

Birgit Thies

**Instationarität
und räumliche Variabilität
in Abflusszeitreihen
aus Süddeutschland**

Bayceer

Bayreuth Center of Ecology
and Environmental Research

BayCEER-online

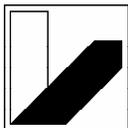
ISSN 1862-9075

BayCEER-online is the internet publication series of the University of Bayreuth, Bayreuth Center of Ecology and Environmental Research (BayCEER)

© 2009 by Bayreuth Center of Ecology and Environmental Research (BayCEER), University of Bayreuth

The use of general descriptive names, registered names, trademarks, etc. in this publication does not imply, even in the absence of a specific statement, that such names are exempt from the relevant protective laws and regulations and therefore free for general use.

Cover design: Schlags & Schlösser Kommunikation GmbH, 95444 Bayreuth, Germany



**UNIVERSITÄT
BAYREUTH**

WorldWideWeb: <http://www.bayceer.uni-bayreuth.de>

BayCEER-online

vol 4 / 2009

Instationarität und räumliche Variabilität in Abflusszeitreihen aus Süddeutschland

Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades
Dr. rer. nat.

vorgelegt der
Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften
der Universität Bayreuth
am 20. April 2009

von
Dipl.-Geoökol. Birgit Thies
geb. am 17. Februar 1973 in Limburg a. d. Lahn

Die vorliegende Arbeit wurde im Zeitraum Juli 2002 bis April 2009 an der Universität Bayreuth am Lehrstuhl für Ökologische Modellbildung angefertigt. Betreuer war Prof. Dr. Holger Lange (ab 2003 Norwegisches Wald- und Landschaftsinstitut).

Promotionsgesuch eingereicht am	20. April 2009
Wissenschaftliches Kolloquium	15. Juli 2009

Dekan: Prof. Dr. Axel Müller

Prüfungsausschuss:

Prof. Dr. Stefan Peiffer (Vorsitzender)
Prof. Dr. Holger Lange (Erstgutachter)
Prof. Dr. Michael Hauhs (Zweitgutachter)
Prof. Dr. Bernd Huwe
PD Dr. Jan Fleckenstein

Bei der vorliegenden Fassung handelt es sich um einen genehmigten Nachdruck der am 20. April 2009 eingereichten Dissertation.

Zusammenfassung	7
Summary.....	9
1 Einleitung.....	11
1.1 Langzeitkorrelationen in Abflussdaten.....	11
1.2 Klimawandel und Wasserkreislauf.....	12
1.3 Zielrichtung und Gliederung der Arbeit	14
2 Theorie.....	17
2.1 Mathematische Grundbegriffe.....	17
2.2 Stationarität in Zeitreihen	18
2.2.1 Definitionen	18
2.2.2 Stationaritätstests	19
2.2.3 Instationarität	21
2.2.4 Raumbezogene Analysen	22
2.3 Verwendete Algorithmen	23
2.3.1 Interpolation von Datenlücken	23
2.3.2 Lomb-Scargle-Periodogramm	25
2.3.3 Verteilungsfunktionen	26
2.3.4 Kolmogorow-Smirnow-Zweistichproben-test	28
2.3.5 Sherman-Statistik.....	30
2.3.6 Räumliche nicht-parametrische Kovarianzfunktion.....	31
2.3.7 Kohärenzmatrix und Kanonische Korrelationsanalyse	32
3 Daten.....	33
3.1 Historischer Abriss zur Abflussermittlung.....	33
3.1.1 Die Messung des Wasserstands.....	34
3.1.2 Die Ermittlung des Abflusses	35
3.1.3 Mögliche Fehlerquellen.....	37
3.1.4 Dokumentation und Auswertung.....	38
3.2 Verwendete Pegel	39
4 Anwendung des Lomb-Scargle-Periodogramms auf lückenbehaftete Daten.....	43
4.1 Details zum Vorgehen	43
4.1.1 Abflusszeitreihen und künstliche Daten	43
4.1.2 Lückenschemata	43
4.1.3 Interpolationsmethoden	46
4.1.4 Gütekriterien für die Periodogramme.....	46
4.2 Ergebnisse.....	47

4.2.1	LSP-Test bei unkorrelierten Daten.....	47
4.2.2	LSP-Test bei Abflusszeitreihen.....	48
4.2.3	Effekte auf das Periodogramm im Detail.....	50
4.2.4	Vergleich von LSP und Interpolationsmethoden.....	52
4.2.5	Vergleich verschiedener Abflusszeitreihen.....	53
4.3	Zusammenfassung.....	55
5	Stationaritätsmaße für Verteilungen: Entwicklung und Anwendung.....	57
5.1	Entwicklung neuer Stationaritätsmaße.....	57
5.1.1	Zeitskalen und Fenstertechnik.....	57
5.1.2	Einführung der Stationaritätsmaße K und κ	58
5.1.3	Eigenschaften von K und κ	61
5.1.4	Empirische Signifikanzgrenzen und Teststärke.....	64
5.2	Stationarität der Abflüsse im Donaueinzugsgebiet.....	68
5.2.1	Exemplarische Anwendung parametrischer Methoden.....	68
5.2.2	Entwicklung der Perzentile und Momente.....	69
5.2.3	Beurteilung mit Stationaritätsmaßen.....	72
5.2.4	Räumliche Analysen.....	76
5.3	Zusammenfassung.....	81
6	Diskussion und Ausblick.....	85
6.1	Zum Umgang mit unvollständigen Datensätzen.....	85
6.2	Instationarität der Abflüsse im oberen Donaueinzugsgebiet.....	88
6.2.1	Parametrische Verteilungsanpassungen.....	88
6.2.2	Niveau der Abflussschwankungen im oberen Donaueinzugsgebiet.....	89
6.2.3	Langfristige Veränderungen.....	89
6.2.4	Kurzfristige Schwankungen.....	91
6.2.5	Stärke der räumlichen Korrelationen.....	94
6.3	Konsequenzen der Instationarität in Abflussdaten.....	96
6.3.1	Stationarität und Skalierungsverhalten.....	96
6.3.2	Konsequenzen für die Arbeit mit Abflusszeitreihen.....	96
6.3.3	Bedeutung der Ergebnisse für die Praxis.....	99
7	Anhang.....	101
8	Literatur.....	117
	Danksagung.....	129
	Erklärung.....	131

Abkürzungsverzeichnis

a	Jahr(e)
a, b	Indizes für verschiedene Zeitreihen
AR(MA)	lineares stochastisches Modell: AutoRegressive (Moving Average)
ASGi	Programm zur Simulation von Abfluss und Stoffaustrag in einem EZG
α	Signifikanzniveau
ecdf	Empirische kumulative Verteilungsfunktion
d	Tag(e)
D	mittlere quadratische Abweichung
$D_{10,90}$	Interdezilabstand einer Verteilung
$D_{33,67}$	Breite des mittleren Drittels einer Verteilung
δ	Varianz einer Verteilung (M_2)
ENSO	El Niño-Southern Oscillation
EZG	Einzugsgebiet [km ²]
FARIMA	Fractional Autoregressive Integrated Moving Average-Modell
FFT	Fast-Fourier-Transform
f	Frequenz
ϕ	Autokovarianzfunktion
g	geographischer Abstand
GCM	globales Klimamodell (General Circulation Model)
GEV	Verallgemeinerte Extremwertverteilung (Generalized Extreme Value Distr.)
GRDC	Global Runoff Data Centre
gr	Lückenanteil (gap ratio)
γ	Schiefte einer Verteilung (M_3)
HQ ₁₀₀	theoretisch alle 100 Jahre auftretender Hochwasserabfluss
I	Intervallbreite der Einträge der κ -Vergleichsmatrix
i, j, t	Zeitindizes
IAAFT	Iterative Amplitude Adapted Fourier Transform
K	Stationaritätsmaß (maximale Differenz zweier kumulativer Verteilungen)
K_n	normierte Variante von K
K_t	Testgröße des Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentests
κ	Stationaritätsmaß (mittlere Differenz zweier kumulativer Verteilungen)
κ_n	normierte Variante von κ
$\bar{\kappa}$	Mittelwert der unteren Dreiecksmatrix der κ -Vergleichsmatrix
$\vec{\kappa}$	Vektor der Spaltenmittelwerte der κ -Vergleichsmatrix

k	Anzahl der Lücken
KLIWA	Kooperation "Klimaveränderung und Konsequenzen f. d. Wasserwirtschaft"
KS-Test	Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest
LfU	Landesamt für Umwelt (Bayern)
l_i	Länge der Lücke bzw. des Zeitfensters i
logN	Lognormal-Verteilung
LSP	Lomb-Scargle-Periodogramm
λ	Wölbung einer Verteilung (M_4)
M_q	q-tes Moment einer Verteilung
m	Anzahl der Zeitfenster
μ	Mittelwert einer Verteilung (M_1)
MC	Monte Carlo (Simulationen auf Basis wiederholter Zufallsexperimente)
n	Gesamtlänge der Daten (inklusive Lücken)
n_d	Anzahl der Ereignisse in der Sherman-Statistik
n_f	Anzahl der für Periodogramme analysierten Frequenzen
n_{MC}	Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen
NAO	Nordatlantische Oszillation
$P_{gap}(f_i)$	Koeffizientenvektor der lückenbehafteten Daten
$P_{orig}(f_i)$	Koeffizientenvektor der Originaldaten
PCA	Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis)
Q	Abfluss
R	Modelleffizienz
R_w	gewichtete Modelleffizienz
$S_{a,b}$	Synchronizitätsindex
SG	Surrogatdaten
Snf	Spatial nonparametric covariance function
SSA	Singuläre Systemanalyse
σ	Standardabweichung
W	Wasserstand
x_p	p-Perzentil Verteilung
ω	Sherman-Statistik

Anmerkung: Dezimalzahlen werden in Abbildungen aus programmtechnischen Gründen mit Dezimalpunkt dargestellt.

Zusammenfassung

Die meisten statistischen Methoden zur Auswertung hydrologischer Daten implizieren zumindest asymptotische Stationarität sowohl in den Wahrscheinlichkeitsdichten als auch in der dynamischen Struktur (ergodische Systeme). Vielfach werden außerdem lückenfreie Daten vorausgesetzt. In dieser Arbeit wurde untersucht, wie berechtigt diese Annahmen auf den in der Praxis zur Verfügung stehenden Zeitskalen von bis zu einem Jahrhundert sind. Dazu wurde ein Ensemble von langen, in täglicher Auflösung vorliegenden Abflusszeitreihen aus Süddeutschland analysiert.

Die Spektralmethode des Lomb-Scargle-Periodogramms (LSP) – entwickelt für in unregelmäßigen Zeitabständen gemessene astronomische Daten – wurde auf ihre Anwendbarkeit für lückenbehaftete Abflusszeitreihen beurteilt. Die quantitative Fehlerabschätzung erfolgte in Abhängigkeit von Anteil, Zahl und Verteilung der Lücken. Die Methode liefert für einen Lückenanteil von 1 bis 10% verwertbare Ergebnisse und ist hier einfachen Interpolationsmethoden überlegen. Sind die Daten stark saisonal geprägt, sind auch höhere Lückenanteile unproblematisch, die ansonsten die Interpretierbarkeit der Peaks einschränken. Ist bei längeren Lücken eine Datenrekonstruktion aus geeigneten Nachbarpegeln möglich, liefern Fast-Fourier-Analysen der so vorbehandelten Daten bessere Ergebnisse als das LSP. Bei kurzen Lücken (<1%) sind einfache Interpolationsroutinen ausreichend. Der anhand der Modelleffizienz des LSP quantifizierbare maximal zu erwartende Qualitätsverlust kann mit einer für unkorrelierte Daten hergeleiteten Beziehung abgeschätzt und mittels weiterer Kriterien (Anzahl und Position der Lücken, Saisonalität der Daten) präzisiert werden. Das LSP ist damit für die Frequenzraumanalyse von Abflussdaten mit bis zu 10% Lücken eine sinnvolle Alternative zu aufwändigeren Interpolationsverfahren.

Die Stationarität von 97 Pegeln im oberen Donauseinzugsgebiet wurde mittels Fenstertechnik auf Zeitskalen von 2 bis 30 Jahren mit verschiedenen Methoden untersucht. Exemplarisch durchgeführte sequentielle parametrische Verteilungsanpassungen waren methodisch unbefriedigend, nicht-parametrische Ansätze standen daher im Fokus. Herkömmliche Charakteristika von Verteilungen wie Perzentile und Momente und die Entwicklung in daraus abgeleiteten Phasenräumen wurden analysiert. Ausgehend von der Testgröße des Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentests wurden verschiedene Stationaritätsmaße zum sequentiellen Vergleich von Verteilungen entwickelt, um statt einzelner Kennwerte die Veränderungen im gesamten Wertebereich zu berücksichtigen. Die neuen Maße eignen sich hervorragend zur Einschätzung der Stärke der Schwankungen im Pegelvergleich, ihre Darstellung in Matrizenform erlaubt eine detaillierte zeitliche Analyse der Einzelpegel. Der Zeitverlauf der integrativen Stationaritätsmaße ist weniger von einzelnen Episoden oder Extremereignissen geprägt und damit gleichmäßiger als die mit Hilfe einzelner Verteilungsmerkmale dargestellte Dynamik.

Die Analyse des oberen Donaueinzugsgebiets zeigt einen fast alle Pegel betreffenden langfristigen Anstieg der Abflussmengen in den letzten drei Jahrzehnten. Hiervon betroffen sind insbesondere niedrige Abflüsse, abgeschwächt der mittlere Bereich der Werteverteilung und in nur geringem Maße die Hochwasserabflüsse. Streuung, Schiefe und Wölbung zeigen keine pegelübergreifenden langfristigen Tendenzen. Auf kürzeren Zeitskalen von 3 bis 6 Jahren ist bei sämtlichen Pegeln eine synchrone Mittelwertschwankung zu beobachten, die sich abgeschwächt auch in Varianz und höheren Momenten zeigt. Aus dieser regional gleichmäßigen Abflussdynamik auf Zeitskalen von mehreren Jahren lassen sich starke räumliche Korrelationen ableiten, die sich über mehrere 100 km und damit über den Bereich des Untersuchungsgebiets hinaus erstrecken. Die Abflussschwankungen sind von Pegel zu Pegel unterschiedlich stark ausgeprägt, wobei die alpenbeeinflussten Abflüsse durch ihre vergleichsweise geringe Variabilität eine Sonderrolle einnehmen. Das pegelspezifische Instationaritätsniveau kann in der Praxis zur Beurteilung der Unsicherheit von aus Verteilungsanpassungen berechneten Bemessungsgrößen mit herangezogen werden.

Summary

Most statistical methods for the analysis of hydrological data imply asymptotic stationarity for probability densities and dynamic structure (ergodic systems). Moreover, data without gaps are required in many cases. This study examines if these assumptions are valid for timescales of available datasets, reaching up to one century. For this purpose, a set of long river runoff data from Southern Germany with daily resolution was examined.

The applicability of the Lomb-Scargle periodogram (LSP), a spectral method developed for data measured in irregular time intervals in astronomy, is discussed for runoff series including gaps. Quantitative error estimations are developed as a function of gap sizes, their distribution, and number. The LSP provides feasible results for gap ratios between 1 and 10%; in this range it is superior to simple interpolation methods. Gap ratios exceeding this level impair the interpretability of peaks in the spectrum, unless the analysed data show strong seasonal dynamics. Longer gaps can be reconstructed using data from adequate, neighbouring gauges – a standard Fast Fourier Transform of these pre-treated data leads to better results than the analysis with the LSP. For data with short gaps (< 1%) simple interpolation routines are sufficient. A simple relationship between gap ratio and model efficiency as goodness-of-fit criterium was found for normally distributed, random data. This relationship is suitable as conservative error estimate for correlated runoff data and can be specified by further criteria (e.g. number and position of gaps, seasonality). The Lomb-Scargle periodogram is a reasonable alternative to sophisticated interpolation methods for runoff series with gap ratios ranging from 1% to 10%.

In the second part of the study, the stationarity of 97 discharge series with daily resolution from the upper Danube basin was analysed for timescales ranging from 2 to 30 years using window techniques. Sequential fitting of parametric distribution functions was methodically unsatisfying; therefore nonparametric approaches were focused on. Conventional characteristics of frequency distributions like percentiles and moments as well as their development in phase spaces were analysed. To account for changes in the entire range of values of the distribution different stationarity quantities for the sequential comparison of distributions were developed by modifying the test statistic of the two-sample Kolmogorow-Smirnow-test. The new measures are well suited for comparing the level of instationarity for different gauges. Their presentation in form of matrices allows a detailed temporal analysis of the runoff measured at single gauges. The stationarity quantities are less influenced by single episodes or extreme events; therefore, the overall dynamic of the runoff is depicted more evenly than would be possible with single distribution characteristics.

During the last three decades nearly all gauges in the upper Danube basin show an increase in runoff. This affects especially low runoff events, to a lesser degree medium runoff events, and only marginally the upper part of the distributions. Variance, skewness,

and kurtosis do not show any overall trends for the gauges. For timescales of three to six years, all runoff series show a synchronous periodic drift in the mean which – to a lesser extent – can be detected in variance and higher moments as well. From this synchronous runoff dynamic strong spatial correlations can be deduced ranging over hundreds of kilometres and exceeding the limits of the investigated area. The level of nonstationarity varies between gauges: the lowland gauges are relatively variable while runoff series with alpine influence remain comparably stationary. The site specific level of nonstationarity can serve in practice to estimate the uncertainty level of design parameters used in flood protection, which are derived by fitting distributions to the data.

1 Einleitung

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen des Forschungsprojekts „Skalenbezogene Analyse Hydrometeorologischer Zeitreihen“, gefördert 2002-2005 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (Abschlussbericht: Kropp und Schellnhuber 2006). Ziel des Projekts war es, Langzeitphänomene in hydrologischen und meteorologischen Messreihen mit neuen statistischen Methoden zu untersuchen. Dazu arbeiteten Physiker und Geowissenschaftler mit Behördenvertretern zusammen, um die Ergebnisse der Analysen für praxisrelevante Fragestellungen in der Wasserwirtschaft fruchtbar zu machen. Zu diesen Fragen zählen die Identifikation von durch den Klimawandel ausgelösten Trends sowie die vorbeugende Reaktion auf zu erwartende Veränderungen – beispielsweise durch die Anpassung von Bemessungsgrößen für Hochwasserschutzanlagen.

Herkömmliche statistische Methoden der Wasserwirtschaft setzen meist implizit stationäre Daten voraus, deren wesentliche statistische Eigenschaften im Zeitverlauf gleich bleiben. Dagegen ist seit langem bekannt, dass dies insbesondere für Abflusszeitreihen oft nicht der Fall ist, ihre Korrelationsstruktur ist nicht mit dem stationären Modell des „Weißen Rauschens“ vereinbar. So genannte Langzeitkorrelationen wurden erstmals vor fast 60 Jahren für die Jahresmittelwerte des Nils beschrieben (Hurst 1951). Von vielen weiteren klimatischen Größen ist inzwischen bekannt, dass sie neben saisonalen Schwankungen eine bedeutende natürliche Variabilität auf längeren Zeitskalen aufweisen (Burroughs 2003; Koutsoyiannis 2003; Lange und Bernhardt 2004).

1.1 Langzeitkorrelationen in Abflussdaten

Dass Abflusszeitreihen ein mehr oder weniger langes „Gedächtnis“ besitzen, zeigt sich im Verlauf ihrer Autokorrelationsfunktionen, die nur langsam gegen Null abfallen (Dyck 1976). In der Vergangenheit wurde dieses Gedächtnis mit Hilfe von Modellen abgebildet, denen die Idee der Markov-Prozesse zugrunde lag: ein Ereignis ist nur mit in einem festgelegten endlichen zeitlichen Abstand zueinander auftretenden Ereignissen statistisch signifikant korreliert (Box-Jenkins-Modelle, ARMA-Modelle).

Die den Modellen inhärente Beschränkung auf ein endliches Gedächtnis macht es unmöglich, dem von Hurst beobachteten Phänomen der Langzeitkorrelationen Rechnung zu tragen (Koutsoyiannis 2000). Trotz zahlreicher geophysikalischer und hydrologischer Arbeiten zum „Hurst-Phänomen“ konnten sich die hiermit verbundenen Vorstellungen erst allmählich weiter durchsetzen (Mandelbrot und Wallis 1969; Mandelbrot und Wallis 1969; Bras und Rodriguez-Iturbe 1985; Rodriguez-Iturbe und Rinaldo 1997). Die Hemmnisse lagen zum einen in der gewöhnungsbedürftigen fraktalen Mathematik, die zur Beschreibung notwendig ist, zum andern in erheblichen methodischen Problemen bei der Unterscheidung zwischen Langzeitkorrelationen und Trends (Rybski und Bunde 2009).

Deterministische Zeitstrukturen bzw. Trends können als Langzeitkorrelationen missinterpretiert werden, auf der anderen Seite werden Trends durch Langzeitkorrelationen „maskiert“ und lineare Trendanalysen liefern falsch positive Ergebnisse (Kallache et al. 2005). Ein Ziel des Skalenanalyse-Projekts war es daher, mittels neuer Methoden Trends bei Anwesenheit von lange andauernden Korrelationen zu rekonstruieren. Damit ergibt sich der Anschluss an die aktuelle Debatte zum Klimawandel, in der die Trennung von „natürlicher Variabilität“ und durch anthropogene Einwirkungen ausgelösten Trends eine zentrale Rolle spielt (Hulme et al. 1999; Ruddiman 2003; Webster et al. 2005; Chan 2006; Hoyos et al. 2006; Webster et al. 2006). Der Begriff „Trend“ bezeichnet hier stets deterministische Trends, im Gegensatz zu in der Ökonometrie gebräuchlichen stochastischen Trends (Hackl 2008).

Mit dem (ehemaligen) Bayerischen Landesamt für Wasserwirtschaft als Projektpartner war der direkte Zugang zu einer hinsichtlich Anzahl und Länge ausgezeichneten Datenbasis gegeben (Kapitel 3). Die Datensatzlänge ist für eine sinnvolle Analyse von Langzeitkorrelationen entscheidend – hier ist im weltweiten Vergleich die Langzeit-Datenerhebung in Deutschland vorbildlich (Balázs und Charles 2002; Shiklomanov et al. 2002). Eine Konzentration auf Abflussdaten aus einem abgegrenzten Einzugsgebiet – in dieser Arbeit das der oberen Donau in Süddeutschland – ermöglicht darüber hinaus Aussagen zur räumlichen Ausdehnung der analysierten Phänomene (Kapitel 5). Ein häufig auftretendes Problem in langen Messreihen sind allerdings Datenlücken, die den Einsatz vieler Methoden erschweren (Zolina et al. 2005). Daher wird in dieser Arbeit auf die spezielle Problematik lückenbehafteter Daten für die Extraktion von Langzeitmoden in Zeitreihen eingegangen (Kapitel 4).

1.2 Klimawandel und Wasserkreislauf

Die Entwicklung der Temperatur und des CO₂-Gehalts der Atmosphäre sind auf vielfältige Weise mit dem Wasserkreislauf der Erde verknüpft (Pierrehumbert 2002). Auf globaler Skala wird durch die Erwärmung von Atmosphäre, Landoberflächen und Ozeanen eine Intensivierung des hydrologischen Kreislaufs erwartet (Huntington 2006): Bei höheren Temperaturen verdunstet mehr Wasser, die wärmere Luft kann mehr Feuchtigkeit aufnehmen. Global gesehen fällt mehr Regen, wobei sich tendenziell bestehende Kontraste noch verstärken – in Trockengebieten wird es trockener, in regenreichen Regionen nehmen die Niederschläge noch zu. Die Niederschlagsmuster verändern sich Modellrechnungen zufolge nicht nur in ihrer absoluten Menge, sondern auch in der zeitlichen Verteilung über die Jahreszeiten und in ihrer Intensität (Allen und Ingram 2002). Anstieg und Umverteilung der jährlichen Niederschlagsmengen konnten inzwischen auf globaler Skala in Messdaten verifiziert werden (Alexander et al. 2006; Treydte et al. 2006; Zhang et al. 2007). Mit den Veränderungen im Wasserkreislauf ändert sich auch die Abflussdynamik der Fließgewässer (Gedney et al. 2006; Betts et al. 2007). Abflussdaten sind unter Umständen sogar besser als Niederschlagsdaten geeignet, klimatische Veränderungen festzustellen, da sie den Niederschlag einer ganzen Region integrieren (Niemann und Eltahir 2005).

Für Entscheidungsträger in Politik und Gesellschaft sind insbesondere die regional zu erwartenden Veränderungen relevant. Diese wurden in Deutschland in einer Reihe von Studien untersucht, deren Fokus sich mit der Zeit von reinen Szenarienrechnungen hin zu den konkret zu erwartenden Entwicklungen und möglichen Anpassungsstrategien verschoben hat. Beispiele sind die Studie „Klimawandel – Auswirkungen, Risiken, Anpassung“ in Baden-Württemberg (Stock 2005), eine Studie zur klimatischen Entwicklung in Brandenburg (Gerstengarbe et al. 2003), der Bayerische Klimaforschungsverbund (BayFORKLIM 1999) und eine auf Anpassungsstrategien ausgerichtete Studie (Beierkuhnlein und Foken 2008). Hervorzuheben ist das seit 1999 laufende Kooperationsvorhaben „Klimaveränderung und Konsequenzen für die Wasserwirtschaft“ (KLIWA) der Länder Baden-Württemberg und Bayern sowie des Deutschen Wetterdienstes, das den Anstoß zum Projekt Skalenanalyse gab (Braun und Kantelhardt 1999; Arbeitskreis KLIWA 2003).

Konsistente Aussagen zu bereits sichtbaren Auswirkungen des Klimawandels werden zum einen durch die Korrelationsstruktur der Abflussdaten, zum anderen durch regionale Unterschiede erschwert (Radziejewski und Kundzewicz 2004). Für verlässliche Vorhersagen der zukünftigen Abflussdynamik müssen räumlich hochaufgelöste regionale Klimamodelle auf geeignete Weise mit globalen Klimamodellen verknüpft werden, um die berechneten regionalen Niederschlagsdaten als Input für Wasserhaushaltsmodelle zu nutzen. Die Verknüpfung mehrerer hochparametrisierter Modelle erhöht naturgemäß die Unsicherheit der Aussagen (Beniston et al. 2007; Graham et al. 2007). Es ist zudem fraglich, ob die üblichen Wasserhaushaltsmodelle geeignet sind, die Korrelationsstruktur von Abflussdaten geeignet wiederzugeben – diese Frage wird an einem Fallbeispiel diskutiert (6.3.2). Trotz der geschilderten Probleme gelten einige Aussagen hinsichtlich der Auswirkungen des Klimawandels auf den Wasserkreislauf heute bereits als gesichert. Bedeutsam für Struktur und Funktion von Ökosystemen sowie die menschliche Wassernutzung ist die Verschiebung der jahreszeitlichen Abflussmengen in den Gewässern. Das Wasser wird in nördlichen und alpinen Gebieten in geringerem Umfang und für kürzere Zeitspannen als Schnee gespeichert, auf längere Sicht schmelzen die Gletscher ab und fallen für die sommerliche Wasserlieferung aus (Krasovskaia und Gottschalk 2002; Krasovskaia et al. 2003; Barnett et al. 2005). Auch in Süddeutschland ist eine Veränderung des Jahregangs in den Abflüssen bereits zu beobachten (Arbeitskreis KLIWA 2003). Für die Beurteilung saisonaler Verschiebungen spielen durch großräumige atmosphärische Zirkulationsmuster hervorgerufene Langzeitkorrelationen eine Rolle (Tveito und Roald 2005).

