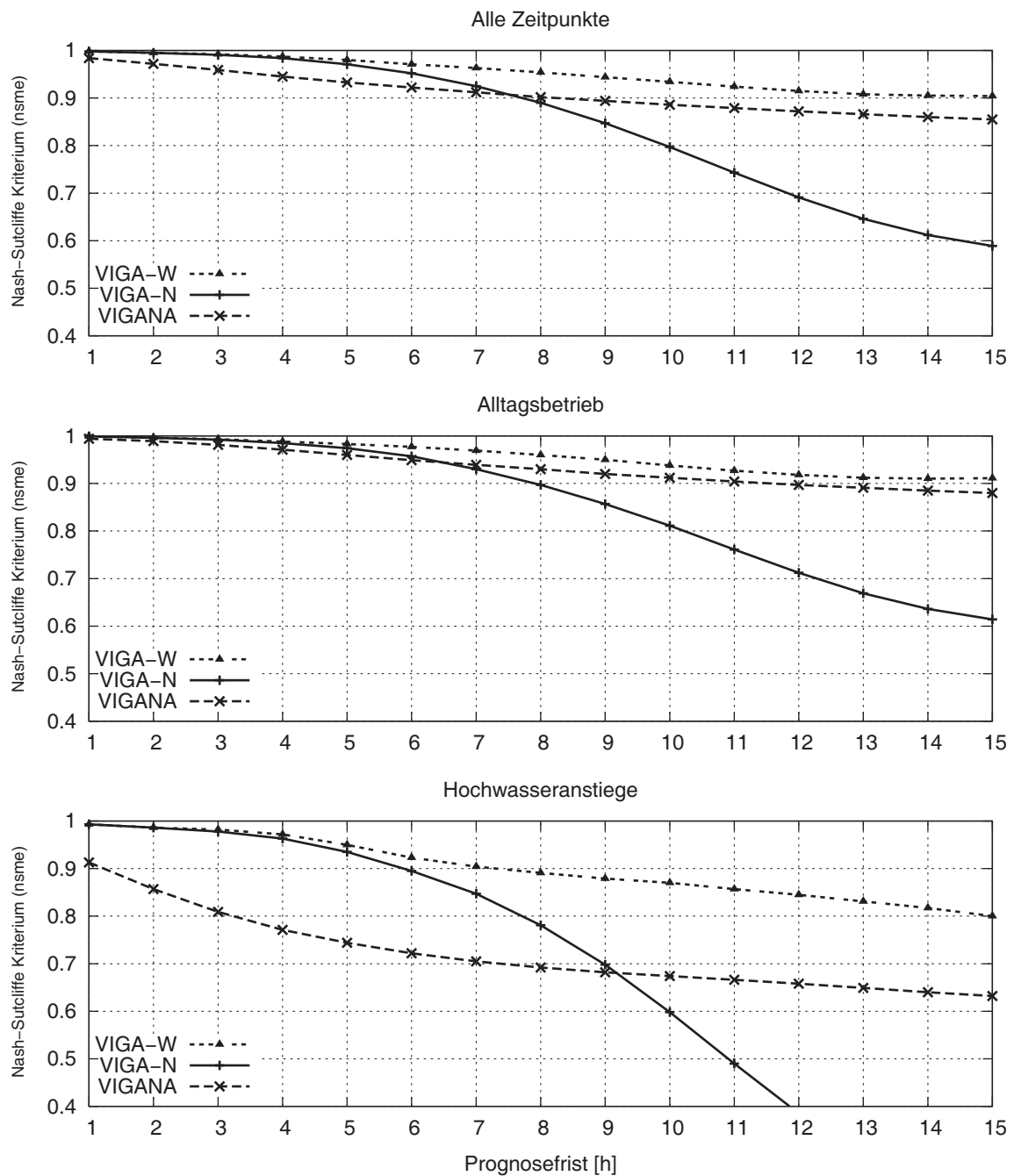


Abbildung 3.2: Gütemaß $nsme$ der Vorhersagen mit drei Modellen für den Zeitraum 2000–2005, alle Daten (oben), Alltagsbetrieb (Mitte) und nur Hochwasseranstiege (unten).

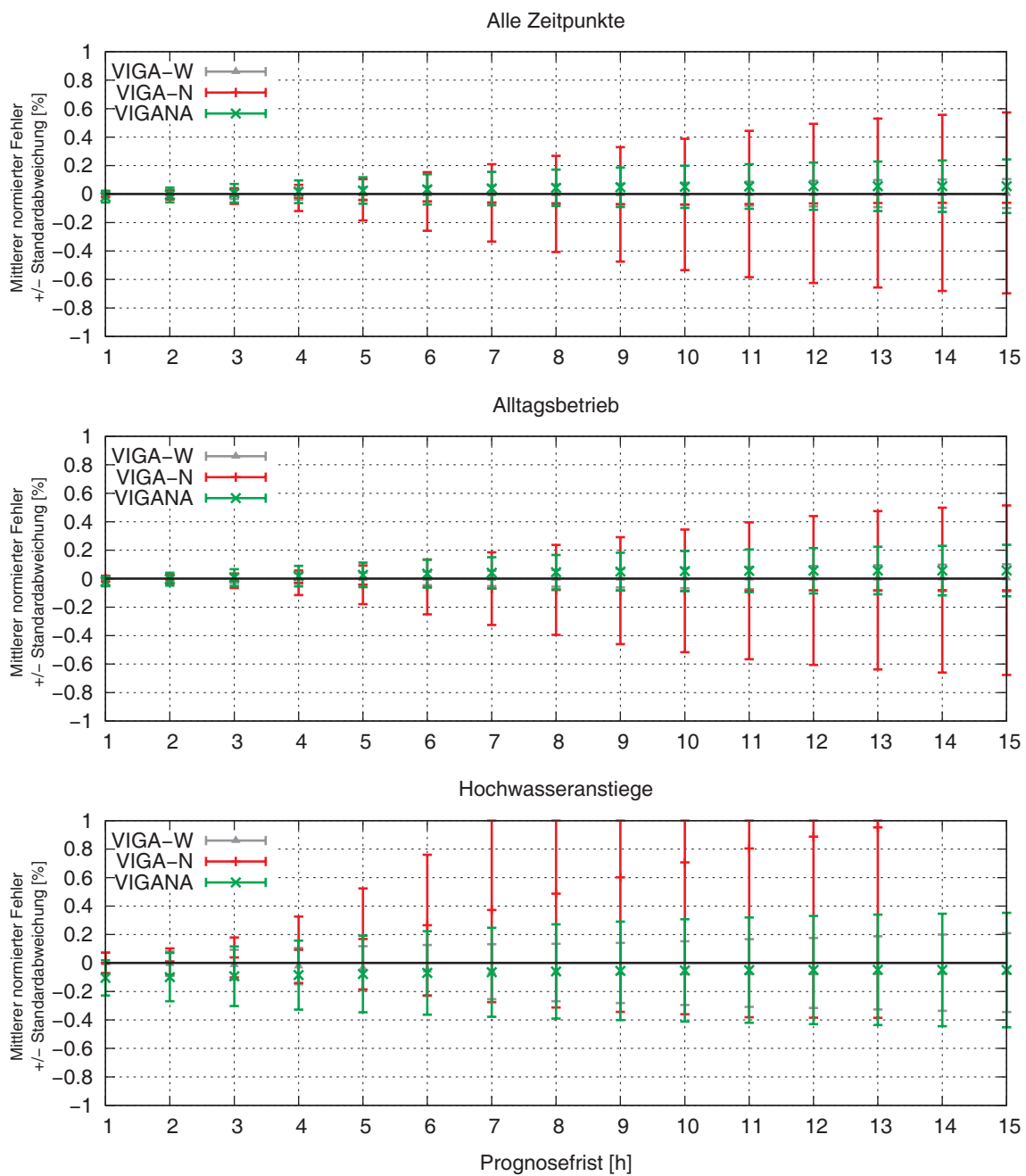


Abbildung 3.3: Gütemaß $mne \pm snde$ der Vorhersagen mit drei Modellen für den Zeitraum 2000–2005, alle Daten (oben), Alltagsbetrieb (Mitte) und nur Hochwasseranstiege (unten).

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

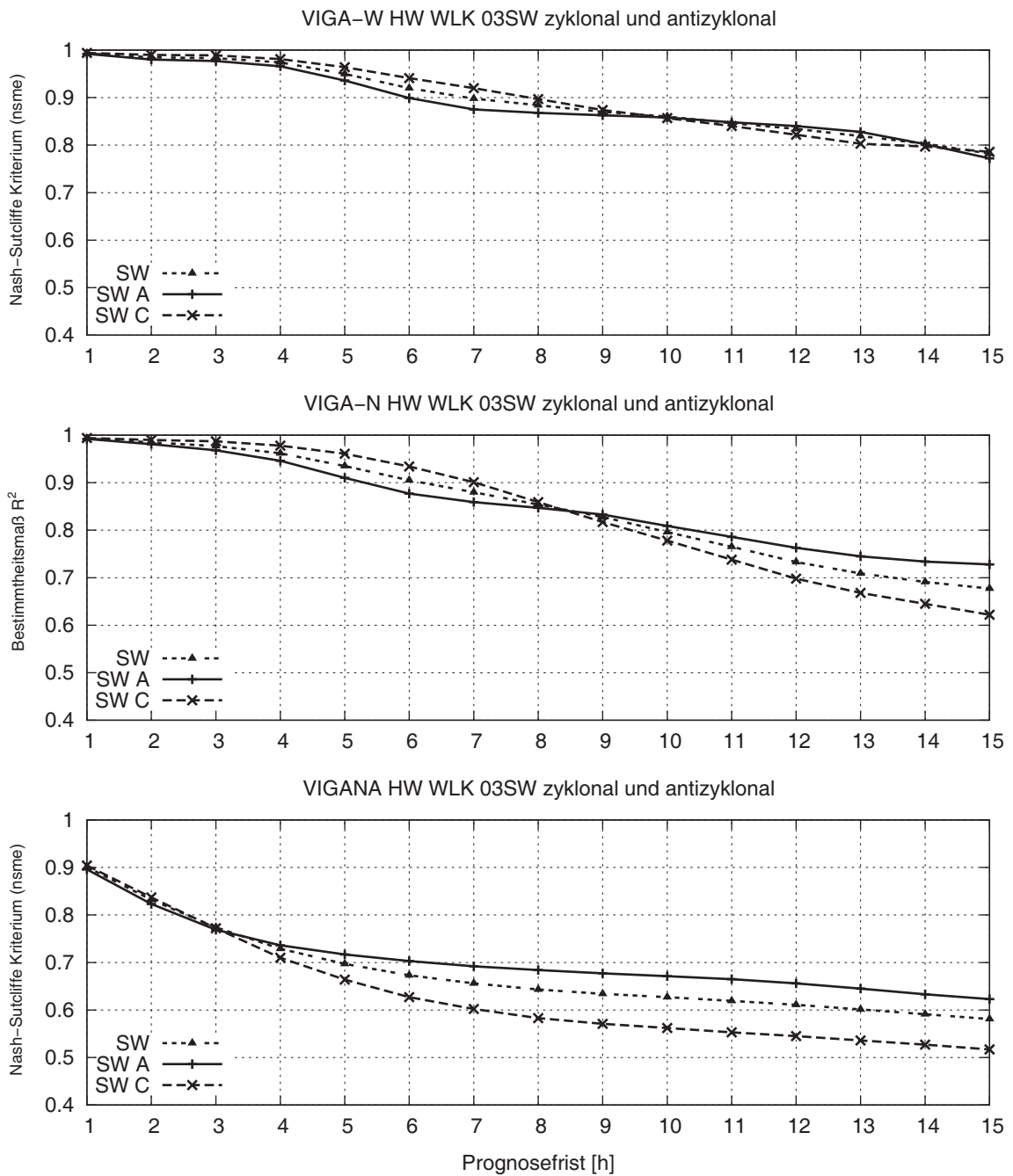


Abbildung 3.4: Einzelne Gütemaße bei Unterscheidung der WLK 03SW-A und 03SW-C. Eine Differenzierung in zyklonale und antizyklonale Bedingungen führt nicht zu nennenswerten Unterschieden in der Statistik.

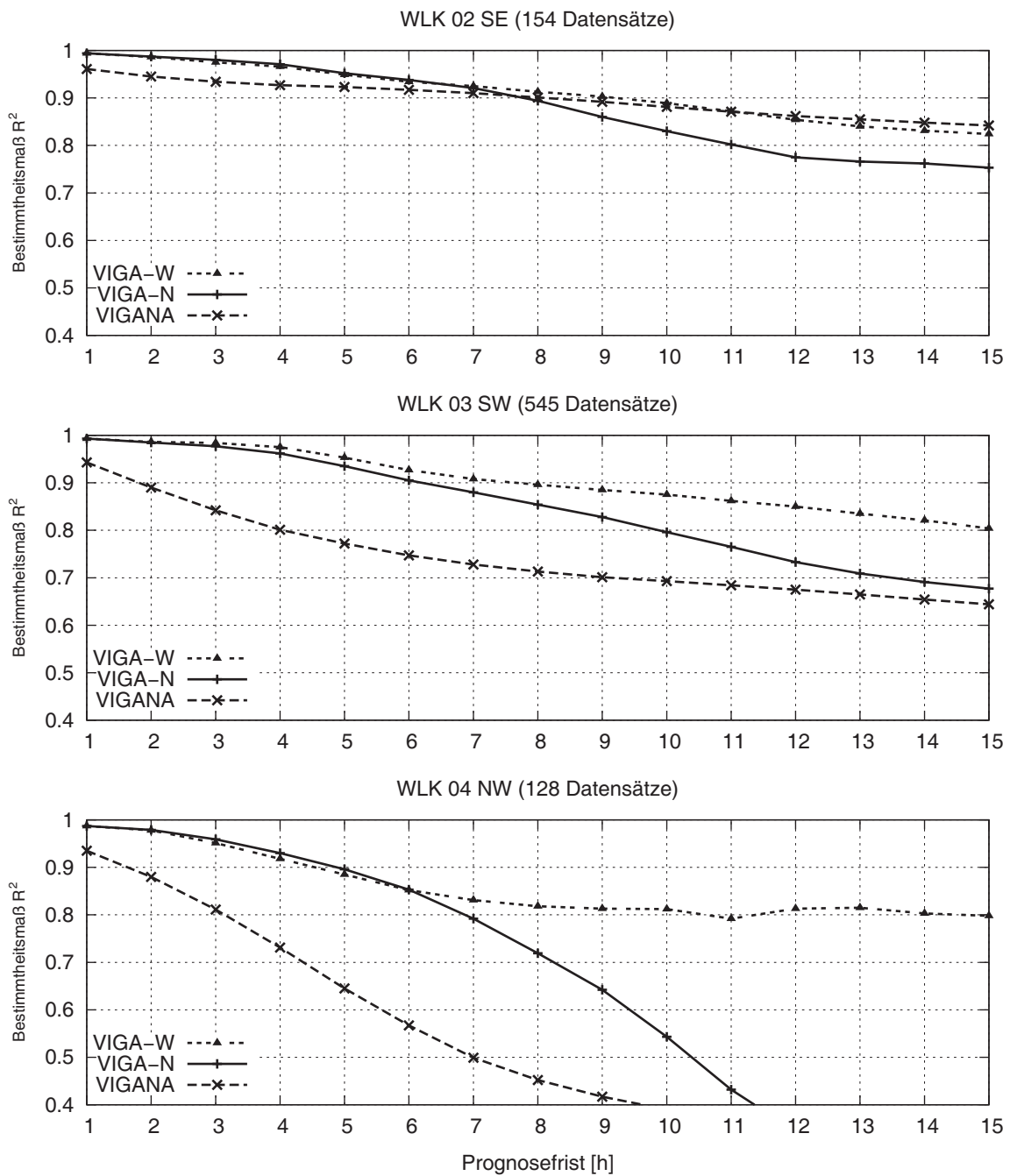


Abbildung 3.5: Gütemaß R^2 bei Unterscheidung der drei dominanten Wetterlagen 02SE, 03SW und 04NW.

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

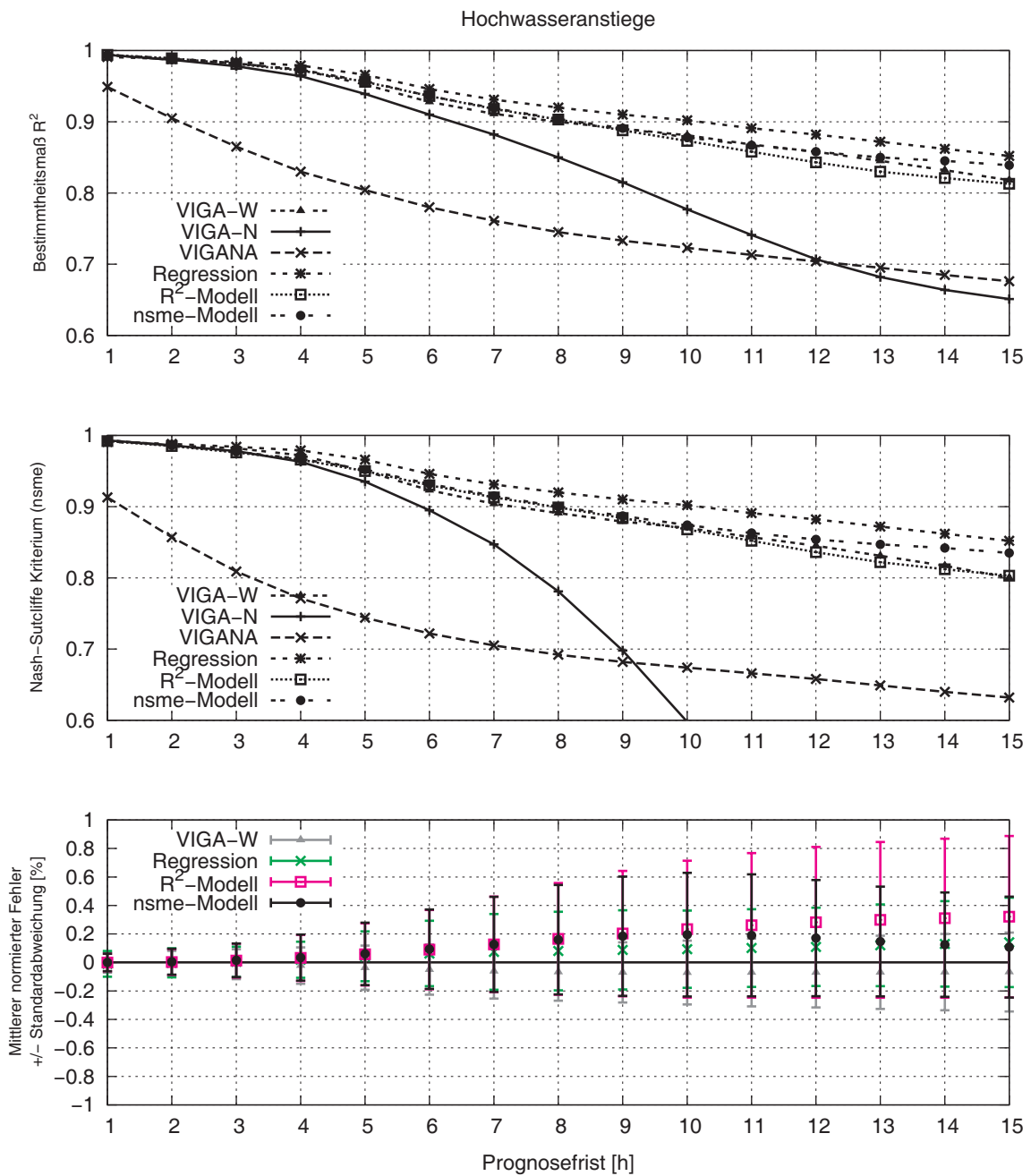


Abbildung 3.6: R^2 , $nsme$ und $mne \pm snde$ für die einzelnen Varianten und die drei kombinierten Modelle bei Hochwasser.

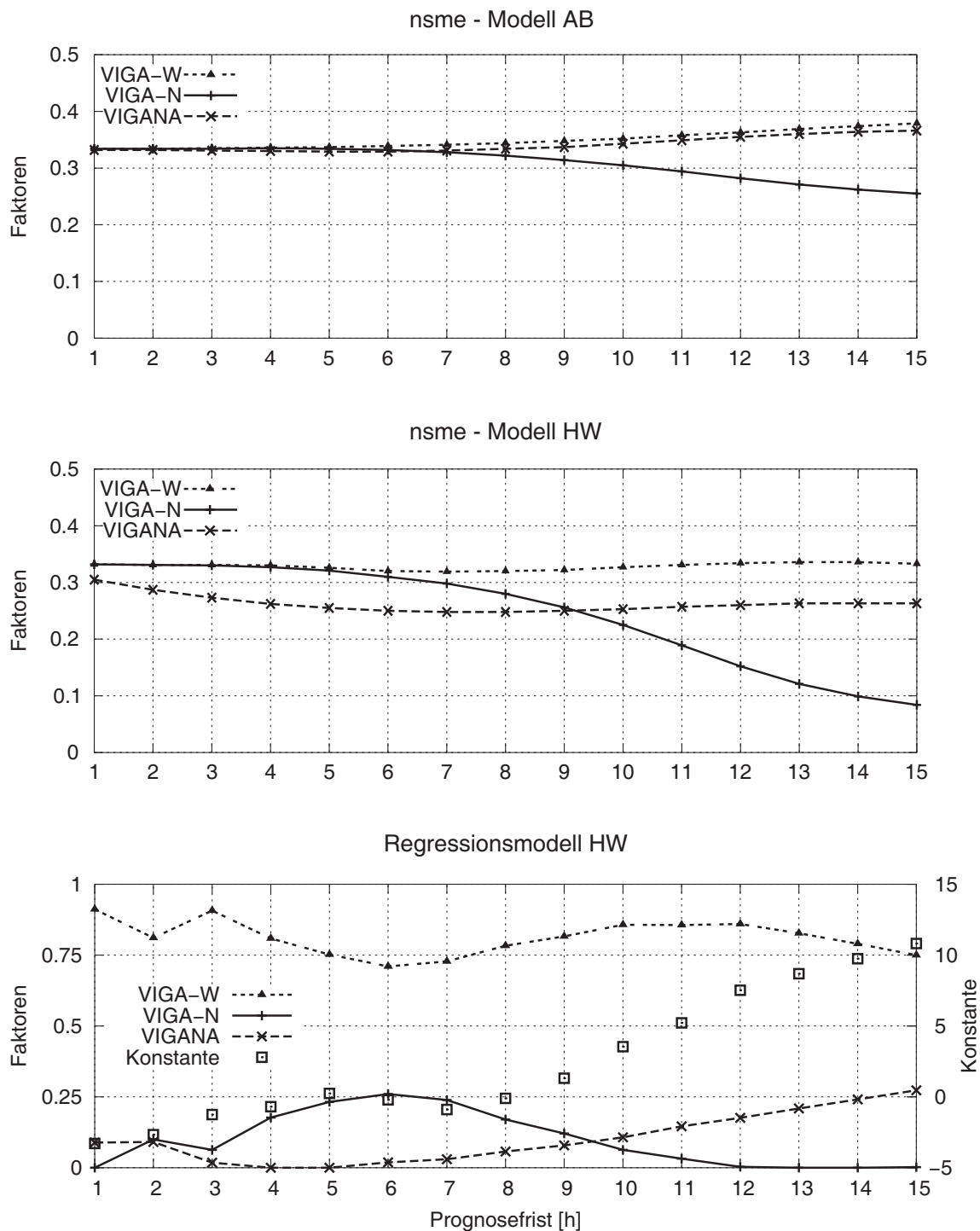


Abbildung 3.7: Mischungsfaktoren für die optimierte Vorhersage. Oben: *nsme*-Modell für Hochwasser. Mitte: *nsme*-Modell für Alltagsbetrieb. Unten: Regressionsmodell für Hochwasser.