Übereinstimmend wird erwartet, dass die Wahrscheinlichkeit extremer Ereignisse wie des „Hitzesommers“ 2003 in Mitteleuropa (Beniston und Stephenson 2004; Schär et al. 2004; Stott et al. 2004) sowie von Starkregenereignissen und Überschwemmungen zunehmen wird (Milly et al. 2002; Palmer und Räisänen 2002; Christensen und Christensen 2003; Beniston et al. 2007). Aus den Untersuchungen von KLIWA geht hervor, dass die Jahresniederschläge für Süddeutschland bisher nur unwesentlich zugenommen haben und sich ins Winterhalbjahr verschieben. Starkniederschläge haben um bis zu 35%

zugenommen, auch diese fallen bevorzugt im Winter. Ob ein Anstieg der Hochwasserereignisse in den bisher vorhandenen Messdaten schon sichtbar ist bzw. die Datenbasis für derartige Trendaussagen ausreicht, wird kontrovers diskutiert (Mudelsee et al. 2003; Radziejewski und Kundzewicz 2004; Kallache 2007). Extremereignisse und ihre Folgen sind stark in den Blickpunkt der Forschung gerückt, da sie für den Menschen bedrohlich und mit großen volkswirtschaftlichen Kosten verbunden sind (Easterling et al. 2000; IPCC 2001). Veränderungen in den extremen Randbereichen der gemessenen Temperatur-, Niederschlags- oder Abflusswerte sind jedoch nur Teil einer umfassenderen Entwicklung, die den gesamten Wertebereich eines Parameters betrifft. Das gleiche gilt für den Fokus auf Trends, die wiederum nur Veränderungen des Mittelwerts beschreiben. In dieser Arbeit wird dagegen die Dynamik von Abflussverteilungen im gesamten Wertebereich beurteilt (Kapitel 5).

1.3 Zielrichtung und Gliederung der Arbeit

Nach Behandlung des theoretischen Hintergrunds sowie der in den Analysen verwendeten Methoden in Kapitel 2 beschreibt Kapitel 3 die Datengrundlage. Die in dieser Arbeit untersuchten Abflussdaten reichen zum Teil bis ins 19. Jahrhundert zurück. Sollen lange Messreihen auf ihre Stationarität hin untersucht werden, ist Hintergrundwissen über die zeitliche Entwicklung von Datenerhebung und -aufbereitung als eine mögliche Ursache von Instationaritäten hilfreich.

Kapitel 4 widmet sich der Frage, wie sich aus langen, jedoch mit Lücken behafteten Datensätzen periodische Langzeitkomponenten extrahieren lassen. Fehlwerte sind ein nahezu unvermeidbares Problem langer Messreihen. Zur Betrachtung von Langzeitphänomenen sollte das gesamte Datenmaterial einbezogen werden, idealerweise ohne dazu fehlende Werte – mehr oder minder willkürlich – im Nachhinein ergänzen zu müssen. Deshalb wird in Kapitel 4 die Anwendbarkeit des für unregelmäßig gemessene Daten ausgelegten Lomb-Scargle-Periodogramms auf künstlich mit Lücken versehene Abflussdaten untersucht. Die Methode stammt ursprünglich aus der Astronomie, weiterhin wurde sie für DNA-Sequenzen und Klimazeitreihen eingesetzt. In dieser Arbeit wird sie erstmals systematisch auf Abflusszeitreihen angewandt. Aus den zunächst rein methodisch ausgerichteten Analysen lassen sich auch Aussagen bezüglich der Stationarität der Abflussdaten ableiten.

In Kapitel 5 wird erörtert, wie die Stationarität von (Abfluss-)Verteilungen im gesamten Wertebereich sinnvoll untersucht und dargestellt werden kann. Im Allgemeinen konzentrieren sich Aussagen hierzu entweder auf Trends des Mittelwerts oder wegen der großen praktischen Relevanz auf die extremen Randbereiche von Messwertverteilungen – beim Abfluss betrifft dies Fragen des Hochwasserschutzes und der Trinkwasserverfügbarkeit. In Kapitel 5 wird ein Ensemble von Abflusszeitreihen aus dem oberen Donaeinzugsgebiet detailliert auf Veränderungen der gesamten Verteilungsstruktur hin untersucht. Neben herkömmlichen Ansätzen werden zu diesem Zweck neue Stationaritätsmaße entwickelt und getestet.

Der in dieser Arbeit verfolgte datenzentrierte Ansatz verzichtet auf statistische Modelle aus der Theorie stochastischer Systeme sowie auf die in der Hydrologie verbreitet eingesetzte prozessorientierte Modellierung. Die untersuchten Messdaten sind weder beliebig oft „wiederholbar“, noch beliebig lang. Trotzdem bieten sie einen spannenden Zugang zu den Eigenschaften des „Systems“, das sie hervorgebracht hat. Die Ergebnisse zum Wasserkreislauf in Süddeutschland werden in Kapitel 6 aufgegriffen und diskutiert.

2 Theorie

In diesem Kapitel werden zunächst einige für diese Arbeit grundlegende Begriffe eingeführt (2.1), darauf folgend werden Stationarität und Instationarität in Zeitreihen theoretisch abgehandelt (2.2) und die in den Ergebniskapiteln verwendeten Methoden erläutert (2.3).

2.1 Mathematische Grundbegriffe

Als Zeitreihen bezeichnet man nach der Zeit t geordnete Werte $x(t_i)$. Die Autokorrelationsfunktion beschreibt die Höhe der Korrelation innerhalb einer Zeitreihe in Abhängigkeit vom Abstand zwischen den Messzeitpunkten. Die Form des Abfalls der Korrelationen mit der Zeit gibt Aufschluss über die Struktur der Zeitreihe (Honerkamp 1994). Die in dieser Arbeit betrachteten Abflussmengen sind kontinuierliche Zufallsvariablen. Sie liefern in Form von Histogrammen darstellbare empirische Häufigkeitsverteilungen. Unter der Annahme, dass diese bei unbegrenzter Datenmenge asymptotisch in analytisch beschreibbare Verteilungen übergehen, werden parametrische Verteilungsfunktionen angepasst.

Die zentralen Momente einer Verteilung werden für diskrete Daten folgendermaßen berechnet:

$$M_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(t_i) - \bar{x})^q, \text{ mit } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(t_i) \quad \text{Gleichung 2.1}$$

- q : Ordnung des Moments
 n : Anzahl der Datenpunkte
 i : Zeitindex

Die Formel beschreibt die zentralen Momente nach Subtraktion des Mittelwerts. In dieser Arbeit werden die Momente M_1 - M_4 behandelt: der Mittelwert μ als Lagemaß, die Varianz δ als Maß für die Breite von Verteilungen sowie Schiefe γ und Wölbung λ :

$$\gamma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x(t_i) - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \quad \lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x(t_i) - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad \text{Gleichung 2.2}$$

- σ : Standardabweichung

Bei einer Schiefe von $\gamma = 0$ ist die Verteilung symmetrisch, bei $\gamma > 0$ rechtsschief und umgekehrt. Die Wölbung misst Schmal- bzw. Breitgipfligkeit einer Verteilung, hohe Werte bezeichnen schmale Gipfel mit entsprechend längeren Ausläufern, für normalverteilte Daten gilt $\lambda = 3$. Mit zunehmender Ordnung q der Momente erhalten Abweichungen vom Mittelwert durch die Potenzierung mit q einen immer größeren Einfluss (siehe 5.2.2), die Analyse von Momenten mit $q > 4$ ist nicht sinnvoll.

Für das p -Perzentil x_p gilt, dass $p\%$ der Werte einer Verteilung kleiner oder gleich x_p sind, x_{50} entspricht dem Median (synonym spricht man von Quantilen, angegeben im Wertebereich $[0; 1]$). In ausreichender Anzahl bieten Perzentile eine komplementäre Information zur Histogrammdarstellung. Der Abstand zwischen Perzentilen dient als Breitemaß, Beispiele sind der Quartilsabstand $D_{25,75}$ oder der Interdezilabstand $D_{10,90}$:

$$D_{i,j} = x_j - x_i \quad i < j \quad \text{Gleichung 2.3}$$

In Kapitel 5.2.2 wird in Anlehnung an Jain und Lall (2001) mit x_{10} , x_{33} , x_{67} und x_{90} sowie dem Interdezilabstand und der Breite des mittleren Datendrittels gearbeitet.

Für das Begriffspaar parametrische und nicht-parametrische Methoden gibt es in der Literatur verschiedene Definitionen (Sheskin 1997), hier soll lediglich auf den grundsätzlichen Unterschied eingegangen werden: Parametrische Methoden arbeiten mit Modellanpassungen und beruhen daher zum Teil auf einer Vielzahl von Vorannahmen. Sie liefern detaillierte Ergebnisse, deren Güte von der Richtigkeit der Vorannahmen abhängt. Bei nicht-parametrischen Methoden werden nur wenige Annahmen zu Daten und Prozessen gemacht, im Gegenzug sind die möglichen Aussagen weniger detailliert. In dieser Arbeit wurde mit Anpassungen von Verteilungsfunktionen als parametrischer Methode experimentiert (2.3.3, 5.2.1).

Bei den untersuchten räumlich benachbarten Abflussmessreihen wurden im Zeitverlauf synchrone Veränderungen beobachtet (Kapitel 5). Der zur Beschreibung verwendete Begriff „Synchronizität“ bezeichnet in der Physik ein Phänomen der Gleichzeitigkeit, dessen kausale Ursache unbekannt oder nicht vorhanden ist – nicht zu verwechseln mit demselben Begriff im Bedeutungskontext der Tiefenpsychologie, in der Synchronizität als teleologisches, akausales Prinzip definiert wird (Jung 2001).

2.2 Stationarität in Zeitreihen

2.2.1 Definitionen

Man kann Stationarität aus verschiedenen Blickwinkeln heraus definieren: Geht man vom untersuchten System aus, so ist es dann stationär, wenn alle für die Dynamik des Systems relevanten Parameter im Beobachtungszeitraum konstant bleiben (Kantz und Schreiber 1997). Bei natürlichen Systemen sind diese Parameter so gut wie nie sowohl alle bekannt als auch beobachtbar – für den Wasserkreislauf in Süddeutschland wären dies zum Beispiel Flächendaten von Vegetation, Bodenfeuchte, Grundwasserstand etc. In der Praxis ist daher vor allem die an den vorliegenden Daten orientierte Definition von Stationarität relevant.

Stationarität ist demnach Homogenität in der Zeit – eine Zeitreihe heißt stark stationär, wenn alle Momente der Werteverteilung unabhängig vom Zeitpunkt t sind. Beispiele für stark stationäre Prozesse sind weißes Rauschen sowie bestimmte ARMA-Modelle. Dies

sind künstlich generierte Daten, geophysikalische Messreihen sind dagegen praktisch nie stark stationär.

Daten sind schwach stationär, wenn Mittelwert und Varianz zeitunabhängig sind (Translationsinvarianz). Hieraus folgt die Zeitinvarianz der Autokovarianzfunktion – diese hängt bei schwacher Stationarität nur vom Zeitversatz ab, nicht aber von der absoluten zeitlichen Position, es gilt (bei $\mu=0$):

$$\phi(i, j) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t+i)x(t+j)dt = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x(t+i-j)dt = \phi(j-i) \quad \text{Gleichung 2.4}$$

Viele Analysemethoden setzen lediglich schwache Stationarität voraus. Stationarität ist für eine einzelne Zeitreihe nicht punktförmig definierbar, vielmehr wird nach einer endlichen Fensterlänge gesucht, bei der sich die statistischen Eigenschaften der Zeitreihe zwischen den Fenstern nicht ändern. Die Zeitreihe ist damit als stationär oberhalb der gefundenen Zeitskala einzustufen.

Beim Nachweis von Stationarität ergibt sich für Messdaten ein grundsätzliches Problem: Es steht nur ein beschränkter Zeitabschnitt zur Verfügung, zusätzlich ist die Messauflösung begrenzt. Prozesse, die sich auf Zeitskalen oberhalb des Messzeitraums oder unterhalb der Auflösung abspielen, sind nicht erfassbar. Alle Aussagen zur Dynamik der Zeitreihe müssen deshalb relativiert werden, es handelt sich um „Stationarität bzw. Instationarität auf der betrachteten Zeitskala“. Eine Ausnahme bilden bekanntermaßen ergodische Messreihen, die die gesamte im untersuchten Prozess steckende zeitliche Dynamik ausreichend erfassen.

Die Diskussion über Stationarität ist demnach eng verknüpft mit der Frage der Korrelationsstrukturen in einer Zeitreihe (Witt et al. 1998) – insbesondere das Vorhandensein von Langzeitkorrelationen macht Aussagen zur Stationarität bei begrenzter Datenlänge schwierig. Es ist vielfach unklar, ob die Zeitskalen der zugrunde liegenden physikalischen Prozesse kleiner sind als die von den Messdaten abgedeckte Zeitspanne. Für klimatisch beeinflusste Messdaten können diese Fragen schwerlich mit Sicherheit bejaht werden, da die relevanten Prozesse auf unterschiedlichen, zum Teil sehr langen Zeitskalen wirksam sind.

Die Begriffe „Stationarität/Instationarität“ sind nach Koutsoyiannis (2006) daher streng genommen nur für stochastische Prozesse und daraus simulierte Zeitreihen anwendbar, die im Prinzip unendlich oft wiederholbar sind. Alle gemessenen Zeitreihen sind einmalig und auf das Messintervall begrenzt. Es gibt keinerlei objektive Kriterien, um über ihre Stationarität zu entscheiden, weshalb man statt von „Instationarität“ von „stationären Zeitreihen mit Skalierungsverhalten“ ausgehen sollte, die stochastische Fluktuationen aufweisen (Koutsoyiannis 2006).

2.2.2 Stationaritätstests

Da der positive Nachweis von Stationarität aus prinzipiellen Gründen nicht möglich ist, wird in der Praxis das Fehlen von signifikanten Instationaritäten überprüft (Kantz und

Schreiber 1997). Als Nullhypothese wird dabei stets die Stationarität der Daten postuliert. Bei den meisten Stationaritätstests wird die "Fenster-technik" angewendet: Der Datensatz wird in gleichlange Stücke eingeteilt, in denen bestimmte statistische Merkmale berechnet werden (vergleiche 5.1.1). Die Variabilität des Merkmals von Fenster zu Fenster wird quantifiziert und auf Signifikanz überprüft. Man kann anhand der Testgröße verschiedene Typen von Stationaritätstests unterscheiden (Tabelle 2.1). Viele Stationaritätstests stellen bestimmte Anforderungen an die Daten (z. B. Normalverteilung, Unabhängigkeit). Sind diese nicht erfüllt, besteht die Möglichkeit, sich mit Hilfe von Surrogatdaten künstliche, individuelle Testverteilungen zu erstellen, anhand derer die ermittelte Teststatistik beurteilt werden kann (Timmer 1998), Unterkapitel 5.1.4). Häufig werden Messreihen statt auf Stationarität direkt auf das Vorhandensein von langfristigen Instationaritäten (Trends) getestet (Mann 1945; Kendall 1970; Pettitt 1979; Craigmille et al. 2004). Voraussetzung sind hierzu Annahmen über die Art der Instationarität.

Tabelle 2.1 Überblick über einige Stationaritätstests im engeren und weiteren Sinne. Die aufgeführten Tests sind auf Abflussdaten anwendbar (siehe Beispiele).

Test	Testgröße	Einschränkungen/ Probleme	Beispiele
Modifizierte Varianten von t- und F-Test	Mittelwert und Varianz in Fenstern	theoretische Varianz der Schätzwerte nicht bekannt (Problem der Langzeitkorrelationen)	Foken und Wichura (1996) für bodennahe atmosphärische Flussmessungen
Stationaritätstests im Frequenzbereich	spektrale Dichte in Fenstern	Aussagen nur bis zur längsten Periode im Zeitfenster	Priestley und Rao (1969); Honerkamp (1994)
Stationaritätstest nach Witt et al. (1998)	Wahrscheinlichkeits- und spektrale Dichte in Fenstern	Verwendbarkeit des Tests für korrelierte Daten problematisch	Exemplarische Anwendung auf Abflussdaten bei Frankenberg (2002)
Tests mit Hilfe von Surrogatdaten	Erstellung künstlicher Testverteilungen für die gewünschte Testgröße	Aufwändig, Übertragbarkeit auf andere Daten unklar	Timmer (1998), Unterkapitel 5.1.4 dieser Arbeit

In der praktischen Arbeit mit hydrologischen und klimatologischen Langzeitdaten gibt es außerdem eine Reihe so genannter Homogenitätstests, die speziell lokale, anthropogen verursachte Instationaritäten innerhalb der Zeitreihen aufdecken sollen (für klimatologische Reihen siehe z. B. Herzog und Müller-Westermeier 1998). Der Begriff „Inhomogenität“ bezieht sich auf pegelspezifische, die eigentliche Messgröße „störende“ Einflüsse, die bei Abflussdaten durch den Messvorgang selbst (Gerätewechsel, Stationsverlegung, vgl. 3.1) oder durch Flussbaumaßnahmen hervorgerufen werden können. Am sichersten lassen sich Inhomogenitäten anhand einer Dokumentation der Messgeschichte aufdecken, die jedoch in vielen Fällen nicht vorliegt. Auch die in dieser Arbeit entwickelten Methoden können zur Aufdeckung von Inhomogenitäten führen (5.2.3).

2.2.3 Instationarität

Instationarität ist die Eigenschaft eines Parameters, auf einer festgelegten Zeitskala - das heißt unter Vernachlässigung kurzfristiger Schwankungen - einen zu definierenden konstanten Wertebereich zu verlassen. Häufigster Gegenstand von Analysen zum Zeitverlauf ist der Mittelwert (Trendanalysen). Veränderungen der Schwankungsbreite von Parametern wie Temperatur und Niederschlagshöhe gerieten im Rahmen der Forschungen zum Klimawandel in den Fokus (Schär et al. 2004), bei Abflüssen interessiert insbesondere die Entwicklung der Extremwertwahrscheinlichkeiten. Instationarität im Korrelationsexponenten spielt dagegen vor allem bei physiologischen Zeitreihen eine Rolle (Chen et al. 2002). In dieser Arbeit wird Instationarität in Abflusszeitreihen anhand verschiedener bekannter Testgrößen untersucht (Kapitel 5.2). Diese Methoden werden durch selbst entwickelte integrierende Maße ergänzt, um die Veränderungen in der gesamten Werteverteilung der Abflüsse zu erfassen (Kapitel 5.1).

Instationarität kann nie unabhängig von der betrachteten Zeitskala beurteilt werden (vgl. 2.2.2) - die in dieser Arbeit betrachteten Zeitskalen liegen zwischen 2 und 30 Jahre (5.1.1). Nur auf dieser Basis lässt sich eine Beschreibung der beobachteten Phänomene als abrupt bzw. kurzfristig oder graduell bzw. langfristig vornehmen. Anhand des Verlaufs lassen sich kurzzeitige Veränderungen geophysikalischer Parameter – ausgelöst durch Ereignisse wie Erdbeben, Vulkanausbrüche oder Starkniederschläge – von abrupten, jedoch bleibenden Veränderungen bei „Regimewechseln“ unterscheiden (z. B. Umpolung des Erdmagnetfelds, abrupte Paläo-Klimawechsel, vgl. Stager und Mayewski 1997; Hoffman und Schrag 2002). Weit häufiger beobachtet man Instationaritäten mit graduell Verlauf: dazu gehören (Quasi-)Periodizitäten, mit mathematischen Funktionen beschreibbare Trends sowie langreichweitige Fluktuationen ohne erkennbares Muster.

Zyklische Instationaritäten sind in der Natur sehr weit verbreitet, von schnellen Oszillationen auf der molekularen Ebene bis hin zu den astronomischen Zyklen in der Bewegung der Himmelskörper (Burroughs 2003). In dieser Arbeit wird die Stärke des Jahresganges im oberen Donaeinzugsgebiet bestimmt, dazu wird eine Variante der Spektralanalyse auf die mit Lücken behafteten Abflussdaten angewandt und die Verlässlichkeit der Ergebnisse überprüft (Methode in Abschnitt 2.3, Ergebnisse in Kapitel 4). Häufig wird versucht, Instationarität mathematisch zu beschreiben und aus den Daten Trends abzuleiten, die die Entwicklung zumindest ein Stück weit in die Zukunft extrapolieren sollen. Trotz seiner Popularität ist der Begriff „Trend“ in der Naturwissenschaft schlecht definiert, ganz allgemein versteht man darunter die langfristigen Veränderungen des Mittelwertes. Zum Teil impliziert der Begriff jedoch auch die vermutete Ursache – etwa, wenn in der Klimadebatte anthropogen verursachte Trends von systeminterner Variabilität abgegrenzt werden sollen. In dieser Arbeit wird der mehrdeutige Begriff „Trend“ meist vermieden und allgemeiner von „Tendenzen“ gesprochen: langfristige Veränderungen, deren Ursache als offen angenommen wird.

Bei der Frage nach den Ursachen von Instationarität müssen prinzipielle Fragen zur Definition des beobachteten Systems und zur Beeinflussung der Daten durch den Messvorgang geklärt werden. Je nach Definition der Systemgrenzen ist eine Instationarität als „extern“ oder „intrinsisch“ einzustufen. Für diese Arbeit, in der die Outputgröße „Abflussmenge“ des Systems „Einzugsgebiet“ großräumig untersucht wird, sind vorrangig von außen durch klimatische Einflüsse verursachte Schwankungen relevant (vgl. Diskussion in 6.2). Einen Grenzfall stellen die vielfältigen menschlichen Eingriffe in das Gewässernetz dar. Da Flussbaumaßnahmen in Deutschland schon seit langem und mit weit reichenden Auswirkungen vorgenommen wurden, scheint einzig die Definition des Systems „Wasserkreislauf inklusive Mensch“ sinnvoll. Auf die zweite Frage – den Einfluss des Messvorgangs auf die Abflussdaten – wird im Zuge der Beschreibung der Datengrundlage eingegangen (Kapitel 3.1.3).

Die Bewertung von Instationarität fällt sehr unterschiedlich aus: instationäre Daten sind ein Problem, wenn es sich um die eigentliche Messgröße störende Inhomogenitäten handelt (siehe 2.2.2) oder wenn die Methoden, die angewandt werden sollen, schwache Stationarität voraussetzen. Beide Fälle treten bei der Arbeit mit Abflussdaten auf: zum einen ist der mehrstufige Messvorgang anfällig für Fehler und anthropogene Veränderungen der Abflussdynamik betreffen in Deutschland alle größeren Fließgewässer. Zum anderen erfordern viele in der Wasserwirtschaft übliche Tests und Methoden stationäre Daten (vergleiche 6.3.2). Dagegen kann wie in dieser Arbeit die Erfassung und Darstellung von Instationarität statt als Problem als lohnenswerter Forschungsgegenstand angesehen werden, um darauf aufbauend Rückschlüsse auf mögliche Ursachen zu ziehen. Dazu werden zeitlokale Methoden herangezogen (vgl. Abschnitt 5.1).

2.2.4 Raumbezogene Analysen

Analysen zur Instationarität von Zeitreihen lassen sich prinzipiell ohne Rücksicht auf Ort und Zeitraum der Datenerhebung durchführen. Die Ergebnisse hängen dann jedoch quasi „in der Luft“. Sind geophysikalische Messreihen Gegenstand der Forschung, zielt diese meist auf die Ableitung von Ursachen für die beobachtete Dynamik der Messgröße ab. Dazu muss man die Messreihe „verorten“ und das System betrachten, in dem gemessen wurde – in dieser Arbeit sind dies Einzugsgebiete im Bereich der oberen Donau und des Mains (3.2). Zunächst wird hier in einem univariaten Ansatz die zeitliche Variabilität von Abflussmessreihen aus dem süddeutschen Raum untersucht (Kapitel 5.2). In einem zweiten Schritt wird aus den Ergebnissen für die einzelnen Abflüsse die Reichweite räumlicher Korrelationen bestimmt (Snf-Methode, 2.3.6). Weiter werden räumliche Muster im Instationaritätsniveau und den langfristigen Entwicklungstendenzen der Pegel abgeleitet (Abschnitt 5.2.4). Auch im primär methodisch ausgerichteten Kapitel 4 zur Spektralanalyse lückenbehafteter Abflussdaten ergaben sich im Verlauf der Untersuchungen Erkenntnisse zu räumlichen Mustern für bestimmte Eigenschaften der Abflusszeitreihen (Abschnitt 4.2.5). Die Diskussion führt die raumbezogenen Ergebnisse zusammen und geht auf mögliche Ursachen ein (6.2).

„Raum greifend“ in anderem Sinne ist die Darstellung der neu entwickelten Stationaritätsmaße (5.1.2). Die Arbeit mit zweidimensionalen Ergebnismatrizen macht sich die Fähigkeit des Menschen zur Auswertung räumlicher Muster zunutze. Die Idee, zeitliche Entwicklungen statt in eindimensionalen Zeitreihen mit Hilfe einer zweidimensionalen „Ergebnisfläche“ darzustellen, nutzen verschiedene neuere Methoden der Zeitreihenanalyse aus, wie Wiederkehrdiagramme (Eckmann 1987; Zbilut und Webber Jr. 1992) und Wavelet-Analysen (Kumar und Foufoula-Georgiou 1997; Torrence und Compo 1998).

2.3 Verwendete Algorithmen

2.3.1 Interpolation von Datenlücken

Lücken in Messdaten sind ein alltägliches Problem für Zeitreihenanalysen. Bei den in dieser Arbeit behandelten Abflusszeitreihen variierte der Fehlwertanteil zwischen 0-14% (Tabelle 7.2). Insbesondere wenn Langzeitphänomene untersucht werden sollen, muss das Problem behandelt werden, da gerade lange zurück reichende Datensätze häufig von Lücken betroffen sind (Zolina et al. 2005). In diesem Abschnitt werden einige praktische Ansätze zur Beseitigung von Lücken vorgestellt, die in Kapitel 4 mit der Lomb-Scargle-Spektralmethode verglichen werden (4.2.4).

Bei allen Methoden zum automatisierten Ergänzen von Fehlwerten muss im Vorhinein beurteilt werden, ob die Fehlwerte zufällig fehlen oder ob die Wahrscheinlichkeit eines Fehlwertes von dessen absolutem Wert abhängt (Rubin 1976), bei Abflussdaten beispielsweise durch die erschwerten Messbedingungen bei Hoch- oder Niedrigwasser. Tabelle 2.2 fasst verschiedene einfache Interpolationsmethoden mit ihren Vor- und Nachteilen zusammen. In Kapitel (4.2.4) werden exemplarisch drei der aufgeführten Interpolationsmethoden eingesetzt: Erstens wurde zwischen dem letzten Wert vor und dem ersten Wert nach einer Lücke linear interpoliert, zweitens wurden lognormal verteilte Zufallsdaten hergestellt, deren ersten beiden Momente denen der empirischen Verteilung der Abflussdaten entsprachen. Als dritte Variante wurden an sechs Pegeln entlang der Donau die Fehlwerte mit Hilfe benachbarter Pegel rekonstruiert. Dabei wurden Unterschiede in den Einzugsgebietsgrößen durch die Anpassung von Mittelwert und Standardabweichung der Nachbarstation an die Werte der lückenbehafteten Daten kompensiert. Beim Einsatz der neuen Werte in die Lücke wurde der Zeitversatz von bis zu zwei Tagen beachtet.

Es ist davon auszugehen, dass bei den hier untersuchten Abflussdaten viele kürzere Lücken bereits im Vorfeld beseitigt wurden. In manchen alten Datensätzen ist dies direkt ersichtlich (z. B. lineare Interpolation im 19. Jahrhundert beim Pegel Burghausen/Salzach). Zum anderen gehört dieses Vorgehen zur Routinearbeit der Wasserwirtschaftsämter im Rahmen der Aufbereitung und Qualitätssicherung der Daten. Grundlagen von Lückeninterpolation und Verlaufsberichtigungen sind Erfahrungswissen, der Abflussverlauf an Nachbarpegeln sowie die Dokumentation des Messvorgangs (3.1). Welche Werte ergänzt wurden, wird in den Gewässerkundlichen Jahrbüchern festgehalten

(BLfW 2001), bei den für das Forschungsprojekt „Skalenanalyse“ in elektronischer Form zur Verfügung gestellten Daten fehlten diese Informationen jedoch.

Nicht für alle Analysen sind Fehlwerte und ungleichmäßige Messabstände ein grundsätzliches Hindernis. Sollen Aussagen für geringere Zeitauflösungen gemacht werden, kann das Problem durch geeignete Aggregation der Daten umgangen werden (Mittelwertbildung, Analyse in größeren Zeitfenstern wie in 5.1.1). Lücken und variierende Messabstände werden immer dann zum Problem, wenn die genaue zeitliche Struktur der Daten (Korrelationen, Periodizitäten etc.) in hoher Auflösung analysiert werden soll. Für nicht äquidistante Daten wurden verschiedene Lösungsansätze entwickelt, die entweder auf einer Anpassung der Daten beruhen (z. B. durch Interpolation oder „Rebinning“) oder für unregelmäßige Messzeitpunkte geeignete Analysemethoden – wie das Lomb-Scargle-Periodogramm - anbieten (Parzen 1983). Sowohl die Datenanpassung als auch die Lückeninterpolation sind dem grundsätzlichen Verdacht ausgesetzt, unter Umständen künstliche zeitliche Strukturen in die Daten einzubringen.

Tabelle 2.2 Überblick über einfache Methoden zum Auffüllen von Lücken sowie deren Voraussetzungen, Stärken, Schwächen sowie Anwendungsbeispiele. Die drei erstgenannten Methoden werden in Abschnitt 4.2.4 verwendet.

Methode	Voraussetzung	Vorteile	Nachteile	Beispiel
Lineare Interpolation	Kürzere Lücken	Einfach auszuführen	Datenstruktur in keiner Weise berücksichtigt	Burghausen, Daten aus dem 19. Jh.
Modellierung bestimmter Verteilungseigenschaften	Kürzere Lücken, stationäre Verteilung	(ausgewählte) Verteilungseigenschaften berücksichtigt	Korrelationen nicht berücksichtigt	
Anpassung von Daten benachbarter Messstellen	Vorhandensein geeigneter Messpunkte in der Nachbarschaft	Gute Ergebnisse bei hoher räumlicher Korrelationen	Definition datenspezifischer Transferfunktion nötig	Pegel entlang eines Flusses (Hosking und Wallis 1997)
Einsatz des mittleren (Jahres-)Zyklus	Vorhandensein deutlicher Periode	wichtige langfristige Korrelationseigenschaft erfasst	Kurzfristige Fluktuationen und Verteilungseigenschaften nicht berücksichtigt	Temperaturdaten, Luftdruckdaten
Interpolation mittels „Expertenwissen“	Kürzere Lücken, dokumentierter Messvorgang	Abbildung des typischen Verlaufs bei den speziellen Gegebenheiten	Nicht objektivierbar	Qualitätssicherung bei Wasserwirtschafts-Behörden
Singuläre Systemanalyse	Keine, Qualität vom Gesamtlückenanteil abhängig	Berücksichtigt komplette Korrelationsstruktur	Bei ungeeigneten rekonstruierten Komponenten treten in den Lücken hochfrequente Oszillationen auf	Füllung von Temperaturzeitreihen (Schoellhamer 2001; Golyandina und Osipov 2007)

2.3.2 Lomb-Scargle-Periodogramm

In Kapitel 4 wird mit dem Lomb-Scargle-Periodogramm (LSP) eine auf nicht äquidistante Daten abgestimmte Frequenzraumanalyse für den speziellen Fall lückenbehafteter Daten eingesetzt und ihre Eignung überprüft. Die theoretischen Grundlagen werden im Folgenden erläutert, eine weiterführende Diskussion zur Methode erfolgt in 6.1.

Frequenzraumanalysen ordnen die in den Daten enthaltene Varianz verschiedenen Zeitskalen zu. Dominante Periodizitäten erscheinen in der Frequenzraumdarstellung („Powerspektrum“, „Periodogramm“) als Peak, der Abfall des Spektrums erlaubt Rückschlüsse auf die Korrelationsstruktur der Daten (weißes Rauschen, 1/f-Rauschen etc.). Standardberechnungsmethode ist die Fast-Fourier-Transformation (FFT), die auch Teil vieler weiterer Methoden ist (vergleiche z. B. Beran 1994; Kallache et al. 2005).

Die normale Fourieranalyse verlangt lückenfreie, äquidistante Daten. Für den Fall nicht äquidistant vorliegender Messdaten wurde das Lomb-Scargle-Periodogramm entwickelt (Lomb 1976; Scargle 1982; Horne und Baliunas 1986). Zunächst für die Analyse astronomischer Daten eingesetzt, hat es inzwischen Anwendung in vielen anderen Gebieten gefunden (z. B. paläoklimatische Zeitreihen bei Schulz und Mudelsee 2002, biomedizinische Messreihen bei Ruf 1999; VanDongen et al. 1999; VanDongen et al. 1999; Schimmel 2001). Nahe verwandt ist die Verallgemeinerung der Wavelet-Analyse auf nicht äquidistante Daten (Foster 1996).

Für eine Reihe von Zeitpunkten $\{t_j\}$ und den dazugehörigen Werten x_j wird das Lomb-Scargle Periodogramm folgendermaßen berechnet (Lomb 1976):

$$P_{LS}(\omega) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\left[\sum_j x_j \cos(\omega(t_j - \tau)) \right]^2}{\sum_j \cos^2(\omega(t_j - \tau))} + \frac{\left[\sum_j x_j \sin(\omega(t_j - \tau)) \right]^2}{\sum_j \sin^2(\omega(t_j - \tau))} \right\} \quad \text{Gleichung 2.5}$$

Der Parameter τ ist definiert durch

$$\tan(2\omega\tau) = \frac{\sum_j \sin(2\omega t_j)}{\sum_j \cos(2\omega t_j)} \quad \text{Gleichung 2.6}$$

Diese Definition garantiert Invarianz gegenüber der Zeitverschiebung, das LSP entspricht damit einer Anpassung von Sinuskurven an die Daten nach der Methode der kleinsten Quadrate. Das LSP kann im Gegensatz zur gewöhnlichen Fast-Fourier-Transformation an jeder realen Frequenz ausgewertet werden, die Anzahl der Frequenzen ist nicht auf die höchste noch in der Länge der Daten enthaltene Zweierpotenz beschränkt. LSP und FFT-Periodogramm stimmen bei gleichem Frequenzschema und lückenlosen Daten bis auf numerische Ungenauigkeiten überein. Die Anzahl der mit der LSP-Methode berechneten Frequenzen wird bei den Analysen in Kapitel 4 auf die Hälfte der Datenlänge beschränkt, um Oversampling zu vermeiden. Die genaue Zahl unabhängiger Frequenzen ist von der

Art der Unregelmäßigkeit in den Daten abhängig und damit schwer zu bestimmen (Horne und Baliunas 1986), sie kann kleiner sein als für lückenlose Daten gleicher Länge. Der durch die endliche Datenlänge n bedingte Fehler ist bei der FFT-Analyse proportional zu $1/\sqrt{n}$.

Die mathematischen Idealfälle zyklischer Phänomene stellen sich im Powerspektrum folgendermaßen dar: Bei einem idealen Sinussignal ist die komplette „Power“ in einer einzigen Frequenz enthalten. Ein idealisierter Abfluss mit gleichmäßigem, sinusförmigem Jahresgang enthielte demnach nur den Jahrespeak. Bei einem binären Signal („Rechtecksignal“) verteilt sich die Power auf Hauptfrequenz und sämtliche n ganzzahlige harmonische Frequenzen. Deren Anteil nimmt mit $1/n^2$ ab und liegt insgesamt bei etwa 40% (bzw. $\pi^2/6-1$). Bei Abflüssen kommt der Jahresgang in nivalen Regimes einem solchen Verlauf am nächsten – aufgrund der Schneespeicherung wechseln sich lange trockene Phasen mit hohen Abflüssen bei Einsetzen der Schneeschmelze ab (siehe Abbildung 2.1 und 4.2.5).

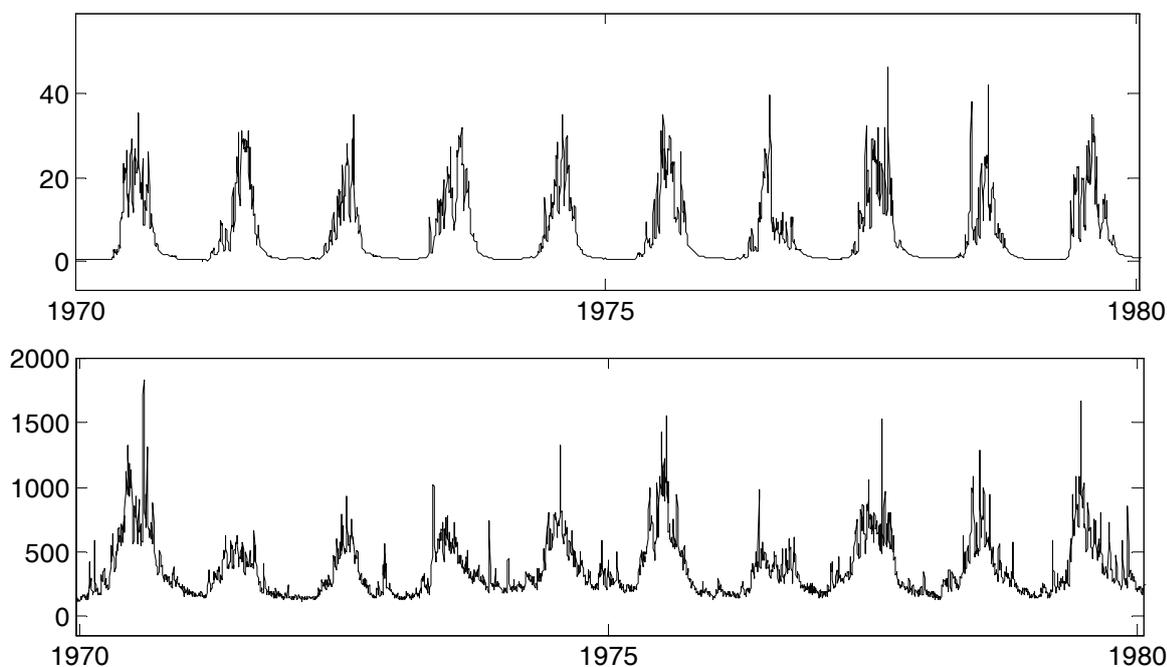


Abbildung 2.1 Ein Jahrzehnt der Abflusszeitreihen von Vent/Venter Ache (oben) und Eschelbach/Inn (unten, gemessen in m^3/s). Während der auf etwa 1900 Meter Höhe gelegene alpine Pegel Vent im Winter trockenfällt und darin der Null-Phase eines binären Signal ähnelt, hat der Abflussjahresgang flussabwärts bei Eschelbach im Mittel sinusähnliche Strukturen angenommen. Vom mathematischen Idealfall sind die Messdaten weit entfernt.

2.3.3 Verteilungsfunktionen

Es ist ein weit verbreiteter parametrischer Ansatz, an empirische Daten mittels verschiedener Fit-Verfahren theoretische Verteilungsfunktionen anzupassen. Gelingt dies auch in gleitenden Zeitfenstern, so kann mit nur wenigen Parametern die zeitliche Entwicklung der Verteilungen im Detail beschrieben werden. Die Anpassung von

Verteilungsfunktionen wurde deshalb für die vorliegenden täglichen Abflussdaten exemplarisch auf ihre Tauglichkeit hin untersucht (5.2.1, Diskussion in 6.2.1).

Die Wahl einer geeigneten Verteilungsfunktion ist je nach Menge und Art der vorhandenen Daten nicht immer eindeutig – oft ist die Güte der Schätzung für verschiedene Verteilungen gleich gut bzw. schlecht (z. B. Verteilungsanpassungen an Hochwasserdaten). Auch die Qualität der Anpassung kann unterschiedlich beurteilt werden, je nachdem, worauf das Hauptaugenmerk liegt – so ist es bei Extremwertanpassungen wichtig, dass die Verteilung vor allem die extremen Ausläufer der Daten gut wiedergibt. In dieser Arbeit wurden für die Anpassung zwei Verteilungsfamilien ausgewählt:

1. *log-Normalverteilung* mit 2 Parametern

Die log-Normalverteilung ist eine gängige Wahl für die Anpassung an rechtsschiefe Verteilungen wie die der Abflussdaten. Sie wird durch den Lageparameter μ und den Streuungsparameter σ beschrieben:

$$F(x) = \Phi\left(\frac{\ln(x) - \mu}{\sigma}\right) \equiv F_{\mu,\sigma} \quad x \geq 0, \quad \sigma > 0 \quad \text{Gleichung 2.7}$$

Φ : kumulative Form der Normalverteilung $N(0,1)$

Die Anpassung wurde mittels Momentenmethode vorgenommen (Matlab-Routine `normfit.m` für logarithmierte Daten).

2. *Verallgemeinerte Extremwertverteilung* mit 3 Parametern

Die Generalized Extreme Value Distribution (GEV) beschreibt ebenfalls rechtsschiefe Verteilungen, sie wurde für die Analyse von Extremwerten entwickelt. Die GEV besitzt neben Lageparameter μ und Streuungsparameter σ noch einen dritten „Freiheitsgrad“, den Formparameter ξ :

$$G(x) = \exp\left(-\left(1 + \xi\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right)_+^{\frac{1}{\xi}}\right) = GEV_{\mu,\sigma,\xi} \quad x_+ = \max(x,0) \quad \text{Gleichung 2.8}$$

Die Anpassung wurde mit der Matlab-Routine `gev.m` aus dem Programmpaket EVIM durchgeführt (Gencay et al. 2001). Das hier eingesetzte Maximum-Likelihood-Schätzverfahren hat sich in Vergleichstests bewährt (Endres 2005).

Als Gütekriterium wurde die mittlere quadratische Abweichung der kumulativen Verteilungsfunktion des Fits und der empirischen Verteilung der Daten gewählt:

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(H(X_i | \hat{p}) - \frac{1}{n} \sum_{j \neq i} \Theta(X_i - X_j) \right)^2 \quad \text{Gleichung 2.9}$$

n : Anzahl der Datenpunkte

H : angepasste kumulative Verteilungsfunktion (\hat{p} - geschätzte Parameter)

Θ : Stufenfunktion

Alle Bereiche der Verteilung werden gleich stark gewichtet, das Gütekriterium ist damit gut geeignet, die Anpassung im mittleren Bereich zu beurteilen. Beim oberen Ausläufer besteht das Problem, dass mangels besseren Wissens der höchste gemessene Wert mit dem $(1 - 1/n)$ -Quantil der gefitteten Funktion verglichen wird. Die wahre Position des Wertes – die „plotting position“ – ist nicht bekannt.

2.3.4 Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest

Teilziel der Arbeit war es, die zeitliche Entwicklung von Verteilungen in deren gesamten Wertebereich zu untersuchen und darzustellen. Mit einer Vielzahl statistischer Tests kann überprüft werden, welche Grundgesamtheit den Daten einer Stichprobe zugrunde liegt oder ob zwei Stichproben aus der gleichen Grundgesamtheit stammen (Tabelle 2.3). Meist ist dabei ein bestimmtes Merkmal der Verteilung wie Mittelwert, Varianz oder Median Gegenstand des Tests.

Tabelle 2.3 Auswahl statistischer Tests, mit denen Verteilungseigenschaften von Stichproben überprüft werden können.

Test	Voraussetzung	Nullhypothese (H0)	Bemerkung
t-Test	Normalverteilung der Grundgesamtheit	Gleichheit der Mittelwerte (bei unbekannter Varianz)	Parametrisch
F-Test	Normalverteilung der Grundgesamtheit, nicht zu kleine Stichproben	Gleichheit der Varianzen	Parametrisch
Wilcoxon-Mann-Whitney-Rangsummentest /U-Test	Homomerität der Stichproben	Übereinstimmung der Mediane der Stichproben	parameterfrei, Alternative zum t-Test
Kruskal-Wallis-Test für n Stichproben	stetige Verteilungsfunktionen	globaler Test auf Gleichheit aller n Mittelwerte	parameterfrei, Verallgemeinerung von Wilcoxon
Chi-Quadrat-Anpassungstest	Stichproben groß genug für Klasseneinteilung	Stichprobe ist normalverteilt	Parametrisch (Parameterabschätzung aus Daten möglich)
Kolmogorow-Smirnow-Anpassungstest	Parametrisches Modell für die (stetige) Verteilung der Daten	Die Daten genügen der definierten Verteilungsfunktion	Parametrisch
Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest	Kontinuierlich verteilte Daten	Die Stichproben stammen aus identisch verteilten Grundgesamtheiten	Parameterfrei, so genannter „Omnibustest“

In Kapitel 5 werden jeweils zwei Stichproben aus verschiedenen Zeitfenstern derselben Datenreihe daraufhin untersucht, ob sich die zu Grunde liegende Verteilungsfunktion verändert hat. Nicht einzelne Parameter der Verteilung, sondern die „Gesamtabweichung“ der Stichproben sollte analysiert werden. Da die Verteilungen nicht als bekannt vorausgesetzt werden können, muss ein parameterfreier Test herangezogen werden, der keine Annahme über die vorliegende Verteilungsfunktion macht. Auch Homomerität, d. h. Gleichheit des Verteilungstyps, soll nicht vorausgesetzt werden. Unter diesen Bedingungen ist der nicht-parametrische Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest (kurz KS-Test) am besten geeignet.

Dieser auf dem Anpassungstest von Kolmogorow (1933; 1941) aufbauende und von Smirnow (1939; 1948) auf das Zweistichprobenproblem zugeschnittene Test überprüft die Nullhypothese: „Beide Stichproben stammen aus derselben Verteilungsfunktion“. Dabei wird keine Aussage über die Art eines eventuell vorhandenen Unterschieds gemacht. Häufig wird der KS-Test als Vortest auf Homomerität zum Wilcoxon-Mann-Whitney-Rangsummentest eingesetzt, der die Mediane zweier Stichproben vergleicht. Die Testgröße sowohl des KS-Anpassungstests als auch des Zweistichprobentests ist der Betrag der maximalen Abweichung zwischen zwei kumulativen Verteilungen:

$$K_i = \max_{-\infty < x < \infty} |cdf_1(x) - cdf_2(x)| \quad 0 \leq K_i \leq 1 \quad \text{Gleichung 2.10}$$

cdf_i : kumulative Verteilungsfunktion der Stichprobe bzw. theoretischen Verteilung

Die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Testgröße K_i ist unabhängig von den Verteilungen, die den Stichproben zugrunde liegen. Diese müssen jedoch kontinuierlich sein. Diese Voraussetzung ist für Abflussdaten im Prinzip gegeben, der Effekt der endlichen Messauflösung (siehe 3.1.3) kann gegebenenfalls durch die Addition eines entsprechenden Rauschterms behoben werden. Man kann den KS-Test in zwei Varianten formulieren: die Prüfgröße der zweiseitigen Testvariante bezieht Abweichungen in jede Richtung ein, beim einseitigen Test hingegen werden nur solche mit der erwarteten Tendenz betrachtet (vgl. 5.1.2). In dieser Arbeit wird die Teststatistik des KS-Zweistichprobentests abgewandelt und zur Beschreibung gradueller Veränderungen der Verteilungen innerhalb langer Zeitreihen verwendet (5.1).

Ein für den Kolmogorow-Smirnow-Anpassungstest beschriebener Nachteil ist dabei zu beachten – dies ist seine geringe Sensitivität für Abweichungen in den Randbereichen der Verteilungen. Beim Test auf theoretische Verteilungen kann man hier unter Umständen auf den Anderson-Darling-Test ausweichen, der auf Unterschiede in den Ausläufern sensibler reagiert (Stephens 1974), beim Vergleich zweier Stichproben ist dies jedoch nicht möglich. Außerdem ist die Teststärke des KS-Tests geringer als bei anderen Tests, damit ist der Fehler der zweiten Art – die fälschliche Beibehaltung der Nullhypothese – höher. Für die Fragestellung, ob zwei Stichproben dieselbe Verteilungsfunktion haben, ist der KS-Test jedoch der „schärfste derzeit verfügbare Test zur Prüfung der Nullhypothese“ (Bortz et al. 1990).

2.3.5 Sherman-Statistik

Mit Hilfe der Sherman-Statistik (Sherman 1950) lässt sich beurteilen, ob bestimmte Ereignisse in einer Zeitreihe gehäuft, zufällig oder regelmäßig verteilt auftreten. Ereignisse können beispielsweise Extremwerte in klimatologischen Zeitreihen oder Abweichungen in Gensequenzen sein (Sneath 1998; Burroughs 2003). Die Sherman-Statistik ϖ wird folgendermaßen berechnet (Burroughs 2003):

$$\varpi = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{n_d} \left| (d_j - d_{j-1}) - \frac{n}{n_d + 1} \right| \quad \text{Gleichung 2.11}$$

n : Länge der Zeitreihe

n_d : Anzahl der Ereignisse

d_j : Positionen innerhalb der Zeitreihe

$\frac{n}{n_d + 1}$: mittlerer Abstand zwischen Ereignissen

Das dem errechneten ϖ entsprechende Signifikanzniveau P kann abgelesen werden (Abb. A.3 in Burroughs 2003), Sneath (1998) bietet zu einer abgewandelten Sherman-Statistik eine Abschätzung der P -Werte an. Ausgehend von Gensequenzanalysen wird hier nicht mit den Eintrittszeitpunkten von Ereignissen, sondern mit der Länge der dazwischen liegenden „Ruhezeiten“ gerechnet:

$$\varpi_{\text{Sneath}} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_d} \left| \frac{A_j}{n - n_d} - \frac{1}{n_d + 1} \right| \quad \text{Gleichung 2.12}$$

$$A_j = (d_j - d_{j-1}) - 1$$

Länge der „Ruhezeiten“ zwischen Ereignissen

Sneath (1998) berechnet Näherungen für Mittelwert, Varianz und Standardabweichung von ϖ_{Sneath} und auf dieser Grundlage eine normalverteilte z -Statistik. Die Schätzung wird für Zeitreihen mit mindestens fünf Ereignissen ($n_d \geq 5$) und mindestens doppelter Länge ($n \geq 2n_d$) als brauchbar eingestuft. In der Anwendung liefern beide Methoden sehr ähnliche Ergebnisse.

In Kapitel 5.2.3 wird das regelmäßige Auftreten lokaler Maxima und Minima im neu entwickelten Stationaritätsmaß für Abflüsse aus dem Donaeinzugsgebiet untersucht. Die Signifikanzniveaus werden dabei nach Sneath (1998) berechnet. Zeitreihen mit weniger als vier Ereignissen werden bei Darstellung und Bewertung der Ergebnisse ausgeschlossen. Der mittlere Abstand zwischen den Ereignissen in einer Zeitreihe wird als erste Abschätzung der relevanten Periodenlänge mit ausgewertet. Bei relativ kurzen Zeitreihen ist eine Fourieranalyse hierzu wenig sinnvoll.

2.3.6 Räumliche nicht-parametrische Kovarianzfunktion

Zur Abschätzung räumlicher Korrelationen bieten sich verschiedene Methoden an. Für punktförmige Merkmale im Raum verwendet man Semivariogramme (z.B. Cressie 1993; Borradaile 2003) und markierte Punktprozesse (Stoyan und Stoyan 1995). Liegen dagegen wie in dieser Arbeit zu jedem Punkt statt einzelner Merkmalsausprägungen ganze Zeitreihen vor, können Korrelationen als Funktion des Abstands mit der räumlichen nicht-parametrischen Kovarianzfunktion berechnet werden (Bjørnstad et al. 1999). Die Methode quantifiziert die Korrelationen innerhalb einer multivariaten Zeitreihe als Funktion des Abstands zwischen den Messstellen. Das Verfahren ähnelt den Variogrammen, die zur Analyse räumlicher Abhängigkeiten zwischen Variablen dienen (Borradaile 2003). Beide Methoden beruhen auf der Annahme gleich bleibender Variabilität im Raum: Zusammenhänge bzw. Unterschiede zwischen zwei Zeitreihen hängen nur vom Abstand der Messpunkte, nicht aber von ihrem genauen Ort ab – für natürliche Systeme ist dies eine Idealisierung.