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

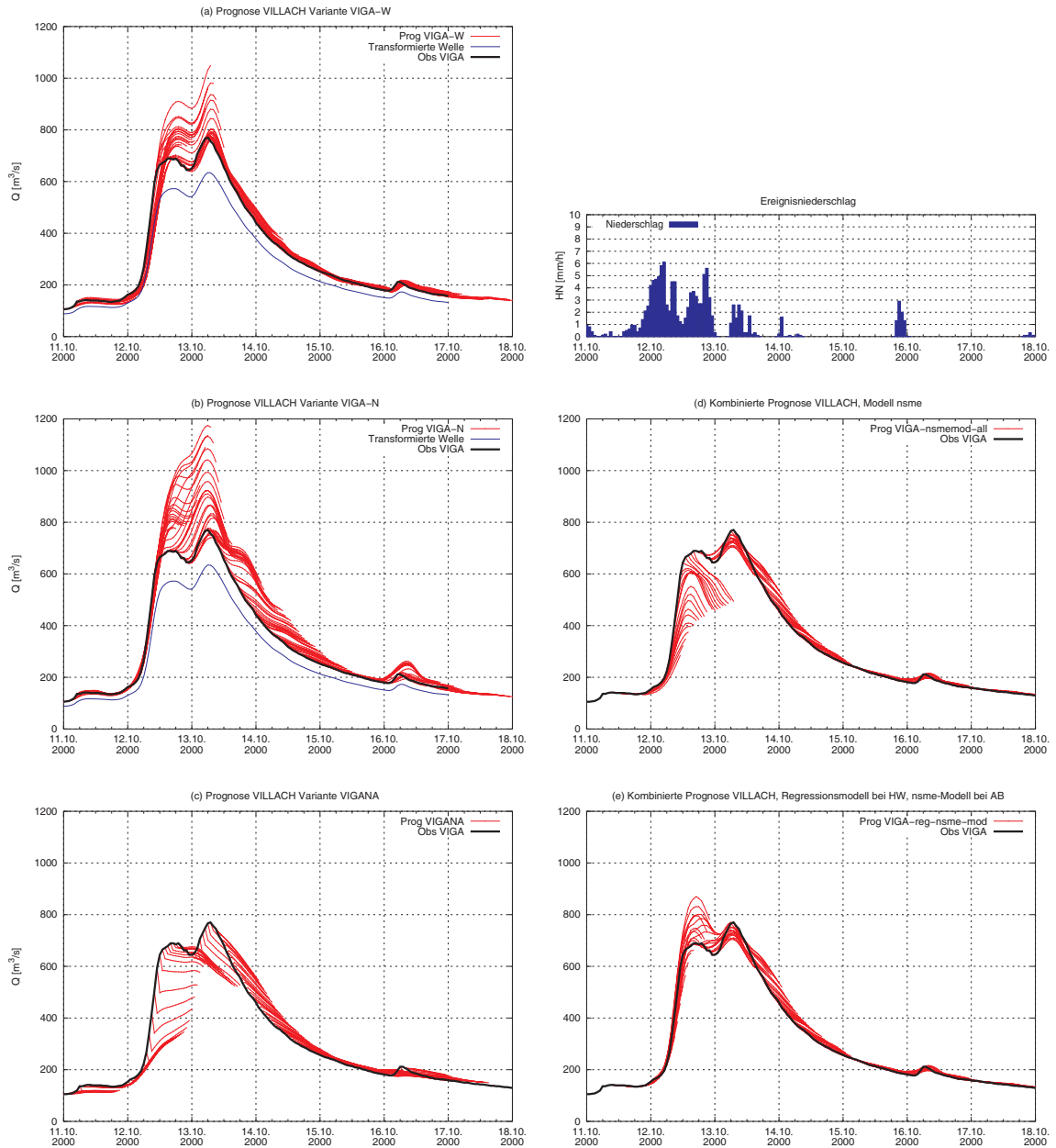


Abbildung 3.8: Vorhersagen für drei Einzelmodelle (a) VIGA-W, (b) VIGA-N und (c) VIGANA, sowie optimierte Vorhersagen mittels (d) *nsme*-Modell und (e) Regressionsmodell für das Hochwasser im Oktober 2000.

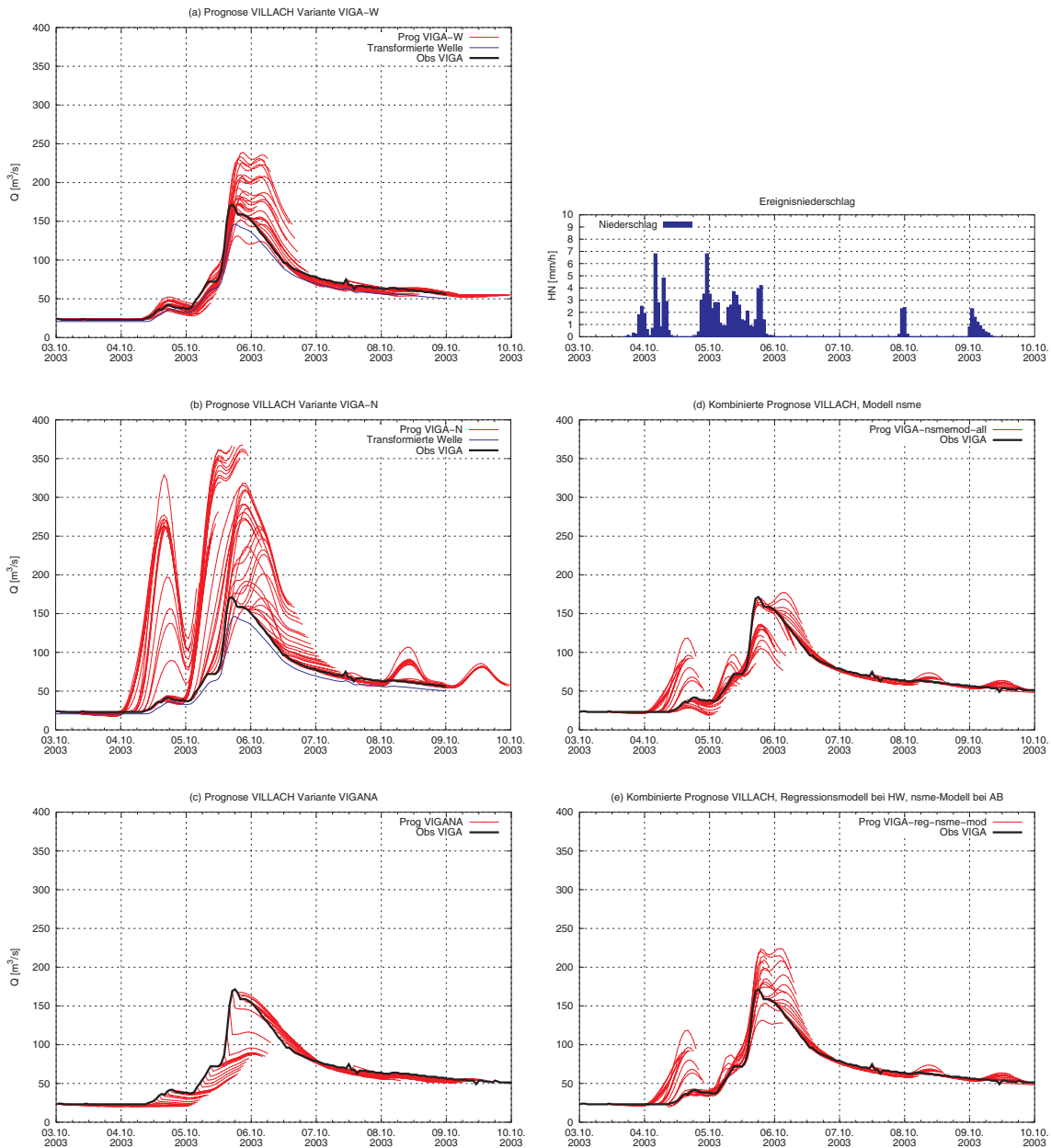


Abbildung 3.9: Vorhersagen für drei Einzelmodelle (a) VIGA-W, (b) VIGA-N und (c) VIGANA, sowie optimierte Vorhersagen mittels (d) *nsme*-Modell und (e) Regressionsmodell für das Hochwasser im Oktober 2003.

3 Zusammenführung mehrerer Vorhersagen zu einer optimierten Vorhersage

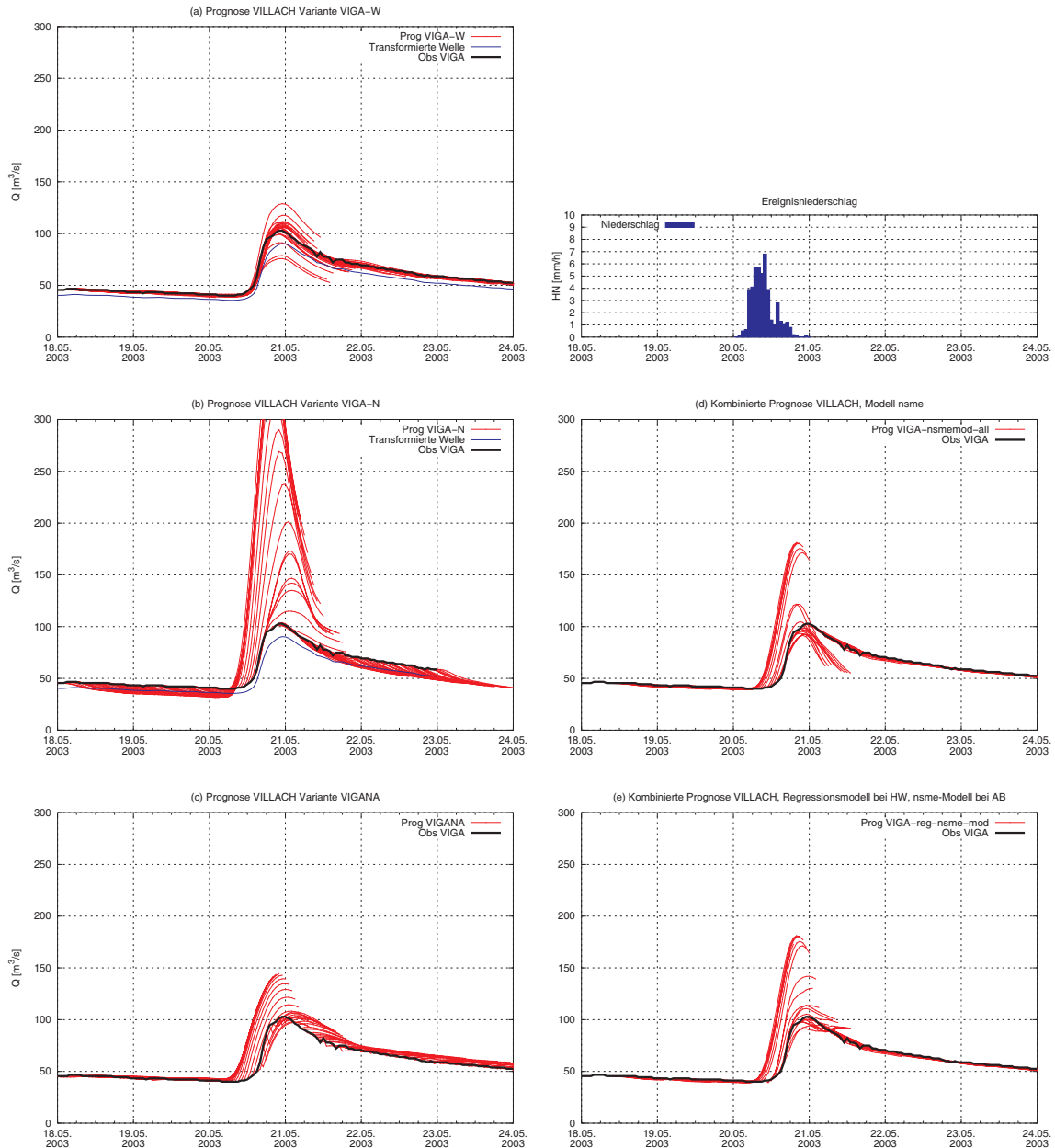


Abbildung 3.10: Vorhersagen für drei Einzelmodelle (a) VIGA-W, (b) VIGA-N und (c) VIGANA, sowie optimierte Vorhersagen mittels (d) *nsme*-Modell und (e) Regressionsmodell für das Hochwasser im Mai 2003.

4 Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems

Als Stand der Technik sind Hochwasserwarnsysteme anzusehen, die fernübertragene Echtzeitdaten sammeln und als Input in ein oder mehrere hydrologische/hydrodynamische Modelle einfließen lassen, um laufend Durchfluss- bzw. Wasserstandsvorhersagen zu berechnen. Sofern keine Möglichkeit der on-line Datenübertragung vorliegt bzw. keine detaillierten Vorhersagen notwendig sind, sondern nur einige Stunden im Voraus Hochwasserwarnungen ausgegeben werden sollen, kann auch ein off-line Warnsystem eingerichtet werden, wenn es rechtzeitig und mit hoher Zuverlässigkeit Warnungen ausgibt. Hier wird ein Beispiel einer kategorisierten Hochwasserdatenbank vorgestellt, die mithilfe weniger fernübertragener Daten (aktueller Wasserstand, aktueller Niederschlag, vorhergesagter Niederschlag) den Gradienten des Anstiegs, die Größe und die Dauer eines Hochwassers abschätzt.

4.1 Einleitung

In Österreich gibt es trotz seiner geringen Größe einige unterschiedliche operationelle Durchflussvorhersagesysteme, die entweder von den nach Bundesländern unterteilten *Hydrographischen Diensten* oder von *Kraftwerksgesellschaften* betrieben werden. Ein Großteil der Systeme wurde nach den großen Hochwasserereignissen der letzten Jahre (2002, 2005) erstellt, wobei nicht auf eine einheitliche, flächendeckende Modellierung geachtet wurde, sondern jeder Betreiber sein eigenes System in Auftrag gab. Die Ergebnisse unterscheiden sich daher sowohl in ihrer zeitlichen Auflösung als auch aufgrund der unterschiedlichen Modelltypen in ihrer Ergebnisdarstellung.

Daneben gibt es Anwender, die aufgrund ihrer besonderen Anforderungen an die Warnung mit bestehenden Modellen nicht ihr Auslangen finden, sondern z. B. speziell Warnungen für gefährdete Stellen benötigen, aber dennoch kein eigenes, operationelles Durchflussvorhersagesystem betreiben wollen. Ein Beispiel dafür sind die ÖBB, die im Zuge des Projektes *BESIHO (Betriebssicherheit von Eisenbahnstrecken bei Hochwasserereignissen)* ein Warnsystem entwickelt haben, das operationelle Vorhersagen an Flüssen (sofern vorhanden) mit einem off-line zu bedienenden, neuen Ereigniskatalog verknüpft, um für speziell gefährdete Stellen entlang von Bahnstrecken neben Flüssen rechtzeitig Warnungen zu erhalten, die es ermöglichen, Züge nicht in durch Hochwasser gefährdete Strecken einfahren zu lassen. Der Wunsch war hier also, Warnungen zu präzisieren, wobei dazu (a) bestehende Durchfluss- bzw. Wasserstandsvorhersagen unterschiedlicher Institutionen mit (b) aktuellen Beobachtungen von Durchfluss und Niederschlag sowie meteorologischen Kurzfristprognosen kombiniert und Hochwasserwarnungen für

einzelne gefährdete Flussstrecken ausgegeben werden sollen. Neben den an einzelnen Flussstrecken operationell vorliegenden Vorhersagen und Messwerten liefert ein neu zu erstellender Ereigniskatalog aus beobachteten Hochwässern abgeleitete statistische Information über zu erwartende Werte des Hochwasserereignisses (wie Gradient des Anstiegs, Scheitelwert, Zeit bis zum Scheitel), der dann anhand der aktuellen Beobachtungen im Gebiet ausgewertet werden kann. Das im Zuge des Projektes BESIHO entwickelte Konzept sieht vor, im Vorfeld kritische Punkte entlang einer Flussstrecke zu definieren, für die aufgrund der beobachteten Daten und – sofern vorhanden – der Ergebnisse operationeller Vorhersagesysteme Hochwasserwarnungen ausgesprochen werden können.

Ein Teil dieses Hochwasserwarnsystems ist der hydrologische Ereigniskatalog, der Thema dieses Kapitels ist. Der Ereigniskatalog ist eine Sammlung einzelner Diagramme, die Zusammenhänge zwischen Hochwasserparametern beobachteter Hochwässer in einer Form darstellen, die unter Verwendung aktueller Beobachtungen von Durchfluss und Niederschlag zur Abschätzung der *Größe*, der *Dauer* und des *Gradienten* des Anstiegs einer aktuellen Hochwasserwelle herangezogen werden können. Neben dieser Aufgabe kann der Ereigniskatalog bei Bestehen eines operationellen Vorhersagesystems noch zwei weitere Aufgaben erfüllen: Er kann (a) zur Prüfung der Plausibilität der Vorhersagen eines operationellen Systems herangezogen werden und/oder (b) als Informationsquelle dienen, wenn ein operationelles Vorhersagesystem ausfällt. Der Ereigniskatalog ist also ein Werkzeug, das keine Durchflussvorhersagen im herkömmlichen Sinn liefert, sondern mit dessen Hilfe einzelne Größen eines zu erwartenden Hochwassers abgeschätzt werden können.

In Folge werden die Herleitung und die Anwendung dieses Kataloges, bestehend aus Abbildungen und Tabellen, vorgestellt.

4.2 Das Untersuchungsgebiet

4.2.1 Untersuchungsgebiet für den Ereigniskatalog

Die Salzach hat von ihrem Ursprung bis zum Kraftwerk Wallnerau ein Einzugsgebiet von 2188,3 km². Entlang des Flusses gibt es zwei fernübertragene Durchflussmessstellen: Mittersill (551,8 km²) und Bruck an der Salzach (1168,7 km²). Hauptzubringer ist die Fuscher Ache mit dem Pegel Bruck an der Fuscher Ache (161,0 km²). Die Höhenerstreckung des Einzugsgebietes reicht von 600 m.ü.A. bis auf 3666 m.ü.A. (Großvenediger). Der Süden des Einzugsgebietes im Bereich des Alpenhauptkammes ist vergletschert. Das hydrologische Regime ist gekennzeichnet durch hohe Abflüsse im Frühjahr und im Sommer und niedrige Abflüsse im Winter. Während der kalten Jahreszeit sind die Pegel stark durch den Kraftwerkeinsatz an den Speicherkraftwerken im hochalpinen Bereich beeinflusst. Im Sommer ist die Schnee- und Gletscherschmelze an den Ganglinien deutlich zu erkennen. Der mittlere jährliche Niederschlag im Gebiet liegt zwischen 1000 mm und 1600 mm.

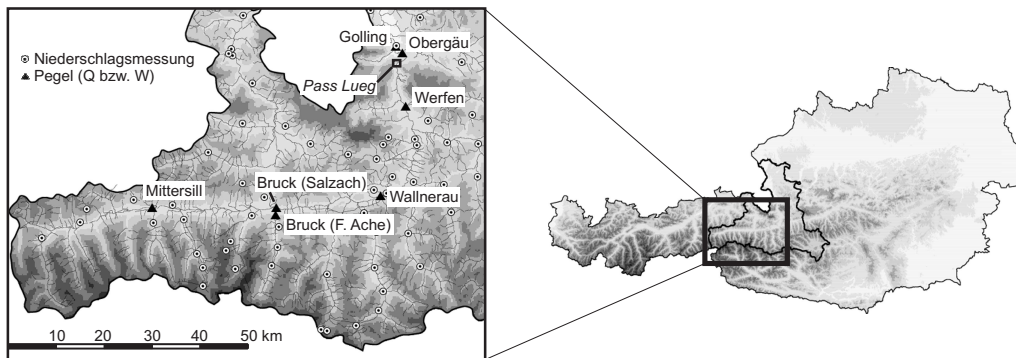


Abbildung 4.1: Überblick über die Teststrecke obere Salzach.

4.2.2 Datenbasis

Für die Herleitung des Kataloges standen Durchflussdaten in stündlicher Auflösung für die Jahre 1996–2005 zur Verfügung. In diesem Zeitraum wurden 119 Ereignisse für den Pegel Mittersill, 85 Ereignisse für den Pegel Bruck a.d. Salzach und 99 Ereignisse für den Pegel Bruck a.d. Fuscher Ache identifiziert. Dazu wurde das in Abschnitt 2.3.3 entwickelte Verfahren angewendet.

Die Pegel *Mittersill* (HZB.Nr. 203075, 582,6 km², 782 m.ü.A.) und *Bruck/Salzach* (HZB.Nr. 203125, 1168,7 km², 746 m.ü.A.) liegen an der Salzach, die Fuscher Ache ist ein orografisch rechter Zubringer, der kurz vor dem Pegel Bruck/Salzach in die Salzach mündet und durch den Pegel *Bruck/Fuscher Ache* (HZB.Nr. 203141, 161 km², 758 m.ü.A.) beschrieben wird.

Entlang der Strecke gibt es noch einige kleinere Zubringer mit Durchflussmessungen: linksufrig: Stuhlfelden (11,4 km²), rechtsufrig: Haidbach (74,5 km²), Uttendorf (127,9/142,3 km²) und Kaprun (88,6/169,0 km²). Der Einfluss auf den Durchfluss der Salzach ist jedoch prozentuell gesehen so gering, dass sie für die Katalogerstellung vernachlässigt wurden. Innerhalb des Zeitraumes gibt es kaum Datenlücken.

Für denselben Zeitraum standen auch Niederschlagsdaten in stündlicher Auflösung zur Verfügung. Mithilfe der *inverse distance method* wurden vom Projektpartner *Meteoedia* (jetzt UBIMET, www.ubimet.com/at/de) Gebietsniederschläge ermittelt. Jene Niederschlagsstationen, die nur tägliche Messwerte aufzeichnen, wurden zur Verifizierung der hochauflösenden Messdaten herangezogen, wobei zur Berechnung für das ganze Bundesland Salzburg Daten von 26 Datensammlern (kontinuierlich), 50 Ombrometern und 5 Totalisatoren zur Verfügung standen. Nur ein kleiner Teil dieser Niederschlagsmessstationen liegt im Gebiet bis Bruck/Salzach (siehe dazu auch Abb. 4.1). Die Liste der an *Meteoedia* übermittelten Messstellen ist im Anhang (S. 98) genannt.

Besonders im alpinen Gelände, wo eine starke Höhenabhängigkeit der Niederschläge auftritt, ist es der Güte der Gebietsniederschläge zuträglich, ein dichtes Messnetz vorzufinden. Bei der Untersuchung der Hochwasserereignisse im Testeinzugsgebiet konnte des Öfteren beobachtet werden, dass die verwendeten Gebietsniederschläge und die dazugehörigen Durchflüsse an den

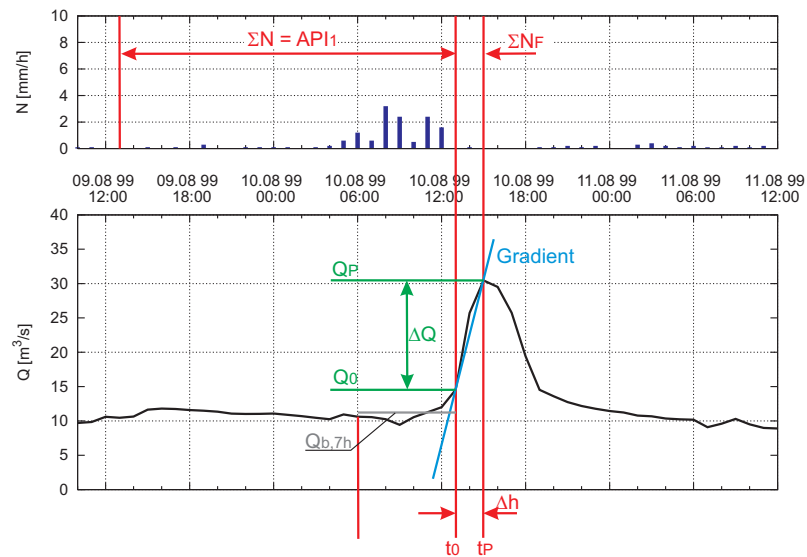


Abbildung 4.2: Darstellung der Parameter von Hochwässern für den Ereigniskatalog.

Pegeln nicht zusammenpassen: Es gibt (a) einerseits Ereignisse ohne beobachteten Niederschlag oder Schneeschmelze und (b) andererseits große Niederschlagsereignisse, bevorzugt im Sommer, bei denen die Einzugsgebiete keine Reaktion im Abfluss zeigen. Diese Beobachtung wird auf ein nicht ausreichend dichtes Messnetz zurückgeführt und ist der Grund, warum die ursprüngliche Idee, die beobachteten Ereignisse, die zur Erstellung der Datenbank zur Verfügung standen, durch Ergebnisse eines hydrologischen Modells zu erweitern, verworfen wurde.

4.3 Methodik

4.3.1 Ermittlung der Parameter für den Ereigniskatalog anhand des Beispiels obere Salzach

Für die drei Pegel Mittersill, Bruck a.d. Salzach und Bruck a.d. Fuscher Ache und die jeweils identifizierten Hochwasserereignisse (119 in Mittersill, 85 in Bruck/S. und 99 in Bruck/F. Ache) wurden Parameter ermittelt. Sie beschreiben die Hochwasserereignisse selbst oder auch Randbedingungen, von denen erwartet wurde, dass sich Zusammenhänge untereinander ergeben, die für die Hochwasserwarnung eingesetzt werden können.

Allgemein kann ausgesagt werden, dass im Vorfeld der Untersuchungen nicht vorhergesagt werden kann, welche der die Hochwasserereignisse beschreibenden Parameter in Folge deutliche Zusammenhänge zeigen und für den Katalog verwendet werden können, da sich je nach Gebietscharakteristik andere Relationen als dominant herausstellen können. Ein Merkmal des Ereigniskataloges ist es nämlich, dass Gebietscharakteristika bzw. hydrologische Merkmale in den Diagrammen direkten Niederschlag finden.