Der Analyse liegt ein ausgewählter Zeitraum zugrunde. Nicht zufällige Datenlücken innerhalb dieses Zeitraums sind problematisch, ebenso müssen Zeitreihen ausgeschlossen werden, die später beginnen oder früher enden. Für die Berechnung der „Spatial nonparametric covariance function“ (Snf, Bjørnstad et al. 1999) werden zunächst Mittelwert μ und Varianz δ jeder einzelnen Zeitreihe bestimmt:

$$\mu_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{a,i} \quad \delta_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{a,i} - \mu_a)^2 \quad \text{Gleichung 2.13}$$

i : Zeitindex

a, b : Indizes verschiedener Zeitreihen

n : Länge der Zeitreihe

Daraufhin werden Kovarianz und Kreuzkorrelations-Koeffizienten für alle verfügbaren Zeitreihenpaare (ohne Zeitversatz) berechnet:

$$\text{cov}_{a,b} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{a,i} - \mu_a)(x_{b,i} - \mu_b) \quad \rho_{a,b} = \frac{\text{cov}_{a,b}}{\delta_a \delta_b} \quad \text{Gleichung 2.14}$$

Alle einzelnen Koeffizienten werden nun in Beziehung zur jeweiligen Pegeldistanz gebracht und dabei mittels einer Kernel-Funktion geglättet:

$$\bar{\rho}(d) = \frac{\sum_{a=1}^N \sum_{b=a+1}^N E\left(\frac{g_{a,b}}{\Delta}\right) \rho_{a,b}}{\sum_{a=1}^N \sum_{b=a+1}^N E\left(\frac{g_{a,b}}{\Delta}\right)} \quad \text{Gleichung 2.15}$$

N : Anzahl der Messreihen

g : geographischer Abstand

E : Kernel-Funktion, Δ : Bandbreite

Durch Bootstrap-Methoden lassen sich Konfidenzintervalle zu der ermittelten Funktion bestimmen (Bjørnstad et al. 1999). In dieser Arbeit wurden alle Ergebnisse zur zeitlichen Entwicklung der Abflussdaten auf räumliche Korrelationen untersucht (5.2.4). Zur Berechnung wurde die Funktion „Sncf“ aus dem R-Programmpaket „ncf“ verwendet (Bjørnstad 2003), als Kernel dient hier eine Spline-Funktion. Die Bereitstellung der Eingangsvariablen und Darstellung der Ergebnisse erfolgte in Matlab, die Kommunikation zwischen beiden Programmen wurde mit der Toolbox „MATLAB_RLINK“ realisiert.

2.3.7 Kohärenzmatrix und Kanonische Korrelationsanalyse

In Kapitel 5.2.4 werden zwei weitere Methoden eingesetzt, um Aussagen zu räumlichen Korrelationen zu gewinnen. Die so genannte Kohärenzmatrix zeigt die paarweise Ähnlichkeit aller untersuchten Zeitreihen hinsichtlich der Entwicklung eines bestimmten Merkmals. Zur Quantifizierung wurde von Bernhardt (2002) ein an Kohärenzintegrale angelehnter Synchronizitätsindex definiert und auf Ergebnisse der Singulären Systemanalyse angewandt. In dieser Arbeit wird der Ansatz auf Paare von Ergebniszeitreihen $(x_a(t), x_b(t))$ übertragen:

$$S_{a,b} = \frac{\int_i^j (x_a(t) \cdot x_b(t)) dt}{\sqrt{\int_i^j x_a(t)^2 dt \cdot \int_i^j x_b(t)^2 dt}} \quad \text{Gleichung 2.16}$$

$$i = \max(t_{a,\min}, t_{b,\min}), \quad j = \min(t_{a,\max}, t_{b,\max}), \quad i < j$$

Der Synchronizitätsindex $S_{a,b}$ ist definiert, sobald die Zeitspanne der beiden Zeitreihen überlappt, seine Genauigkeit hängt allerdings von der Länge des Überlapps ab. Für die Ergebniszeitreihen dieser Arbeit waren genügend lange Überlappungszeiträume gegeben. Die Werte von $S_{a,b}$ variieren zwischen -1 und +1 und reagieren beim Vergleich zyklischer Phänomene sensitiv auf Veränderungen in Phase und Periode.

Die Kanonische Korrelationsanalyse ist eine Standardmethode der multivariaten Statistik, mit der die Stärke des linearen Zusammenhangs mehrerer unabhängiger und abhängiger Variablen analysiert wird (Wei 1994). In dieser Arbeit wird die Methode dazu verwendet, einen „multivariaten Korrelationskoeffizienten“ für die Ergebniszeitreihen in Kapitel 5.2 zu bestimmen. Dabei sind ursächliche Zusammenhänge nicht zu entdecken, die Unterteilung in unabhängige und abhängige Variablen erfolgt willkürlich, da lediglich die Stärke der Korrelationen mit Hilfe einer weiteren Methode quantifiziert werden soll (vergleiche 5.2.4).

3 Daten

In dieser Arbeit wurden ausschließlich Messdaten ausgewertet: die täglichen Wassermengen an Pegeln vor allem aus dem süddeutschen Raum, die zum Teil schon über hundert Jahre aufgezeichnet werden. An Sammlung, Aufbereitung und Dokumentation der Daten waren sehr viele Menschen beteiligt, ohne deren Mühe diese Arbeit nicht möglich gewesen wäre. Daher wird Technik und Geschichte der Abflussermittlung gebührend Raum eingeräumt (3.1), bevor auf die in den beiden Ergebniskapiteln verwendeten Pegel eingegangen wird (3.2).

3.1 Historischer Abriss zur Abflussermittlung

Mit dem Begriff „Abfluss“ wird streng genommen die an gefassten Schüttungen oder Übersturzwehren ermittelte Wassermenge pro Zeit bezeichnet. Bei Gewässern höherer Ordnung, zu denen die hier untersuchten süddeutschen Flüsse gehören, muss die



Wassermenge auf andere Weise ermittelt werden und man spricht hier korrekt von „Durchfluss“. Diese Unterscheidung wird in der Praxis nicht eingehalten, ganz ähnlich ist die Entwicklung im englischen Sprachraum für die Begriffe „river flow“ (Durchfluss) und „runoff“ (Abfluss). In dieser Arbeit wird dem heutigen Sprachgebrauch entsprechend von „Abflüssen“ gesprochen.

Die Gewinnung von Abflussdaten hat eine lange Geschichte, hier dargestellt am Beispiel der Arbeit des Gewässerkundlichen Dienstes Bayern (BLfW 1999). Im Fokus steht dabei der Umgang mit Datenunsicherheit bei der Messung des Wasserstands (3.1.1) und der Ermittlung des Abflusses (3.1.2). In Abschnitt 3.1.3 wird auf die verschiedenen Fehlerquellen eingegangen und eine Einschätzung der Datenqualität gegeben, zuletzt werden Dokumentation und Auswertung der gewonnenen Daten erläutert (3.1.4).

Abbildung 3.1 Hochwassermarken in Kitzingen am Main (entnommen aus Glaser 2001).

3.1.1 Die Messung des Wasserstands

Die Höhe des Wasserspiegels war für die in unmittelbarer Flussnähe siedelnden Menschen seit jeher relevant – insbesondere, wenn der Fluss über die Ufer trat. Der Scheitelstand eines Hochwassers ließ sich auch nach dessen Abklingen noch gut an den Spuren des Wassers ablesen und wurde häufig an Brücken und Gebäuden dokumentiert. Die ältesten Hochwassermarken in Deutschland stammen noch aus dem ausgehenden Mittelalter (Abbildung 3.1). Die systematische Erfassung von Wasserständen begann in Bayern mit Errichtung der ersten „Wassermerkpfähle“ Anfang des 19. Jahrhunderts. Ab 1821 wurde zur Planung von Flussregulierungsmaßnahmen systematisch ein Pegelnetz an den schiffbaren Flüssen aufgebaut. Mit der Einrichtung des „Königlich Bayerischen Hydrotechnischen Bureaus“ 1898 wurde die Sammlung, Ergänzung und Verwertung hydrographischer Daten erstmals institutionalisiert. Der Aufbau eines landesweiten Hochwassernachrichtendienstes führte zum sprunghaften Anstieg der Pegelzahl Anfang des 20. Jahrhunderts. Der weitere Ausbau des Pegelnetzes diente häufig der Steuerung von neuen Wasserkraftanlagen. 1998 umfasste das bayerische Pegelnetz 732 Stationen (Abbildung 3.2). Für das Pegelwesen ist an zentraler Stelle der Gewässerkundliche Dienst am Landesamt für Umwelt (LfU, bis 2005 Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft in München) zuständig, die Messung der Daten erfolgt durch die örtlichen Wasserwirtschaftsämter.

Die ersten Pegel waren einfache Lattenpegel in Form eines am Ufer oder im Gewässer befestigten Maßstabs, an dem der Wasserstand einmal am Tag, bei Bedarf (beispielsweise Hochwasser) auch öfter abgelesen wurde. Kontinuierliche Daten lieferte der erstmals 1868 eingeführte Schreibpegel: ein über das Prinzip der kommunizierenden Röhren mit dem Gewässer gekoppelter Schwimmer bewegt die Schreibfeder, die den Wasserstand maßstäblich verkleinert auf Papierstreifen aufzeichnet. Zum Schutz der Apparatur wurden Pegelhäuser gebaut, der Schwimmerschreibpegel ist bis heute Standard für den Großteil der bayerischen Pegel. Ein auf Druckübertragung basierendes alternatives Messprinzip ist fehleranfälliger und wird eingesetzt, wenn ein gewässernaher Schwimmerschacht nicht realisierbar ist.

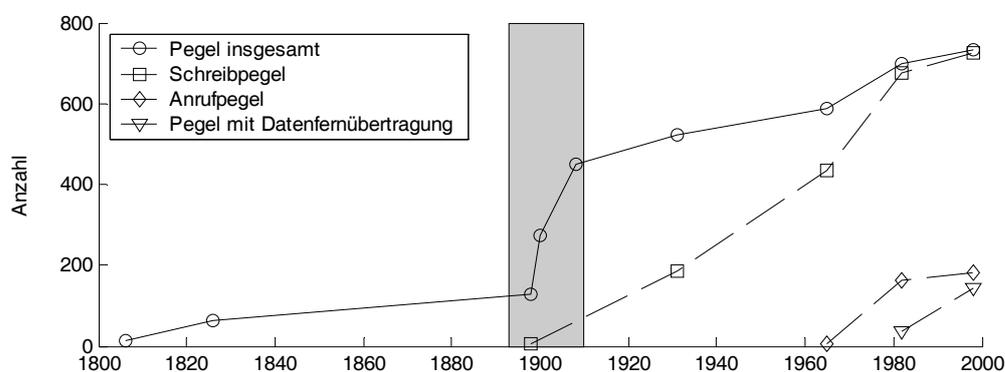


Abbildung 3.2 Entwicklung des Pegelnetzes in Bayern. Der sprunghafte Anstieg zu Beginn des 20. Jahrhunderts ist auf die Einrichtung des Hochwassernachrichtendienstes zurückzuführen (grau markierter Zeitraum).

Die Qualität der automatisch aufgezeichneten Daten wird mindestens zweimal wöchentlich durch Vergleich mit dem Lattenpegel kontrolliert, der damit seinen Platz im Pegelwesen behaupten konnte (LAWA 1997). Parallel zur Kontrolle der Messgeräte werden Besonderheiten (wie Verkräutung, Vereisung etc.) in Beobachtungsblättern festgehalten. Das zuständige Wasserwirtschaftsamt überprüft die Daten: Unstimmigkeiten wie plötzliche Sprünge durch Gerätestörungen werden korrigiert, kürzere Datenlücken innerhalb eines Tages gefüllt. Hierbei helfen „hydrologischer Sachverstand“ und der Vergleich mit Nachbarpegeln, zum Teil kommen automatische Interpolationsroutinen zum Einsatz, notfalls wird nur eine (treppenförmige) Tagesmittelganglinie erstellt. Nur über mehrere Tage fehlende Daten werden tatsächlich als Lücken behandelt (2.3.1). Dabei treten bei der digitalen Datenerfassung mehr Fehlwerte auf als bei der analogen Aufzeichnung der Wasserstandslinien, da Störungen hier erst später erkannt werden. Im Zuge der Qualitätskontrolle ergänzte bzw. korrigierte Werte werden intern und in den Gewässerkundlichen Jahrbüchern gekennzeichnet (BLfW 2001) – diese Information lag jedoch für die in dieser Arbeit verwendeten Daten nicht vor.

Die Wasserstandsdaten werden zentral im LfU gesammelt und weiter bearbeitet – hierzu zählt zum Beispiel die Digitalisierung von Wasserstandsganglinien aus analogen Schreibgeräten. Bei der Aufarbeitung älterer Daten wurde der Schwerpunkt auf Abflüsse gelegt, die alten, handschriftlich aufgezeichneten Wasserstände der täglichen Lattenpegelablesungen liegen heute großteils nicht in elektronischer Form vor. Die über viele Jahrzehnte gesammelten Daten dienen als Grundlage einer Vielzahl statistischer Auswertungen (3.1.4). Neben der langfristig angelegten Datensammlung ist ein schneller Zugriff auf aktuelle Wasserstandsdaten für die Schifffahrt, zur Bewirtschaftung von Wasserspeichern und insbesondere bei Hochwasser von Bedeutung. Daher wurden seit 1964 viele Pegel mit automatischen Anrufbeantwortern ausgestattet, die den aktuellen Wasserstand ansagen. Seit den 1980er Jahren sind viele Pegel mit digitalen Datenerfassungsgeräten ausgerüstet worden, die die minütlich erfassten Werte zu Viertelstunden-Mittelwerten zusammenfassen und speichern. Diese Daten können per Modem übers Telefonnetz weitergeleitet und zeitnah verfügbar gemacht werden, z. B. auf den Internetseiten des Hochwassernachrichtendienstes.

Die Geschichte der einzelnen Pegel wird in „Pegelchroniken“ dokumentiert, die für die Datenanalyse von Einzelpegeln wichtige Zusatzinformationen liefern können (5.2.3). Brüche im Pegeldasein sind neben Änderungen in der Messtechnik vor allem Standortverlegungen – häufig erzwungen durch Baumaßnahmen im direkten Einflussbereich des Pegels (Brücken, Staustufen) oder nach Zerstörungen im Zweiten Weltkrieg. Dabei wurden alte und neue Messstelle eine Zeit lang parallel betrieben, um einen möglichst gleichmäßigen Anschluss der Daten zu gewährleisten.

3.1.2 Die Ermittlung des Abflusses

Die für wasserwirtschaftliche Fragestellungen relevante Größe ist nicht primär der Wasserstand, sondern die Menge an Wasser, die in einem bestimmten Zeitraum durch den Flussquerschnitt fließt. Der in Kubikmetern pro Sekunde gemessene Abfluss ist eine auf

Standorte mit abweichendem Flussquerschnitt übertragbare Größe, die für die Bemessung von Brücken, Rückhaltebecken und Deichen herangezogen wird.

Der Abfluss wird aus der eindimensionalen Höhenangabe des Wasserstands mit Hilfe der durchflossenen Querschnittsfläche und der (ortsabhängigen) Fließgeschwindigkeit ermittelt. Bei stabilem Querschnitt lässt sich im Allgemeinen eine eindeutige Beziehung von Wasserstand (W) und Abfluss (Q) durch Abflussmessungen bei unterschiedlichem Wasserstand herleiten. Die empirisch ermittelte „Abflusskurve“ $Q=f(W)$ dient als Eichkurve zur Umrechnung der gemessenen Wasserstände in Abflüsse. Bei normalen Verhältnissen genügen 4-6 Abflussmessungen pro Jahr an jedem Pegel, zusätzliche Messungen sind bei Veränderungen im Flussbett sowie bei Überschreitung einer festgesetzten Hochwassergrenze notwendig. Üblicherweise wird dabei mit Messflügeln gearbeitet, die von Brücken aus oder mittels einer Seilkrananlage an festgesetzten Punkten herabgelassen werden, um die Fließgeschwindigkeit in verschiedenen Tiefen zu erfassen. Die Summe der Produkte der tiefengemittelten Fließgeschwindigkeiten mit der Fläche des zugehörigen Teilquerschnittes ist die gesuchte Abflussmenge. Die an einzelnen Pegeln der Schifffahrtsverwaltung vorhandenen Abflussdaten aus Ultraschallmessungen werden vom LfU nicht verwendet.

Die oben beschriebene Eichkurve ist gut geeignet bei gleich bleibenden Strömungsverhältnissen. Komplizierter wird es bei durch Bewuchs bzw. Vereisung saisonal variierender Rauigkeit des Flussbetts, bei Veränderungen des Fließquerschnitts durch Ablagerung und Abtrag sowie bei unterschiedlichem Rückstau. Zur Behandlung dieser Problemfälle wird seit 1970 das „Eta-Verfahren“ eingesetzt. Hier legt die aktuelle Abflussmessung die jeweils gültige Abflusskurve aus einer durch empirische Hüllkurven begrenzten Kurvenschar fest, zur Charakterisierung dient der Lageparameter η . Die Gültigkeitszeiträume der Eichkurven werden dokumentiert, nicht durch Hochwasser motivierte plötzliche Sprünge in der „Eta-Ganglinie“ rückwirkend geglättet. Das Verfahren setzt voraus, dass jede Abflussmessung absolut richtig ist und Abweichungen von der zur letzten Messung gehörenden Abflusskurve aus Änderungen im Gewässer resultieren. Für gute Ergebnisse sind 10-12 Abflussmessungen pro Jahr notwendig, außerdem zusätzliche Messungen nach jeder Änderung der Gerinnehydraulik (z.B. Entkrautung, Hochwasser). Vor Einführung des Eta-Verfahrens wurden von der gültigen Abflusskurve abweichende Messungen als Ungenauigkeit gewertet oder führten zu einer Verschiebung der kompletten Abflusskurve entlang der x-Achse.

In einer abschließenden Qualitätsprüfung werden heute auf das Einzugsgebiet bezogene mittlere monatliche Abflussspenden ermittelt und pegelübergreifend auf Stimmigkeit verglichen. Besonders bei Hochwasserereignissen werden die Aufzeichnungen daraufhin oft noch Jahre später korrigiert, wie im Projektverlauf aktualisierte Daten des LfU zeigten (3.2). Abflüsse wurden in dieser Arbeit in täglicher Auflösung verwendet. Gerade bei bis ins 19. Jahrhundert zurückreichenden Messreihen sollte man im Hinterkopf behalten, dass sich die Erhebung der Tageswerte seit damals grundlegend verändert hat – einen Überblick gibt Tabelle 3.1. Die Weiterentwicklung der Messmethodik für Abflüsse ist nicht zu Ende. An einigen Stellen werden schon heute Ultraschall-Messgeräte eingesetzt,

die Nutzung von Satellitendaten für die Abflussermittlung wird erprobt (Zhang et al. 2004). Eine kostengünstigere und weniger aufwändige Alternative zum derzeitigen Verfahren wäre vor allem in solchen Regionen wünschenswert, wo ein gut ausgebautes und betreutes Netz von Messstellen wie in Deutschland schlicht nicht finanzierbar ist.

Tabelle 3.1 Überblick über technische Veränderungen bei der Abflussermittlung in Bayern – die Tabelle zeigt wichtige Entwicklungen bei Datenerhebung und -behandlung im Laufe der Zeit (W – Wasserstand, Q – Abfluss, $W(d)$, $Q(d)$ – Tageswerte).

	ab ca. 1800	ab ca. 1900	ab ca. 1970	ab ca. 1980
Messung Wasserstand	Ablesen der Pegellatte 1x am Tag	Analoge Schreibpegel im Dauerbetrieb		Digitale Schreibpegel im Dauerbetrieb
Ermittlung Tageswert $W(d)$	„Terminwerte“ statt Tagesmittelwerte	Grafische Ableitung aus W-Diagramm	Digitalisierung der W-Diagramme, Berechnung der Tagesmittelwerte $W(d)$	Direkte Berechnung der Tagesmittelwerte $W(d)$ aus W-Tageswerten
Ermittlung Tageswert $Q(d)$	Berechnet aus Einzelwert $W(d)$ mittels Eichkurve		Q-Tageskurve mittels Eichkurve erstellt, Tagesmittelwert $Q(d)$ daraus berechnet	

3.1.3 Mögliche Fehlerquellen

Die vorangegangenen Abschnitte verdeutlichen, dass die Abflussermittlung keine ganz einfache Angelegenheit ist. Neben zufälligen Fehlern gibt es viele mögliche Gründe für systematische Abweichungen vom „wahren“ Wert, wie Apparatur- und Handhabungsfehler, Fehler bei der Auswertung und Interpretation der Daten (Schönwiese 1992). Das umfangreiche Regelwerk der Pegelvorschrift inklusive Anlagen zeigt, dass die Wasserwirtschaft im Verlauf langjähriger Praxis zahlreiche Strategien zur Problemvermeidung und -behebung entwickelt hat (LAWA 1997). Dem aus zufälligen Fehlern entstehenden „Messrauschen“ begegnet man durch eine Begrenzung der Genauigkeit sowohl von Wasserstands- als auch Abflussangaben auf jeweils drei Stellen. Bei Daten in täglicher Auflösung ist mit Beginn des Schreibpegeleinsatzes der zufällige Fehler durch die Mittelung der höher aufgelösten Messwerte auf Tageswerte weiter verringert. Auf eine Vorbehandlung der Daten durch Abtrennung eines „Rauschanteils“ wurde daher in dieser Arbeit verzichtet. Bei optimalen Messstellen liegt die Messunsicherheit für Abflussdaten bei $\pm 5\%$ (LAWA 1997).

Die umfangreiche Pegelvorschrift zeugt von den Bemühungen, alle denkbaren systematischen Fehler zu vermeiden bzw. zu begrenzen (Tabelle 3.2). Hier finden sich detaillierte Richtlinien für Bau und Wartung der Pegel, Überprüfung der Höhenlage, Abflussmessung und Datenerfassung. Der Qualitätssicherung bei der Messung der Daten und der anschließenden Prüfung auf Konsistenz (Fehlerfreiheit) und Plausibilität wird große Bedeutung beigemessen. Bauliche Anpassungen am Gewässer sollen optimale „klare hydraulische Randbedingungen“ für eine stabile Beziehung zwischen Wasserstand und Abfluss garantieren. Trotz aller Bemühungen um Genauigkeit wird in der Wasserwirtschaft ein weiter Vertrauensbereich von 10-30% für die Abflussdaten angenommen. Dabei hat sich das Fehlerniveau langfristig gesehen durch neue

Messtechniken und verbesserte Messbedingungen im Allgemeinen verringert. Allerdings stellen Neuerungen nicht unbedingt in jeder Hinsicht Verbesserungen dar, wie das Beispiel vermehrter Fehlwerte durch die Einführung der digitalen Datenerfassung zeigt. In jedem Fall hängt das Fehlerniveau stark von den örtlichen Bedingungen am betrachteten Pegel ab.

Tabelle 3.2 Beispiele für mögliche Fehlerquellen bei der Ermittlung von Abflusswerten sowie Maßnahmen der Wasserwirtschaft, diese Fehler zu vermeiden bzw. zu begrenzen.

	Fehlerquelle	Gegenmaßnahmen
Korrekte Erfassung des Wasserstands	Gerätedefekte	Regelmäßige Eichung anhand der Pegellatte, für wichtige Pegel Redundanz von W-Erfassung, Energieversorgung und Datenspeicherung
	Verschiebung des Pegelnullpunkts	Regelmäßiges Nachmessen
	Verschlämmung der Schwimmerleitungen	Vorschriften zu Häufigkeit und Art der Wartung
	schnelle, turbulente Strömung	Vorschriften zum Pegelstandort: geeignete gerade Flusstrecke, Absturz nach Pegel
	Umläufigkeit des Pegels	
Rückstau		
Bestimmung der gültigen W-Q-Beziehung	Änderungen der Gerinnehydraulik (Verkrautung, Vereisung, Baumaßnahmen)	Häufige Abflussmessungen, eventuell Beseitigung des Bewuchses, Dokumentation
	Änderungen des Querschnitts (Abtrag, Ablagerungen)	Häufige Abflussmessungen, Eta-Verfahren und Dokumentation
	Hysterese-Effekt und Ausuferung bei Hochwasserwellen	Möglichst viele Abflussmessungen in Hochwasser-Situationen, Abgleich mit Nachbarpegeln
	Größere Trägheit des Messflügels bei Niedrigwasser	Regelmäßige Eichung
Stationarität der Messbedingungen	Standortverlegung des Pegels	Zeitweiliger paralleler Betrieb von altem und neuem Pegel
	Wechsel der Messtechnik/-geräte	Dokumentation im Pegelstammbuch
Datenbearbeitung	Ablesefehler	Überprüfung durch weitere Sachverständige
	Übertragungsfehler	
	Auswertungs- und Interpretationsfehler	

3.1.4 Dokumentation und Auswertung

Aus den gewonnenen Abflussdaten werden verschiedene Kennwerte ermittelt und mit den täglichen Daten für bedeutendere Pegel in den Deutschen Gewässerkundlichen Jahrbüchern festgehalten (BLfW 2001). Zu den „Hauptwerten“ zählen Mittelwerte, Maxima und Minima auf monatlicher, halbjährlicher und jährlicher Basis, die Daten des aktuellen Jahres werden mit mittleren und extremen Abflüssen der Vergangenheit verglichen. Für den Wasserbau wichtige Größen sind die aus Extremwerten ermittelten Jährlichkeiten, die die Eintrittswahrscheinlichkeit bestimmter Hochwasserstände abschätzen sollen. Daraus werden Bemessungsgrößen für die Dimensionierung von Brückenquerschnitten, Rückhaltebecken und Schutzbauten abgeleitet. Anhand von Dauer und Häufigkeit von Niedrigwasserperioden werden Einleitungen aus Kläranlagen und Wasserentnahme aus den Gewässern geplant.

Gerade die Arbeit mit Extremwerten ist besonders kritisch, da weniger Messwerte vorhanden und diese mit größeren Fehlern behaftet sind. Die daraus berechneten „Jährlichkeiten“ unterstellen zudem stationäre Daten (vergleiche Diskussion in 6.3.2). Die gesammelten Abflussdaten werden auch auf den Raum bezogen ausgewertet – bei dieser „Regionalisierung“ werden aus den pegelbezogenen Daten flächendeckend verfügbare Informationen gewonnen (BLfW 1999).

Im „digitalen Zeitalter“ geht auch in der Wasserwirtschaft die Entwicklung weg von langfristiger Dokumentation z. B. in Form der Gewässerkundlichen Jahrbücher hin zum Schwerpunkt Aktualität. Im Internet abrufbare Wasserstands- und Abflusswerte werden zweimal täglich, bei Hochwasser stündlich aktualisiert und zum Teil mit aktuellen Vorhersagen versehen. Der Schwerpunkt dieser Arbeit lag dagegen auf langfristigen Veränderungen in den Daten – es bleibt zu hoffen, dass das relativ dichte Pegelmessnetz in Bayern auch in Zukunft nicht aus ökonomischen Gründen ausgedünnt wird.

3.2 Verwendete Pegel

Die zur Verfügung stehende Datenmenge änderte sich im Verlauf der Doktorarbeit. Dies schlägt sich in einer unterschiedlichen Datengrundlage der beiden Ergebniskapitel nieder. In Kapitel 4 wurde auf Abflussdaten zurückgegriffen, die zuvor bereits im Zuge der Mitarbeit des Lehrstuhls im Projekt KLIWA untersucht worden waren. Diese 43 Datenreihen waren noch nicht aktualisiert worden und endeten mit dem Jahr 1997. Bis auf drei Pegel aus dem oberen Main Einzugsgebiet stammen alle aus dem Einzugsgebiet der Donau, die Flächen der jeweiligen Teileinzugsgebiete reichen von 23 - 76653 km² (vergleiche Tabelle 7.1 im Anhang). Da es sich in diesem Kapitel um eine rein methodische Fragestellung handelte, waren Aktualität sowie räumliche Verteilung der Zeitreihen nicht entscheidend. Es wurden nur lückenfreie Teilstücke von maximal 50 Jahren analysiert, die für die meisten Pegel 1947 beginnen.

Im Verlauf des Projekts wurden vom ehemaligen Bayerischen Landesamt für Wasserwirtschaft um einige Jahre verlängerte und um eine Vielzahl weiterer Pegel ergänzte Abflussdaten zur Verfügung gestellt. Einige der vorhandenen Abflussreihen – beispielsweise die der beiden kleinsten Einzugsgebiete Bad Aibling/Triftbach und Görisried/Waldbach wurden aus Qualitätsgründen nicht mehr zur Verfügung gestellt. Konsistenztests mit den vorhandenen Daten ergaben großteils vernachlässigbare numerische Abweichungen, der Verlauf von Hochwasserereignissen in der zweiten Hälfte der 90er Jahre war zum Teil korrigiert worden. Die neuen Daten sind die Grundlage aller weiteren Untersuchungen zur Instationarität der Abflüsse in Kapitel 5. Die Analysen beschränken sich hier auf Pegel aus dem Donaueinzugsgebiet. Dies beruhte auf der strategischen Entscheidung mehrerer Projektpartner, methodische Weiterentwicklungen mit gemeinsamen Aussagen zu einem begrenzten räumlichen Gebiet zu verbinden. Das Einzugsgebiet der oberen Donau ist hierzu besonders geeignet,

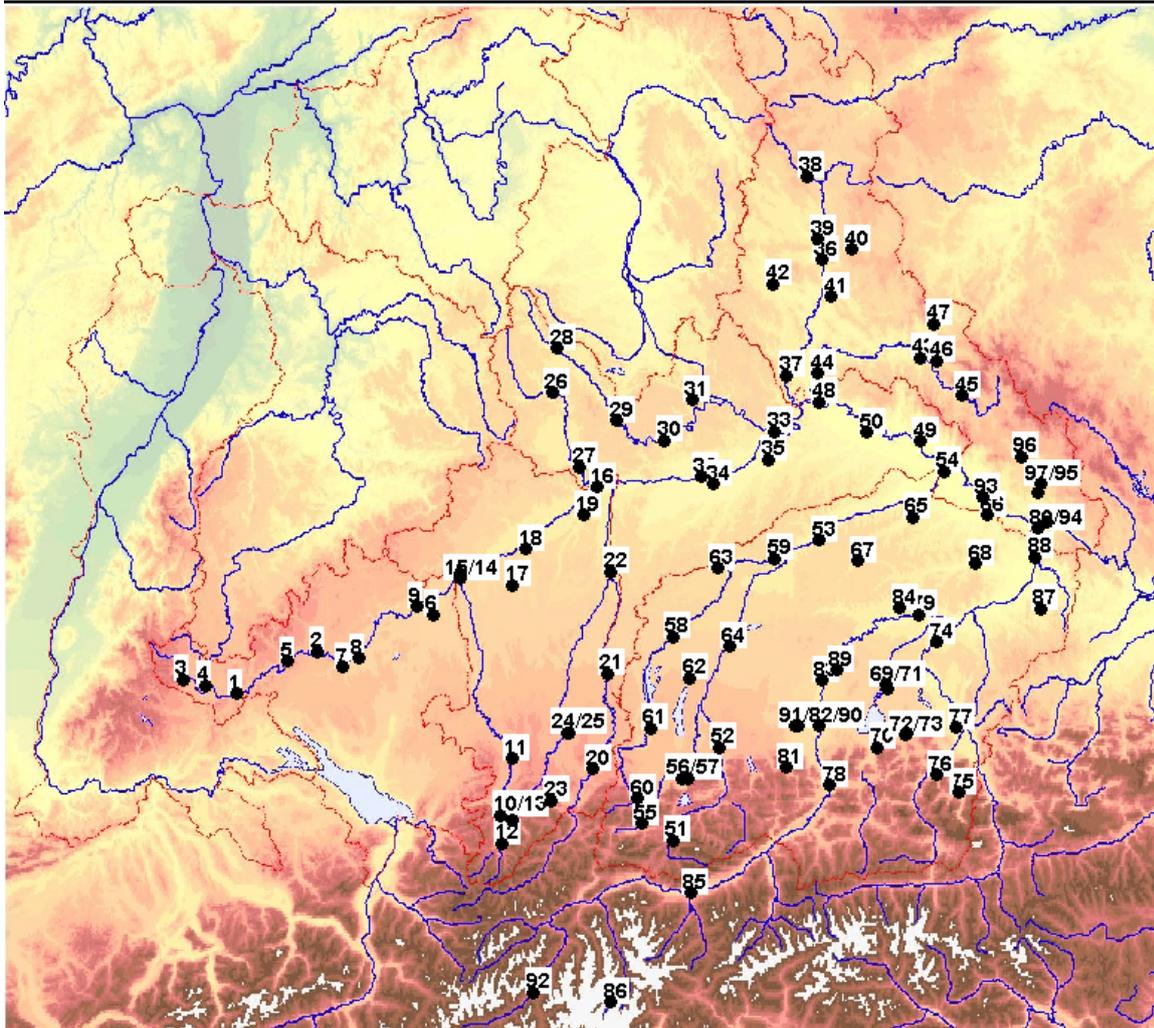


Abbildung 3.3 Karte mit den im oberen Donaueinzugsgebiet analysierten Pegeln, die geordnet nach Nummern in Tabelle 7.2 im Anhang aufgelistet sind. Man erkennt die größeren Gewässer sowie die topographische Strukturierung des Einzugsgebiets.

da durch die naturräumliche Gliederung sehr unterschiedliche Abflussregime vertreten sind: Bei den nördlichen Zuflüssen liegen die Abflussmaxima vor allem im Winter, in den südlichen Zuflüssen (Inn, Isar, Lech) verursacht die Schneeschmelze in den Alpen Hochwasserperioden im Frühjahr und Sommer (Keller 1979). Hier sind die jahreszeitlichen Schwankungen außerdem viel stärker.

Abbildung 3.3 zeigt eine Karte der verwendeten Messreihen im Donaueinzugsgebiet. Die 97 Datensätze sind der besseren Lesbarkeit halber mit Nummern versehen worden, anhand derer sie sich in Tabelle 7.2 im Anhang wieder finden lassen, zusammen mit Angaben zu Einzugsgebietsgröße, Höhe über NN, Datensatzlänge und Lücken. Ein Teil der Pegel liegt in Baden-Württemberg, die dort zuständige ehemalige Landesanstalt für Umweltschutz arbeitete im Rahmen des KLIWA-Projektes mit dem BLfW zusammen. Einige weitere Pegel im Donaueinzugsgebiet – insbesondere in Österreich und der Schweiz – wurden vom Global Runoff Data Centre (GRDC) in Koblenz zur Verfügung gestellt.

Die Daten liegen in täglicher Auflösung vor. Höher aufgelöste Daten sind bei den zuständigen Ämtern zum Teil für die jüngere Zeit vorhanden. Mit dem Fokus auf Langzeitphänomene wurden durchgehende tägliche Daten als sinnvoller erachtet. Im Mittel lag die Datensatzlänge bei etwas mehr als 71 Jahre. Die längsten Daten stammen von den Pegeln Burghausen/Inn (177 Jahre) und Wasserburg/Salzach (168 Jahre), die kürzeste einbezogene Abflussreihe umfasst 32 Jahre (Martinsbruck/Inn). Das Spektrum der durch die Daten repräsentierten Einzugsgebietsgrößen reicht von 82 - 76653 km² (Abbildung 3.4). 40% der Datensätze enthalten eine oder mehrere Lücken, bei 13 der 97 Datensätze liegt der Lückenanteil an der Gesamtlänge der Daten über einem Prozent. Bei über Jahrzehnte ermittelten Abflusszeitreihen in täglicher Auflösung treten Lücken häufig auf – Kapitel 4 befasst sich mit der Spektralanalyse solcher Daten.

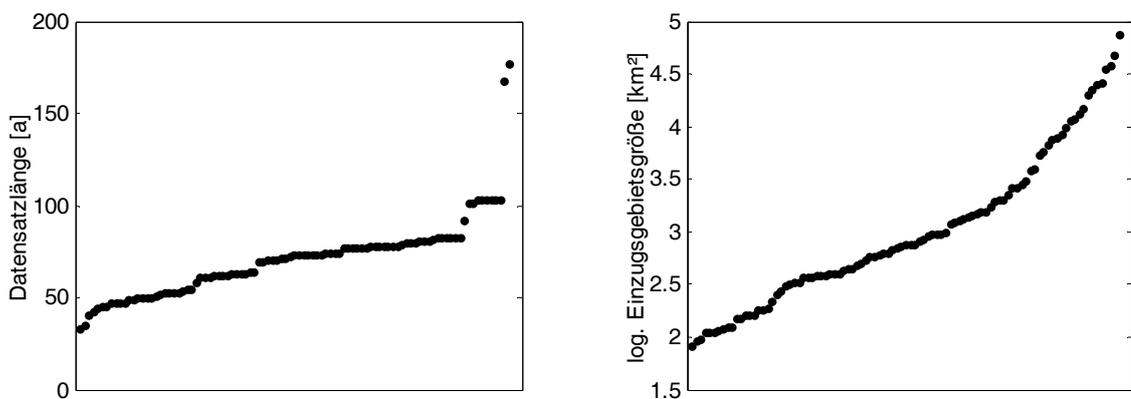


Abbildung 3.4 Überblick über Datensatzlängen (links) und Teileinzugsgebietsgrößen (rechts) der 97 Pegel aus dem oberen Donaueinzugsgebiet. Im Spektrum der Längen zeigen sich mit der Entwicklung des Pegelnetzes zusammenhängende Sprünge. Bei den Flächen wird ein sich über drei Zehnerpotenzen erstreckender Bereich relativ gleichmäßig abgedeckt.

Die in Kapitel 5.1.2 entwickelten Stationaritätsmaße wurden exemplarisch dazu verwendet, Modelldaten für 14 Pegel aus dem oberen Maineneinzugsgebiet zu beurteilen. Die Abflussdaten waren im Zeitraum 1961-1990 mit dem Wasserhaushaltsmodell ASGi modelliert worden (Liste der Pegel in Tabelle 7.3 im Anhang, Diskussion in 6.3.2).

4 Anwendung des Lomb-Scargle-Periodogramms auf lückenbehaftete Daten

Viele der hier bearbeiteten langen Abflussreihen weisen Lücken auf, was ihre Analyse erschwert (3.2). Die Spektralanalyse, eine wichtige Methode zur Identifikation periodischer Anteile in Zeitreihen, ist in ihrer Standardform nur auf äquidistante lückenlose Daten anwendbar. In der Astrophysik wurde mit dem Lomb-Scargle-Periodogramms (LSP, 2.3.2) eine Methode entwickelt, die sich auf nicht äquidistante, also in unregelmäßigen Zeitabständen gemessene Daten anwenden lässt. Ziel dieser Arbeit war es zu bewerten, inwieweit das LSP für äquidistante Abflussdaten einsetzbar ist, die Lücken verschiedener Art und Länge aufweisen. Erweist sich das LSP als „lückentolerant“, lassen sich mit dieser Methode Spektralanalysen ohne den Umweg der Lückeninterpolation durchführen.

Das Kapitel gliedert sich wie folgt: aufbauend auf den Erläuterungen im Theorieteil (2.3.2) wird auf Details des Methodentests eingegangen (4.1), dazu gehören die verwendeten Abfluss- und Kontrolldaten (4.1.1), die Konstruktion der Lückenschemata (4.1.2), die angewandten Interpolationsmethoden (4.1.3) sowie die Auswahl geeigneter Gütekriterien (4.1.4). In Abschnitt 4.2 werden die Ergebnisse des LSP-Tests für die unkorrelierten Kontrolldaten (4.2.1) mit den für Abflussdaten erzielten verglichen (4.2.2) und die Effekte der Lücken auf das LSP im Detail untersucht (4.2.3). LSP und Interpolationsmethoden werden verglichen (4.2.4) und pegelspezifische Auswirkungen von Lücken auf die LSP-Güte betrachtet (4.2.5). Eine Zusammenfassung wichtiger Ergebnisse findet sich in Abschnitt 4.3.

4.1 Details zum Vorgehen

4.1.1 Abflusszeitreihen und künstliche Daten

Die hier dokumentierten Untersuchungen beziehen sich auf einen Datenbestand von 43 süddeutschen Pegeln (3.2). Aus diesen Zeitreihen wurden lückenfreie Teilstücke von maximal 50 Jahren zur Analyse ausgewählt, womit eine für eine Methodenstudie ausreichende Datengrundlage vorhanden war. Zur Kontrolle der Ergebnisse bei den Messdaten wurden unkorrelierte normalverteilte Datenreihen analysiert. Dazu wurden Zeitreihen in 11 Längen von 21 - 97 Jahren (bzw. 7500 - 35000 Datenpunkte) produziert, um Effekte der Datenlänge berücksichtigen zu können. Die Daten wurden für jede Analyse mittels Zufallsgenerator neu erstellt.

4.1.2 Lückenschemata

Die Lücken in den süddeutschen Abflussdaten sind sehr unterschiedlich ausgeprägt. In den Datensätzen aus Baden-Württemberg sind mehrere kürzere Lücken die Regel, die oft gehäuft in einem begrenzten Zeitabschnitt während des Zweiten Weltkriegs auftreten. Bei

den zuständigen Behörden in Bayern dagegen herrschte die Praxis vor, bei Abschnitten mit längeren Lücken die Daten kompletter hydrologischer Jahre zu entnehmen. Hier ist deshalb die Anzahl der Lücken pro Datensatz geringer, die Lücken selbst sind länger (siehe auch Tabelle 7.2 im Anhang).

Um die unterschiedlichen Gegebenheiten in den Messdaten zu erfassen, wurde bei der Produktion künstlicher Lücken sowohl deren Anzahl K als auch Länge und Art der Verteilung über den Datensatz variiert:

- I. Einzelne Lücke $k=1$, die an verschiedenen Stellen des Datensatzes eingefügt wurde: a) erstes Drittel, b) Mitte, c) letztes Drittel
- II. Mehrere Lücken $k=[2,4,8]$, die a) in regelmäßigen Abständen, b) zufällig oder c) in einem begrenzten Abschnitt der Datensätze eingesetzt wurden

Dieses Vorgehen ergab insgesamt 12 verschiedene Lückenschemata (Tabelle 4.1). Dabei konnte es bei den Varianten II b) und II c) vorkommen, dass durch die zufällige Auswahl der Positionen zwei Lücken zu einer längeren verschmolzen.

Um das Ausmaß der Fehlwerte auf einfache Weise mit nur einem Parameter charakterisieren zu können, wurde der Lückenanteil gr (gap ratio) als Verhältnis der Gesamtzahl fehlender Datenpunkte zur Gesamtlänge des Datensatzes definiert:

$$gr = \frac{\sum_{i=1}^k l_i}{n} \quad \text{Gleichung 4.1}$$

Hier bezeichnet l_i die Länge der Lücke i , k ist die Anzahl der Lücken und n die Gesamtlänge der Daten inklusive Lücken. Theoretisch gilt somit $0 \leq gr \leq 1$. Relevant für die vorliegenden Daten sind Lückenanteile bis etwa 10%. In diesem Bereich wurden fünf Lückenanteils-Level definiert ($gr = 1/1000, 1/400, 1/100, 1/40$ und $1/10$), auf die die 12 Lückenschemata angewandt wurden. Die Länge einzelner Lücken ist durch das Produkt $n \cdot gr$ schon definiert, für mehrere Lücken lässt sich eine mittlere Lückenlänge \bar{l} berechnen:

$$\bar{l} = \frac{n \cdot gr}{k} \quad \text{Gleichung 4.2}$$

Die tatsächlichen Lückenlängen wurden hieraus zufällig mit einer Standardabweichung von $0.5 \bar{l}$ berechnet. Hiermit wurden störende Effekte durch mehrmals auftretende exakt gleiche Lückenlängen in den Periodogrammen vermieden. Darüber hinaus wurde so das Spektrum von gr nicht nur an den definierten Punkten abgetastet: die maximal erzielten Lückenanteile liegen bei mehr als 20% (Tabelle 4.1). Eine beispielhafte Anwendung von Schema II b ($k=4, gr=0,1$) mit mehreren, zufällig über den Datensatz verteilten Lücken auf den Datensatz Achleiten zeigt Abbildung 4.1.

Tabelle 4.1 Überblick über die durch Variation von Lückenanzahl und Verteilung erzielten 12 Lückenschemata, die für je fünf theoretische Lückenanteile realisiert wurden. Der Unterschied zwischen theoretischem und praktisch erzieltm Lückenanteil beruht auf Zufallseffekten bei der Bestimmung von Lückenlänge und -lage.

		Schema	Position der Lücken			
Anzahl K künstlicher Lücken	1	I a	im ersten Drittel der Daten			
		I b	in der Mitte der Daten			
		I c	im letzten Drittel der Daten			
	2	II a	gleiche Abstände zwischen Lücken			
		II b	zufällige Abstände zwischen Lücken			
		II c	Akkumulation der Lücken in Datenausschnitt			
	4	II a	gleiche Abstände zwischen Lücken			
		II b	zufällige Abstände zwischen Lücken			
		II c	Akkumulation der Lücken in Datenausschnitt			
	8	II a	gleiche Abstände zwischen Lücken			
		II b	zufällige Abstände zwischen Lücken			
		II c	Akkumulation der Lücken in Datenausschnitt			
Theor. Lückenanteil gr		0,001	0,0025	0,01	0,025	0,10
Realisierter Bereich von gr		0,000-0,002	0,001-0,005	0,001-0,021	0,006-0,053	0,019-0,223

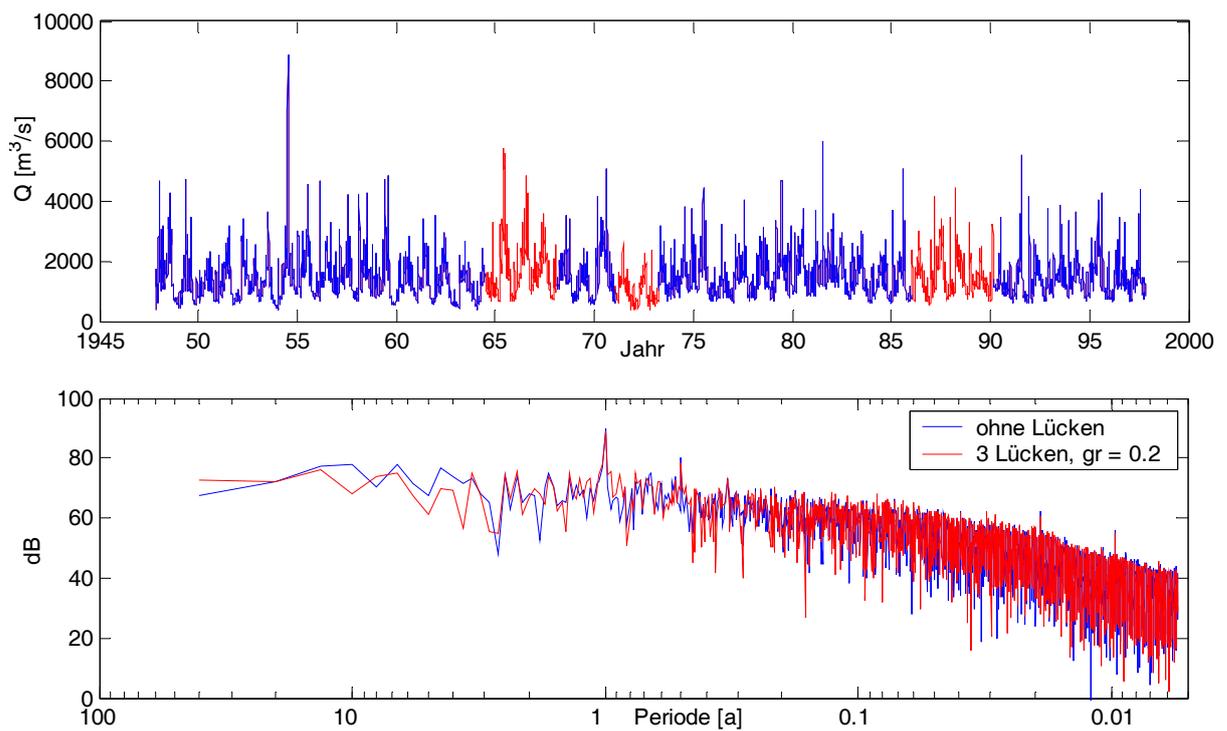


Abbildung 4.1 50 Jahre Abflussdaten des Pegels Achleiten an der Donau (oben). Grau gezeichnet sind die mit Lückenschema IIb produzierten Lücken ($k=4$, $gr = 0,1$, Einzelheiten im Text) zum Test der LSP-Methode (unten).

4.1.3 Interpolationsmethoden

Interpolationsalgorithmen (2.3.1) sind in der wasserwirtschaftlichen Praxis weithin üblich (3.1.1). Es soll daher abgeschätzt werden, ob die LSP-Analyse lückenbehafteter Daten oder eine Fast-Fourier-Analyse interpolierter Daten die besseren Ergebnisse liefert. Dabei wird angenommen, dass auf begrenzte Datensatzlängen zurückzuführende Ungenauigkeiten für beide Ansätze ähnlich sind. Folgende Interpolationsroutinen wurden angewandt:

1. Lineare Interpolation zwischen den Rändern der Lücke
2. Verfüllen mit Zufallszahlen einer Lognormal-Verteilung mit aus den Messdaten geschätzten Parametern (2.3.1)
3. Anpassen der Daten aus flussaufwärts bzw. –abwärts gelegenen Messstationen für sechs Pegel entlang der Donau (2.3.1)

Auf den Vergleich mit aufwändigeren Interpolationsverfahren wurde verzichtet (vergleiche Diskussion in 6.1).

4.1.4 Gütekriterien für die Periodogramme

Um die Ähnlichkeit der LSP-Ergebnisse für lückenbehaftete Daten mit denen für vollständige Datensätze zu beurteilen, musste zunächst ein sinnvolles Gütekriterium gefunden werden. Beim LSP ist die Anzahl der Frequenzen n_f frei wählbar, sie wurde auf die halbe Länge der kürzeren, lückenbehafteten Zeitreihe festgesetzt. Die Koeffizienten-Vektoren $P_{orig}(f_i)$ für die Originaldaten und $P_{gap}(f_i)$ für die Daten mit Lücken sind gleich lang und können im Detail für alle Frequenzen verglichen werden.

Als Gütekriterium ungeeignet erwiesen sich Regressionskoeffizienten – weit außerhalb der Punktwolke liegenden Peaks im Periodogramm verzerren das Bild. Verschiedene weitere Alternativen wurden getestet, unter anderem die Summe der absoluten Differenzen bei jeder Frequenz, sowie Summe und Maximum der relativen Abweichungen. Als am besten geeignetes Gütekriterium wurde schließlich die in der Hydrologie gebräuchliche Modelleffizienz R gewählt (Nash und Sutcliffe 1970):

$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_f} (P_{orig}(f_i) - P_{gap}(f_i))^2}{\sum_{i=1}^{n_f} (P_{orig}(f_i) - \bar{P}_{orig})^2} \quad \text{Gleichung 4.3}$$

Hierbei ist n_f die Anzahl der analysierten Frequenzen, \bar{P}_{orig} der Mittelwert aller Koeffizienten des Powerspektrums der lückenlosen Daten. R wichtet demnach die Summe der quadratischen Abweichungen zwischen den beiden Vektoren mit der Variabilität des Originalspektrums. Bei sehr variablen Daten ist das Maß damit weniger streng, dafür jedoch im Gegensatz zum Bestimmtheitsmaß sensitiv auf Skalenfehler oder konstante Abweichungen (Legates und McCabe Jr. 1999). Für lineare Modelle quantifiziert R den Anteil der Varianz in den Daten, den das Modell erklären kann. Entsprechend wird die

Güte der LSP-Ergebnisse für lückenbehaftete Daten danach beurteilt, welchen Anteil der Varianz der Originalspektren das LSP wiedergeben kann.

Die Modelleffizienz R wichtet Abweichungen in allen analysierten Frequenzen gleich und legt damit kein besonderes Gewicht auf niedrige Frequenzen und Peaks im Spektrum, die die wichtigsten Ergebnisse der Spektralanalyse beinhalten. Deshalb wurde zusätzlich eine gewichtete Version von R eingeführt, die Abweichungen als umso gravierender einstuft, je mehr Power ein Frequenzkanal im Originalspektrum aufweist. Die Gewichte w_i sind dimensionslos, ihre Summe ergibt eins:

$$w_i = N(\beta) \cdot \left(\frac{P_{orig}(f_i)}{\bar{P}_{orig}} \right)^\beta \quad \text{Gleichung 4.4}$$

Dabei ist $N(\beta)$ durch die Normierungsbedingung festgelegt:

$$N(\beta) = \left(\sum_{i=1}^{n_f} \left(\frac{P_{orig}(f_i)}{\bar{P}_{orig}} \right)^\beta \right)^{-1} \quad \text{Gleichung 4.5}$$

Für den prinzipiell frei wählbaren Exponent wurde $\beta = 1$ definiert, es ergibt sich für die gewichtete Modelleffizienz R_w :

$$R_w = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_f} w_i^2 (P_{orig}(f_i) - P_{gap}(f_i))^2}{\sum_{i=1}^{n_f} (P_{orig}(f_i) - \bar{P}_{orig})^2} \quad \text{Gleichung 4.6}$$

R_w bietet eine Möglichkeit, die Güte des gesamten LSP mit Fokus auf den niederfrequenten Bereich zu beurteilen. Alternativ kann das Verhalten des LSP bei einzelnen Peaks im Detail untersucht werden (Abschnitt 4.2.3).