- Der Monat, in dem das Ereignis stattfindet. Untersucht wird damit die saisonale Abhängigkeit von Hochwässern.
- Die Zeitpunkte von *Beginn des Anstiegs* der Hochwasserwelle t_0 und *Scheitel der Welle* bzw. *Ende des steilen Anstiegs* (ohne eindeutigem Scheitel bei Ausuferung) t_P . Diese Werte sind nötig, um in Folge die nächsten Parameter abzuleiten:
- Dauer ($\Delta h = t_P - t_0$) und Gradient ($m^3/s \cdot h$) des Wellenanstiegs. Diese beiden Parameter sind für die Hochwasserwarnung sehr wichtig, da sie den Zeitraum beschreiben, in dem kurzfristige Schutzmaßnahmen getroffen werden können.
- $Q_{min}(t_0)$, $Q_{max}(t_P)$, ΔQ . Diese Parameter, oder auch „charakteristische Durchflusswerte“ beschreiben Hochwasserwellen und sind daher für die Hochwasserwarnung von Bedeutung.
- Mittlerer Basisabfluss Q_b über 7 Stunden vor dem Zeitpunkt t_0 . Der Basisabfluss beschreibt üblicherweise die Vorbefeuchtung des Gebietes.
- Vorregenindex (Antecedent Precipitation Index) API_i für die Zeitschritte i 1, 3, 5, 10 und 30 Tage. Ähnlich wie der Basisabfluss kann der API_i die Vorbefeuchtung des Gebietes beschreiben.
- Niederschlagssumme von t_0 bis t_P (mm). Der Niederschlag während des Anstiegs der Hochwasserwelle ergänzt den entsprechenden API_i (zumeist $i = 1$) zum Ereignisniederschlag.
- Schnee im Einzugsgebiet als binärer Wert (0 oder 1). Schnee ist ein wichtiger Einflussfaktor in alpinen Regionen: während der Akkumulation wird der abflussrelevante Niederschlag um den als Schnee fallenden Anteil reduziert. Bei wärmeren Temperaturen im Frühling und Frühsommer wiederum erhöht sich der abflusswirksame Niederschlag im Fall, dass Regen auf Schnee fällt.

Nachdem keine Information über Schnee in den vorhandenen Daten vorliegt, wurde die Entscheidung aufgrund von Modellergebnissen mit einem HBV-Modell getroffen, das für das gesamte Einzugsgebiet der Salzach aufgesetzt wurde. Nachdem für die off-line Warnung kein operationelles HBV-Modell vorgesehen ist, müsste für den Fall, dass ein deutlicher Zusammenhang für die Warnung gefunden wird, Zugriff auf aktuelle Schneedaten ermöglicht werden.

- Meteorologische Bedingungen. Die ZAMG stellt eine tägliche Wetterlagenklassifizierung zur Verfügung, die als zusätzlicher Parameter für die Katalogerstellung herangezogen wurde. Seit 1974 wird diese subjektive Klassifikation der Wetterlagen mithilfe der täglichen Bodenwetterkarte und den Höhenwetterkarten (500 hPa) für 06 UTC jeweils für den Punkt Wien erstellt (*Steinacker* (1991) [45]). Der Zusammenhang mit Hochwasserereignissen wird untersucht, um möglicherweise einen weiteren Einflussfaktor zu erkennen.
- Bodenfeuchte zum Zeitpunkt t_0 , der aktuelle Wert des Zustandsparameters des HBV-Modells. Von der Bodenfeuchte wird erhofft, dass sie einen Zusammenhang mit der Abflussreaktion (schnell/langsam) zeigt. Der Wert selbst ist im Betrieb des Vorhersagesystems nicht abrufbar, da kein operationelles Wasserhaushaltsmodell läuft, er wird

aber für die Ermittlung von Zusammenhängen an dieser Stelle für das Verständnis des Systems hinzugezogen.

Die Parameter der Hochwasserganglinie selbst sind in Abbildung 4.2 dargestellt.

4.3.2 Auswahl relevanter Parameter

Sämtliche Parameter wurden in Tabellen gespeichert und nach für die Hochwasserwarnung verwertbaren Zusammenhängen untersucht. Verwertbar im Sinne der Arbeit sind Zusammenhänge dann, wenn aufgrund vorliegender Echtzeitdaten zu erwartende Hochwasserparameter aus dem Ereigniskatalog abgelesen werden können. Die am leichtesten abrufbaren Echtzeitdaten sind öffentlich publizierte *Durchflüsse* und *Niederschläge* an fernübertragenen Messstellen. Sofern also Zusammenhänge gefunden werden, die mit diesen Daten als Eingangsparameter das Auslangen finden, sind sie verwertbare Zusammenhänge.

Andere Parameter wie die Bodenfeuchte oder der Schnee-Wasser-Wert sind on-line zumeist nicht abrufbar, haben aber hohen Einfluss auf die hydrologische Reaktion des Gebietes und sind auch charakteristisch für jedes einzelne Gebiet. Es handelt sich dabei also oft um nicht verwertbare Zusammenhänge, auch wenn es von der Aussagekraft für ein Hochwasserwarnsystem erstrebenswert wäre, die Parameter in die Auswertung miteinbeziehen zu können.

Daneben gibt es noch Zusammenhänge, die nicht direkt für die Warnung verwendet werden können, wo das Wissen um die Relationen selbst allerdings bei der Interpretation oder der Auswahl von Unsicherheitsbereichen hilft. Auch diese Zusammenhänge werden dargestellt.

Aus der großen Anzahl möglicher Kombinationen von Parametern aus der oben genannten Liste mussten nach dem Auswahlprozess für die Hochwasserwarnung einige als nicht für die Hochwasserwarnung einsetzbar klassifiziert werden, weil an den drei Pegeln Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach kein nutzbarer Zusammenhang (in obiger Definition) ermittelt werden konnte. Diese Tatsache bedeutet nicht automatisch, dass die betroffenen Parameter für andere Einzugsgebiete mit unterschiedlichem hydrologischen Verhalten ebenfalls verworfen werden müssen. Für jedes Gebiet, für das ein entsprechender Katalog erstellt wird, muss daher eine gesonderte Untersuchung durchgeführt werden.

4.3.2.1 Beschreibende Zusammenhänge, die nicht direkt für die Hochwasserwarnung herangezogen werden

Monat – Durchfluss (Q_{max} , Q_b)

In Abbildung 4.3 sind für jedes der drei Einzugsgebiete die saisonale Abhängigkeit von Q_{max} (erste Zeile) und Q_b (zweite Zeile) dargestellt. Eindeutig erkennbar ist das alpine Wasserregime mit feuchten Sommern und trockenen Wintern. Die markanten Hochwässer treten in den Monaten Juni–September auf. Die Abbildung beschreibt das saisonale Regime der Einzugsgebiete. Für die Hochwasserwarnung selbst sind die Relationen nicht verwertbar, da die Schwankung der Spitzen selbst so groß ist, so dass nicht nur aufgrund eines Kalendermonats auf einen

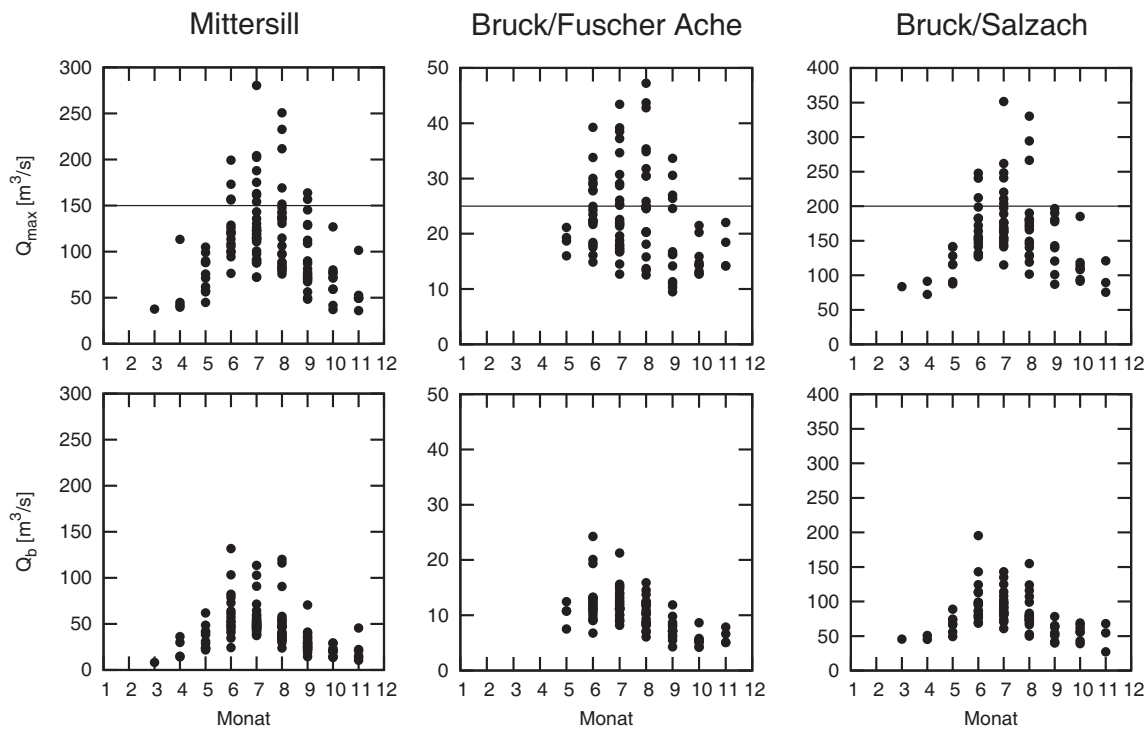


Abbildung 4.3: Saisonales Verhalten des maximalen Durchflusses und des Basisabflusses.

zu erwartenden Spitzenabfluss eines Hochwassers geschlossen werden kann. Es ist allerdings abzulesen, dass die höchsten Abflussspitzen in den Monaten Juni–September zu erwarten sind, was dem vorherrschenden alpinen Charakter der Einzugsgebiete entspricht.

Durchfluss $Q_b - Q_{max}$ bzw. ΔQ

In Abbildung 4.4 ist der Zusammenhang zwischen Q_b und Q_{max} bzw. ΔQ dargestellt. Sehr deutlich ist zu sehen, dass sich alle Hochwasserspitzen (obere Zeile) innerhalb eines Bereiches zweier Geraden befinden, und dass – wie erwartet – die Spitzen höher sind, je höher der Basisabfluss zu Beginn des Hochwasseranstiegs ist. Weniger deutlich, aber vom Trend ähnlich, verhält sich die Relation Q_b und ΔQ . Bis auf einen Ausreißer im Gebiet Bruck a.d. Salzach liegen ebenso alle Datenpunkte innerhalb zweier breit gefächerter Geraden. Je höher der Basisabfluss, desto höher auch die zu erwartende Durchflussdifferenz bis zum Scheitel.

Beide Zusammenhänge können für die Warnung allerdings nicht verwendet werden, weil in diesem Fall vom Basisabfluss (bereits beobachtet) auf die Spitze bzw. die Durchflussdifferenz (die gesuchten Werte für die Warnung) zu schließen wäre und der Bereich der möglichen Hochwasserspitzen bzw. Durchflussdifferenzen mit wachsendem Basisabfluss zu groß wird, um eine für die Warnung verwertbare Aussage treffen zu können.

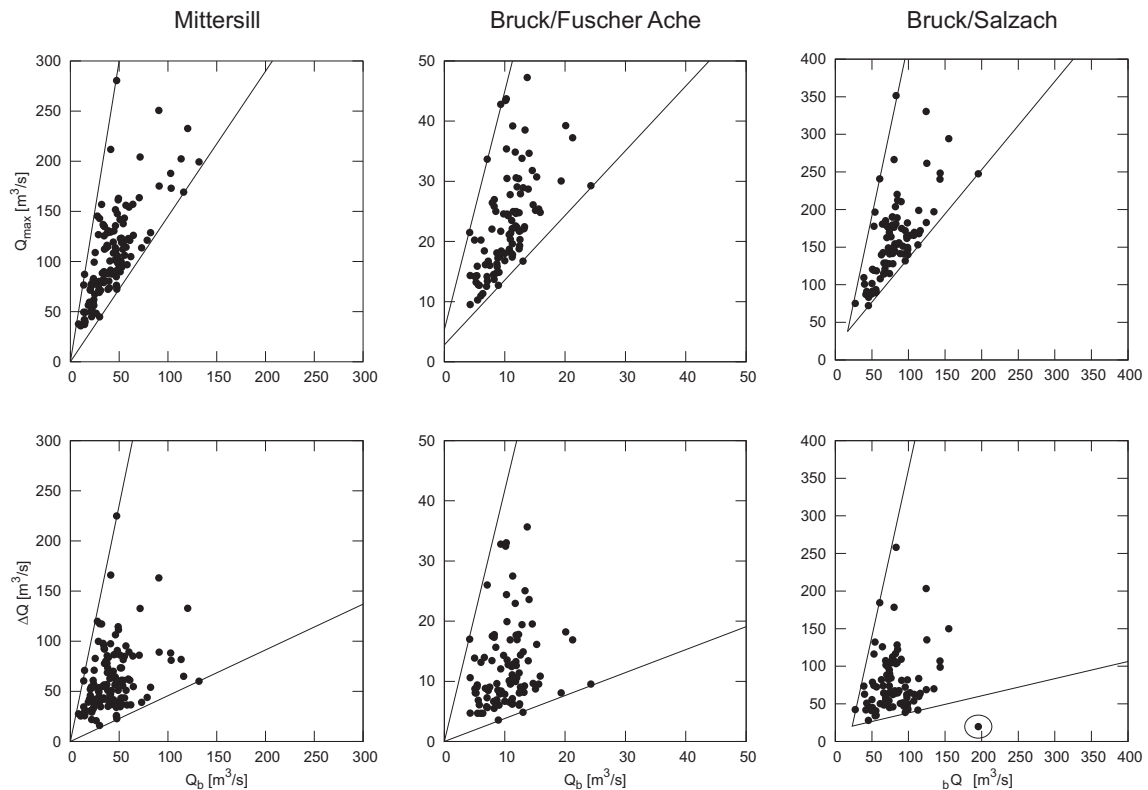


Abbildung 4.4: Abhängigkeit des maximalen Durchflusses und der Durchflussdifferenz vom Basisabfluss an den drei Pegeln Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach.

Bodenfeuchte

Die Bodenfeuchte selbst ist Ergebnis eines kontinuierlichen Wasserhaushaltsmodells und steht für die Warnung nur dann zur Verfügung, wenn auf Modellparameter (in dem Fall der Systemzustand „Bodenfeuchte“) zugegriffen werden kann. Im hier vorgestellten System ist das nicht der Fall, für die Untersuchung der Zusammenhänge wurde sie aber trotzdem herangezogen, um mögliche Abhängigkeiten zu erkennen. Die Zusammenhänge mit dem Ereignisniederschlagsbeiwert, dem Gradienten und dem API_1 sind in Abbildung 4.15 (im Anhang) dargestellt. Der Ereignisniederschlagsbeiwert wird hierbei definiert als Verhältnis *Niederschlag während des Ereignisses* zu $API_1 + \text{Niederschlag}$ und beschreibt den Anteil des ereignisrelevanten Niederschlages, der während des Hochwasseranstiegs gefallen ist. Ein großer Ereignisniederschlagsbeiwert bedeutet, dass zeitlich rasch nach dem Niederschlagsbeginn eine Reaktion des Einzugsgebietes zu beobachten war und ein großer Anteil des Niederschlages während des steilen Anstiegs der Hochwasserwelle gefallen ist. Ein kleiner Ereignisniederschlagsbeiwert bedeutet, dass das Gebiet erst spät mit einer Abflussreaktion geantwortet hat. Ein Ereignisniederschlagsbeiwert von 0 bedeutet, dass der Anstieg erst nach dem Ende des Niederschlages begonnen hat und der gesamte ereignisrelevante Niederschlag vor dem Ansteigen des Durchflusses gefallen ist.

Es wurde erwartet, dass mit zunehmender *Bodenfeuchte* ein größerer *Niederschlagsbeiwert* zu beobachten ist (erste Zeile in Abb. 4.15), da ein Gebiet üblicherweise umso schneller mit einer Abflussreaktion antwortet, je feuchter das Gebiet war und damit ein höherer Ereignisniederschlagsbeiwert verknüpft ist. Nachdem dieser Zusammenhang in keinem der Einzugsgebiete zu beobachten ist, kann diese Beziehung nicht für die Hochwasserwarnung in diesem Gebiet herangezogen werden. Ursache für den fehlenden Zusammenhang könnte die generell kurze Reaktionszeit der Gebiete an der oberen Salzach sein, wo großteils steile Hänge zu rascher Abflussreaktion führen.

Ähnlich das Bild beim Zusammenhang *Bodenfeuchte* – *Gradient* des Anstiegs (zweite Zeile in Abb. 4.15). Erwartet wurde, dass bei höherer Vorbefeuchtung ein steilerer Gradient (d. h. eine stärkere Abflussreaktion) zu beobachten ist, weil das Gebiet schneller reagiert. Diese Erwartung wurde nicht erfüllt, die Punkte bilden eine Wolke und können somit auch nicht für die Hochwasserwarnung herangezogen werden.

Zu erwarten war weiters ein direkter Zusammenhang der Bodenfeuchte am Beginn des steilen Anstiegs mit dem API_1 (dritte Zeile in Abb. 4.15), da ein Niederschlagsereignis direkt auch die Bodenfeuchte der obersten Zone beeinflusst. Die Abhängigkeit der beiden Werte ist sehr schwach, einzig eine für alle drei untersuchten Gebiete ähnlich geneigte Gerade als Obergrenze ist zu erkennen. Sie sagt aus, dass geringere Werte der Bodenfeuchte zu Beginn des Ereignisses mit einem geringeren (maximalen) API_1 in Zusammenhang stehen, während größere Werte der Bodenfeuchte am Ereignisbeginn auch von größeren Vorregenereignissen auftreten. Das entspricht der Erwartung und zeigt, dass die im Modell simulierte Bodenfeuchte einen natürlichen Prozess beschreibt.

Sofern also in einem Gebiet, für das ein Ereigniskatalog erstellt werden soll, ein operationelles Vorhersagesystem installiert ist, das als einen Systemzustand die Bodenfeuchte beschreibt, können auch Diagramme, die hochwasserrelevante Parameter wie Q_{max} , ΔQ oder die Dauer eines Ereignisses beinhalten, in Bezug zur Bodenfeuchte hergeleitet werden.

4.3.2.2 Für die Hochwasserwarnung verwendete Zusammenhänge

Folgende Zusammenhänge in den Ereignisparametern können für die drei Pegel an der oberen Salzach, für die hier die Vorgangsweise exemplarisch vorgestellt wird, für die Hochwasserwarnung herangezogen werden.

Generell kann ausgesagt werden, dass die für die Hochwasserwarnung anwendbaren Beziehungen für jedes Gebiet einzeln hergeleitet werden müssen. Es ist nicht erwiesen, dass die hier verworfenen Zusammenhänge in anderen Gebieten auch keine Aussagen liefern, im Gegenzug kann es sein, dass hier aussagekräftige Relationen in anderen Gebieten keine Gültigkeit haben. Besonders der Zusammenhang mit der Bodenfeuchte aus einem kontinuierlichen Wasserhaushaltsmodell kann unter anderen Bedingungen sehr wohl hilfreich sein.

API_1 – Gradient

Der Zusammenhang zwischen dem API_1 und dem Gradienten des steilen Anstiegs ist jener, der für die Hochwasserwarnung bereits verwendet werden kann, bevor der Anstieg selbst begonnen hat. Der gefallene Regen wird beobachtet, aus der Grafik kann ein statistisch zu erwartender Gradient abgeschätzt werden, mit diesem – in einem nächsten Schritt und mit den als nächstes besprochenen Relationen – die Dauer des steilen Anstiegs und die zu erwartende Hochwasserspitze bzw. Durchflussdifferenz. Dabei wird die Trendlinie durch die Datenpunkte aller Ereignisse mithilfe einer Exponentialfunktion modelliert. In den Diagrammen wurde noch zwischen Ereignissen, bei denen noch Schnee im Gebiet liegt und jenen, bei denen bereits der gesamte Schnee geschmolzen ist, unterschieden. Diese Klassifizierung wurde anhand der SWE-Daten aus der Modellierung mit dem kontinuierlichen Wasserhaushaltsmodell getroffen, da keine gemessenen Daten über Schnee im Gebiet vorlagen. Die Diagramme für die drei Pegel sind in Abbildung 4.18 (S. 103) dargestellt, wobei in der ersten Zeile alle Datensätze enthalten sind und danach noch eine saisonale Unterscheidung getroffen wird.

Für die beiden Pegel an der Salzach, *Mittersill* und *Bruck/Salzach*, weist die gewählte, lineare Trendlinie ähnliche Gradienten auf, die für die Saison Mai–Juni am flachsten ausfallen. Hier ist also bei derselben Vorbefeuchtung öfter ein geringerer Gradient zu beobachten als während der späteren Monate. Die einzelnen Ereignisse sind jedoch weit um die Gerade gestreut, die Unterscheidung in Ereignisse mit und ohne Schnee liefert keine markanten Unterschiede. Einzig am Pegel *Bruck/Salzach* im September–Oktober ist zu sehen, dass sich Schnee dämpfend auf den Gradienten auswirkt: Im Herbst liegt frisch gefallener Schnee, der zu Beginn eines Regenereignisses noch hohe Speicherkapazität für Wasser hat. Am Pegel *Bruck/Fuscher Ache*, der ein Zubringer zur Salzach und damit von deutlich kleinerer Fläche ist, zeigt der Gradient für die Ereignisse in den Monaten Mai und Juni keine Abhängigkeit vom API_1 , auch nicht, wenn nur Ereignisse ohne Schnee herangezogen werden. Einzig im Herbst ist ein Trend zu erkennen, der sich in einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0,37$ (Tab. 4.1(c)) ausdrückt.

Die Anwendbarkeit dieser Relation ist ganz klar vom Pegel bzw. den Eigenschaften des Einzugsgebietes abhängig, wobei die Kenntnis über saisonale Unterschiede und die jeweils dahinter stehenden Mechanismen bei der Anwendung des Zusammenhanges hilft.

Gradient – Durchfluss (Q_{max} , ΔQ)

Diese Relation lässt sich in der Hochwasserwarnung insofern einsetzen, als (a) *bei bereits beobachtetem Anstiegsbeginn* aufgrund des Gradienten beurteilt werden kann, wie groß der Scheitel bzw. wie groß die Durchflussdifferenz vom Basisdurchfluss aus gesehen statistisch werden kann. Sofern (b) *noch kein Anstieg beobachtet* wurde, kann mithilfe der zuvor angewendeten Relation API_i -Gradient und dem daraus abgeschätzten Gradienten auf die Durchflussparameter geschlossen werden.

Die Beziehung wurde für alle Hochwässer im Zeitraum April bis November und für jeweils zwei Monate als saisonale Unterteilung und für alle drei Versuchspegel ausgewertet. Abbildung 4.17 im Anhang (S. 102) zeigt die Zusammenhänge für die drei Untersuchungspegel (in Spalten) und für den gesamten Zeitraum (oberste Reihe), sowie drei Teilzeiträume (Mai–Juni, Juli–August und September–Oktober). Die Beziehung von Gradient und Durchfluss wird mithilfe

einer Potenzfunktion, einer logarithmischen Funktion oder – in einem Fall – einer Geraden angenähert, wobei die Auswahl nach dem besten Bestimmtheitsmaß getroffen wurde.

Generell kann ausgesagt werden, dass im Herbst (September–Oktober) die *Hochwasserscheitel* kleiner sind als in den anderen Zeiträumen, wohingegen im Sommer (Juli–August) die höchsten Scheitel beobachtet werden. Das gilt für alle drei Pegel. Das Bestimmtheitsmaß ist dabei für die Trendlinien in den Monaten September–Oktober für alle aufgezeigten Beziehungen am größten (Tab. 4.2), obwohl in diesem Zeitraum verhältnismäßig wenige Hochwässer auftreten. Weiters kann ausgesagt werden, dass für den Pegel *Bruck/Fuscher Ache* die *beste Übereinstimmung zwischen Beobachtungen und Modell* herrscht. Das Gebiet ist bis auf Ableitungen von ca. 16 km² nicht von Kraftwerksbetrieb beeinflusst, was die gute Modellierbarkeit erklären kann. Keine allgemein gültige Aussage lässt sich aus diesem Diagrammtyp über das *saisonale Auftreten der maximalen Gradienten* treffen.

Dauer – Gradient

Der Gradient in $m^3/s.h$ des steilen Hochwasseranstiegs ist ein Parameter, der für die Hochwasserwarnung von großer Bedeutung ist. Von ihm hängt ab, wie schnell Maßnahmen zum Schutz von Einrichtungen getroffen werden müssen, um vor Erreichen eines gewissen Wasserspiegels geschützt zu sein. Mithilfe der Relation von Dauer und Gradient lässt sich die statistisch zu erwartende Dauer eines Ereignisses ablesen, wenn (a) bereits ein Gradient des Anstiegs einer Hochwasserwelle beobachtet wird bzw. wenn (b) der Gradient aufgrund des API_1 abgeschätzt wurde. Die Daten werden mit einer Exponentialfunktion angenähert. Abbildung 4.16 (S. 101) zeigt die Beziehungen für die drei Pegel, unterteilt in saisonale Abschnitte. Tabelle 4.1(a), ebenfalls im Anhang, enthält die Exponentialfunktionen samt Bestimmtheitsmaß.