4.2 Ergebnisse

4.2.1 LSP-Test bei unkorrelierten Daten

Die in Abschnitt 4.1.2 beschriebenen Lückenschemata wurden auf normalverteilte Zufallsdaten unterschiedlicher Länge angewandt (4.1.1), mit der LSP-Methode analysiert und mit den Ergebnissen für komplette Datensätze verglichen. Die Güte der Periodogramme für die lückenbehafteten Daten wurde mit Hilfe der Modelleffizienz R (4.1.4) beurteilt und in Abhängigkeit vom Lückenanteil dargestellt (Abbildung 4.2).

Die mit R gemessene Güte der Lomb-Scargle-Periodogramme hängt bei den Zufallsdaten erwartungsgemäß nicht von Anzahl und Verteilung der Lücken ab. Auch die Abhängigkeit von der Datenlänge war nur schwach – offensichtlich sind nennenswerte „Finite Size“-Effekte bei Datenlängen von 20 Jahren in täglicher Auflösung nicht mehr zu erwarten.

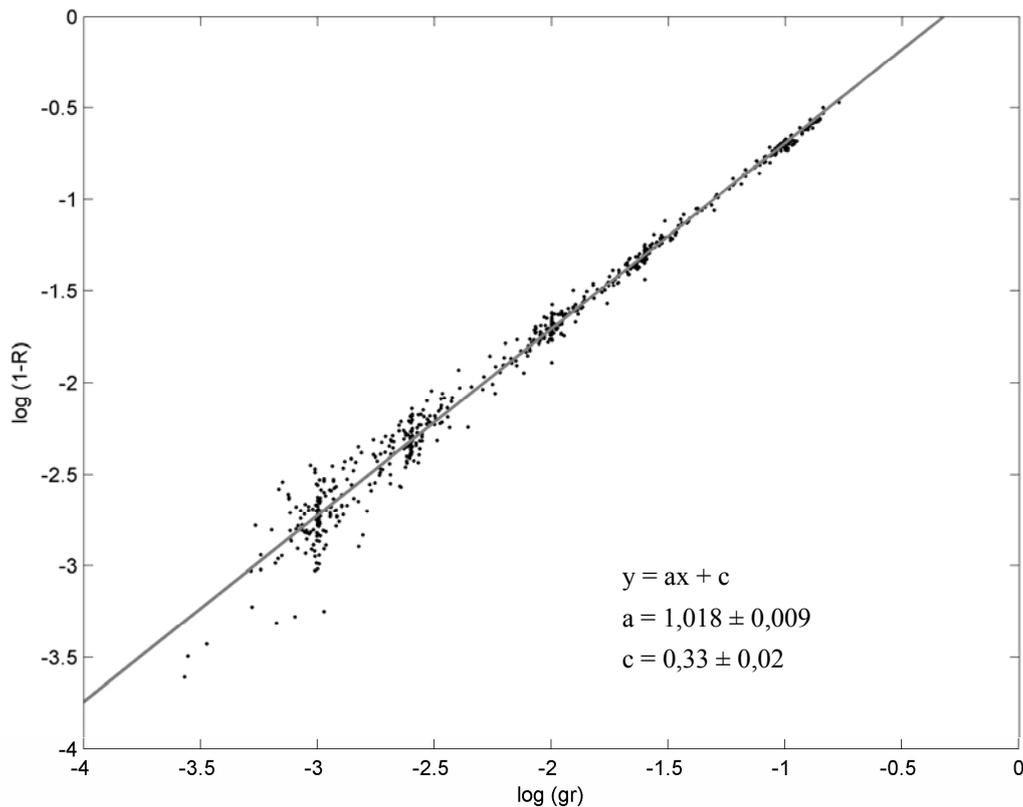


Abbildung 4.2 Ergebnis der Anwendung des LSP auf normalverteilte Daten mit unterschiedlich großem Lückenanteil. Die Gerade ist ein linearer Fit nach Gleichung 4.7.

Der entscheidende Parameter ist der Lückenanteil gr . Wie Abbildung 4.2 durch die Wahl der Achseneinteilung weiter zeigt, besteht ein einfacher Zusammenhang zwischen Modelleffizienz und Lückenanteil:

$$R(gr) = 1 - b(gr)^a \quad \text{Gleichung 4.7}$$

$$b = 10^c = 10^{1/3} \approx 2,15$$

$$a = 1,02 \approx 1$$

Diese Gleichung gilt insbesondere für große Lückenanteile. Danach geht die Modelleffizienz erst bei einem Lückenanteil von knapp der Hälfte der Daten ($gr \approx 0,47$) auf null zurück, das LSP der lückenbehafteten Daten hat hier keinerlei Erklärungskraft mehr für die Varianz des Spektrums der lückenlosen Daten. Bei kleinen Lücken ist die Streuung um den Fit größer, hier sind die R-Werte allerdings ohnehin schon in einem akzeptablen Bereich ($R > 0,99$).

4.2.2 LSP-Test bei Abflusszeitreihen

Der Zusammenhang zwischen Lückenanteil und Modelleffizienz der LSP-Methode ist bei Abflussdaten weitaus komplizierter als bei unkorrelierten Zufallsdaten. Hier beeinflussen

neben Lückenanteil auch Anzahl und genaue Position der Lücken die LSP-Güte. Es findet sich keine pegelübergreifend verallgemeinerbare Beziehung – das LSP scheint für verschiedene Pegel unterschiedlich gut geeignet (4.2.5).

Die für normalverteilte, unkorrelierte Daten entdeckte Beziehung lässt sich für die Abflussdaten als konservative Schätzung des lückenanteilsabhängigen Fehlers im LSP einsetzen (Gleichung 4.7). Nur in 1% aller 2580 analysierten Lückenschemata bzw. in 10 von 43 Datensätzen wurde die durch den Fit gesetzte Grenze überschritten – vorzugsweise im Bereich kleiner Lückenanteile ($gr < 1/400$), in dem der Fit weniger exakt und die Güte der Lomb-Scargle-Periodogramme ohnehin sehr hoch ist (Abbildung 4.2). Im Mittel ist die Qualität der Lomb-Scargle-Periodogramme bei den Abflussdaten für alle Lückenanteile besser als bei unkorrelierten Daten (Tabelle 4.2).

Tabelle 4.2: Vergleich der mit der LSP-Methode erreichten mittleren Modelleffizienz R_m für verschiedene Lückenschemata in Abflussdaten mit dem entsprechenden Wert aus dem Fit für unkorrelierte Daten (Gleichung 4.7, Abschnitt 4.2.1). Hohe Werte kennzeichnen bessere Qualität.

	Lückenanteil gr				
	0,001	0,0025	0,01	0,025	0,10
$-\log(1-R_m)$ für Abflussdaten	3,66	3,28	2,40	1,99	1,25
$-\log(1-R)$ aus Fit bei unkorrelierten Daten	2,71	2,31	1,71	1,30	0,68

Die Lückenanzahl wurde bei gleichem Lückenanteil zwischen 1-8 Lücken variiert. Abbildung 4.3 zeigt die empirischen kumulativen Verteilungsfunktionen der erzielten R-Werte für drei verschiedene Bereiche von gr (Tabelle 4.1), aufgeteilt nach der Zahl der Lücken. Der Vergleich der Ergebnisse für eine und zwei Lücken zeigt, dass der Einfluss der Lückenanzahl vom Lückenanteil abhängt: Bei großem Lückenanteil ist eine einzelne Lücke vorteilhafter (Abbildung 4.3a), während bei kleinem Lückenanteil bessere Ergebnisse für mehrere kürzere Lücken erzielt werden (Abbildung 4.3c), bei mittlerem Lückenanteil ist die Zahl der Lücken für die Qualität des LSP irrelevant.

Somit ist das Entfernen mehrere Jahre am Stück bei großem Lückenanteil weniger schädlich, als an mehreren Stellen Teilstücke des Jahresgangs zu entfernen – dies erhöht die Gefahr, das Spektrum maßgeblich beeinflussende Episoden herauszugreifen. Bei kleinem Lückenanteil dagegen werden durch mehrere kürzere Lücken nurmehr die im Spektrum insgesamt weniger ins Gewicht fallenden höchsten Frequenzen beeinflusst – eine einzelne längere Lücke dagegen wirkt sich in einem breiteren Frequenzbereich aus. Da der Jahresgang die wichtigste Frequenz darstellt, ist der Übergang zwischen den beschriebenen Auswirkungen bei mittleren Lückenlängen von einem Jahr zu erwarten ($gr \approx 1/50$, Abbildung 4.3 Mitte). Es bleibt festzuhalten, dass der Lückenanteil zwar eine grobe Richtschnur für die zu erwartende Qualität der Lomb-Scargle-Periodogramms darstellt, dass darüber hinaus jedoch auch Details der Lückenstruktur wie die Zahl der Lücken eine Rolle spielen.

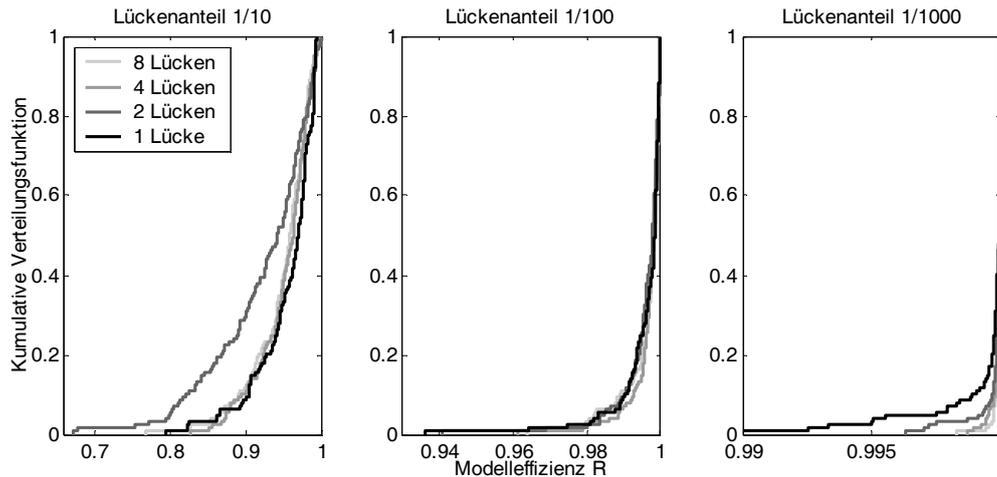


Abbildung 4.3: Kumulative Verteilungsfunktion der R -Werte für drei verschiedene Lückenanteile. Die Anzahl der vorhandenen Lücken variiert zwischen einer und acht Lücken. Bei großem Lückenanteil (links) ist eine einzelne, lange Lücke weniger störend als mehrere kürzere Lücken, während bei kleinem Lückenanteil (rechts) das Gegenteil gilt. Im mittleren Bereich (mittleres Bild) ist kein Unterschied festzustellen.

Eine unterschiedliche Auswirkung der gleichmäßigen, zufälligen oder gehäuften Verteilung mehrerer Lücken über den Datensatz (Schema II a), b) und c) in 4.1.2) auf die LSP-Qualität wurde nicht festgestellt. Es spielt weiterhin keine Rolle für die LSP-Güte, wie sehr die Werte direkt vor und nach der Lücke voneinander abweichen. Diese für „reale“ Lücken quantifizierbare Diskontinuität in den Daten ist gegenüber der durch die Lücke entnommenen, in der Realität unbekanntem Datenstruktur bedeutungslos. Bei der Auswertung der Ergebnisse verschiedener Lückenschemata auf die LSP-Qualität wurde weiterhin deutlich, dass die genaue Position einer Lücke im Datensatz starke Auswirkungen auf das Lomb-Scargle-Periodogramm hat (vgl. 4.2.5).

4.2.3 Effekte auf das Periodogramm im Detail

Die Modelleffizienz stellt ein übergreifendes Kriterium für die Güte des Fits an das Periodogramm der Originaldaten dar (4.1.4). Zusätzlich wurden für die Auswertung von Periodogrammen bedeutsame Einzelheiten auf Veränderungen überprüft: die Steigung des Spektrums, Höhe und Lage von Peaks sowie die Werteverteilung.

Anhand der Steigung des Spektrums lassen sich Potenzgesetze formulieren, die die Korrelationseigenschaften der Daten beschreiben. Auch bei großem Lückenanteil werden hohe Frequenzen in ihrer generellen Höhe nicht beeinträchtigt (Abbildung 4.1), die üblichen linearen Fits im doppellogarithmischen Plot sind möglich. Dies gilt nicht in gleichem Maße für den Bereich der tiefen Frequenzen, deren absolute Werte insbesondere bei großem Lückenanteil weniger verlässlich sind. Für die hier analysierten Abflussdaten ist der niederfrequente Bereich für die Bestimmung von Skalierungsexponenten aufgrund langfristiger Instationaritäten jedoch ohnehin nicht geeignet (vgl. Kapitel 5).

Mittels einer gewichteten Variante der Modelleffizienz wurde bewertet, wie gut Peaks und niedrige Frequenzen von der LSP-Methode bei Anwendung auf lückenbehaftete

Daten wiedergegeben werden (Gleichung 4.6). Die Ergebnisse waren durchweg besser als die mit der ungewichteten Modelleffizienz erzielten, die Abweichungen des LSP vom „wahren“ Spektrum sind demnach im für die Auswertung relevanten niederfrequenten Bereich und bei Peaks geringer als bei hohen Frequenzen. Die folgenden Analysen konzentrieren sich auf den einzigen in allen Abflussdaten vorhandenen, durch den Jahresgang hervorgerufenen „Jahrespeak“.

Die Position des Jahrespeaks wird vom LSP überwiegend genau getroffen, die wenigen Abweichungen beschränken sich auf die direkt angrenzenden diskreten Frequenzen. Auffällig sind dagegen Abweichungen in der Höhe des Jahrespeaks (Abbildung 4.4). In LSPs von lückenbehafteten Daten sind die Peaks in über 70% der Fälle niedriger als im Originalspektrum, diese Reduktion der „Power“ durch das Herausnehmen von Daten ist auch theoretisch zu erwarten. In idealisierter Form lässt sich das Verhältnis der Peakhöhen proportional zum Lückenanteil und unabhängig von der betrachteten Frequenz berechnen (graue Linie in Abbildung 4.4):

$$\frac{P_{gap}}{P_{orig}} = (1 - gr)^2$$

Gleichung 4.8

Tatsächlich streuen die Abweichungen in der Peakhöhe nicht gleichmäßig um die Linie des theoretisch zu Erwartenden. Viele Peaks sind gleich hoch oder deutlich höher als im Originalspektrum. Hier greift Gleichung 4.8 offensichtlich zu kurz: sie beruht auf der Annahme, dass Lücken sich gleichmäßig auf alle Frequenzen auswirken und sich der Anteil der Varianz überall zu gleichen Teilen verringert. Dies ist je nach Lückenschema und insbesondere Lückenlänge nicht der Fall. Exemplarische Untersuchungen ergaben, dass die Veränderung der „Gesamtpower“ des Spektrums nicht primär von der Länge, sondern von der Position einer Lücke im Jahresgang abhängt. Erst eine Desaisonalisierung führt dazu, dass die „Gesamtpower“ systematisch mit zunehmender Lückenlänge abnimmt.

Für einige Messreihen mit schwach ausgeprägtem Jahreszyklus war der Jahrespeak nach Einführung von Lücken nicht mehr der höchste im Spektrum – verschiedene Periodizitäten lassen sich hier nicht mehr anhand der Peakhöhen ihrer Bedeutung nach ordnen. Problematisch ist dies insbesondere, wenn zusätzliche Peaks wenige Frequenzkanäle von der Jahresfrequenz entfernt existieren, was je nach Datenlänge und Frequenzauflösung Periodizitäten von bis zu einigen Jahren betrifft. Es ist zu vermuten, dass die anhand des Jahrespeaks beschriebenen Auswirkungen der LSP-Analysen unvollständiger Daten auf Peakhöhe und -position auf weitere Peaks übertragbar sind. Damit wird die Lage von Periodizitäten vom LSP grundsätzlich gut erfasst, bei größeren Lückenanteilen ist die Höhe der Peaks mit größeren Ungenauigkeiten behaftet.

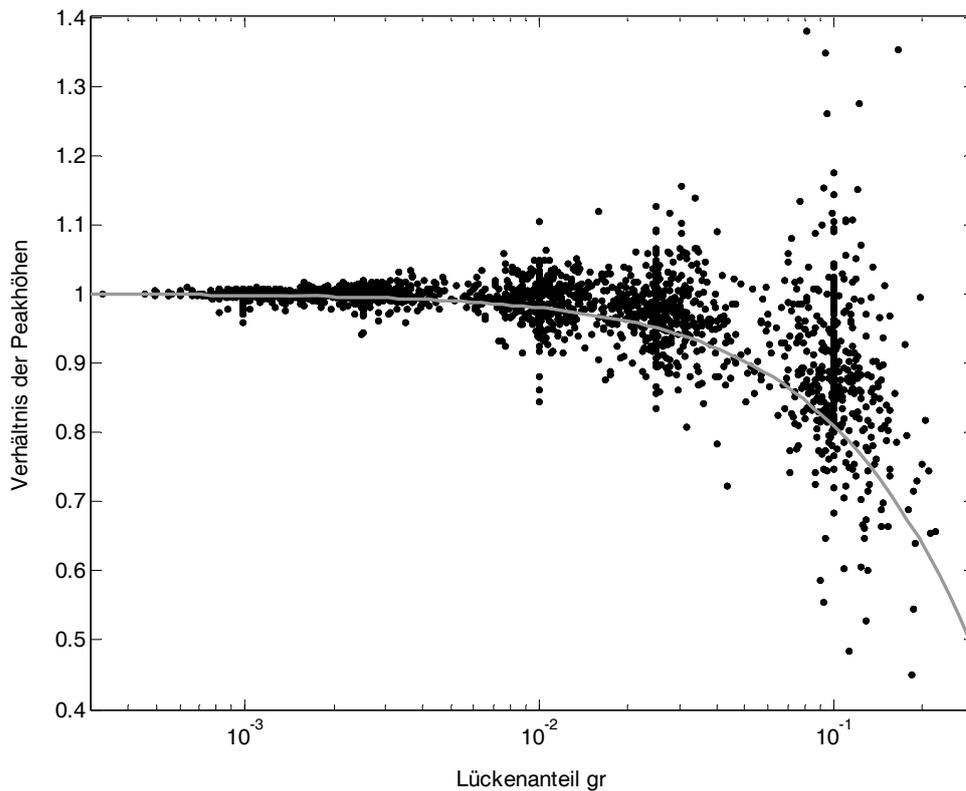


Abbildung 4.4 Verhältnis der Jahrespeakhöhen der LSPs lückenbehafteter Daten zur bei den Originaldaten berechneten Peakhöhe für verschiedene Lückenanteile und Lückenschemata. Die graue Kurve zeigt die theoretisch zu erwartende Verminderung der Power (Gleichung 4.8). Die Häufung der Punkte bei bestimmten Lückenanteilen ist in der Konstruktion der Lückenschemata begründet (siehe 4.1.2.)

Ein Vergleich der Verteilung der Amplitudenwerte ist eine weitere Möglichkeit, die Güte der LSP-Methode bei der Anwendung auf lückenbehaftete Abflusszeitreihen zu beurteilen. Die Koeffizienten der Spektren für Original- und Lückendaten wurden als Realisation einer Zufallsverteilung angesehen und mit dem Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest verglichen. Unabhängig von Lückenanteil, Lückenschema und Datenreihe wurden auf einem Signifikanzniveau von 5% keine Unterschiede festgestellt.

4.2.4 Vergleich von LSP und Interpolationsmethoden

Als alternative Spektralanalyse-Methode für lückenbehaftete Abflussdaten muss das Lomb-Scargle-Periodogramm auch mit anderen Herangehensweisen verglichen werden. Üblich ist hier das Füllen störender Lücken. Daher wurden die in den 43 Datensätzen künstlich erzeugten Lücken der 60 Lückenschemata (4.1.2) auf verschiedene Weise interpoliert (4.1.3) und einer normalen Fast-Fourier-Transformation (FFT) unterzogen. Die Ergebnisse wurden anhand der Modelleffizienz R beurteilt. FFT und LSP liefern für lückenlose Daten bis auf Rundungsfehler identische Ergebnisse.

Die lineare Interpolation ist für große Lückenanteile ($gr \approx 0,1$) der LSP-Methode in den allermeisten Fällen unterlegen. Dies gilt beim nächst kleineren untersuchten Lückenanteil ($gr \approx 0,025$) nur noch für einzelne, längere Lücken. Entscheidend ist demnach nicht der

Lückenanteil, sondern die Lückenlänge, die linear interpoliert wurde. Bei kleinen Lückenanteilen bzw. kurzen Lücken schneidet die lineare Interpolation gegenüber der LSP-Methode in über 70% der untersuchten Fälle besser ab. Auch bei der Interpolation mit den Daten angepassten lognormalen Zufallszahlen ergibt sich bei kleinem Lückenanteil bis etwas 1% kein systematischer Qualitätsunterschied zur LSP-Methode. Bei größerem Lückenanteil hingegen ist das LSP der Interpolation der Lücken großteils überlegen. Demnach lohnt sich der Einsatz der LSP-Methode vor allem bei längeren Lücken bzw. größerem Anteil an Fehlwerten ($gr > 0,01$). Bei kleinen Lücken erreicht man auch mit einfachen Interpolationsmethoden ähnlich genaue Spektralanalysen, zudem ist die FFT-Analyse weniger rechenaufwändig als das LSP.

Als Beispiel für eine kompliziertere, sich der Struktur der realen Daten annähernde Interpolationsmethode aus der Wasserwirtschaft wurden die Lücken für sechs an der Donau gelegene Pegel mit Hilfe der Daten benachbarter Pegel verfüllt (2.3.1). Dieses Interpolationsverfahren ist nur anwendbar, wenn Pegel mit ähnlicher Abflussdynamik entlang des Fließgewässers vorhanden sind. Die Ergebnisse der Spektralanalyse übertreffen auch beim größten untersuchten Lückenanteil die Qualität der Lomb-Scargle-Periodogramme. Eine Interpolation mittels Daten von Nachbarpegeln ist dem LSP demnach vorzuziehen. Allerdings muss hierzu die Ähnlichkeit der Dynamik und ein möglicher Zeitversatz zwischen den Pegeln überprüft werden, weshalb die Methode schlecht automatisiert werden kann. Die Methode beschränkt sich zudem auf Abflussdaten, da ein derart enger Kausalzusammenhang wie im Flussnetzwerk für andere hydrometeorologische Daten im Allgemeinen nicht besteht.

4.2.5 Vergleich verschiedener Abflusszeitreihen

Der Einfluss von Lücken auf die LSP-Güte variiert sowohl je nach Lückenposition innerhalb der Datenreihe als auch zwischen verschiedenen Datensätzen. Ausmaß und Art dieser Variabilität wurden genauer untersucht, um anhand der Ursachen eine noch bessere Abschätzung des zu erwartenden Einflusses von Lücken auf die LSP-Qualität zu ermöglichen. Zur Analyse des Einflusses der Lückenposition wurde eine einzelne Lücke von genau einem Jahr Länge durch den Datensatz verschoben (Zeitversatz: 1 Jahr), Lomb-Scargle-Periodogramme der lückenhaften Daten wurden berechnet und mit der Modelleffizienz R beurteilt. Der Einfluss der Lücken auf die LSP-Güte nahm unterschiedliche, pegelspezifische Niveaus an und zeigte darüber hinaus große Schwankungen (Abbildung 4.5). Dabei traten insbesondere Minima pegelübergreifend zum gleichen Zeitpunkt auf, was auf klimatische Einflussfaktoren hinweist (siehe Diskussion in 6.2.4).

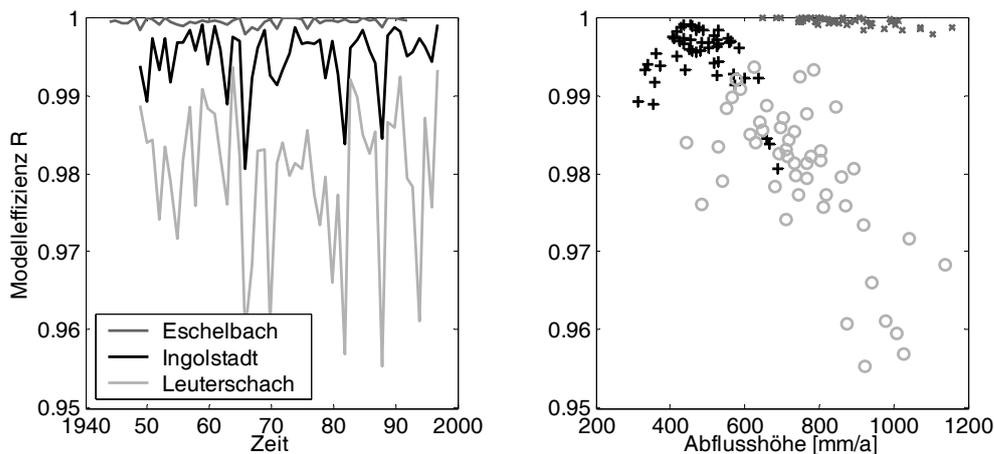


Abbildung 4.5 Modelleffizienz R des LSP bei einer über den Datensatz geschobenen Lücke von einem Jahr für die Pegel Eschelbach/Inn, Ingolstadt/Donau und Leuterschach/Lobach (links). R hängt von der Position der Lücke im Datensatz ab, das Güteniveau ist für die drei Pegel unterschiedlich. Rechts: Korrelation der R -Werte mit der mittleren Abflusshöhe im entfernten Datenstück (siehe Text).

Der sich in zeitlich variierender LSP-Güte zeigende Klimaeinfluss kann darauf zurückzuführen sein, dass mehr oder minder „gewöhnliche“ Jahre aus der Zeitreihe entfernt wurden. Der einfachste Parameter zur Charakterisierung der durchschnittlichen klimatischen Verhältnisse in den Abflussdaten eines Jahres ist die mittlere Abflussmenge bezogen auf die Einzugsgebietsgröße: die so genannte „Abflusshöhe“ [mm/a]. Diese wurde für die aus den Daten entfernten Teilstücke berechnet und mit den zugehörigen R -Werten korreliert. Die Korrelationen zeigten pegelspezifische Muster, die anhand dreier Beispieldatensätze erläutert werden sollen (Abbildung 4.5).