Mit zunehmender Dauer eines Anstiegs wird der Gradient des steilen Hochwasseranstiegs flacher, wobei dieser Zusammenhang mit einem zumeist höheren Bestimmtheitsmaß hergestellt wird als die zuvor beschriebene Beziehung zwischen dem Durchfluss (Q_{max} , ΔQ) und dem Gradienten. Die besten Ergebnisse liefern wiederum die Trendlinien für den Pegel *Bruck/Fuscher Ache*, welcher das kleinste Einzugsgebiet beschreibt. An den Pegeln an der Salzach überlagern sich bei Hochwasser eher mehrere treibende Prozesse als in einem kleinen Einzugsgebiet, wo oft ein dominanter Prozess hochwassererzeugend wirkt. Es zeigt sich also auch hier, dass die Anwendbarkeit der Relation vom Einzugsgebiet bzw. dessen hydrologischen Eigenschaften abhängt.

Wetterlagenklassifikation

Zuvor wurde gezeigt, wie stark die einzelnen Ereignisse bzw. ihre Repräsentation durch Datenpunkte in einem Diagramm um eine Ausgleichskurve herum streuen. Diese Streuung rührt unter anderem daher, dass Hochwässer mit unterschiedlichen Entstehungsgeschichten in einer Grafik zusammengefasst werden. Eine Möglichkeit, Hochwässer unterschiedlicher Charakteristik auch für die Hochwasserwarnung mit dem Ereigniskatalog zu erkennen, ist die Klassifizierung der Hochwässer nach Wetterlagen. Konvektive Ereignisse von kleinräumiger Struktur, um ein Beispiel zu nennen, können in einem kleineren Einzugsgebiet zu einem Hochwasser führen, während der Hauptfluss selbst kaum Reaktion zeigt.

Die hier verwendete Wetterlagenklassifikation der ZAMG umfasst folgende Klassen und die Häufigkeit des Auftretens in den drei Teilgebieten, dargestellt in Tabelle 4.1. Die Daten liegen erst ab dem Jahr 1999 vor, daher wurden in die Auswertung nur die Hochwässer mit Wetterlagenklassifikation mit einbezogen.

Die weitaus größte Anzahl der Hochwasserereignisse an der oberen Salzach finden während der Wetterlagen Tk, W und TR statt. Es sind das die Wetterlagen, bei denen die Alpen eine Barriere für die Luftmassen darstellen und so Stauniederschläge hervorrufen. In den folgenden Beispielen werden Detailergebnisse anhand des Gebietes Mittersill gezeigt.

Abk.	Wetterlage	Mittersill	Bruck/F	Bruck/S
H	Hoch über West- und Mitteleuropa	3	3	3
h	Zwischenhoch	2	1	2
H _z	Zonale Hochdruckbrücke	0	0	0
HF	Hoch mit Kern über Fennoskandien	0	0	0
HE	Hoch mit Kern über Osteuropa	0	0	0
N	Nordlage	0	0	0
NW	Nordwestlage	5	3	3
W	Westlage	14	10	11
SW	Südwestlage	6	8	2
S	Südlage	4	4	2
G	Gradientschwache Lage	5	6	1
TS	Tief südlich der Alpen	2	1	1
TwM	Tief über dem westlichen Mittelmeer	1	2	0
TSW	Tief im Südwesten Europas	0	0	1
TB	Tief bei den Britischen Inseln	0	0	1
TR	Meridionale Tiefdruckrinne	10	5	9
Tk	Kontinentales Tief	26	22	24
Vb	Tief auf der Zugstraße Adria - Polen	0	0	0

Tabelle 4.1: Zugehörigkeit der Ereignisse zu Großwetterlagen.

Wetterlagen – Dauer/Gradient

Abbildung 4.5 zeigt den Zusammenhang zwischen Dauer und Gradient des steilen Anstiegs für alle Zeiträume im Jahr. Ereignisse kurzer Dauer sind mit hohen Gradienten verbunden, Ereignisse mit langer Dauer des steilen Anstiegs sind mit geringen Gradienten verknüpft. Unterteilt man die Ereignisse nach ihrer Zugehörigkeit zu den in Tabelle 4.1 genannten Wetterlagen, ergeben sich für den Pegel Mittersill die Zusammenhänge laut Abbildung 4.6. Die meisten Ereignisse am Pegel Mittersill fallen den Wetterlagen TR, Tk und W zu. Es sind dies die in den Alpen wetterbestimmenden Tiefdrucklagen bzw. Westwetterlagen, die oft mit Stauniederschlägen in den Alpen einhergehen.

In Abbildung 4.5 sind zwei Ereignisse mit Dauern über 30 Stunden dargestellt, die in der nach Wetterlagen unterteilten Abbildung nicht aufscheinen, weil sie nicht innerhalb des Datensatzes liegen, für den die Klassifizierung vorliegt. Durch das Fehlen dieser, eine lange Dauer darstellenden Ereignisse, unterscheiden sich die nach Wetterlage klassifizierten Hochwässer nicht deutlich in der Dauer. Alle Ereignisse liegen im Bereich t_0-t_P bis 25 Stunden. Deutlich zu erkennen ist allerdings, dass für die Wetterlage „NW“ nur geringe Gradienten und eher längere Dauern beobachtet wurden.

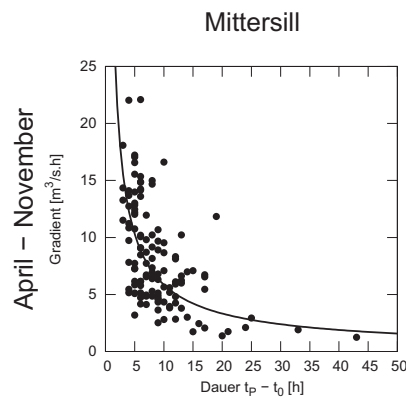


Abbildung 4.5: Detail aus Abb. 4.16: Zusammenhang zwischen Dauer und Gradient für Anstiege am Pegel Mittersill für alle Zeiträume.

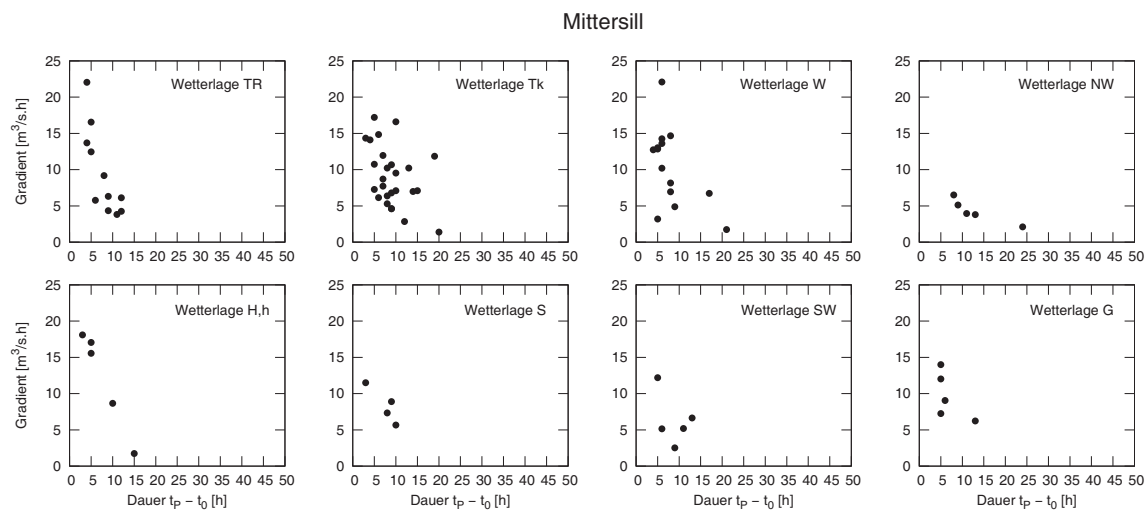


Abbildung 4.6: Detail aus Abb. 4.19: Zusammenhang zwischen Dauer und Gradient für Anstiege am Pegel Mittersill mit Unterscheidung in Wetterlagen.

Abbildung 4.19 im Anhang zeigt die entsprechenden Grafiken für die Gebiete Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach. Am Pegel *Bruck/Salzach* sind die Diagramme ähnlich jenen in Mittersill. Deutlicher ausgeprägt ist hier zu sehen, dass die längsten Dauern bei ausgeprägter Tiefdrucklage zu beobachten sind und dass die höchsten Gradienten bei Westwetterlage auftreten. Generell ist zu sehen, dass sich die Hochwasserwellen von Mittersill bis Bruck/Salzach abflachen, denn die Gradienten sind am stromab gelegenen Pegel geringer als jene in Mittersill.

Das unterschiedliche hydrologische Verhalten ist am flächenmäßig deutlich kleineren Zubringer *Fuscher Ache* zu sehen. Die größten Gradienten treten hier bei Hochdruckwetter und Südwestströmung auf. Hochwasserereignisse unter Hochdruckeinfluss sind konvektive Ereignisse, die in einem kleinen Gebiet wie jenem der Fuscher Ache zu einer deutlichen Gebietsreaktion führen,

wohingegen an den Pegeln der Salzach selbst keine oder nur geringere Hochwässer zu beobachten sind.

Für die Hochwasserwarnung selbst werden diese Diagramme aufgrund der geringen Datendichte nicht direkt eingesetzt, allerdings lässt sich ablesen, dass Ereignisse mit hohen Gradienten nur bei einzelnen Wetterlagen auftreten. Bei Kenntnis der aktuellen Wetterlage lässt sich also abschätzen, ob mit moderaten oder mit großen Gradienten des steilen Anstiegs zu rechnen ist.

Wetterlagen – Gradient/ Q_{max} und Gradient/ ΔQ

Abbildung 4.7 zeigt das Verhältnis von Gradient zu Q_{max} bzw. ΔQ für den Pegel Mittersill (der Zusammenhang für alle Pegel ist im Anhang in Abbildung 4.17 dargestellt). Die Unterteilung in Wetterlagen ist in Abbildung 4.8 dargestellt. Höhere Gradienten sind mit höheren *Scheitelabflüssen* verknüpft, wobei der Zusammenhang gerade im Bereich der höheren Gradienten, die für die Hochwasserwarnung relevant sind, nicht so deutlich wie gewünscht ausfällt. Abgesehen von der Wetterlage „Tk“ ist kein deutlicher Zusammenhang zwischen Gradient und dem Scheiteldurchfluss zu erkennen. Die für den gesamten Datensatz gefundene logarithmische Ausgleichskurve wie in Abbildung 4.7 kann nach Unterscheidung in Wetterlagen nicht mehr als optimal gewählt angesehen werden. Für alle Wetterlagen außer der kontinentalen Tiefdruckrinne bietet sich aus visueller Betrachtung eine Gerade als Ausgleichskurve an, für die Wetterlage „Tk“ selbst ist ein sich weitender Trichter als Bereichsabgrenzung tendenziell besser gewählt als eine logarithmische Kurve.

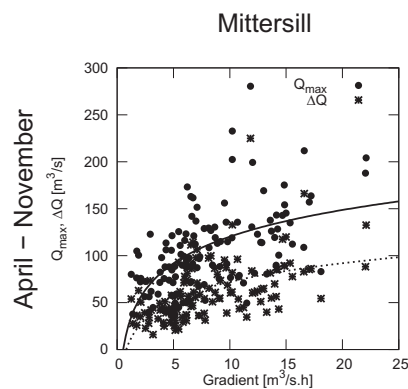


Abbildung 4.7: Detail aus Abb. 4.17: Zusammenhang zwischen Gradient und Q_{max} bzw. ΔQ für Anstiege am Pegel Mittersill für alle Zeiträume.

Hier kann die Betrachtung der Zuordnung zu den Wetterlagen eine Möglichkeit der Einschränkung des breiten Spektrums an Gebietsreaktionen bieten, wie Abbildung 4.8 für Mittersill zeigt (die entsprechende Darstellung für alle drei Gebiete ist im Anhang in Abbildung 4.20 zu finden). Der Zusammenhang bei Vorliegen einer kontinentalen Tiefdruckrinne unterscheidet sich deutlich von jenem für alle anderen Wetterlagen. Die maximalen Durchflüsse wurden im

Datensatz ausschließlich unter Auftreten dieser Wetterlage gefunden. Mit diesem Zusammenhang lässt sich diese Beziehung, die auch bei der Hochwasserwarnung eingesetzt wird, besser interpretieren, sofern das Wissen über die vorliegende Wetterlage eingesetzt wird.

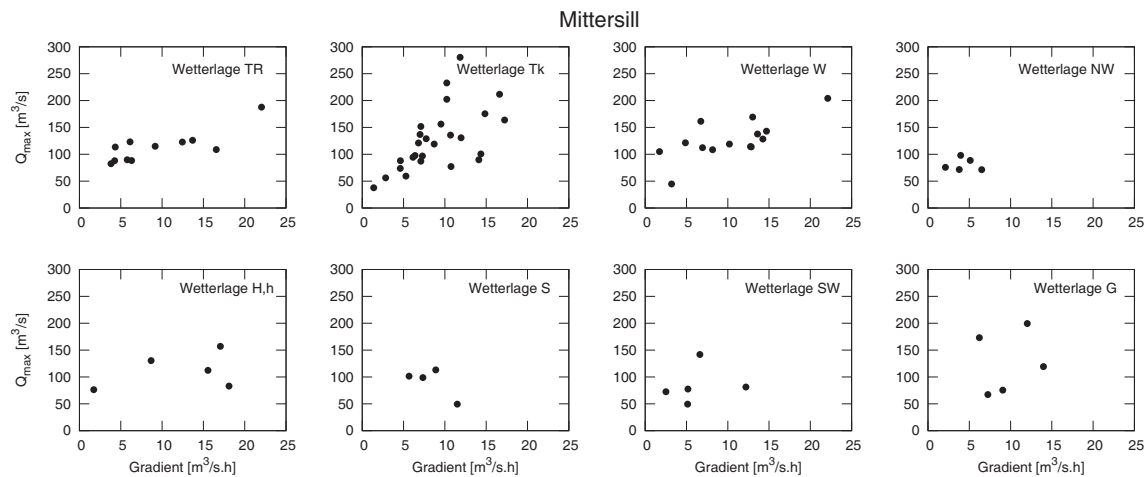


Abbildung 4.8: Detail aus Abb. 4.20: Zusammenhang zwischen Gradient und Q_{max} für Anstiege am Pegel Mittersill mit Unterscheidung in Wetterlagen.

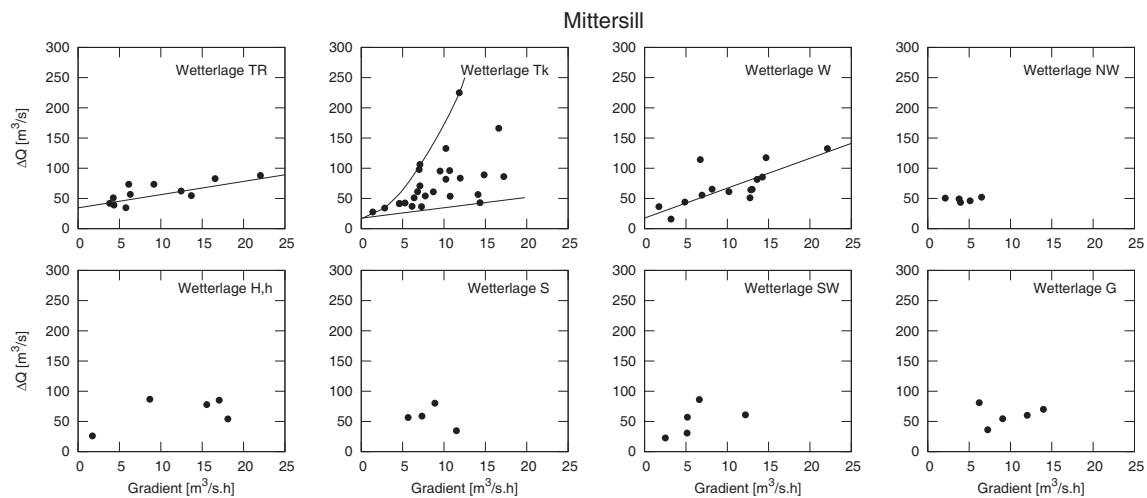


Abbildung 4.9: Detail aus Abb. 4.21: Zusammenhang zwischen Gradient und ΔQ für Anstiege am Pegel Mittersill mit Unterscheidung in Wetterlagen.

In Abbildung 4.20 im Anhang sind die entsprechenden Grafiken für die Gebiete Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach dargestellt. Es fällt auf, dass für den Pegel *Bruck/Salzach* dieselbe Aussage zu treffen ist, wie am Pegel Mittersill: die höchsten Durchflüsse treten bei ausgedehnten Tiefdrucksystemen mit anhaltenden Niederschlägen auf. Der seitliche Zubringer *Bruck/Fuscher Ache* hingegen reagiert auch auf kleinräumigere Ereignisse, wie z. B. konvektive Ereignisse unter Hochdruckeinfluss deutlich und kann Spitzenabflüsse erreichen, die von

ihrer Größe ähnlich jenen bei orografischem Niederschlag ausfallen. Weiters ist zu erkennen, dass die Begrenzungslinie für Westwetterlage deutlich steiler ausfällt als für die anderen Wetterlagen mit ausreichend Daten, um einen Bereich abgrenzen zu können. Das heißt, dass bei Westwetter bei steilen Gradienten eher ein hoher Spitzenabfluss zu erwarten ist als bei den anderen Wetterlagen.

Auch hier gilt, dass für einige Wetterlagen nur wenige Datensätze zur Verfügung stehen und die vorliegende Beziehung deswegen nicht direkt für die Hochwasserwarnung herangezogen werden kann. Zur Abschätzung der zu erwartenden maximalen Durchflüsse können die Diagramme jedoch für die Einschätzung der Hochwassergefahr herangezogen werden.

Neben den Scheitelabflüssen können auch die *Durchflussdifferenzen* nach Wetterlagen klassifiziert betrachtet werden. Für den *Pegel Mittersill* ergibt sich Abbildung 4.9. Ähnlich wie bei den Scheiteldurchflüssen treten auch die maximalen Differenzen bei Vorliegen einer kontinentalen Tiefdruckrinne auf. Bei Westwetterlage kommt es ebenfalls zu höheren Differenzen als bei allen anderen Wetterlagen.

Ähnliches Verhalten zeigt der Pegel *Bruck/Salzach* (siehe dazu Abbildung 4.21 im Anhang): die höchsten Differenzen sind bei den beiden Tiefdruckwetterlagen und bei Westwetter zu beobachten. Die Begrenzungslinie nach unten ist für alle Wetterlagen mit ausreichend Daten parallel. Gleich wie bei den Scheitelabflüssen ist die logarithmische Trendlinie, die für alle Daten gewählt wurde, bei Unterscheidung in Wetterlagen nicht mehr gültig: bis auf die Tiefdruckwetterlagen, bei denen ein trichterförmiger Bereich gewählt wird, sind die Daten durch Geraden anzunähern.

Etwas anders sieht es beim kleineren Gebiet *Bruck/Fuscher Ache* aus. Wie auch bei den Scheitelabflüssen zuvor treten die höchsten Durchflussdifferenzen bei Westwetter und kontinentaler Tiefdruckrinne auf. Grenzt man die Daten mit einer unteren Begrenzungslinie ab, so lassen sich mit einer Ausnahme bei den Wetterlagen mit ausreichender Datenlage parallele Linien zeichnen. Einzig bei Westwetterlage ist die Begrenzungslinie steiler als bei den anderen Situationen. Das bedeutet, dass bei größer werdenden Gradienten auch von vornherein mit höheren Durchflussdifferenzen zu rechnen ist.

Wetterlagen – API_1 /Gradient

Abbildung 4.10 zeigt den Zusammenhang zwischen dem API_1 und dem Gradienten des steilen Anstiegs am Pegel Mittersill. Wie erwartet, steigt der Gradient mit zunehmender Vorbefeuchtung an, wobei der Bereich der Daten weit gestreut ist – eine Ausgleichsgerade allein beschreibt den Zusammenhang schlecht, da die Streuung sehr hoch ist. Die Datenwolke lässt sich zwar – bis auf einen Ausreißer – durch eine untere und eine obere Begrenzungslinie einschränken, aber der Zusammenhang zwischen API_1 und Gradient ist nicht deutlich gegeben. Durch die Unterteilung in Wetterlagen (dargestellt in Abbildung 4.11) lassen sich Streuung und auch Lage der Begrenzungslinien genauer definieren. Wetterlagen mit den höchsten Gradienten sind die Tiefdruckwetterlagen „TR“ und „Tk“, Westwetterlage „W“ und Hochdruckwetter „H,h“. Will man nun Bereiche wählen, in denen die Datenpunkte zu liegen kommen, so unterscheidet sich das Hochdruckwetter deutlich von den anderen Wetterlagen, die Begrenzungsggeraden sind viel steiler, wobei hier nur 5 Ereignisse zur Verfügung stehen.

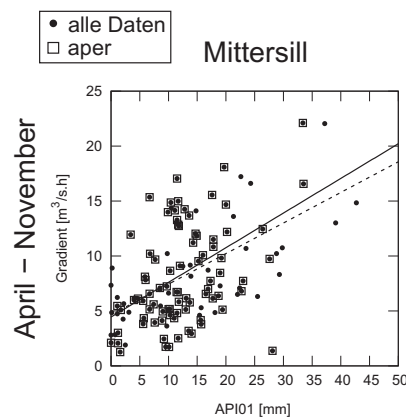


Abbildung 4.10: Detail aus Abb. 4.18: Zusammenhang zwischen API_1 und Gradient für Anstiege am Pegel Mittersill für alle Zeiträume.

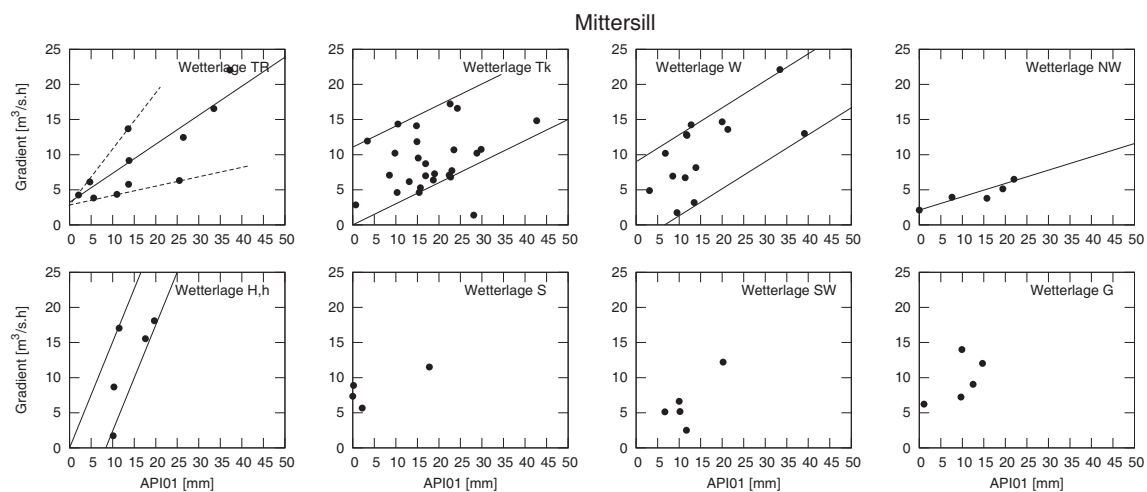


Abbildung 4.11: Detail aus Abb. 4.22: Zusammenhang zwischen API_1 und Gradient für Anstiege am Pegel Mittersill mit Unterscheidung in Wetterlagen.

Das bedeutet, dass es auch bei geringen Vorbefeuchtungsindizes zu hohen Gradienten kommen kann – ein Charakteristikum von konvektiven, mit hohen Intensitäten verbundenen, meist sommerlichen Ereignissen. Für die Wetterlagen „W“ und „Tk“ lassen sich Bereiche zwischen parallelen Linien aufziehen, für die Wetterlag „TR“ entweder eine Ausgleichsgerade, die derjenigen für alle Datenpunkte (oben) ähnlich ist, oder aber ein sich weitender Trichter (strichliert). Für die übrigen Wetterlagen gibt es nur wenige Ereignisse, die alle nicht aus dem allgemeinen Trend fallen bzw. Extreme aufzeigen.

Die entsprechende Darstellung für die anderen beiden Gebiete ist im Anhang in Abbildung 4.22 zu finden. Am Pegel *Bruck/Salzach* können auf ähnliche Weise Bereiche zwischen parallelen Geraden gewählt werden, innerhalb derer die Ereignisse liegen. Ein Unterschied zu Mittersill besteht darin, dass bei Ereignissen unter Hochdruckwetterlage keine hohen Gradienten beobachtet wurden. Weiters sind die Bereichsgeraden bei Westwetter steiler als jene in Mittersill,

was vermutlich durch die geringe Datenanzahl zustande kommt.

Wie auch bei den anderen Relationen sieht es für den Pegel *Bruck/Fuscher Ache* leicht anders aus. Hier lassen sich generell nicht so leicht Bereiche oder auch nur untere Begrenzungslinien finden. Auch bei hohen Vorbefeuchtungen kommt es oft nur zu geringen Gradienten, unabhängig von der Wetterlage. Nur bei Hochdruckwetter und gradientenschwacher Lage tritt bei höherer Vorbefeuchtung bei den beobachteten Ereignissen auch sicher ein höherer Gradient auf. Die Anzahl der Ereignisse reicht jedoch nicht aus, um diese Aussage als sicher einzustufen. Weiters treten die höchsten Gradienten nicht bei den gleichen Wetterlagen (Tiefdruck, Westwetter) auf wie am Hauptfluss, sondern wie auch bei den zuvor beobachteten Beziehungen unter Hochdruckeinfluss bzw. der gradientenschwachen Lage, was sich mit der Einzugsgebietsgröße und dem Ereignistyp konvektives Ereignis erklären lässt.

Ergebnis der Klassifizierung nach Wetterlagen

Durch die Klassifizierung nach Wetterlagen wurde eine Differenzierung in den Formen der Datenwolken der einzelnen Zusammenhänge erreicht, wodurch eine generelle Einschätzung eines Ereignisses aufgrund der vorherrschenden Wetterlage erleichtert wird. Allerdings ist es notwendig, die Ganglinien mehrerer Jahre zu analysieren, um auch für die seltener auftretenden Wetterlagen ausreichend Daten zur Verfügung zu haben, damit die Diagramme selbst mit größerer Sicherheit anzuwenden sind. Im folgenden Kapitel wird die Einschätzung der zu erwartenden Hochwasserparameter ohne und mit Berücksichtigung der Wetterlagenklassifikation verglichen.

4.4 Anwendung

Die Anwendung des Ereigniskataloges wird anhand eines Ereignisses im Jahr 2009 gezeigt, das nicht im Datensatz zur Erstellung des Kataloges enthalten ist. Dabei wird in einem *ersten Schritt* davon ausgegangen, dass zum Zeitpunkt t_0 nur die Beobachtungen von Durchfluss und Niederschlag vorliegen, im *zweiten Schritt* wird davon ausgegangen, dass zum Zeitpunkt t_1 bereits der Gradient des steilen Anstiegs beobachtet werden kann. Es wird weiters überprüft, wie weit das beobachtete Ereignis im Trend der im Katalog enthaltenen Ereignisse liegt.

4.4.1 Generelle Vorgangsweise

Bei Abschätzung des zu erwartenden Ereignisses zu einem Zeitpunkt vor dem Beginn des steilen Anstiegs wird aus der Beziehung API_1 und Gradient aufgrund der beobachteten Niederschlagssumme der letzten 24 Stunden ein zu erwartender Gradient Gr abgelesen. Bei der Ablesung von Werten aus den Diagrammen muss generell von einem Unsicherheitsbereich ausgegangen werden. Es wird die Standardabweichung sde als Unsicherheitsbereich sowohl nach oben als auch nach unten gewählt. Man erhält somit die untere Gr_u bzw. obere Schranke Gr_o als Bereich, in dem der zu erwartende Gradient liegt (Gleichungen 4.1–4.2).

$$Gr_u = \begin{cases} f(API_1) - sde & \text{für } f(API_1) - sde > Gr_{min,beob} \\ Gr_{min,beob} & \text{für } f(API_1) - sde < Gr_{min,beob} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$Gr_o = \begin{cases} f(API_1) + sde & \text{für } f(API_1) + sde < Gr_{max,beob} \\ Gr_{max,beob} & \text{für } f(API_1) + sde > Gr_{max,beob} \end{cases} \quad (4.2)$$

Mit den so ermittelten Grenzen Gr_u und Gr_o bzw. dem beobachteten Gradienten Gr bei bereits erfolgtem Anstiegsbeginn werden aus der Relation Gradient – Q_{max} die obere und untere Grenze des zu erwartenden maximalen Durchflusses abgelesen (Gleichung 4.3 bis 4.6).

$$Q_{max,u} = \begin{cases} f(Gr_u) - sde & \text{für } f(Gr_u) - sde > Q_{max,min,beob} \\ Q_{max,min,beob} & \text{für } f(Gr_u) - sde < Q_{max,min,beob} \end{cases} \quad (4.3)$$

$$Q_{max,o} = \begin{cases} f(Gr_o) + sde & \text{für } f(Gr_o) + sde < Q_{max,max,beob} \\ Q_{max,max,beob} & \text{für } f(Gr_o) + sde > Q_{max,max,beob} \end{cases} \quad (4.4)$$

bzw. bei beobachtetem Gradienten Gr

$$Q_{max,u} = \begin{cases} f(Gr) - sde & \text{für } f(Gr) - sde > Q_{max,min,beob} \\ Q_{max,min,beob} & \text{für } f(Gr) - sde < Q_{max,min,beob} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$Q_{max,o} = \begin{cases} f(Gr) + sde & \text{für } f(Gr) + sde < Q_{max,max,beob} \\ Q_{max,max,beob} & \text{für } f(Gr) + sde > Q_{max,max,beob} \end{cases} \quad (4.6)$$

Für die Durchflussdifferenzen (untere und obere Grenze $\Delta Q_{max,u}$ und $\Delta Q_{max,o}$) ergeben sich analog aus der Relation Gradient – ΔQ die Gleichungen 4.7 bis 4.10.

$$\Delta Q_{max,u} = \begin{cases} f(Gr_u) - sde & \text{für } f(Gr_u) - sde > \Delta Q_{max,min,beob} \\ \Delta Q_{max,min,beob} & \text{für } f(Gr_u) - sde < \Delta Q_{max,min,beob} \end{cases} \quad (4.7)$$

$$\Delta Q_{max,o} = \begin{cases} f(Gr_o) + sde & \text{für } f(Gr_o) + sde < \Delta Q_{max,max,beob} \\ \Delta Q_{max,max,beob} & \text{für } f(Gr_o) + sde > \Delta Q_{max,max,beob} \end{cases} \quad (4.8)$$

bzw. bei beobachtetem Gradienten Gr

$$\Delta Q_{max,u} = \begin{cases} f(Gr) - sde & \text{für } f(Gr) - sde > \Delta Q_{max,min,beob} \\ \Delta Q_{max,min,beob} & \text{für } f(Gr) - sde < \Delta Q_{max,min,beob} \end{cases} \quad (4.9)$$

$$\Delta Q_{max,o} = \begin{cases} f(Gr) + sde & \text{für } f(Gr) + sde < \Delta Q_{max,max,beob} \\ \Delta Q_{max,max,beob} & \text{für } f(Gr) + sde > \Delta Q_{max,max,beob} \end{cases} \quad (4.10)$$

Ebenfalls aus dem beobachteten Gradienten Gr bzw. den zuvor ermittelten unteren und oberen Grenzen des abgeschätzten Gradienten Gr_u bzw. Gr_o lässt sich aus der Relation Dauer – Gradient die minimale und maximale zu erwartende Zeit bis zum Scheitel des Hochwassers abschätzen ($Dauer_{min}$ und $Dauer_{max}$). Wie auch zuvor wird die Standardabweichung sde

dazu verwendet, um die Unsicherheit abzuschätzen. Es ergeben sich folgende Gleichungen 4.11 bis 4.14.

$$Dauer_{min} = \begin{cases} f(Gr_o) - sde & \text{für } f(Gr_o) - sde > Dauer_{min,beob} \\ Dauer_{min,beob} & \text{für } f(Gr_o) - sde < Dauer_{min,beob} \end{cases} \quad (4.11)$$

$$Dauer_{max} = \begin{cases} f(Gr_u) + sde & \text{für } f(Gr_u) + sde < Dauer_{max,beob} \\ Dauer_{max,beob} & \text{für } f(Gr_u) + sde > Dauer_{max,beob} \end{cases} \quad (4.12)$$

bzw. bei beobachtetem Gradienten Gr

$$Dauer_{min} = \begin{cases} f(Gr) - sde & \text{für } f(Gr) - sde > Dauer_{min,beob} \\ Dauer_{min,beob} & \text{für } f(Gr) - sde < Dauer_{min,beob} \end{cases} \quad (4.13)$$

$$Dauer_{max} = \begin{cases} f(Gr) + sde & \text{für } f(Gr) + sde < Dauer_{max,beob} \\ Dauer_{max,beob} & \text{für } f(Gr) + sde > Dauer_{max,beob} \end{cases} \quad (4.14)$$

Die so ermittelten Grenzen können in eine Grafik des aktuell beobachteten Durchflusses eingetragen werden, der Überlappungsbereich aller möglichen Bereiche, in denen der Scheitel erwartet wird grenzt den abgeschätzten Hochwasserscheitel zeitlich und absolut ein.

4.4.2 Umsetzung anhand eines Beispiels

4.4.2.1 Abschätzung des Hochwasserscheitels zum Zeitpunkt t_0

In Abbildung 4.13(a) sind die beobachtete Ganglinie und die aufgezeichneten Niederschläge an zwei Stationen zu sehen. Es wird gezeigt, wie zum Zeitpunkt $t_0 = 2:45$ mithilfe des Ereigniskataloges abgeschätzt wird, in welchem Zeitraum mit welchem Scheiteldurchfluss zu rechnen ist. API_1 ist für die beiden Niederschlagsstationen bei 12,6 mm bzw. 15,6 mm, der Basisabfluss $Q_{B,7}$ beträgt im Mittel über die letzten 7 Stunden 87,1 m³/s. Die Herleitung der in grün, blau und orange eingezeichneten Erwartungsbereiche für den Scheitel wird in Folge erläutert.

Mit dem beobachteten API_1 wird in Abbildung 4.12(a) abgelesen, mit welchem Gradienten zu rechnen ist. Mit einem API_1 von 12,6 mm errechnet sich anhand der Trendlinie ein Gradient von 9,27 m³/s.h, mit einem API_1 von 15,6 mm ein Gradient von 10,23 m³/s.h. Die Standardabweichung aller Werte des Gradienten für die Monate Juli–August beträgt 5,75 m³/s.h. Mit der Wahl der Standardabweichung als Unsicherheitsbereich erhält man Gradienten im Bereich von 4,5 m³/s.h (12,6 mm) bis 16 m³/s.h (15,6 mm).

Dieser Gradientenbereich wird in Abbildung 4.12(b) eingetragen. Als obere Grenze wird der für den größeren Gradienten (16 m³/s.h) ein Q_{max} nach der Trendlinie berechnet (153,76 m³/s) und mit der Standardabweichung aller maximalen Durchflüsse für die Monate Juli–August (45 m³/s) beaufschlagt – so ergibt sich ein abgeschätzter maximaler Scheitelabfluss von knapp 200 m³/s. Verfährt man auf dieselbe Weise für den minimal zu erwartenden Scheitelwert (Gradient von 4,5 m³/s.h minus Standardabweichung), so erhält man einen Wert von $Q_{min} = 55$ m³/s, der kleiner ist als der kleinste aller beobachteten Spitzendurchflüsse ($Q_{min,beob}$

= 72,15 m³/s). Daher wird als unterster abgeschätzter Spitzendurchfluss dieser beobachtete Wert gewählt. So wird ein zu erwartender Scheiteldurchfluss Q_{max} von 70–200 m³/s ermittelt. Vergleicht man diesen niedrigsten zu erwartenden Wert mit dem aktuellen Basisabfluss über 7 Stunden, so liegt dieser mit 87,1 m³/s bereits darüber. Als Minimum wird daher 90 m³/s gewählt.

Analog wird mit dem zu erwartenden Anstieg verfahren und so ein Wert von ΔQ von 35–130 m³/s ermittelt, wobei auch hier beim minimalen zu erwartenden Wert der kleinste gemessene Wert innerhalb des gewählten Gradientenbereiches von 4,5 m³/s.h bis 16 m³/s.h (siehe Abb. 4.12(b)) angenommen wird.

Die Anwendung der Beziehung zwischen Gradient und Dauer (Abbildung 4.12(c)) liefert einen sehr großen Spielraum, die Dauer bewegt sich von den minimal beobachteten Ereignissen (3 h) bis zu knapp 20 h als Wert auf der Trendlinie (ohne Unsicherheitsbereich), was für die Hochwasserwarnung wegen der großen Streuung als nicht ausreichend aussagekräftig eingestuft werden muss. Lässt man die beiden höchsten Werte der beobachteten Dauer außer Acht, kann die zu erwartende Dauer auf 17 h eingegrenzt werden.

Trägt man nun diese drei möglichen Bereiche in die beobachtete Ganglinie (Abb. 4.12) ein, so zeigt der grau schattierte Überlappungsbereich Zeitraum und Höhe des zu erwartenden Scheitelwertes an. Der beobachtete Scheitel liegt hier innerhalb des Erwartungsbereiches, wobei der Spielraum ohne bereits beobachteten Gradienten groß ist.

4.4.2.2 Abschätzung des Hochwasserscheitels zum Zeitpunkt t_1

Wird als aktueller Zeitpunkt $t_1 = 4:30$ gewählt, kann bereits ein Gradient abgelesen werden. Mit $Q_0 = 88,4$ m³/s und $Q_1 = 122,5$ m³/s ergibt sich ein Gradient von ca. 19,5 m³/s.h. Damit lassen sich statistische Erwartungswerte von $Q_{max} = 162$ m³/s (117–207 mit der Standardabweichung für Juli–August als Unsicherheitsbereich) und $\Delta Q = 100$ m³/s (62–137 mit der Standardabweichung für Juli–August als Unsicherheitsbereich) ablesen (Abb. 4.12(b)).

Aus Abbildung 4.12(c) lässt sich eine zu erwartende Dauer von 2,5 und 7 Stunden ab Anstiegsbeginn bei t_0 abschätzen, wobei auch hier die Standardabweichung der Dauer der Ereignisse für Juli–August als Unsicherheitsbereich verwendet wurde (4,5 h). Der daraus resultierende Bereich der Hochwasserspitze ist wesentlich besser eingegrenzt als aufgrund der Abschätzung vor bzw. zum Beginn des steilen Anstiegs, siehe dazu Abbildung 4.13(b).

4.4.3 Verwendung der Information über die Wetterlage

Das Ereignis im Juli 2009 trat im Zuge der Wetterlage „TR“, kontinentale Tiefdruckrinne, auf. In der Wetterbeschreibung der ZAMG ist zu lesen:

Die Kaltfront erfasst mit Regen und Gewittern ganz Österreich und sorgt für massive Abkühlung. Entlang der Alpennordseite sinkt die Schneefallgrenze punktuell vorübergehend bis auf 1000 m Seehöhe ab.

Wählt man für die Abschätzung zum Zeitpunkt t_0 die entsprechenden Diagramme für Mittersill und Wetterlage „TR“ aus, so ergibt sich analog zur oben beschriebenen Vorgangsweise die Abschätzung der zu erwartenden Spitze.

Abbildung 4.14(a) zeigt die Abschätzung zum Zeitpunkt t_0 , noch ohne beobachteten Gradienten. Aus dem Zusammenhang API_1 – Gradient lässt sich aufgrund des trichterförmig gewählten Unsicherheitsbereiches ein großer zu erwartender Gradientenbereich von 4,5–15,5 m³/s.h ablesen. Diese Einschätzung unterscheidet sich nur unwesentlich von jener, die zuvor ohne Differenzierung in Wetterlagen getroffen wurde (4,5–16). Der Zusammenhang Gradient – Q_{max} hingegen erfährt durch die Unterscheidung in Wetterlagen doch eine deutliche Einschränkung der Datenpunkte gegenüber der saisonalen, zuvor verwendeten Gruppierung. Die Abschätzung von Q_{max} und ΔQ liefert – im Nachhinein überprüft – zu geringe Werte. Die Einschätzung der zu erwartenden Dauer bis zur Spitze hingegen trifft die tatsächliche Dauer gut.

Abbildung 4.14(b) zeigt die Abschätzung zum Zeitpunkt t_1 , nachdem bereits ein beobachteter Gradient vorliegt. Der abgeschätzte Hochwasserscheitelbereich ist hier noch stärker eingegrenzt, die Spitze wird aber ebenfalls unterschätzt, da sich das aktuelle Ereignis durch einen sehr hohen Gradienten auszeichnet.

4.4.4 Hinzufügen des neuen Ereignisses zum Katalog

Nach dem Abklingen eines Ereignisses kann der Katalog sehr schnell erweitert werden. Mit einem beobachteten Durchfluss zu Anstiegsbeginn von $Q_0 = 88,4$ m³/s und einem Scheitelwert Q_{max} von 195,5 m³/s kann ein ΔQ von 107,1 m³/s und ein Gradient von 21,42 m³/s.h ermittelt werden. Trägt man diese Werte in die Abbildungen 4.12(a) bis 4.12(c) ein, sieht man deutlich, dass das Ereignis einen weit über die Abschätzung zum Zeitpunkt t_0 hinausgehenden Gradienten aufweist (Abb. 4.12(a)), dass Q_{max} und ΔQ jedoch sehr nahe der Trendlinie liegen (Abb. 4.12(b)). Die kurze Dauer von 5 Stunden wiederum entspricht auch den bisherigen Beobachtungen bei hohen Gradienten (Abb. 4.12(c)).

4.4.5 Beurteilung des Validierungsergebnisses

Es lässt sich also sagen, dass der Katalog um ein Ereignis mit überdurchschnittlich hohem Gradienten erweitert wurde. Weiters ist zu bemerken, dass bei der *Abschätzung der Parameter ohne Information zur Wetterlage* zum Zeitpunkt t_0 sowohl der Bereich als auch die Höhe des Hochwasserscheitels trotz deutlich falscher Einschätzung des Gradienten aufgrund des beobachteten Niederschlages richtig eingegrenzt werden konnte. Ein beobachteter Scheitelwert von 195,5 m³/s steht dem kleinsten abgeschätzten Scheitel von 122,1 m³/s und dem größten abgeschätzten Scheitel von 200 m³/s gegenüber. Das entspricht einer Unterschätzung von –37,5 % bzw. einer Überschätzung von etwa +2 %. Ein Grund für den großen Unsicherheitsbereich ist in der Tatsache zu suchen, dass die Datenwolken selbst große Streuung und damit Unsicherheit aufweisen. Gerade der Zusammenhang zwischen Q_{max} und Gradienten verflacht sich mit zunehmendem Gradienten, so dass die Unterschiede in der Einschätzung nicht mehr stark ins Gewicht fallen.

Eine bessere Abschätzung der Scheitelhöhe und des Zeitpunkts erfolgt zum Zeitpunkt t_1 , wenn bereits der Gradient des steilen Anstiegs beobachtet werden konnte. Hier liegen ein kleinster abgeschätzter Scheitel von $149,1 \text{ m}^3/\text{s}$ und ein größter abgeschätzter Scheitel von $207 \text{ m}^3/\text{s}$ vor, was einer Unter- bzw. Überschätzung von -24% bzw. $+6 \%$ entspricht. Der Erwartungsbereich des Scheitels kann so deutlich eingegrenzt werden.

Die *Abschätzung der Parameter mit Unterscheidung der Wetterlagen* liefert engere Bereiche, in denen der Scheitel erwartet wird, allerdings liegt das beobachtete Durchflussmaximum außerhalb des eingeschätzten Bereiches. Sowohl bei der Abschätzung zum Zeitpunkt t_0 als auch nach Anstiegsbeginn zum Zeitpunkt t_1 , wird der zu erwartende Scheitelwert unterschätzt (t_0 : -14% bis -35% bzw. t_1 : -23% bis -8%). Durch die Unterscheidung in Wetterlagen liegen weniger Daten je Diagramm vor, so dass der Unsicherheitsbereich größer angenommen werden müsste bzw. das Datenkollektiv durch Hinzunahme weiterer Ereignisse vergrößert werden muss, um bessere Einschätzungen zu erhalten. Generell liefert die Unterscheidung in Wetterlagen aber zusätzliche Information zur Einschätzung der zu erwartenden Hochwasserspitze.

4.5 Zusammenfassung

Im vorliegenden Kapitel wird gezeigt, wie durch Analyse und Klassifizierung von beobachteten Hochwässern an einem Pegel ein Katalog zusammengestellt werden kann, mit dessen Hilfe Hochwasserwarnungen ausgesprochen werden können. Dazu werden einzelne Parameter von Hochwässern definiert, ermittelt und in Grafiken bzw. Tabellen zusammengefasst. Beobachtungswerte von Niederschlag und Abfluss an einzelnen Pegeln liefern Eingangsdaten in den Ereigniskatalog und ermöglichen das Abschätzen des Gradienten des steilen Hochwasseranstiegs bzw. des zu erwartenden Maximaldurchflusses bzw. der Durchflussdifferenz zum Abfluss vor dem Ereignis.

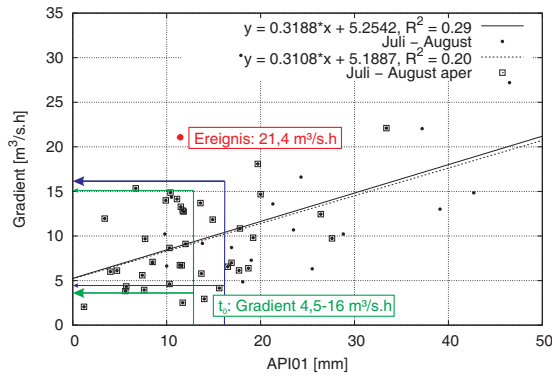
Der Katalog kann an Pegeln mit aktuellen Durchflussbeobachtungen eingesetzt werden, kann aber auch in Kombination mit einem bestehenden operationellen Durchflussvorhersagesystem gekoppelt werden, um bei Ausfall des Prognosesystems während eines Ereignisses trotzdem noch die Größe des Hochwassers abzuschätzen. Es ist allerdings stets im Auge zu behalten, dass es sich um eine statistische Auswertung von beobachteten Hochwässern handelt und ein aktuell auftretendes Ereignis durchaus im Randbereich der Beobachtungen, weit vom Mittelwert entfernt, einzuordnen sein kann. Abgelesene Parameter aus dem Ereigniskatalog sind also mit großer Unsicherheit behaftet und niemals als genau zu erwartender Wert zu sehen. Die Datenpunkte in den Diagrammen des Ereigniskatalogs umfassen Hochwasserereignisse mit unterschiedlichen Entstehungsmechanismen und zeigen daher auch unterschiedliche Gebietsreaktionen, daher entsteht die große Streuung in den Diagrammen.

Das vorgestellte Konzept eines off-line Hochwasserwarnsystems stellt in zeitlicher und quantitativer Abschätzung des Verlaufes eines Hochwassers keine Alternative zu operationellen Vorhersagesystemen dar, weil die Aussagekraft aufgrund der nicht einbezogenen Information des aktuellen Systemzustandes wesentlich geringer als bei kontinuierlich laufenden Modellen ist, kann aber für den Fall, dass (a) entweder der Wunsch besteht, ein kostengünstiges, das nur bei der Erstellung und nicht im Betrieb mit Kosten verbundenes, und leicht verfügbares

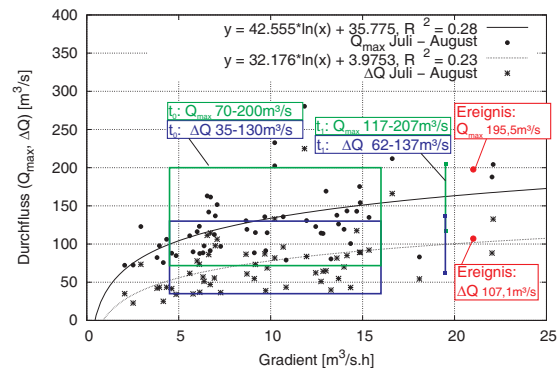
Instrument zur Verfügung zu haben oder (b) neben einem operationellen Vorhersagesystem eine einfache Möglichkeit zur Abschätzung von Hochwässern zu besitzen, Information liefern. Im Gegensatz zu einem Vorhersagemodell wird der Katalog auch mit jedem Ereignis erweitert und dadurch die Datenbasis, auf der er beruht, vergrößert.

Danksagung

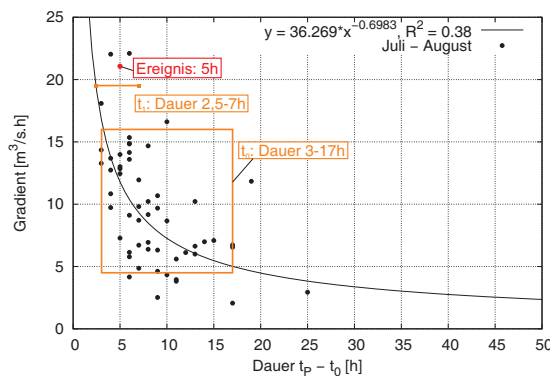
Mein Dank gilt dem Hydrographischen Dienst Salzburg für die Bereitstellung von Niederschlagswerten, sowie Wasserstands- und Durchflussdaten. Die Arbeiten wurden im Zuge des Projektes BESIHO durchgeführt, welches von den ÖBB initiiert und durch das Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie sowie durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft unterstützt wurde.