1. *Eschelbach am Inn* zeichnet sich wie alle alpin geprägten Abflüsse durch große jährliche Abflussmengen einerseits und geringe LSP-Qualitätsverluste andererseits aus. Der durch die Schneeschmelze beeinflusste Jahrgang ist ausgeprägt und relativ regelmäßig – durch eine einjährige Datenlücke wird nirgendwo ein besonders ungewöhnliches Stück der Daten entfernt.
2. *Ingolstadt an der Donau* zeigt das am weitesten verbreitete Muster: eine annähernd parabelförmige Korrelation zwischen LSP-Qualität und Abflusshöhen. Fehlende „ungewöhnliche“ Jahre mit besonders großem oder kleinem Abflussaufkommen wirken sich am deutlichsten auf die Güte des LSP aus, während bei mittleren Abflussmengen nur kleine Qualitätsverluste zu verzeichnen sind.
3. *Leuterschach an der Lobach* gehört zu den Pegeln, die kein klares Korrelationsmuster zwischen Abflusshöhe und LSP-Güte zeigen. Auffällig war dies im Einzugsgebiet der Wertach sowie bei Pegeln mit deutlich kürzerer Datenlänge.

Anhand der genauen Lage und Form der (parabelförmigen) Korrelationsmuster lassen sich verschiedene Einzugsgebiete unterscheiden – so ergeben sich beispielsweise für alle

Pegel aus dem Bayerischen Wald Parabeln, die breiter als das gezeigte Beispiel und zu höheren Abflusshöhen hin verschoben sind. Eine Klassifikation findet sich in Tabelle 7.4 im Anhang. Die regionalen Unterschiede müssen auf spezielle Einflussfaktoren der Einzugsgebiete wie Topografie, Geologie und Landnutzung zurückgeführt werden, die in Verbindung mit dem regionalen Klima zur Ausprägung der typischen Abflussregime führen. Möchte man den Einfluss einer Lücke auf die LSP-Qualität genauer beurteilen, kann anhand von regionalen Niederschlagsdaten oder Nachbarpegeln abgeschätzt werden, ob die Fehlwerte in einem klimatisch gesehen typischen oder untypischen Zeitraum auftraten.

Wie der Vergleich der drei Pegel zeigt, hängt der Einfluss von Lücken auf die LSP-Güte auch von der Saisonalität der Abflussdaten ab. Die Saisonalität wurde für die lückenlosen Daten bestimmt als Summe der Varianz im Jahrespeak und den beiden direkt benachbarten Frequenzen. Damit erfasst man in den Idealfällen einer Sinusschwingung 100%, bei einem binären Signal etwa 85% der Varianz – in der Praxis liegt die Struktur der Messdaten irgendwo dazwischen (2.3.2). Die Korrelation von Saisonalität und LSP-Qualität zeigt: je deutlicher der Jahresgang die Abflussdaten prägt, desto weniger vermögen Lücken von einem Jahr die Qualität des LSP zu mindern. Eine Korrelation von Einzugsgebietsgröße mit der LSP-Güte zeigte, dass die größten Qualitätsverluste in Datensätzen aus kleineren Einzugsgebieten bis 500 km² auftreten. Auch die Schwankungsbreite der Modelleffizienz ist hier am stärksten (siehe Beispiel Leuterschach in Abbildung 4.5). Hohe Qualitätsverluste sind in kleinen Einzugsgebieten jedoch nicht zwingend.

4.3 Zusammenfassung

Ziel der hier geschilderten Untersuchungen war es zu bewerten, ob sich das für unregelmäßig gemessene Daten ausgelegte Lomb-Scargle-Periodogramm (LSP) auch für Abflusszeitreihen mit Lücken eignet. Dazu wurden in vollständige Zeitreihen künstliche Lücken – variiert nach Länge, Anzahl und Position – eingefügt und überprüft, inwieweit das LSP der lückenbehafteten Daten mit dem Periodogramm der Originaldaten übereinstimmt (4.1.2). Als zusammenfassendes Gütekriterium diente die Modelleffizienz (4.1.4), weiter wurden wichtige Details wie Peakhöhen und -positionen überprüft. Ein Vergleich mit einfachen Interpolationsmethoden rundete die Bewertung ab (4.1.3).

Bei unkorrelierten, normalverteilten Kontrolldaten beeinflusst nur der Lückenanteil die LSP-Güte – hier lässt sich empirisch ein einfacher mathematischer Zusammenhang mit der Modelleffizienz ableiten (Gleichung 4.7, 4.2.1). Dieser kann bei größerem Lückenanteil als konservative Abschätzung auch für Abflusszeitreihen verwendet werden, bei kleinerem Lückenanteil gilt dies im Mittel ebenfalls (Tabelle 4.2, 4.2.2). Bei den Abflussdaten spielen jedoch nicht nur der Lückenanteil, sondern Zahl und Position der Lücken sowie die Struktur der Daten (z. B. deren Saisonalität) eine wichtige Rolle (4.2.2, 4.2.5). Die Abweichungen des LSP sind umso größer, je untypischer das entfernte Datenstück innerhalb des Datensatzes ist. „Untypisch“ sind beispielsweise besonders trockene oder nasse Abschnitte. Auch bei Abflüssen aus kleinen Einzugsgebieten wurden

stärkere Abweichungen festgestellt. Ebenfalls sinkt die Modelleffizienz, wenn bei großem Lückenanteil mehrere Teilstücke entfernt wurden statt einer ebenso langen einzelnen Lücke. Bei einer regelmäßigen Datensatzstruktur mit ausgeprägtem Jahresgang sind die Einbußen im LSP gering, da untypische Perioden nicht vorkommen. Anhand dieser zusätzlichen Kriterien kann man den zu erwartenden negativen Einfluss vorhandener Lücken besser abschätzen.

Betrachtet man die Details der Periodogramme, so werden Steigung sowie Werteverteilung durch die Lücken nicht verändert, ebenso wird die Position von Peaks – überprüft anhand des Jahrespeaks – korrekt ermittelt. Höhe bzw. Bedeutung der Peaks ist jedoch häufig verändert, dabei sind neben der theoretisch zu erwartenden Abnahme auch Höhenzunahmen zu beobachten, was zu einer fehlerhaften Identifikation von Perioden führen kann. Dieses so genannte „False Alarm“-Problem wurde bereits in (Horne und Baliunas 1986) diskutiert. Demnach ist bei Daten mit größerem Lückenanteil die Beurteilung der Stärke von periodischen Zeitreihenanteilen mit Lomb-Scargle-Periodogrammen nur eingeschränkt möglich (4.2.3).

Zur vergleichenden Bewertung der LSP-Methode wurden die künstlichen Lücken auf einfache Weise interpoliert (lineare Interpolation sowie Verfüllen mit lognormalen Zufallsdaten). Dies führt bei kleinen Lückenanteilen ($gr < 0,01$) zu ähnlich guten Ergebnissen wie die LSP-Methode, bei größerem Lückenanteil bzw. einzelnen, längeren Lücken ist das LSP diesen Interpolationsmethoden überlegen. Besteht die Möglichkeit, aus am Fließweg benachbarten Pegeln die fehlenden Daten mit einer geeigneten Transferfunktion zu rekonstruieren, so kommen die Ergebnisse dem „wahren“ Periodogramm noch näher (4.2.4).

Das Lomb-Scargle-Periodogramm ist somit unter folgenden Bedingungen für die Spektralanalyse von Abflussdaten zu empfehlen: 1. Die alternative Datenrekonstruktion aus Nachbarpegeln ist nicht möglich oder nicht sinnvoll und 2. der Lückenanteil liegt bei 1-10%, bei Datensätzen mit starker Saisonalität auch höher. Kleinere Lücken können mit ebenso gutem Ergebnis auf einfache Weise interpoliert werden. Bei größeren Lücken ist die Interpretation von Peaks im LSP nicht mehr verlässlich. Der maximal zu erwartende Qualitätsverlust, quantifiziert durch die Modelleffizienz des LSP, kann anhand der Beziehung in Gleichung 4.7 abgeschätzt werden, mittels verschiedener weiterer Kriterien kann die Worst-Case-Abschätzung präzisiert werden.

Unter bestimmten Bedingungen stellt demnach das Lomb-Scargle-Periodogramm für Spektralanalysen von Abflussdatensätzen mit Lücken eine sinnvolle Methode dar. In anderen Situationen ist die Interpolation der Lücken die zweckmäßigere Alternative – zum Beispiel bei stark lückenbehaftetem, aber unverzichtbarem Datenmaterial oder dann, wenn für weitere Analysen ohnehin lückenfreie Datensätze benötigt werden. In der Diskussion werden „fortgeschrittene“ Interpolationsansätze und weiterführende Untersuchungsansätze behandelt (6.1).

5 Stationaritätsmaße für Verteilungen: Entwicklung und Anwendung

In diesem Kapitel wird die Frage behandelt, wie bedeutend zeitliche Schwankungen in den verschiedenen Abflusszeitreihen sind, auf welchen Zeitskalen sie vorkommen und worin sie bestehen. Im Mittelpunkt des Interesses standen dabei Veränderungen der gesamten Verteilung der Werte, die durch die üblichen Trends in Mittelwert und Varianz nicht erschöpfend beschrieben werden (Abbildung 5.1)

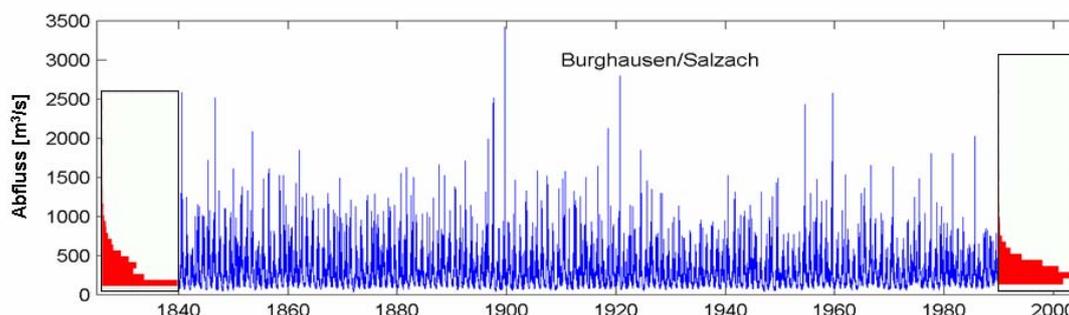


Abbildung 5.1 Das Beispiel der längsten untersuchten Zeitreihe Burghausen an der Salzach veranschaulicht die in Kapitel 5 untersuchte zeitliche Dynamik von Verteilungen: die Histogramme der Abflusswerte im Jahrzehnt zu Beginn und Ende des Messzeitraums sind deutlich unterschiedlich.

In Abschnitt 5.1 werden neue Stationaritätsmaße entwickelt, um die Veränderungen der Abflusswerteverteilungen im gesamten Wertebereich zu beurteilen. Allen Analysen liegen fünf Zeitskalen von 2 - 30 Jahren zugrunde (5.1.1). Die Stationaritätsmaße werden definiert und dargestellt (5.1.2), ihre Eigenschaften näher charakterisiert (5.1.3) sowie empirische Signifikanzgrenzen ermittelt und die Teststärke überprüft (5.1.4). Den methodischen Arbeiten folgt die Analyse von 97 Pegeln im oberen Donaueinzugsgebiet (Abschnitt 5.2). Exemplarisch wird zunächst auf parametrische Methoden eingegangen, die wegen schwerwiegender Defizite jedoch nicht umfassend zum Einsatz kamen (5.2.1). Die Entwicklung der Pegelzeitreihen wird zunächst mit traditionellen Maßen beschrieben (5.2.2), anschließend mit den neu entwickelten Maßen (5.2.3). Zuletzt wird auf räumliche Muster und die Reichweite synchroner Phänomene eingegangen (5.2.4). Eine zusammenfassende Beurteilung der Stationaritätsmaße findet sich in Abschnitt 5.3.

5.1 Entwicklung neuer Stationaritätsmaße

5.1.1 Zeitskalen und Fenstertechnik

Wie bei Stationaritätsuntersuchungen üblich wurde mit der Fenstertechnik gearbeitet (2.2.2). Alle Analysen wurden auf Zeitskalen von 2, 5, 10, 20 und 30 Jahren durchgeführt. Durch die Begrenzung nach unten sollten durch den Jahresgang verursachte saisonale

Schwankungen ausgeschlossen werden – die methodisch noch sinnvolle Mindestdatenmenge war mit zwei Jahren täglich aufgelöster Daten noch nicht erreicht. Die größte untersuchte Zeitskala von drei Jahrzehnten entspricht den in der Klimatologie üblichen Referenzzeiträumen (bzw. „Klimanormalperioden“) und war nur für wenige kürzere Datensätze nicht mehr sinnvoll einsetzbar.

Der Zeitversatz zwischen den Fenstern wurde auf ein Jahr festgelegt – Veränderungen in der Untersuchungsgröße lassen sich so gezielt auf die Daten je eines Jahres zurückführen, das wegfällt bzw. hinzukommt. Mit kürzerem Zeitversatz wären zeitliche Verschiebungen im Jahresgang ins Spiel gekommen, die nicht im Mittelpunkt des Interesses standen. Das hier verwendete Schema von Fensterlängen und Zeitversatz lässt Überschneidungen zwischen Zeitfenstern zugunsten eines feineren Ab tastens von Veränderungen zu.

Da die zeitliche Reihenfolge der Daten innerhalb eines Fensters nicht berücksichtigt wurde, waren Lücken nur dann problematisch, wenn sie einen zu großen Anteil des Fensters ausmachten. Bei Lückenanteil von über 20% wurden die betreffenden Zeitfenster von der Analyse ausgeschlossen.

5.1.2 Einführung der Stationaritätsmaße K und κ

Ausgangspunkt für den Vergleich von Werteverteilungen war der Kolmogorow-Smirnow-Zweistichprobentest (2.3.4). Er entscheidet anhand der maximalen Abweichung zweier empirischer kumulativer Verteilungen, ob die Stichproben aus der gleichen Grundgesamtheit stammen. Um die zeitliche Entwicklung innerhalb einer Abflussreihe und das Ausmaß der Instationarität der Pegel untereinander zu vergleichen, wurde die Prüfgröße des KS-Tests abgewandelt.

Die Prüfgröße des zweiseitigen KS-Tests ist der maximale Abstand zwischen den kumulativen Verteilungsfunktionen zweier Stichproben im gesamten besetzten Werteintervall, die Richtung der Abweichung wird dabei nicht berücksichtigt. Der einseitige Test hingegen berücksichtigt nur Abweichungen in die erwartete Richtung. Da in dieser Arbeit sowohl Richtung als auch Ausmaß der Verteilungsveränderung interessiert, wurde das Stationaritätsmaß K so definiert, dass das Vorzeichen der größten Differenz mit eingeht:

$$K_{\max} = K_{\max i,j} = \max_{-\infty < x < \infty} (cdf_i(x) - cdf_j(x))$$

$$K_{\min} = K_{\min i,j} = \min_{-\infty < x < \infty} (cdf_i(x) - cdf_j(x))$$

$$K = K_{i,j} = \max(K_{\max}, |K_{\min}|) \cdot \operatorname{sgn}(K_{\max} + K_{\min})$$

Gleichung 5.1

$$-1 \leq K \leq 1$$

$cdf_{i/j}$: kumulative Verteilungsfunktion im Zeitfenster i bzw. j

Die Größe K bewegt sich in einem begrenzten Wertebereich von $[-1, 1]$, was die Vergleichbarkeit verschiedenster Pegel gewährleistet. Das Maß zeigt in der Anwendung verschiedene Schwachpunkte. So hat K nur für exakt gleiche Verteilungen den Wert Null, schon ein Unterschied in der Anzahl der verglichenen Werte, wie er durch Lücken

entstehen kann, führt zu einer kleinen Abweichung in den „Treppenstufen“ der empirischen kumulativen Verteilungen und zu $K \neq 0$. Dadurch weist der Wertebereich von K eine Aussparung um Null herum auf. Weiter ist K für den Fall $K_{\max} = |K_{\min}|$ nicht definiert. Weichen zwei kumulative Verteilungen ähnlich weit in positive und negative Richtung voneinander ab, kann es zu sprunghaften Wechseln des Vorzeichens von K bei der Analyse angrenzender Fenster kommen. Diese Defizite motivierten die Entwicklung eines weiteren Stationaritätsmaßes, das die mittlere Abweichung zweier Stichproben über den gesamten durch Messwerte abgedeckten Wertebereich berechnet. Die Normierung wurde so gewählt, dass die neue Größe κ ebenso im Intervall $[-1, 1]$ liegt:

$$\kappa = \kappa_{i,j} = \frac{2}{l_i + l_j} \sum_{x_{\min}}^{x_{\max}} ecdf_i(x) - ecdf_j(x) \quad \text{Gleichung 5.2:}$$

$$-1 \leq \kappa \leq 1 \quad 1 \leq i, j \leq m$$

$ecdf_{i/j}$: empirische kumulative Verteilungsfunktion im Zeitfenster i bzw. j
(„Treppenfunktion“)

l_i : Anzahl der vorhandenen Werte im Zeitfenster i

m : Anzahl der Fenster

Das neue Maß κ ist nur für eine endliche Zahl von Werten innerhalb eines endlichen Intervalls definiert, die „Treppenfunktionen“ der empirischen kumulativen Verteilungen wurden mit Hilfe des Kaplan-Meier-Schätzers berechnet. Im Gegensatz zu K schöpft κ den gesamten Wertebereich aus, auf minimale Änderungen beruhende Sprünge vom Positiven zum Negativen kommen nicht vor. Statt den Unterschied zweier kumulativer Verteilungen an einer einzigen Stelle – typischerweise im mittleren Wertebereich der Abflüsse (2.3.4) – zu beschreiben, bezieht κ Abweichungen im gesamten Messbereich ein. Um gezielt Veränderungen in den höheren Momenten der Werteverteilungen zu untersuchen, wurden K und κ auf fensterweise z -transformierte Daten mit Mittelwert 0 und Varianz 1 angewandt:

$$\mu = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l x_t \quad \sigma = \left(\frac{1}{l} \sum_{t=1}^l (x_t - \mu)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad x'_t = \frac{x_t - \mu}{\sigma} \quad \text{Gleichung 5.3}$$

$$K_n = K_{ni,j} = K(x'_{i,t}, x'_{j,t}), \quad \text{Gleichung 5.4}$$

$$\kappa_n = \kappa_{ni,j} = \kappa(x'_{i,t}, x'_{j,t}) \quad \text{Gleichung 5.5}$$

Veränderungen in den so definierten Varianten K_n und κ_n rühren per Definition nicht von Schwankungen in Mittelwert und Varianz der Daten her.

Mit den so definierten Stationaritätsmaßen lassen sich die Werteverteilungen zweier Zeitfenster (i, j) miteinander vergleichen. Führt man dies für die m^2 Fensterpaare innerhalb einer Zeitreihe durch, erhält man Matrizen, die sich farbcodiert darstellen lassen (Abbildung 5.2): Jeder Eintrag ist das Resultat des Vergleichs zweier Fenster i und j , im Beispiel kennzeichnen rote Farbtöne eine Entwicklung zu im Mittel höheren Werten

($\kappa > 0$), blaue das Gegenteil ($\kappa < 0$). Die weiße Diagonale enthält den Vergleich der m Fenster mit sich selbst. Die Vergleichsmatrix ist antisymmetrisch – die rechte untere Dreiecksmatrix ($i > j$) enthält die Vergleiche jüngerer Zeitfenster i mit weiter zurück liegenden j und hält damit fest, was sich im Vergleich zur Vergangenheit verändert hat. Der Mittelwert dieser halben Matrix $\bar{\kappa}$ ist ein Maß für die Gesamttendenz im Messzeitraum:

$$\bar{\kappa} = \frac{2}{m(m-1)} \sum_{i=1}^m \sum_{j=i}^m \kappa(i, j) \quad -1 \leq \bar{\kappa} \leq 1 \quad \text{Gleichung 5.6}$$

In der antisymmetrischen Dreiecksmatrix links oben ist die Blickrichtung des Vergleichs umgekehrt, frühere Perioden werden auf Basis der später folgenden eingeschätzt.

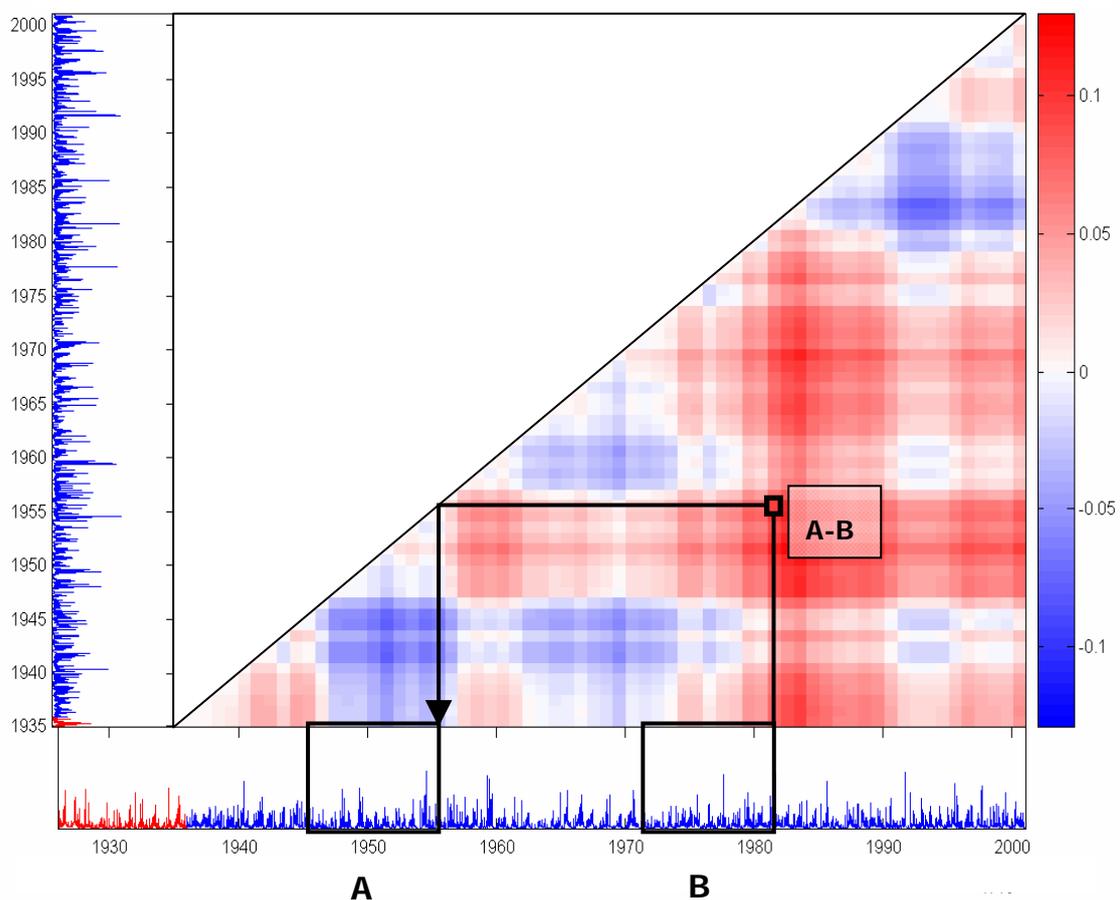


Abbildung 5.2 Paarweiser Vergleich von Zeitfenstern der Abflussreihe Siegsdorf/Weiße Traun mit dem Stationaritätsmaß κ (Gleichung 5.2) auf einer Zeitskala von 10 Jahren. Dargestellt ist nur die untere Dreiecksmatrix, die für die Berechnung der langfristigen Tendenz $\bar{\kappa}$ und des Instationaritätsniveaus I herangezogen wurde (Gleichung 5.6 und 5.8).

Die Matrixdarstellung erlaubt einen schnellen Überblick über Veränderungen in den Zeitreihen, in der Phasen gleichförmiger Entwicklung sowie Übergänge durch die

Farbgestaltung klar erkennbar sind. Aus dieser zweidimensionalen Darstellung lässt sich durch Berechnung der Spaltenmittel ein Vektor $\bar{\kappa}$ ableiten, seine Komponenten geben für jedes Fenster i den Mittelwert der Vergleiche mit sämtlichen anderen Zeitabschnitten an:

$$\kappa_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \kappa(i, j) \quad -1 \leq \kappa_i \leq 1 \quad \text{Gleichung 5.7}$$

Sowohl die einzelnen Einträge der Vergleichsmatrix κ als auch die Spaltenmittel in $\bar{\kappa}$ und der Matrixmittelwert $\bar{\kappa}$ liegen im gleichen Wertebereich von $[-1, 1]$, sie wurden für sämtliche Stationaritätsmaße und Pegel berechnet (5.2.3). Zur Quantifizierung des Instationaritätsniveaus im Messzeitraum wurde zusätzlich in der rechten unteren Dreiecksmatrix die Breite des Wertebereichs der Einträge bestimmt. Diese Intervallbreite I wurde pegelvergleichend auf verschiedenen Zeitskalen ausgewertet (5.2.3):

$$I = \max(\kappa_{i,j}) - \min(\kappa_{i,j}) \quad \text{für alle } i > j, \quad 0 \leq I \leq 2 \quad \text{Gleichung 5.8}$$

5.1.3 Eigenschaften von K und κ

Um die vier im vorangegangenen Abschnitt definierten Vergleichsmaße K , K_n , κ und κ_n näher zu charakterisieren, wurden verschiedene Untersuchungen angestellt. So interessierte der Zusammenhang zwischen dem aus dem KS-Test entlehnten Maß K und der Weiterentwicklung κ . Um diesen im gesamten Wertebereich $[-1,1]$ zu überprüfen, wurden Verteilungsvergleiche zwischen Pegelpaaren aus 160 Abflusszeitreihen aus Bayern und Baden-Württemberg mit den Maßen durchgeführt (zur Datenbasis siehe Endres 2005). In dieser Datenbasis waren auch Fälle nicht überlappender Werteverteilungen enthalten. Die errechneten $160 \cdot 159 = 25440$ Werte für K und κ sowie K_n und κ_n sind in einem Streudiagramm dargestellt (Abbildung 5.3, es gilt $\kappa(K) = -\kappa(-K)$).