(a) Zusammenhang API_1 und zu erwartender Gradient. Ableitung des Gradienten zufolge eines beobachteten API_1 zum Zeitpunkt t_0 .



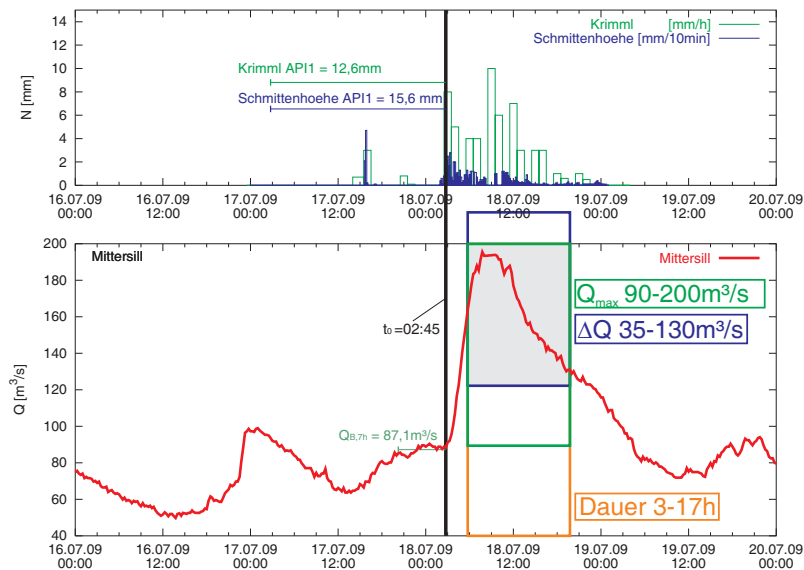
(b) Zusammenhang zwischen Gradient und charakteristischen Durchflusswerten. Ableitung von Q_{max} und ΔQ zu den Zeitpunkten t_0 (aufgrund eines geschätzten Gradienten) und t_1 (aufgrund eines bereits beobachteten Gradienten).



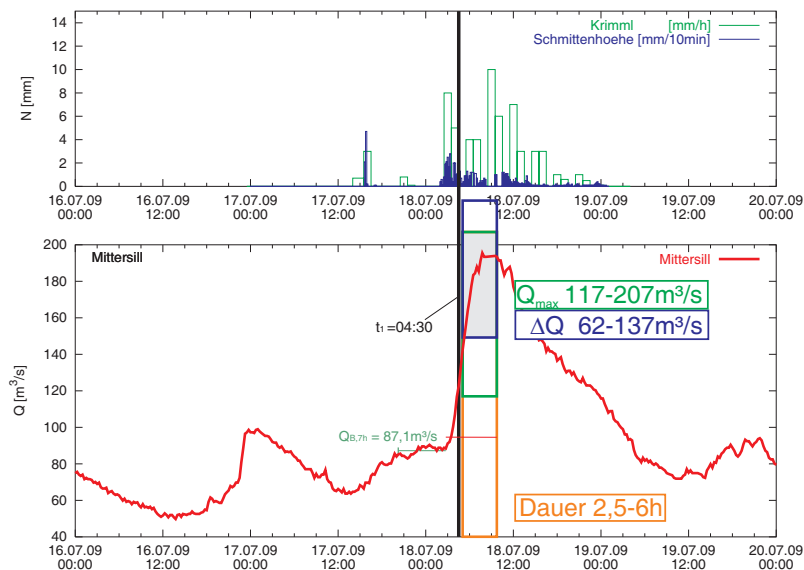
(c) Zusammenhang zwischen Dauer und Gradient. Ableitung der erwarteten Dauer ab dem Zeitpunkt t_0 zu den Zeitpunkten t_0 (aufgrund eines geschätzten Gradienten) und t_1 (aufgrund eines bereits beobachteten Gradienten).

Abbildung 4.12: Ereigniskatalog für den Pegel Mittersill und die Monate Juli–August. Abschätzung von Hochwasserparametern anhand des beobachteten API_1 zu den Zeitpunkten t_0 und t_1 , sowie Überprüfung der Abschätzung anhand gemessener Werte. Einordnung des aktuellen Ereignisses in den Ereigniskatalog ohne Berücksichtigung der Wetterlagen.

4 Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems

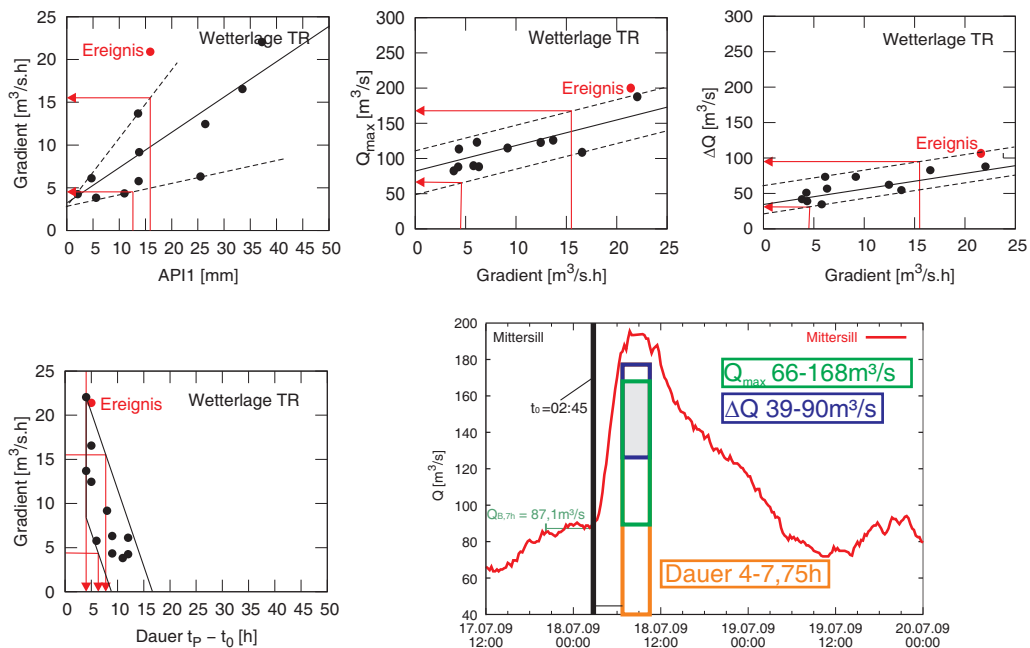


(a) Ereignis im Juli 2009, Pegel Mittersill. Abschätzung der zu erwartenden Hochwasserspitze zum Zeitpunkt t_0

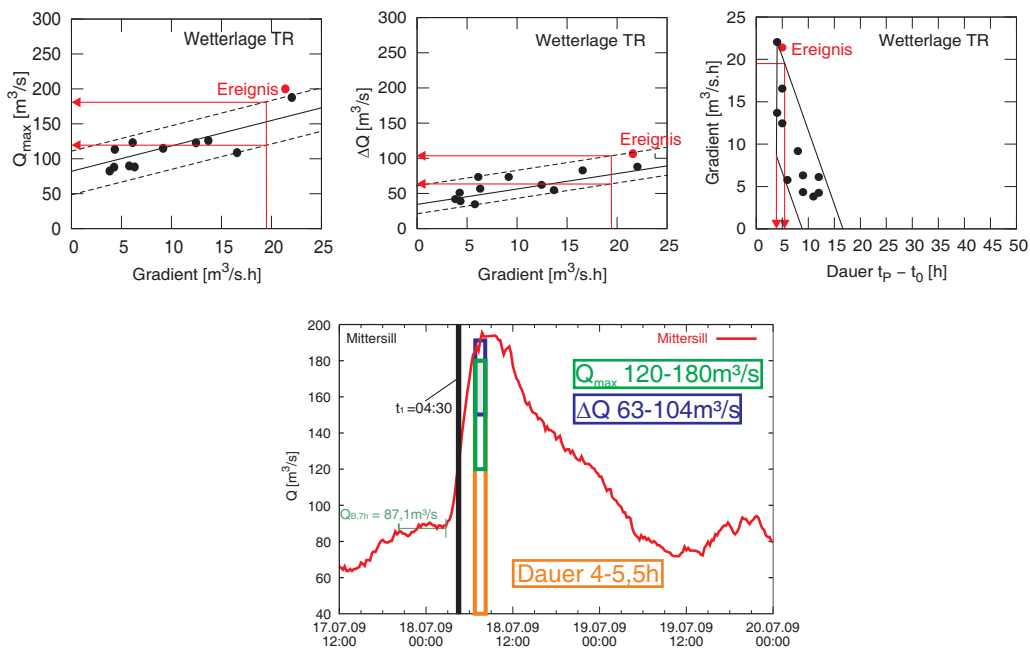


(b) Ereignis im Juli 2009, Pegel Mittersill. Abschätzung der zu erwartenden Hochwasserspitze zum Zeitpunkt t_1

Abbildung 4.13: Abschätzung der Ereignisparameter am Pegel Mittersill für die Zeitpunkte t_0 (vor Beginn des steilen Anstiegs) und t_1 (nach Beginn des steilen Anstiegs) für ein Ereignis, das nicht im Kalibrierungszeitraum liegt.



(a) Ereignis im Juli 2009, Pegel Mittersill. Abschätzung der zu erwartenden Hochwasserspitze zum Zeitpunkt t_0 nach Wetterlagen



(b) Ereignis im Juli 2009, Pegel Mittersill. Abschätzung der zu erwartenden Hochwasserspitze zum Zeitpunkt t_1 nach Wetterlagen

Abbildung 4.14: Abschätzung der Ereignisparameter am Pegel Mittersill für die Zeitpunkte t_0 (vor Beginn des steilen Anstiegs) und t_1 (nach Beginn des steilen Anstiegs) unter Berücksichtigung der vorherrschenden Wetterlage, sowie Hinzufügen des aktuellen Ereignisses in den Ereigniskatalog.

4.6 Anhang

Liste der Niederschlagsmessstellen

Folgende Niederschlagsmessstellen wurden an *Meteoedia* übergeben und zur Ermittlung von Gebietsniederschlägen verwendet.

Datensammler

```
HZB-Nr. , Name
103440, Stuhlfelden
103713, Wagrain
103721, St.Johann im Pongau
103804, Rußbach am Paß Gschütt
103846, Hintersee
103895, Eugendorf
104356, Straßwalchen
105353, Fuschl am See
105692, Thalgauberg
111534, St.Michael im Lungau
104208, Wald
104224, Fusch
104240, St. Martin/Tg.
104257, Schwaighofbrücke
104265, Mittersill
104281, Hallein
118612, Großmain
118620, Weißbach
118638, Saalbach-Hinterglemm
118703, Wagrain
118711, Großarl
118729, Badgastein
118737, Saalfelden
126011, Kobenzl
195002, Klessheim
195010, Golling
```

Totalisatoren

```
HZB-Nr. , Name
103473, Mooserboden,Kapruner Ache,Salzburg
103481, Schmiedinger Kees,Kapruner Ache,Salzburg
103499, Krefelder Hütte,Kapruner Ache,Salzburg
103564, Sonnblick Horiz.Auffangfl,Hüttwinkelache,Salzburg
103572, Rojacher Hütte,Hüttwinkelache,Salzburg
```


Ombrometer

HZB-Nr., Name
103408, Krimml
103424, Paß Thurn
103432, Haidbach
103440, Stuhlfelden
103473, Mooserboden
103507, Kaprun
103523, Zell am See
103580, Bucheben
103606, Dienten am Hochkönig
103622, Böckstein
103655, Klammstein
103663, Goldegg
103689, Hüttschlag
103697, Großarl
103705, Mitterkleinarl
103713, Wagrain
103770, Hüttau
103804, Rußbach am Paß Gschütt
103820, Golling an der Salzach
103846, Hintersee
103879, Glanegg
103895, Eugendorf
103929, Saalfelden am Steinernen
103937, Hütten
103978, Grubhof-St.Martin
104000, Nußdorf am Haunsberg
104018, Oberndorf bei Salzburg
104059, Neukirchen am Großvenedig
104174, St.Koloman
104190, Karbachalm(Talstation)
104356, Straßwalchen
105247, St.Gilgen
105353, Fuschl am See
105692, Thalgauberg
105908, Flachau
105916, Radstadt
105924, Obertauern
105932, Untertauern
105940, Filzmoos
111500, Muhr
111526, Zederhaus
111534, St.Michael im Lungau
111542, Tweng
111559, Weißpriach
111591, Thomathal
111641, Seethal
126029, Annaberg
195004, Bramberg
195018, Unken
195027, Arthurhaus

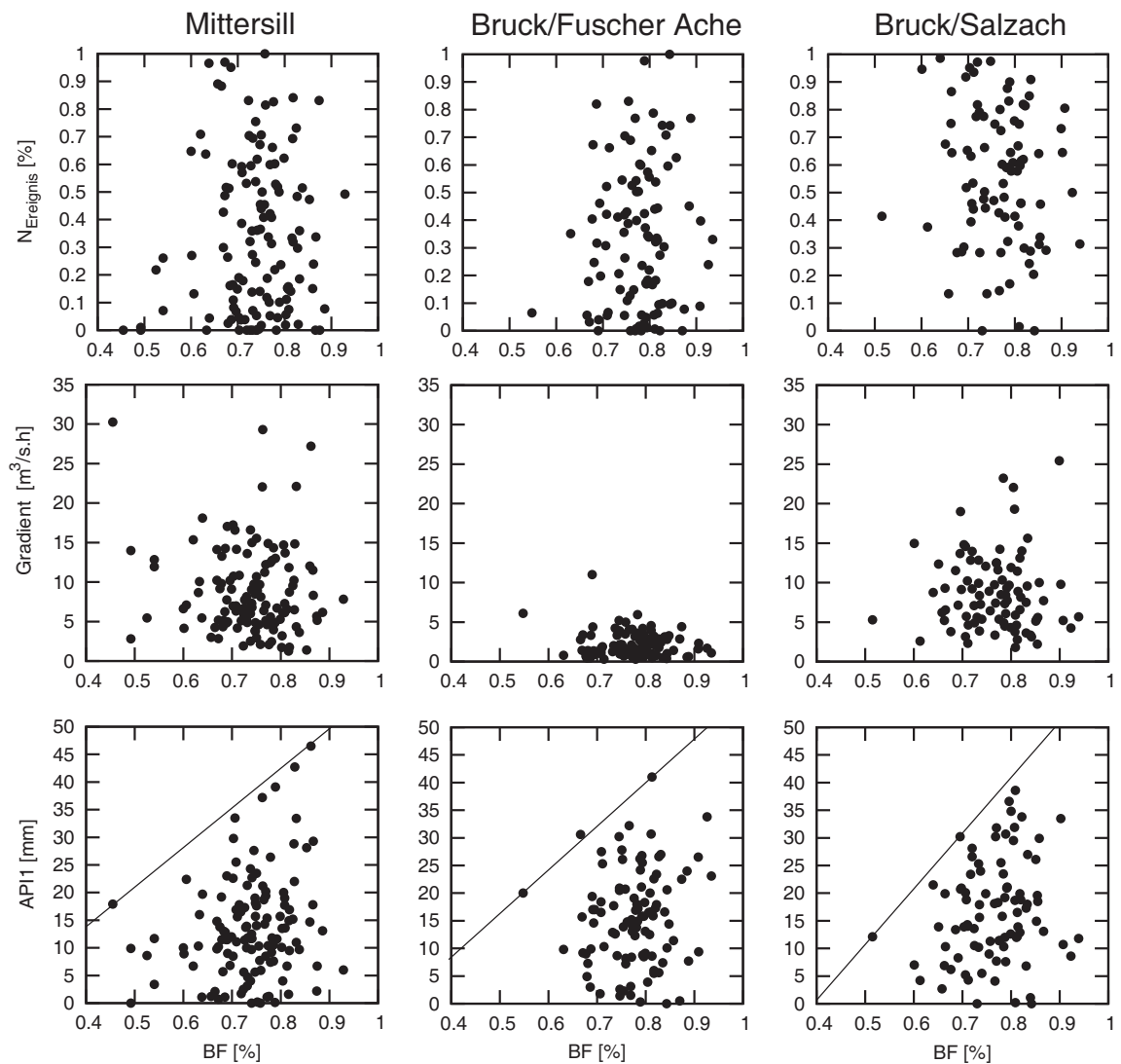


Abbildung 4.15: Zusammenhänge der Bodenfeuchte aus einem Wasserbilanzmodell mit den Parametern a) Ereignisniederschlagsbeiwert, b) Gradient und c) API_1 . Aufgrund des schwachen Zusammenhanges kann keine der Beziehungen für die Hochwasserwarnung herangezogen werden.

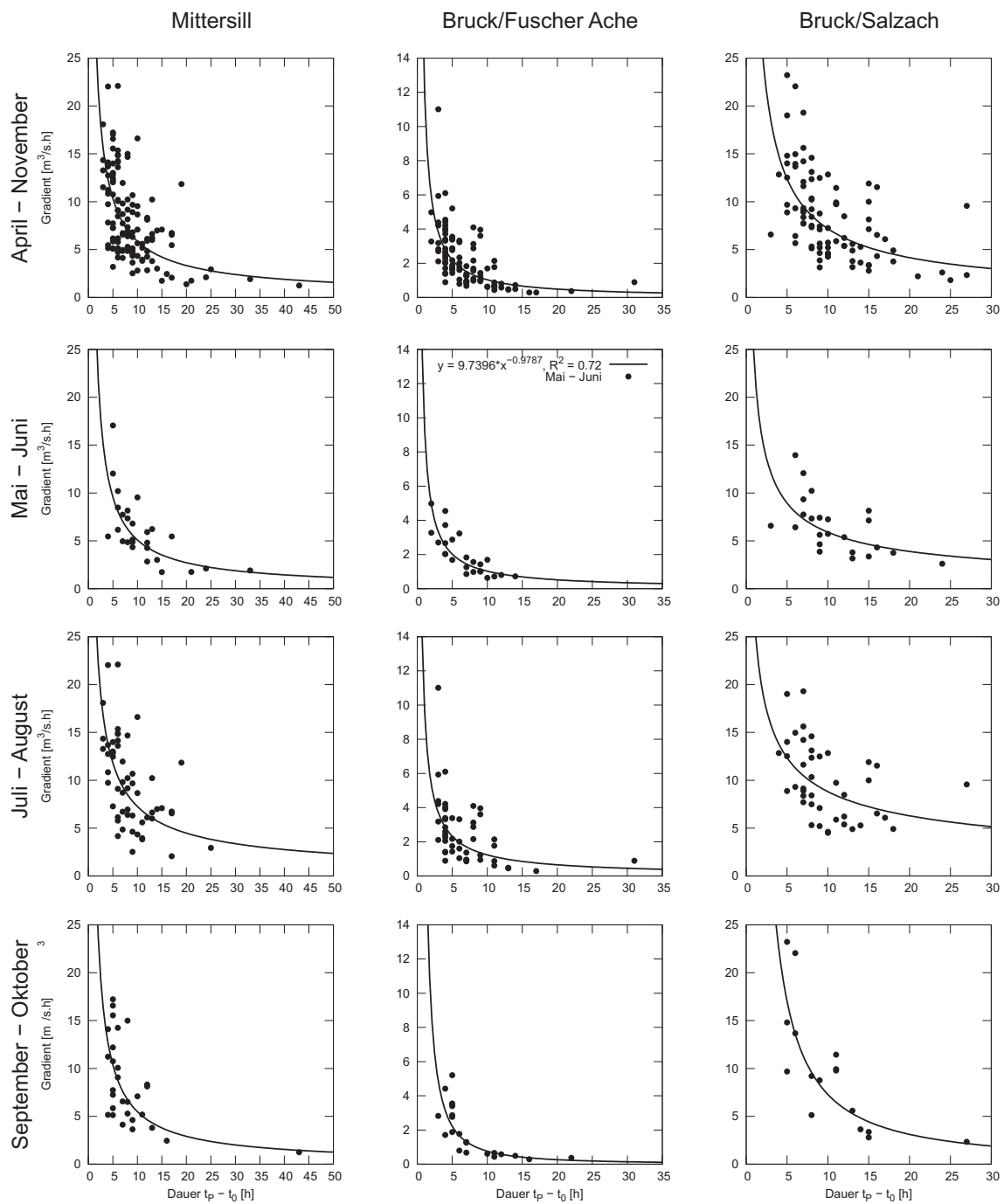


Abbildung 4.16: Beziehungen zwischen Dauer und Gradient an den Stationen Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach. Tabelle 4.2 (S. 104) mit dazugehörigen Trendlinien und Bestimmtheitsmaß.

4 Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems

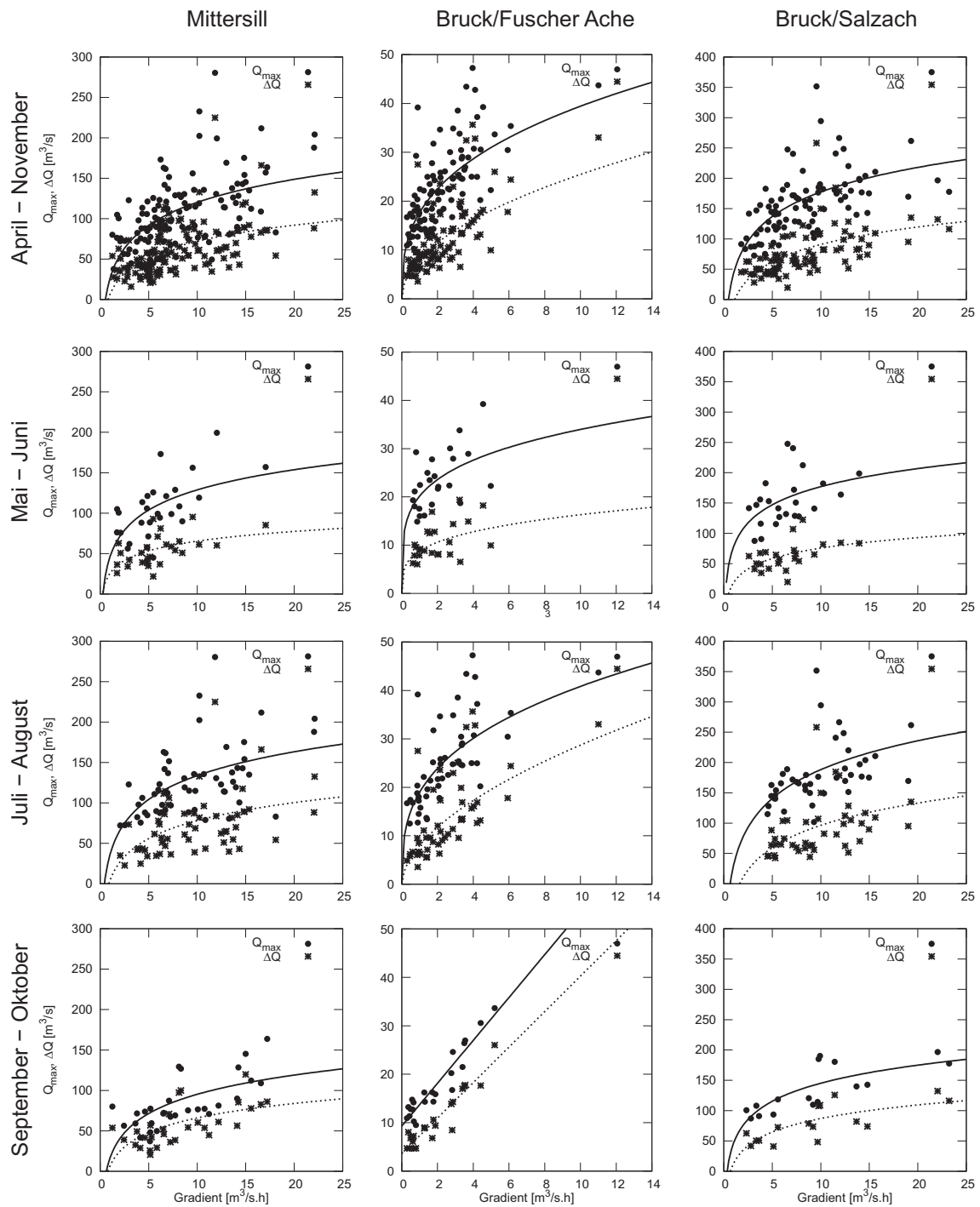


Abbildung 4.17: Beziehungen zwischen Gradient und Durchfluss ($Q_{max}, \Delta Q$) an den Stationen Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach. Tabelle 4.2 (S. 104) mit dazugehörigen Trendlinien und Bestimmtheitsmaß.

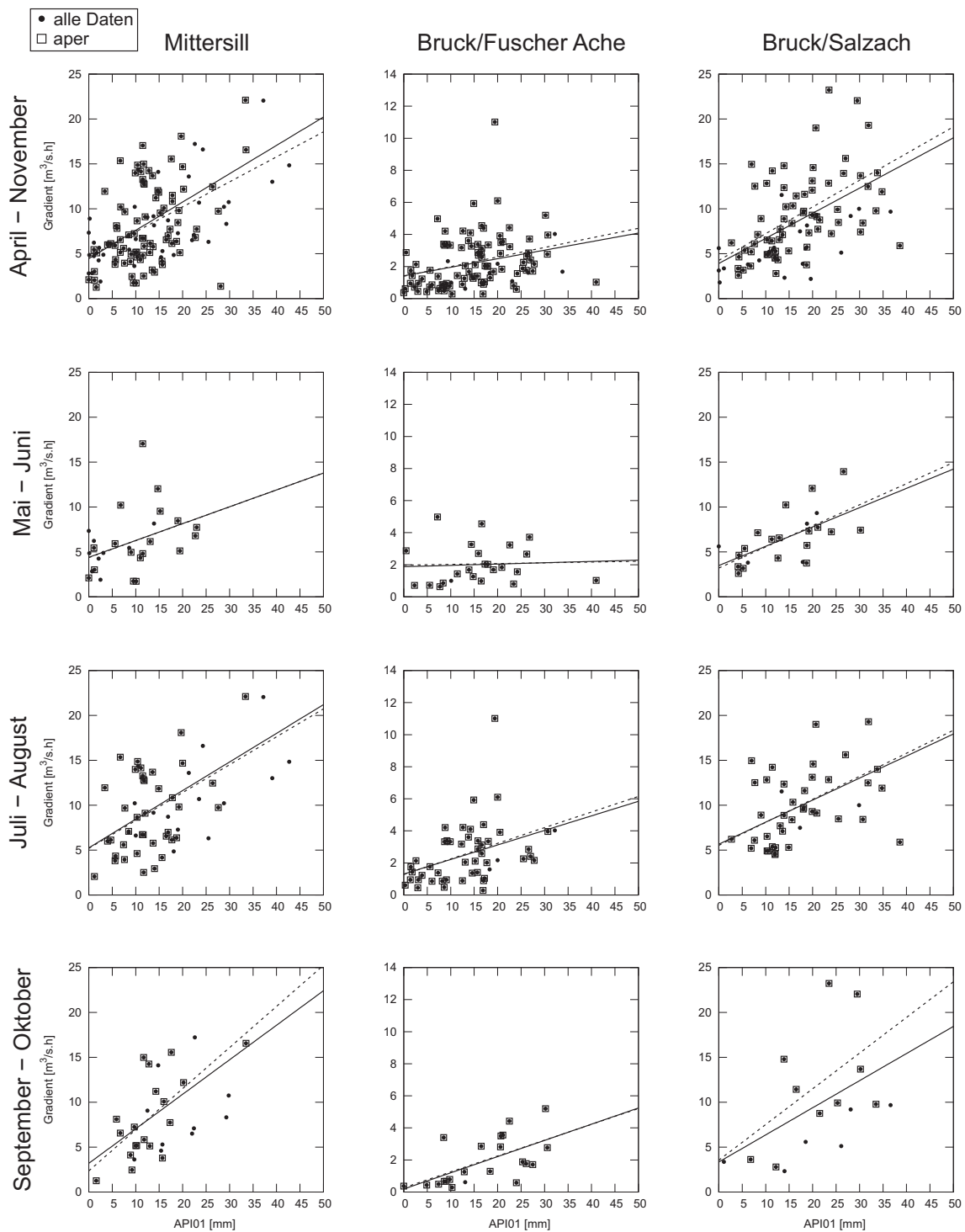


Abbildung 4.18: Beziehungen zwischen API_1 und Gradient an den Stationen Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach. Tabelle 4.2 (S. 104) mit dazugehörigen Trendlinien und Bestimmtheitsmaß.

(a) Trendlinien der Beziehungen zwischen Dauer und Gradient aus Abbildung 4.16.

	Mittersill		Bruck/Fuscher Ache		Bruck/Salzach	
Monate	Formel	R^2	Formel	R^2	Formel	R^2
4-11	$38.256 * x^{-0.8150}$	0.44	$45.196 * x^{-0.9157}$	0.55	$44.014 * x^{-0.7881}$	0.38
5-6	$41.053 * x^{-0.9069}$	0.61	$9.7396 * x^{-0.9787}$	0.72	$23.464 * x^{-0.5998}$	0.38
7-8	$36.269 * x^{-0.6983}$	0.38	$10.112 * x^{-0.9139}$	0.41	$27.058 * x^{-0.4873}$	0.21
9-10	$45.196 * x^{-0.9157}$	0.52	$26.262 * x^{-1.5376}$	0.77	$122.53 * x^{-1.2261}$	0.72

(b) Trendlinien der Beziehungen zwischen Gradient und Durchfluss aus Abbildung 4.17

Q_{max}	Mittersill		Bruck/Fuscher Ache		Bruck/Salzach	
Monate	Formel	R^2	Formel	R^2	Formel	R^2
4-11	$41.015 * \ln(x) + 25.786$	0.33	$17.692 * x^{0.348}$	0.53	$58.482 * \ln(x) + 42.722$	0.38
5-6	$35.985 * \ln(x) + 45.903$	0.33	$20.169 * x^{0.2265}$	0.32	$43.064 * \ln(x) + 77.817$	0.21
7-8	$42.555 * \ln(x) + 35.775$	0.28	$18.991 * x^{0.3325}$	0.50	$68.699 * \ln(x) + 30.022$	0.30
9-10	$34.324 * \ln(x) + 16.194$	0.45	$4.4231 * x + 9.3009$	0.90	$42.984 * \ln(x) + 46.264$	0.61

ΔQ	Mittersill		Bruck/Fuscher Ache		Bruck/Salzach	
Monate	Formel	R^2	Formel	R^2	Formel	R^2
4-11	$28.652 * \ln(x) + 6.109$	0.31	$8.1601 * x^{0.4942}$	0.54	$41.547 * \ln(x) - 4.844$	0.34
5-6	$17.3 * \ln(x) + 25.566$	0.28	$8.8191 * x^{0.267}$	0.25	$24.812 * \ln(x) + 18.543$	0.22
7-8	$32.176 * \ln(x) + 3.9753$	0.23	$8.0151 * x^{0.5543}$	0.52	$53.038 * \ln(x) - 25.771$	0.24
9-10	$25.834 * \ln(x) + 6.5341$	0.41	$3.6617 * x + 3.6355$	0.88	$32.273 * \ln(x) + 12.755$	0.56

(c) Trendlinien der Beziehungen zwischen API_1 und Gradient aus Abbildung 4.18.

	Mittersill		Bruck/Fuscher Ache		Bruck/Salzach	
Monate	Formel	R^2	Formel	R^2	Formel	R^2
4-11	$0.3154 * x + 4.4442$	0.28	$0.0533 * x + 1.4199$	0.08	$0.2799 * x + 3.9083$	0.33
5-6	$0.1877 * x + 4.3955$	0.16	$0.0082 * x + 1.8779$	0.004	$0.2151 * x + 3.4746$	0.38
7-8	$0.3188 * x + 5.2542$	0.29	$0.0907 * x + 1.309$	0.15	$0.2455 * x + 5.6568$	0.30
9-10	$0.3845 * x + 3.1958$	0.23	$0.1011 * x + 0.1876$	0.37	$0.3021 * x + 3.3411$	0.22

Tabelle 4.2: Trendlinien und Bestimmungsmaß zu den Abbildungen 4.16 bis 4.18.

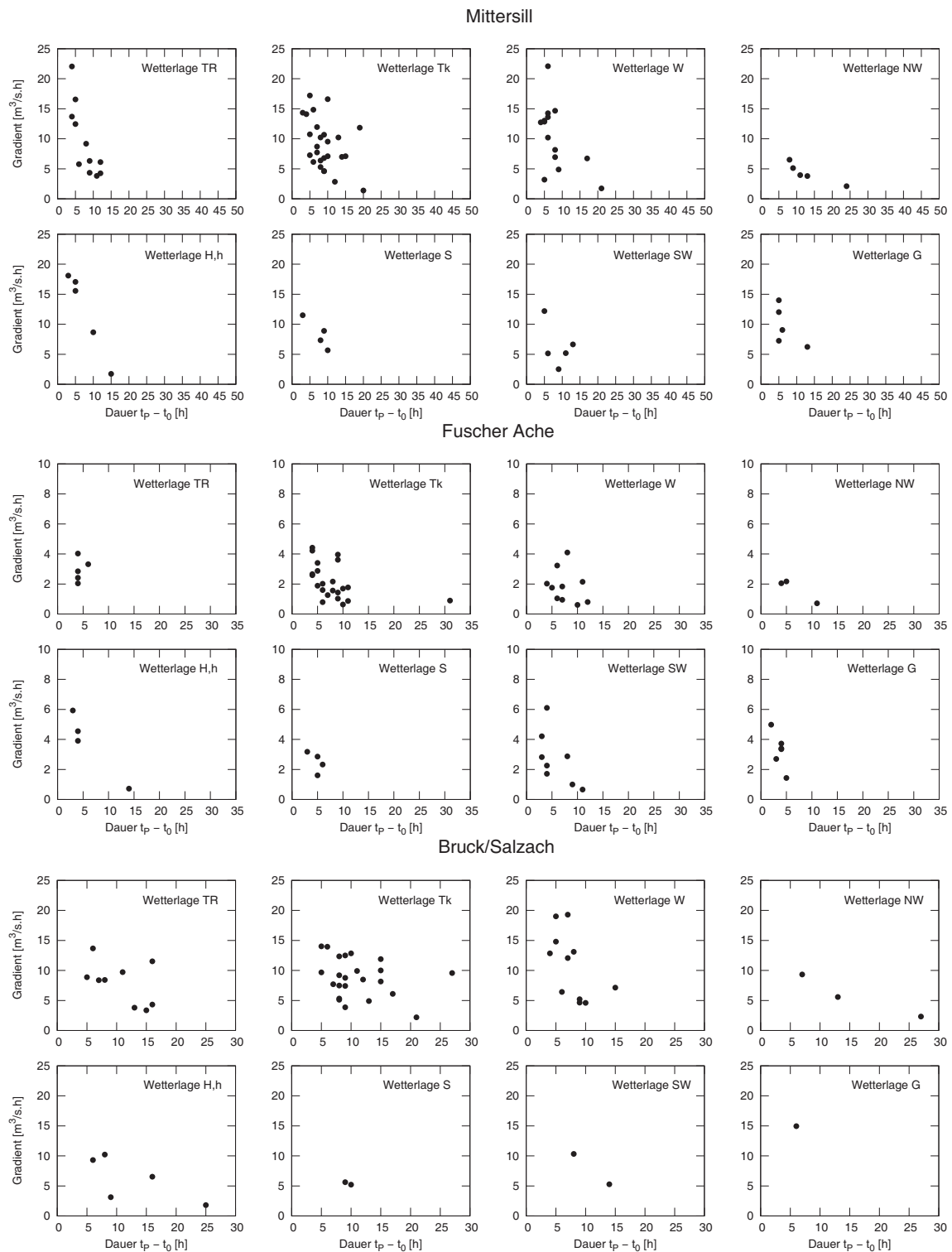


Abbildung 4.19: Zuordnung des Zusammenhangs Dauer – Gradient an den Pegeln Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach zu Wetterlagen.

4 Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems

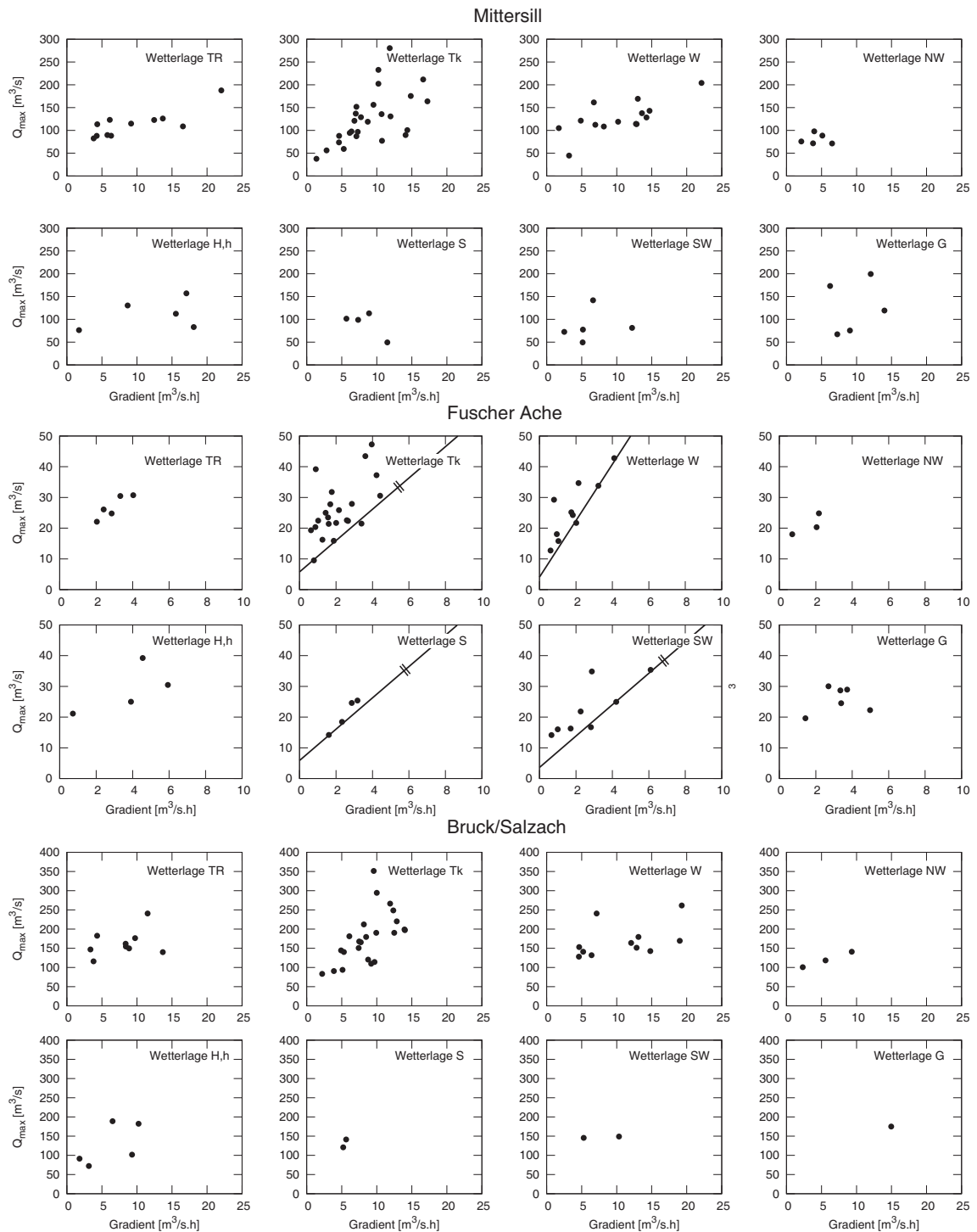


Abbildung 4.20: Zuordnung des Zusammenhangs Gradient – Q_{max} an den Pegeln Mittersill, Bruck/Füscher Ache und Bruck/Salzach zu Wetterlagen.

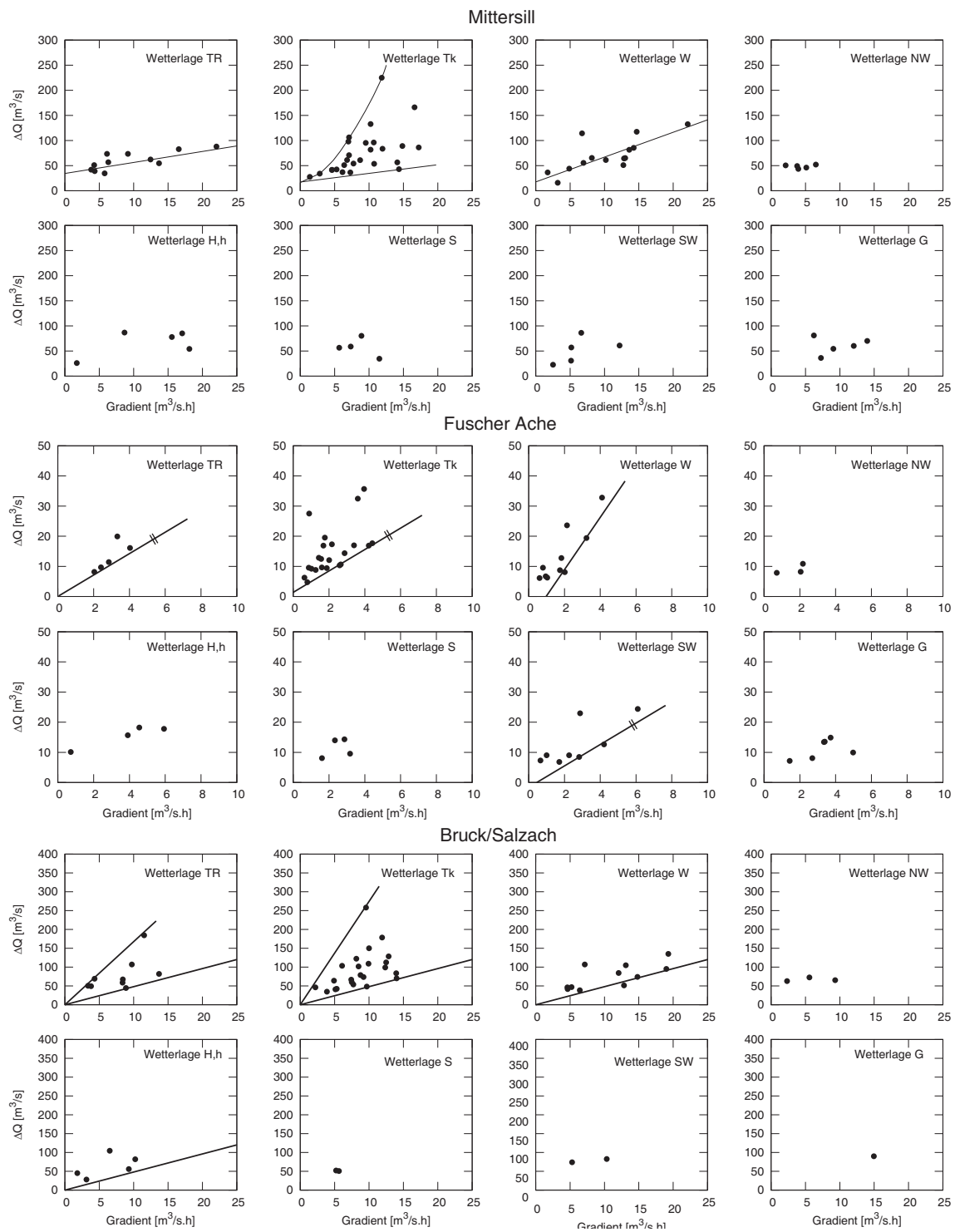


Abbildung 4.21: Zuordnung des Zusammenhangs Gradient – ΔQ an den Pegeln Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach zu Wetterlagen.

4 Ein Ereigniskatalog als Teil eines off-line Hochwasserwarnsystems

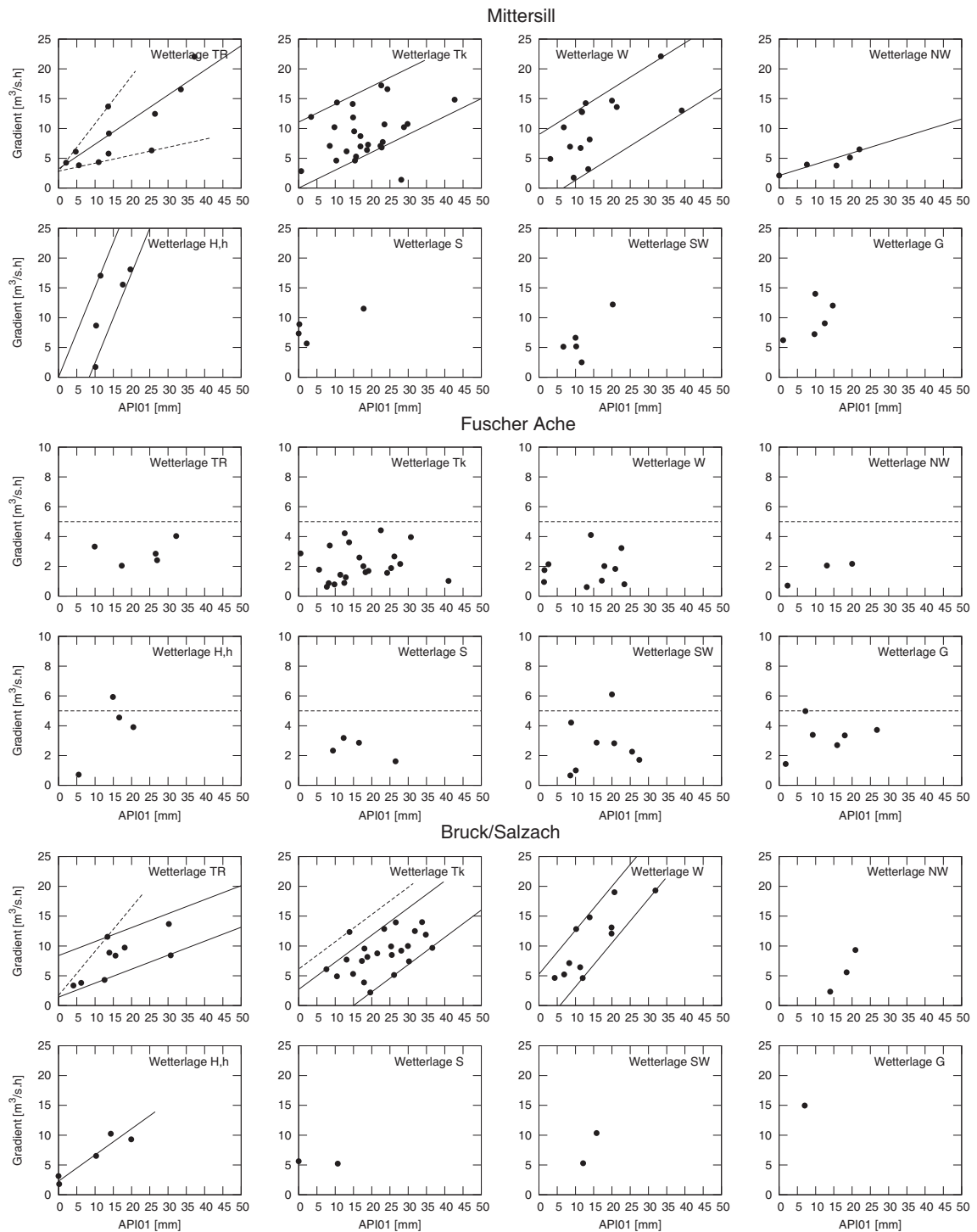


Abbildung 4.22: Zuordnung des Zusammenhangs API_1 – Gradient an den Pegeln Mittersill, Bruck/Fuscher Ache und Bruck/Salzach zu Wetterlagen.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Bei der Erstellung, der Eichung und der Bewertung von Modellen für operationelle Durchflussvorhersagen ist generell Augenmerk auf andere Aspekte als bei der Arbeit mit reinen Simulationsrechnungen zu legen. In der vorliegenden Arbeit wurde zu Beginn auf die grundsätzlichen Unterschiede zwischen Simulation und Vorhersage eingegangen. Simulationen mit geprüften Daten, die lückenlos für jeden Zeitschritt zur Verfügung stehen, die auf einen Datensatz geeicht werden und mit einem zweiten Datensatz validiert werden, aufgrund derer Untersuchungen von Systemverhalten und Detailprozessen oder auch Szenariorechnungen mit veränderten Rahmenbedingungen durchgeführt werden, unterliegen einer ganzheitlichen Betrachtung, Fehlermaße werden über den gesamten Zeitraum beurteilt. Ganz anders liegt aber der Fokus bei operationellen Durchflussvorhersagen: Hier wird zwar auch ein Modell anhand von geprüften Daten angeeicht und validiert, im Echtzeitfall fließen aber nur grob auf Plausibilität geprüfte Messwerte in die Simulation ein, das Modell berechnet Vorhersagen mit den Daten, die es geliefert bekommt. Es wird auch nicht nur *eine* simulierte Ganglinie berechnet, sondern es werden bei n Stunden Vorhersagefrist mit einem Berechnungszeitschritt von m Schritten pro Stunde in Summe $n \times m$ prognostizierte Werte je Zeitpunkt ausgegeben. Abgesehen vom vorhergesagten Absolutwert und dem Vergleich mit dem später hinzukommenden Beobachtungswert ist auch die Form der vorhergesagten Ganglinie für die Brauchbarkeit und Güte einer operationellen Vorhersage von großer Bedeutung: Soll die Vorhersage der Hochwasserwarnung dienen, so ist es nötig, dass Zeitpunkt und Gradient des steilen Anstiegs einer Welle gut getroffen werden, weil sonst Maßnahmen, die vom Anwender getroffen werden müssen (z. B. Hochwasserschutz, Einleiten von Abstauvorgängen, Wehrfeldsteuerung bei Kraftwerken, An- und Verkaufsstrategien von Stromerzeugern etc.) nicht zeitgerecht und nicht im entsprechenden Ausmaß getroffen werden können.

Langjährige Mitarbeit an der Konzeption und Erstellung von operationellen Vorhersagen haben die Autorin dazu verleitet, einzelne Themen, die spezieller Betrachtung bedürfen, in dieser Arbeit aufzugreifen. Ein wichtiges Thema ist die Beurteilung von Fehlern der Vorhersagemodelle. Immer noch ist es gefragt und gefordert, Fehlermaße, wie sie von der Simulationsrechnung bekannt sind, zu publizieren. Dabei wird nicht bedacht, dass die Grundbedingungen für das Prognostizieren generell anders sind als jene für Simulationsrechnungen. Beobachtete Inputdaten beinhalten Messunsicherheiten, prognostizierte, meteorologische Inputdaten entstammen selbst einer Modellrechnung und sind dadurch mit einer Modellunsicherheit behaftet. Der Blick in die Zukunft verliert mit zunehmendem Prognosehorizont an Schärfe: je weiter weg die Vorhersage, desto größer die Unsicherheit, die ihr anlastet. Und schließlich produziert ein *operationelles Modell* je nach dargestellten Teilprozessen mehr oder weniger gute Vorhersagen, abhängig davon, ob der aktuelle Systemzustand mit den modellierten Prozessen darstellbar ist. So kann z. B. ein Modell, das nur Wellenablauf und Niederschlag/Abfluss-Prozess simuliert, Ganglinien in einem

Gebiet, das stark von Gletscherschmelze beeinflusst ist, nicht ausreichend darstellen. Ähnlich stellt sich die Situation bei einem *off-line Ereigniskatalog*, der auf statistischen Auswertungen beobachteter Hochwässer beruht, dar: sofern die zugrundeliegenden Diagramme nicht nach Entstehung und treibender Kraft eines Hochwasserereignisses unterscheiden, ist das Resultat mit der Unsicherheit behaftet, die allen Ereignissen gemeinsam, egal, wodurch sie entstanden sind, anhaftet.

Die operationelle Durchflussvorhersage hat sehr oft die Aufgabe, Hochwässer in zeitlicher und quantitativer Hinsicht mit guter Genauigkeit vorherzusagen. Gemeinsamer Fokus aller Kapitel der vorliegenden Arbeit ist also die gezielte Betrachtung von Hochwasseranstiegen aus mehreren Blickwinkeln im Vergleich mit den restlichen Zeiträumen, weil in der hydrologischen Modellierung von Ganglinien und damit auch bei der Durchflussvorhersage während Hochwässern ein oder mehrere andere Prozesse für die Entstehung der letztendlich beobachteten Durchflüsse verantwortlich sind als jener der reinen Translation einer Welle im Gerinne, der zumeist im Alltagsbetrieb dominiert.

Im Zuge der Arbeit wurde dazu eine Routine entwickelt, mithilfe derer automatisiert Hochwasseranstiege aus einer Ganglinie gefiltert werden können. Der Fokus in Kapitel 2 liegt auf einer detaillierten, gezielten Fehlerbewertung für die unterschiedlichen hydrologischen Situationen Hochwasser und Alltagsbetrieb bei operationellen Vorhersagen. In Kapitel 3 wird diese Fehlerbewertung in Folge auch dazu verwendet, um Vorhersagen unterschiedlicher Modelle oder Modellvarianten für ein Gebiet zu einer optimalen Vorhersage zusammenzufassen. Kapitel 4 beschreibt die Erstellung eines *off-line Ereigniskatalogs*, der zusätzlich zu einem operationellen System, oder aber auch alleinstehend, Information über statistisch zu erwartende Hochwasserparameter liefert.

Ein großer Unterschied bei der Fehlerbewertung von operationellen Vorhersagen im Gegensatz zu Simulationsrechnungen besteht darin, dass bei der Vorhersage jeder Prognosehorizont gesondert beurteilt werden muss. Modelle haben je nach Aufbau und Input unterschiedlich lange „physikalische“ Prognosehorizonte (Kap. 1.3). Zusätzlich schwindet die Aussagekraft mit zunehmender Prognosefrist auch dadurch, dass sich der die Modellierung maßgeblich beeinflussende Prozess, der zum Berechnungszeitpunkt vorherrscht, über den Vorhersagezeitraum verändert: Die Modellierung ist also auf den Systemzustand während der Prognoseerstellung konditioniert. Ein klassisches Beispiel dafür ist ein Temperatursturz, der während des Durchganges einer Kaltfront stattfindet. Niederschlag in höheren Lagen fällt nicht mehr als Regen, sondern womöglich als Schnee und ist dadurch nicht mehr sofort abflusswirksam. Physikalische Vorhersagefrist und veränderte Bedingungen während des Vorhersagehorizontes verändern also die Aussagekraft von Modellrechnungen. Diese Tatsache zeigt sich in den Abbildungen sowohl von Kapitel 2 als auch von Kapitel 3.

In Kapitel 3 wird versucht, die Grundlagen dafür zu schaffen, die Konditionierung auf den Systemzustand während der Vorhersagerechnung umgehen zu können. Bei der Zusammenführung unterschiedlicher Vorhersagen, die je nach Systemzustand unterschiedlich gute Ergebnisse liefern, wird versucht, einen Zusammenhang der Güte je Vorhersagefrist mit der Großwetterlage herzustellen, weil ein Zusammenhang zwischen der Großwetterlage und dem Auftreten von Niederschlägen, die zu Hochwässern führen können, besteht. Diese liegt selbst auch als meteorologische Prognose vor, könnte also operationell dazu verwendet werden, um bereits inner-

halb der Vorhersagefrist unterschiedliche Mischungsanteile je Vorhersagevariante zu wählen. Die für diese Auswertung verwendete, systematisch erstellte Einteilung in Großwetterlagen beruht auf den Parametern *Windindex* (d. h. Hauptströmungsrichtung) und *Zyklonalitätsindex* (d. h. Hoch- oder Tiefdruck) in zwei Höhen, der für die Hochwasservorhersage sicher wichtige *Feuchteindex* hingegen, der den Wassergehalt der Luftmassen beschreibt, ist im zugrunde liegenden Datensatz nicht enthalten. Die Testrechnungen mit den zur Verfügung stehenden Großwetterlagen lieferten keinen ausreichenden Zusammenhang, so dass die Verwendung für die operationelle Vorhersage in der vorliegenden Form nicht umsetzbar ist. Wie aber Auswertungen im nächsten Kapitel der Arbeit zeigen, hängt es von der Art der Klassifizierung der Wetterlage und wohl auch vom Einzugsgebiet selbst ab, ob die Großwetterlage als Indikator für unterschiedliche Systemreaktionen eines Gebiets bzw. eines Modells und damit auch für die Güte der Vorhersagen herangezogen werden kann. Weitere Untersuchungen, die in der hier verwendeten Klassifizierung auch den Feuchteindex enthalten, könnten zu differenzierteren Ergebnissen führen.

Die Verwendung der Großwetterlage ist nicht nur Hauptbestandteil in Kapitel 3, sondern spielt auch in Kapitel 4 eine zentrale Rolle. Die Erstellung eines off-line Ereigniskatalogs zur Hochwasserwarnung zur alleinigen Verwendung oder parallel zu einem operationellen Vorhersagesystem basiert auf einer Kategorisierung beobachteter Hochwasserparameter hinsichtlich der Wetterlage, während der sie aufgetreten sind. Hier fließt allerdings nicht die automatisiert von der ZAMG ermittelte Großwetterlage, sondern eine auf Tagesbasis manuell erstellte Klassifizierung, die speziell auf Europa/Österreich abgestimmte Wetterlagen kennt, ein. In Kapitel 4 werden die Hochwässer eines Zeitraumes mithilfe der Routine zur Erkennung von Hochwässern aus Kapitel 2 identifiziert und mit Bezug auf Wetterlagen ausgewertet. Es zeigen sich deutliche Unterschiede im Verhalten der untersuchten Teileinzugsgebiete (nach Lage und Größe) je Wetterlage, so dass sich die ermittelten Zusammenhänge für eine grobe Abschätzung des zu erwartenden Hochwassers nutzen lassen.

Die Bandbreite der möglichen Systemantworten ist jedoch groß, die ermittelten Diagramme streuen weit. Hier spielt immer noch die menschliche Einschätzung und Erfahrung eine große Rolle. Der Erhalt von Zusammenhängen für die Hochwasserwarnung und deren grafische Darstellung braucht – speziell bei großer Streuung – eine Einschätzung des Systemverhaltens durch den Anwender. Noch mehr als bei geeichten operationellen hydrologischen Modellen ist hier die Eingrenzung und Interpretation von möglichen Antwortbereichen einerseits notwendig und andererseits abhängig von Wissen und Einschätzung von Prozessverständnis und Systemverhalten. Um einen für den operationellen Einsatz brauchbaren off-line Katalog zu erstellen, muss dem Anwender in einer Einschulungsphase Zusatzinformation zu den Diagrammen gegeben werden, um ihm die Unschärfe, die enthalten ist, näherzubringen.

Der Katalog für die off-line Warnung (Kap. 4) wurde an einem anderen Gebiet erstellt als die Zusammenführung einzelner Vorhersagen (Kap. 3), weswegen andere meteorologische Situationen und Wetterlagen hochwasserbildend sind. Während bei der off-line Warnung die obere Salzach (nördlich des Alpenhauptkammes) Testgebiet war, ist es bei der Zusammenführung der Vorhersagen die Gail (südlich des Alpenhauptkammes). An der Salzach entstanden aufgrund der einzelnen Wetterlagen deutlich markantere Unterschiede in den Ergebnissen, als es an der

Gail zu beobachten ist. Das mag zwei Gründe haben: Einerseits unterscheiden sich die Wetterklassen in ihrer Definition selbst doch deutlich, andererseits sind sowohl Gebietseigenschaften als auch hochwasserbildende meteorologische Situationen in den beiden Einzugsgebieten unterschiedlich. Während an der oberen Salzach Strömungen aus Norden und Nordwesten starke, flächenhafte Niederschläge bringen, sind an der Gail südlich des Alpenhauptkammes Strömungen aus Südwesten bis Nordwesten verantwortlich für Hochwässer. Ein Ausblick auf weitere Untersuchungen wäre, sowohl die Zusammenführung wie in Kapitel 3 als auch die off-line Warnung wie in Kapitel 4 mit jeweils beiden Wetterlagenklassifizierungen durchzuführen, um den Einfluss der unterschiedlichen Methoden aufzuzeigen.

Mit der vorliegenden Arbeit wurde versucht, Augenmerk auf Detailfragen der operationellen Durchflussvorhersage in Hinblick auf Hochwasserwarnung zu richten. Es wurde auf die detaillierte Gütebewertung von Vorhersagen eingegangen, wodurch ein genaueres Bild der Ergebnisse von Modellen, speziell während Hochwasserereignissen, geschaffen wurde. Durch die Kombination von Vorhersagen mehrerer Modelle – die je nach hydrologischer Situation unterschiedlich gute Resultate liefern – in Abhängigkeit des Systemzustandes kann eine in Summe bessere und vor allem stabilere kombinierte Prognose für den Anwender ausgegeben werden. Als Unterstützung zu on-line Vorhersagemodellen wurde ein Ereigniskatalog vorgestellt, der in Abhängigkeit von Wetterlagen und Vorbedingungen mögliche zu erwartende Hochwasserkennwerte ausgibt. Alle drei Themen sind aus der praktischen Arbeit an und mit Hochwasservorhersagen und persönlichem Interesse entstanden und sollen operationelle Vorhersagesysteme um neue Aspekte bereichern.

Literaturverzeichnis

- [1] ABRAHART, R.J. and L. SEE: *Multi-model data fusion for river flow forecasting: an evaluation of six alternative methods based on two contrasting catchments*. Hydrology and Earth Systems Sciences, 6(4):655–670, 2002.
- [2] ANDRADE-LEAL, R.N., M. BACHHIESL, U. DRABEK, D. GUTKNECHT, T. HAI-DEN, H. HOLZMANN, K. HEBENSTREIT, R. KIRNBAUER, H.P. NACHTNEBEL und PRECHT. J.: *Hydrologische Vorhersagemodelle im operationellen Betrieb der Wasserkraftwirtschaft*. Österr. Wasser- und Abfallwirtschaft, 54(9/10):129–134, 2002.
- [3] ANDRADE-LEAL, R.N., M. BACHHIESL, U. DRABEK, D. GUTKNECHT und R. KIRN-BAUER: *On-line Parameterschätzung und Kombination von hydrologischen Vorhersage-modellen im operationellen Betrieb der Wasserkraftwirtschaft*. Österr. Wasser- und Abfallwirtschaft, 54(9/10):163–171, 2002.
- [4] ANDRADE-LEAL, R.N., U. DRABEK und R. KIRNBAUER: *Ein selbstkalibrierendes Fehler-System für die Ermittlung einer optimierten Prognoseganglinie und ihres Streube-reiches*. In: *Proceedings XXIth Konferenz der Donauländer, Bukarest, Rumänien*, Seiten auf CD-ROM der Konferenz, Datei cl144.pdf. Konferenz der Donauländer, 2002.
- [5] ASCE TASK COMMITTEE: *Criteria for evaluation of watershed models*. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 119(3):429–442, 1993.
- [6] BACHHIESL, M.: *Entwicklung eines Hochwasservorhersagemodells für das Einzugsgebiet de Salzach*. In: BERGMANN, H. (Herausgeber): *XVIII Konferenz der Donauländer über hydrologische Vorhersagen und hydrologisch-wasserwirtschaftliche Grundlagen*. Schriften-reihe zur Wasserwirtschaft, Technische Universität Graz, Seiten B13–B18, 1996.
- [7] BACHHIESL, M. und O. PIRKER: *Zuflussvorhersage im Verbund*. Wiener Mitteilungen, 164:57–72, 2000.
- [8] BARTHOLMES, J.C., J. THIELEN, M.H. RAMOS, and S. GENTILINI: *The euro-pean flood alert system EFAS – Part 2: Statistical skill assessment of probabilistic and deterministic operational forecasts*. Hydrol. Earth. Syst. Sci., 13:141–153, 2009. www.hydrol-earth-syst-sci.net/13/141/2009.
- [9] BEVEN, K. and A. BINLEY: *The future of distributed models: Model calibration and uncertainty in prediction*. Hydrological Processes, 6(3):279–298, 1992.
- [10] BEVEN, K.J.: *Rainfall-runoff modelling: the Primer*. John Wiley & Sons Ltd., 2001.

- [11] BLÖSCHL, G. und R. MERZ: *Endbericht EPV-Zuflussvorhersage; Projektteil Räumliche Analyse der Durchflussentwicklung*. Technischer Bericht, Institut f. Hydraulik, Gewässerkunde und Wasserwirtschaft, TU Wien, Juni 1999.
- [12] BLÖSCHL, G., CH. RESZLER und J. KOMMA: *Operationelle Hochwasservorhersage im Kampgebiet*. Wasserwirtschaft, 5:10–15, 2007.
- [13] BOYLE, D.P., H.V. GUPTA, and S. SOROOSHIAN: *Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods*. Water Resources Research, 36(12):3663–3674, 2000.
- [14] DAWSON, C.W., R.J. ABRAHART, and L.M. SEE: *Hydrotest: A web-based toolbox of evaluation metrics for the standardised assessment of hydrological forecasts*. Environmental Modelling & Software, 22(7):1034 – 1052, 2007.
- [15] DRABEK, U., D. GUTKNECHT, R. KIRNBAUER, R. KUBEŠ und NESTER. T.: *Hochwasserprognose Donau. Dokumentation Teil 3: Hydrologische Abflussmodellierung*. Technischer Bericht, TU Wien, Institut für Wasserbau und Ingenieurhydrologie, 2006.
- [16] DRABEK, U., R. KIRNBAUER, M. BACHHIESL, and R.N. ANDRADE-LEAL: *HYSIM - an operational short term runoff forecasting system for the austrian danube within EEDSS*. In *Proceedings XXVI EGS General Assembly, Nice, 25-30 March 2001*, pages published on CD, file aai5698.pdf. EGS, Katlenburg-Lindau, Germany, 2001.
- [17] DRABEK, U., R. KIRNBAUER, D. GUTKNECHT und R.N. ANDRADE-LEAL: *Das Durchflussvorhersagesystem HYSIM als Teil des EPV - Energiewirtschaftliches Planungssystem Verbund*. VAW Mitteilungen, 174:301–310, 2002.
- [18] DUAN, Q., N.K. AJAMI, X. GAO, and S. SOROOSHIAN: *Multi-model ensemble hydrologic prediction using bayesian model averaging*. Advances in Water Resources, 30(5):1371–1386, 2007.
- [19] GAN, T.Y., E.M. DLAMINI, and G.F. BIFTU: *Effects of model complexity and structure, data quality, and objective functions on hydrologic modeling*. Journal of Hydrology, 192(1–4):81–103, 1997.
- [20] GATTKE, C. and A. SCHUMANN: *Comparison of different approaches to quantify the reliability of hydrological simulations*. Advances in Geosciences, 11:15–20, 2007.
- [21] GOSWAMI, M. and K.M. O’CONNOR: *Real-time flow forecasting in the absence of quantitative precipitation forecasts: A multi-model approach*. Journal of Hydrology, 334(1–2):125–140, 2007.
- [22] GOSWAMI, M., K.M. O’CONNOR, K.P. BHATTARAI, and A.Y. SHAMSELDIN: *Assessing the performance of eight real-time updating models and procedures for the broсна river*. Hydrology and Earth System Sciences, 9(4):394–411, 2005.
- [23] GOURLEY, J.J. and B.E. VIEUX: *A method for identifying sources of model uncertainty in rainfall-runoff simulations*. Journal of Hydrology, 327:68–80, 2006.

- [24] GUTKNECHT, D.: *Methoden der hydrologischen Kurzfristvorhersage*, Band 26 der Reihe *Wiener Mitteilungen – Wasser, Abwasser, Gewässer*. TU Wien, Institut für Hydraulik, Gewässerkunde und Wasserwirtschaft, 1978.
- [25] HAIDEN, T.: *Niederschlagsprognosen mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung: Fortschritte und Probleme*. Wiener Mitteilungen, 199:199–208, 2006.
- [26] HEBENSTREIT, K.: *Auswirkungen von Klimaänderung auf die Hydrologie alpiner Einzugsgebiete*. Doktorarbeit, Institut für Wasserwirtschaft, Hydrologie und Konstruktiver Wasserbau (IWHW), BOKU Wien, 2000.
- [27] KACHROO, R.K.: *River flow forecasting. part 1. A discussion of the principles*. Journal of Hydrology, 133(1–2):1–15, 1992.
- [28] KHU, S.T. and M.G.F. WERNER: *Reduction of monte-carlo simulation runs for uncertainty estimation in hydrological modelling*. Hydrology and Earth System Sciences, 7(5):680–692, 2003.
- [29] KOMMA, J., CH. RESZLER, G. BLÖSCHL, and TH. HAIDEN: *Ensemble prediction of floods – catchment non-linearity and forecast probabilities*. Natural Hazards and Earth System Sciences, 7:431–444, 2007.
- [30] LANG, J.: *Manual: WLK, Programme zur Berechnung und Nutzung der objektiven Wetterlagenklassifikation, Version 5.0*. MeteoSolutions, 2002.
- [31] LEEDAL, D., K. BEVEN, and P. YOUNG: *Data assimilation and adaptive real-time forecasting of water levels in the river eden catchment, UK*. In SAMUEL, P., S. HUNTINGTON, W. ALLSOP, and J. HARROP (editors): *Flood Risk Management: Research and Practice*, pages 1281–1285, London, 2009. Taylor & Francis Group.
- [32] LUDWIG, K., M. BREMICKER und I. HAAG: *Operationeller Vorhersagebetrieb mit dem Wasserhaushaltsmodell LARSIM in Baden-Württemberg*. bfg-Veranstaltungen: Niederschlag-Abfluss-Modellierung zur Verlängerung des Vorhersagezeitraumes operationeller Wasserstands- und Abflussvorhersagen, 3/2006:15–27, 2006.
- [33] MELCHING, C.S.: *Reliability estimation*. In SING, V.P. (editor): *Computer Models of Watershed Hydrology*, pages 69–118, 1995.
- [34] MENDEL, H.-G.: *Operationelle Wasserstands- und Abfluss-Vorhersagen*. Band 51 der Reihe *Schriftenreihe des Deutschen Verbandes für Wasserwirtschaft und Kulturbau (DVWK)*. Verlag Paul Parey, 1980.
- [35] MONTANARI, A.: *What do we mean by „uncertainty“? The need for a consistent wording about uncertainty assessment in hydrology*. Hydrological Processes, 21(6):841–845, 2007.
- [36] OUDIN, L, V. ANDRÉASSIAN, T. MATHEVET, C. PERRIN, and C. MICHEL: *Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations*. Water Resources Research, 42(7):W07410, 2006.

- [37] REED, S., J. SCHAAKE, and Z. ZHANG: *A distributed hydrologic model and threshold frequency-based method for flash flood forecasting at ungauged stations*. Journal of Hydrology, 337:402–420, 2007.
- [38] REFSGAARD, J.CH.: *Validation and Intercomparison of Different Updating Procedures for Real-Time Forecasting*. Nordic Hydrology, 28:65–84, 1997.
- [39] SCHAEFLI, B. and H.V. GUPTA: *Do Nash values have value?* Hydrological Processes, 21:2075–2080, 2007.
- [40] SCHNATTER, S.: *Dynamische Bayes'sche Modelle und ihre Anwendung zur hydrologischen Kurzfristvorhersage*. Doktorarbeit, Institut f. Hydraulik, Gewässerkunde und Wasserwirtschaft, TU Wien, 1988.
- [41] SCHRÖDER, R. und K. LIPPERT: *Parameternachführung im Hochwasservorhersagemodell Weiße Elster*. bfg-Veranstaltungen: Niederschlag-Abfluss-Modellierung zur Verlängerung des Vorhersagezeitraumes operationeller Wasserstands- und Abflussvorhersagen, 3/2006:28–38, 2006.
- [42] SEE, L. and R.J. ABRAHART: *Multi-model data fusion for hydrological forecasting*. The IV International Conference on GeoComputation, Mary Washington College, Fredericksburg, VA, USA. 25.-28.7.1999, 1999.
- [43] SEE, L. and R.J. ABRAHART: *Multi-model data fusion for hydrological forecasting*. Comput. Geosci., 27(8):987–994, 2001.
- [44] SHAMSELDIN, A.Y., K.M. O'CONNOR, and G.C. LIANG: *Methods for combining the outputs of different rainfall-runoff models*. Journal of Hydrology, 197:203–229, 1997.
- [45] STEINACKER, R.: *Eine ostalpine Strömungslagenklassifikation*. Mitteilungen des Instituts für Meteorologie und Geophysik in Innsbruck, 1991.
- [46] TODINI, E.: *Rainfall-runoff models for real time forecasting*. In *Encyclopedia of Hydrological Sciences*, volume 3, pages 1869–1896. John Wiley and Sons, 2005.
- [47] TSCHADA, F.: *Hydrologische Erkenntnisse im Osttiroler und Kärntner Draugebiet, besonders hinsichtlich der Hochwässer*. Hochwasser und Raumplanung. Ursachen, Vorbeugung und Maßnahmen, Sonderdruck:45–50, 1971.
- [48] VAN DE GRIEND, A.A. and E. SEYHAN: *Statistical analysis of weather-type runoff phenomena in an alpine environment*. Journal of Hydrology, 70(1–4):51–69, 1984.
- [49] VRUGT, J. A., C. G. DIKS, H. V. GUPTA, W. BOUTEN, and J. M. VERSTRATEN: *Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: Combining the strengths of global optimization and data assimilation*. Water Resources Research, 41:W01017, 2005.
- [50] WAGENER, T., WHEATER H.S. and H.V. GUPTA: *Identification and evaluation of watershed models*. In DUAN, Q., SOROOSHIAN S. GUPTA H.V. ROUSSEAU A. and R. TURCOTTE (editors): *Calibration of Watershed Models*, pages 29–47. AGU, Washington D.C., 2003.

- [51] WANG, W., P.H.A.J.M. VAN GELDER, J.K. VRIJLING, and J. MA: *Forecasting daily streamflow using hybrid ANN models*. Journal of Hydrology, 324:383–399, 2006.
- [52] WERNER, M. and D. SCHWANENBERG: *Operational Flood Forecasting – Examples from current projects in the Netherlands and England*. bfg-Veranstaltungen: Niederschlag-Abfluss-Modellierung zur Verlängerung des Vorhersagezeitraumes operationeller Wasserstands- und Abflussvorhersagen, 3/2006:57–69, 2006.
- [53] WMO – WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION: *Simulated real-time intercomparison of hydrological models*. Technical Report WMO-Publication Nr. 779, WMO, 1992.
- [54] XIONG, L. and K.M. O’CONNOR: *Comparison of four updating models for real-time river flow forecasting*. Hydrological Sciences, 47(4):621–639, August 2002.
- [55] XIONG, L. and K.M. O’CONNOR: *An empirical method to improve the prediction limits of the glue methodology in rainfall-runoff modeling*. Journal of Hydrology, 349(1–2):115–124, 2008.
- [56] XIONG, L., A.Y. SHAMSELDIN, and K.M. O’CONNOR: *A non-linear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order Takagi-Sugeno fuzzy system*. Journal of Hydrology, 245:196–217, 2001.