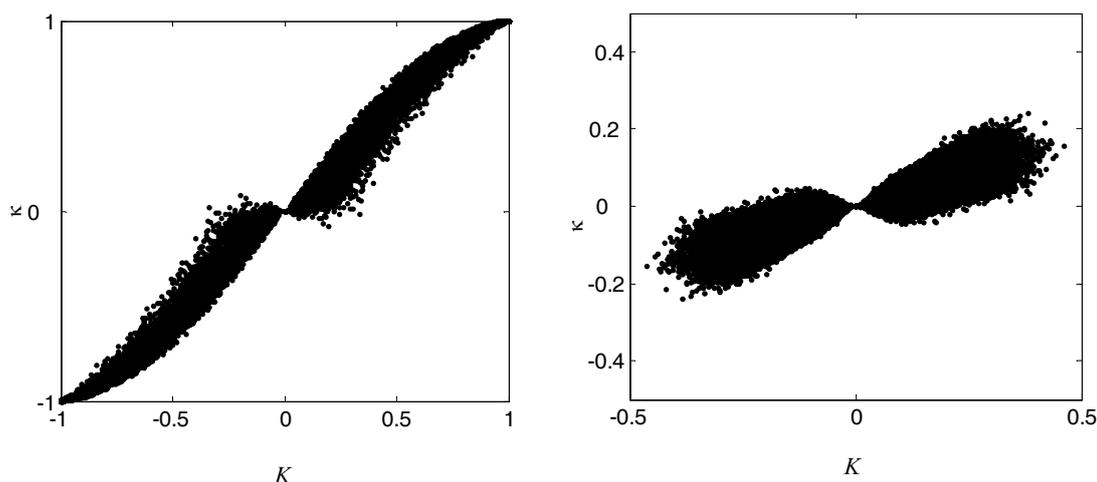


Abbildung 5.3 Zusammenhang zwischen den Stationaritätsmaßen, berechnet durch Vergleich der Verteilungen von 160 Abflusszeitreihen in Süddeutschland: K und κ bei den Originaldaten (links) sowie K_n und κ_n bei z-transformierten Daten (rechts).

Zwischen den Ergebnissen für K und κ besteht insgesamt eine starke Korrelation, nach oben hin durch eine Grenzkurve beschränkt. Im für Verteilungsvergleiche innerhalb einer Zeitreihe relevanten Bereich kleinerer Abweichungen ist die Korrelation zwischen den beiden Maßen geringer, sie liefern hier weniger redundante Informationen. Die Angleichung von Mittelwert und Varianz in der pegelübergreifenden Analyse z-transformierter Daten führt zu einer deutlichen Verringerung der Verteilungsunterschiede, die Korrelation zwischen K_n und κ_n ist schwächer, im Gegensatz zu vorher ist κ_n durchweg kleiner als K_n (Abbildung 5.3, rechts). Eine Diskussion der Signifikanzgrenzen der Maße findet sich in 5.1.4.

Beim Vergleich von Zeitfenstern innerhalb einzelner Abflusszeitreihen mit den Stationaritätsmaßen wurde untersucht, ob der Zusammenhang zwischen den Maßen (linear) vom Datensatz oder der Fensterlänge abhängt. Dazu wurden Korrelationskoeffizienten und Regressionsgeraden für die Ergebnisse in den unteren Dreiecksmatrizen berechnet (Tabelle 5.1).

Tabelle 5.1: Lineare Korrelationen zwischen den Stationaritätsmaßen in den Analysen für 97 Einzelpegel des Donaueinzugsgebiets.

Zeitskala [a]	2	5	10	20	30
<i>Korrelation K und κ (Originaldaten): Anzahl der Datensätze mit...</i>					
$r^2 > 0,75$	96	94	87	77	79
$r^2 > 0,9$	69	64	52	54	56
$r^2 > 0,95$	37	34	19	26	34
Mittlere Steigung der Regressionsgeraden ± Standardabweichung	0,99 ± 0,15	0,97 ± 0,18	0,91 ± 0,22	0,89 ± 0,28	0,87 ± 0,3
<i>Korrelation K_n und κ_n (z-transformierte Daten): Anzahl der Datensätze mit...</i>					
$r^2 > 0,75$	48	51	46	53	46
$r^2 > 0,9$	9	11	12	16	19
$r^2 > 0,95$	0	3	4	9	11
Mittlere Steigung der Regressionsgeraden ± Standardabweichung	0,3 ± 0,15	0,3 ± 0,16	0,3 ± 0,17	0,29 ± 0,18	0,27 ± 0,19

Die Korrelation zwischen K und κ ist für verschiedene Datensätze unterschiedlich stark und auf kürzeren Zeitskalen meist deutlicher ausgeprägt. Wie oben ist die Korrelation nach z-Transformation der Daten viel geringer, allerdings ist hier für längere Zeitskalen ein Anstieg der Pegel mit signifikanten Korrelationen zwischen K_n und κ_n festzustellen. Die Steigung der Regressionsgeraden nimmt im Mittel für beide Datenvarianten bei größerer Fensterlänge ab, die Streuung um den mittleren Wert zu. Auf der Ebene von Einzelpegeln ist der genannte Zusammenhang zwischen Steigung der Regressionsgerade und Zeitskala jedoch in vielen Fällen nicht vorhanden und damit nicht verallgemeinerbar. Damit sind K und κ im für sequentielle Analysen von Abflussdaten relevanten Wertebereich weder redundant noch nach simplen Regeln ineinander überführbar – vielmehr sind sie abhängig von Datensatz und Zeitskala unterschiedlich stark positiv korreliert. Die Korrelationen der auf z-transformierte Daten angewandten Maße K_n und κ_n sind vergleichsweise deutlich geringer.

Die Maße K_n und κ_n sollen gezielt Veränderungen der höheren Momente von Verteilungen erfassen. Um abzuschätzen, welchen Anteil diese Abweichungen an der mittels K und κ gemessenen „Gesamtabweichung“ zweier Verteilungen haben, wurden auch Korrelationen zwischen den Ergebnissen von K und K_n bzw. κ und κ_n untersucht. Im überwiegenden Teil der Fälle waren die Werte nicht korreliert. Signifikante Korrelationen wurden nur für wenige Pegel und dort bevorzugt auf langen Zeitskalen festgestellt (κ/κ_n : 19 Pegel mit $0,5 < r^2 \leq 0,88$, K/K_n : 10 Pegel mit $0,5 < r^2 \leq 0,8$). In den meisten Fällen sind die Maße dabei negativ korreliert, es gab jedoch auch einzelne hohe positive Korrelationen. Betrachtet man für κ/κ_n die Pegel mit $r^2 > 0,5$ auf der längsten untersuchten Zeitskala, bleiben nach dem Ausschluss zu kurzer Datensätze 17 Pegel übrig, die sich durch einen klaren langfristigen „Regimewechsel“ in der Verteilungsform auszeichnen (ein Beispiel zeigt Abbildung 5.13 in 5.2.3). Eine starke Korrelation zwischen den auf Rohdaten und normierte Daten angewandten Stationaritätsmaßen weist dabei auf Veränderungen sowohl in der Lage als auch in der Form der Verteilung einer Abflusszeitreihe hin.

Im Rahmen einer Vorstudie an zehn ausgewählten Pegeln (vgl. Tabelle 7.2) wurden die mit dem Mittelwert der Gesamtreihe normierten Momente in allen Zeitfenstern korreliert mit den Spaltenmittelwerten der Stationaritätsmaße (Gleichung 5.7). Wie in der Definition beabsichtigt (Gleichungen 5.3-5.5), beeinflussen Mittelwert und Varianz die auf normierte Daten angewandten Maße K_n bzw. κ_n nicht. Auffallend war, dass die höheren Momente für den Wert von K und κ nicht ins Gewicht fielen. Zwar stimmte die Tendenz der Korrelationen für alle zehn Pegel überein, Form und Stärke variierten pegelspezifisch zum Teil stark. Möglicherweise lag dies an dem in der Vorstudie beabsichtigten weiten Spektrum an Einzugsgebietsgrößen und -topographien.

Für Einzelpegel wurden in einem zweiten Ansatz die Einträge der Vergleichsmatrizen von K , κ , K_n , κ_n , sowie die Differenz von 1.-4. Moment in den jeweiligen Zeitfenstern $[i,j]$ einer Hauptkomponentenanalyse unterzogen (Varimax-Variante der Principal Component Analysis, PCA). Damit sollten lineare Zusammenhänge zwischen den acht Variablen sowie die Zahl der effektiven Dimensionen aufgedeckt werden. Als signifikante Hauptkomponenten wurden solche mit Eigenwerten > 1 identifiziert. Relevante Komponenten mussten mindestens $\sqrt{1/8}$ zur Ladung der Hauptkomponenten beitragen. Die PCA der Ergebnisse für die längste vorhandene Abflussreihe Burghausen zeigte, dass der achtdimensionale Eingangsdatensatz effektiv nur 2-3 Dimensionen aufweist (Tabelle 5.2). Die Veränderung der höheren Momente laden mit K_n und κ_n die erste Hauptkomponente, Abweichungen in Mittelwert und Varianz zusammen mit K und κ die zweite. Auf einigen Zeitskalen ist außerdem die dritte Hauptkomponente mit K und Änderungen der Varianz signifikant. Die Zeitskala beeinflusst die Ladung der Hauptkomponenten in ihrer genauen Höhe, nicht aber in der Wichtung der verschiedenen Variablen.

Tabelle 5.2 Ergebnisse der Hauptkomponentenanalyse der Variablen [K , κ , K_n , κ_n , Abweichung des 1., 2., 3. und 4. Moment] für sämtliche paarweise Fenstervergleiche des Datensatzes Burghausen/Salzach auf fünf Zeitskalen. Je nach Zeitskala flossen die Vergleiche von 11000 - 15000 Fensterpaaren in die Analyse ein.

Hauptkomponente	erklärte Varianz	signifikante Komponenten
1.	45-48%	K_n , κ_n , 3. und 4. Moment
2.	29-35%	K , κ , 1. und 2. Moment (dabei K und 2. Moment schwächer)
3.	10-17%	K und 2. Moment
(4.)	(5-7%)	(K_n und 4. Moment)

Die PCA wurde auf gleiche Weise für einige kürzere Datensätze wiederholt. Die Ergebnisse bestätigten die Anzahl von 2-3 effektiven Dimensionen, jedoch lässt sich die für Burghausen ermittelte Zuordnung der Komponenten zu den verschiedenen Hauptkomponenten nicht verallgemeinern. Offensichtlich gibt es, wie sich in der Vorstudie schon andeutete, keinen einfachen, für alle Datensätze verallgemeinerbaren (linearen) Zusammenhang zwischen den Veränderungen der ersten vier Momente und den vier in 5.1.2 definierten Stationaritätsmaßen.

5.1.4 Empirische Signifikanzgrenzen und Teststärke

Um mit den Stationaritätsmaßen gewonnene Ergebnisse mit Signifikanzaussagen bewerten zu können, wurden mittels Monte-Carlo-Methoden empirische Verteilungen der Maße berechnet, aus denen fensterlängenabhängige Signifikanzgrenzen abgeleitet wurden. Die Berechnungen wurden anhand verschiedener Surrogatdaten durchgeführt (Tabelle 5.3): unkorrelierte, normalverteilte Daten (SD I), Permutationen der gesamten Abflussdatenreihe (SD II) und mit dem IAAFT-Algorithmus hergestellte Surrogatdaten (SD III), bei denen sowohl die Verteilung der Abflussdaten als auch deren lineare Korrelationen erhalten wurden (Schreiber und Schmitz 2000; Venema et al. 2006; Venema et al. 2006). Datenadaptive Surrogatdaten II und III wurden für zwei ausgewählte Abflusszeitreihen erstellt: Burghausen/Salzach (177 Jahre) und Siegsdorf/Weiße Traun (74 Jahre). Beide stammen aus dem Teileinzugsgebiet D13, Burghausen ist der längste Datensatz und Siegsdorf weist für die letzten 20 Jahre eine deutliche Instationarität auf, die sich auch bei datenadaptiv ermittelnden Grenzen als signifikant erweisen sollte.

Mit den Surrogatdaten I wurden je 100000 Stichprobenvergleiche mit einer Variation des Stichprobenumfangs zwischen 10 und 32000 durchgeführt. An den einzelnen Datenreihen der Surrogatdaten II und III wurden die für die Messdaten durchgeführten Analysen in gleicher Form durchgeführt (vgl. 5.2.3). Hier stellte sich die Rechenzeit als begrenzender Faktor heraus (vergleiche Tabelle 5.3). Es wurde daher ein Konvergenzkriterium für das 95%-Intervall der gesuchten Verteilung festgelegt: der Unterschied zwischen den berechneten Signifikanzgrenzen musste bei Hinzunahme einer weiteren MC-Simulation kleiner 5% sein.

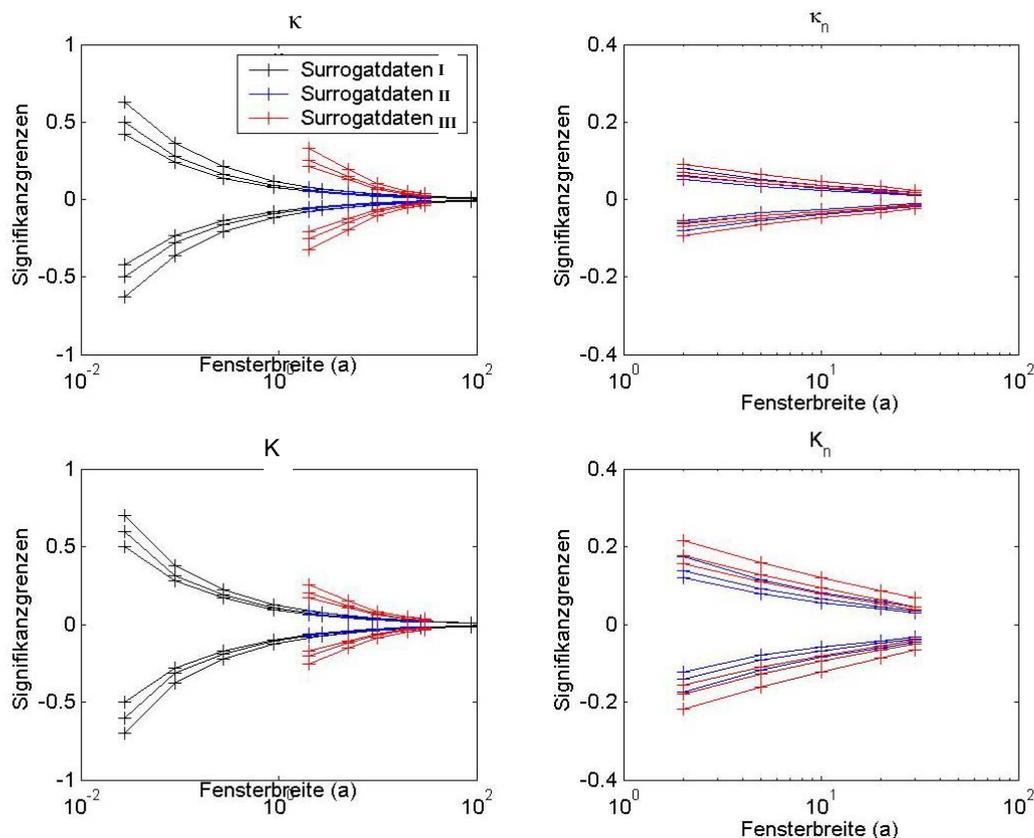


Abbildung 5.4 Vergleich von auf verschiedene Weise gewonnene Signifikanzgrenzen (90%, 95%, 99%): Surrogatdaten I für normalverteilte Daten, SD II für Permutationen des Datensatzes Siegsdorf, SD III für korrelationserhaltende Permutationen der gleichen Daten.

Tabelle 5.3 Überblick über Surrogatdaten I, II und III, mit deren Hilfe Signifikanzgrenzen für die Stationaritätsmaße ermittelt wurden (n_{MC} : Anzahl der MC-Analysen, m : Anzahl der Zeitfenster, abhängig von der Zeitskala). Der untere Teil der Tabelle enthält die Anzahl der MC-Analysen für die beiden untersuchten Abflussdatensätze.

	Surrogatdaten I	Surrogatdaten II	Surrogatdaten III
Herstellung	normalverteilte Zufallszahlen	Permutation der kompletten Messreihe	Permutation nach IAAFT-Algorithmus
Länge	$10 \leq n \leq 32000$	$n = n_{\text{Messdaten}}$ (untersucht in Zeitfenstern von 2, 5, 10, 20 und 30a)	
Verteilung	$N(0,1)$	Die Verteilung der Gesamtreihe entspricht der Verteilung der Messdaten	
Korrelationen	Unkorreliert		lineare Korrelationsstruktur wie Messdaten
Berechnete Maße	κ, K	κ, K, κ_n, K_n	Spaltenmittelwerte κ, K, κ_n, K_n Spaltenmittelwerte
Ausgewertete Vergleiche	$n_{MC} = 100000$	$n_{MC} * (m^2 - m) / 2$	$n_{MC} * m$
Siegsdorf/ Weiße Traun	n_{MC}	200	180
	Konvergenz bei n_{MC}	50	100
	Zeit / MC-Permutation	≈ 6 min	≈ 9 min
Burghausen/ Salzach	n_{MC}	25	25
	Konvergenz bei n_{MC}	25	>25
	Zeit / MC-Permutation	≈ 49 min	≈ 55 min

Beim Vergleich der mit den Surrogatdaten I, II und III ermittelten Signifikanzgrenzen fällt die unterschiedliche Ausgangsverteilung der Surrogatdaten I und II kaum ins Gewicht (Abbildung 5.4). Die Nachahmung der Korrelationsstruktur (SD III) führt dagegen zu deutlich weiteren Signifikanzgrenzen – dies gilt für beide Datensätze und auf allen Zeitskalen. Auf längeren Zeitskalen sind die Auswirkungen der Korrelationen auf die Signifikanzgrenzen weniger gravierend. Die Signifikanzgrenzen von κ liegen niedriger als die von K , das im gleichen Wertebereich liegende κ ist vergleichsweise sensitiver. Für kleine Fensterlängen (berechnet für SD I) sind nur die Werte für κ verlässlich, da sich für K bei $n \leq 100$ keine gleichmäßigen und dichten Verteilungen ergaben. Bei normierten Datenfenstern wirken sich die Korrelationen weniger stark auf die Signifikanzgrenzen aus. Der IAAFT-Algorithmus erhält nur lineare Korrelationen und sollte sich theoretisch nur auf die ersten beiden Momente der Verteilung auswirken.

Anhand der berechneten Signifikanzgrenzen wurden die Ergebnisse für den Datensatz Siegsdorf bewertet (Abbildung 5.5, Zeitskala 20a). Während auf kurzen Zeitskalen die Berücksichtigung der (linearen) Korrelationsstruktur der Daten (SD II) dazu führt, dass nur wenige signifikante Werte übrig bleiben, ist der Datensatz Siegsdorf auf mittleren und längeren Zeitskalen klar instationär ($\alpha=0,01$). Die mit Hilfe der Surrogatdaten I und II erstellten Signifikanzkarten unterscheiden sich erwartungsgemäß kaum – ohne die Berücksichtigung von Korrelationen wird überdies ein weit größerer Teil der Veränderungen als signifikant eingestuft. Auch bei Einbeziehung der Korrelationsstruktur (Surrogatdaten III) sind die Veränderungen der letzten Jahrzehnte beim betrachteten Pegel als signifikant einzustufen.

Für die praktische Anwendung wäre es ein großer Vorteil, die aufwendig produzierten „datenadaptiven“ Signifikanzgrenzen pegelübergreifend einzusetzen. Ein genauer Vergleich der gewonnenen Häufigkeitsverteilungen der Stationaritätsmaße für die Pegel Burghausen und Siegsdorf ergab jedoch, dass diese weder in der genauen Form der Verteilung noch in den relevanten Perzentilen übereinstimmen. Um die fehlende Konvergenz der Signifikanzgrenzen für verschiedene Pegel stichhaltiger zu überprüfen, müsste in weiterführenden Analysen mit einer weit größeren Anzahl von MC-Permutationen und einer größeren Gruppe jeweils „gebietstypischer“ Pegel gearbeitet werden. Des Weiteren wäre eine Anpassung der Signifikanzgrenzen für multiple Paarvergleiche mithilfe der Bonferroni-Korrektur zu erwägen, die allerdings für die im Fall der Abflussreihen nicht unabhängigen m^2 Tests zu streng ist.

In der folgenden Anwendung der Maße auf die Daten des Donau-EZG (Abschnitt 5.2) wurde auf Signifikanzaussagen im oben beschriebenen Sinne ganz verzichtet. Für Einzelpegel wird angenommen, dass bei aus demselben dynamischen Prozess der Abflussgenerierung stammenden Zeitfenstern („Stichproben“) auch kleinere Verteilungsunterschiede als Ausdruck zeitlicher Änderungen des Prozesses relevant sind. Weiterhin kann bei der Analyse räumlich benachbarter Pegel noch eine andere Perspektive auf das Problem der Signifikanz eingenommen werden, indem pegelübergreifend synchrone Veränderungen als bedeutender gewertet werden als Phänomene, die nur einzelne Messstationen betreffen.

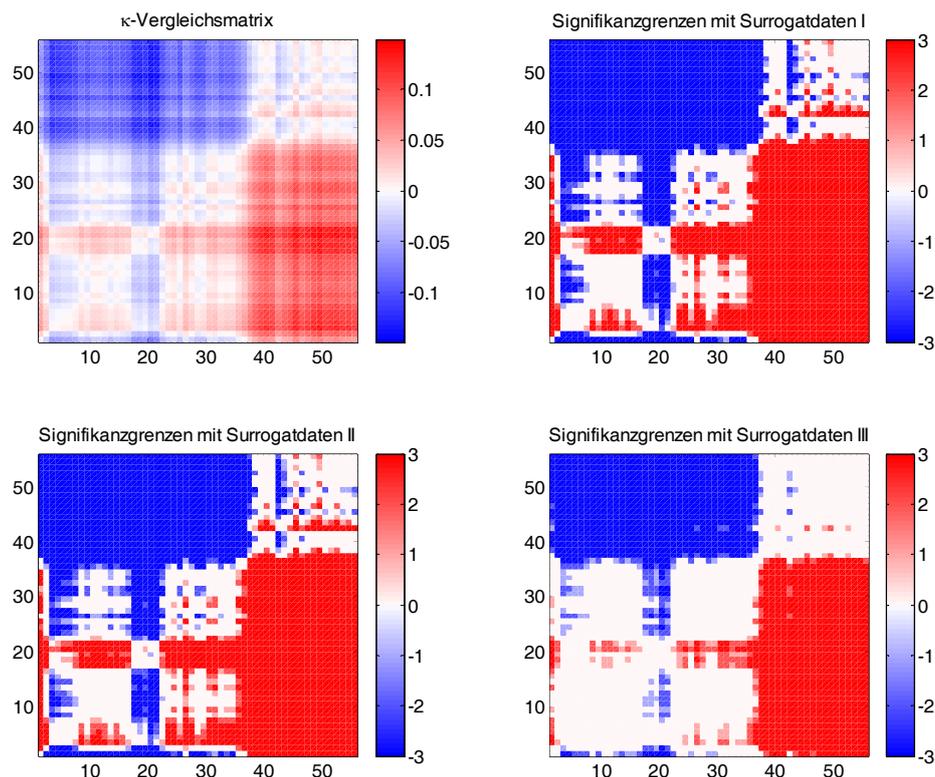


Abbildung 5.5 Bewertung der Signifikanz der κ -Werte aus dem Verteilungsvergleich in 20a-Fenstern für Siegsdorf/Weiße Traun mit verschiedenen Signifikanzgrenzen. Die Farbskalen kodieren das Signifikanzniveau α (3: $\alpha=0,01$, 2: $\alpha=0,05$, 1: $\alpha=0,1$).

Mithilfe der Signifikanzgrenzen für unkorrelierte Daten (SD I) wurde die Teststärke der Stationaritätsmaße anhand vorgegebener Abweichungen zwischen zwei Verteilungen untersucht. Als Grundgesamtheiten dienten die Normalverteilung mit Variation von Mittelwert und Standardabweichung sowie die Weibullverteilung, bei der Schiefe und Wölbung variiert wurden (vgl. Tabelle 7.5 im Anhang). Im Gegensatz zu K erweist sich κ als nicht sensitiv auf reine Varianzschwankungen. Ändert sich ausschließlich der Mittelwert, reagiert κ geringfügig sensitiver als K . Für Abweichungen allein in den höheren Momenten ist K deutlich sensitiver als κ . Damit ist K zu Recht die Testgröße des „Omnibustests“ nach Kolmogorow-Smirnow (2.3.4), die sensitiv auf Änderungen sowohl in Mittelwert als auch in Varianz und höheren Momenten reagiert. κ dagegen ist durch die Mittelung der Differenzen zweier kumulativer Verteilungsfunktionen blind für Änderungen, die allein die Varianz betreffen – zumindest im Spezialfall der Normalverteilung, die keine höheren Momente besitzt. In geophysikalischen Messreihen dürfte die alleinige Änderung einzelner Momente selten vorkommen. Demnach ist κ ein Maß, das sensibel vor allem Mittelwertsverschiebungen erfasst, mit dem klaren Vorteil einer gleichmäßigen und dichten Verteilung. An vielen der in 5.2 analysierten Abflüsse zeigte sich überdies, dass der zeitliche Verlauf von $\bar{\kappa}$ gleichmäßiger ist als ein anhand derselben Fenster berechneter Mittelwerttrend.

5.2 Stationarität der Abflüsse im Donaueinzugsgebiet

5.2.1 Exemplarische Anwendung parametrischer Methoden

Die zeitlokale Anpassung von Verteilungen an Messdaten wurde am Beispiel zweier Verteilungsfamilien in Zeitfenstern von 30 Jahren untersucht. Eingesetzt wurden Verallgemeinerte Extremwertverteilungen (GEV) sowie Lognormal-Verteilungen (logN), als Gütekriterium diente die mittlere quadratische Abweichung D (Methoden siehe 2.3.3). Zunächst wurden Fits an die 97 kompletten Datenreihen durchgeführt: für 62 Pegel erwies sich die GEV-Verteilung als besser geeignet ($D_{\text{GEV}} < D_{\text{logN}}$), in 24 der Fälle die logN-Verteilung ($D_{\text{logN}} < D_{\text{GEV}}$), bei den restlichen 11 Pegeln war keine der beiden Verteilungen eindeutig überlegen. Die Güte der Fits korrelierte weder mit Einzugsgebietsgröße noch mit Pegelhöhe. Zum Teil waren räumliche Zusammenhänge erkennbar, z. B. schneidet die logN-Verteilung bei Pegeln an Iller und Lech systematisch besser ab.

Zeitlokale Anpassungen wurden an den räumlich benachbarten Pegeln Achleiten/Donau und Kalteneck/Ilz vorgenommen, die berechneten Verteilungsparameter sind nicht stationär. Bei den GEV-Anpassungen stieß der Optimierungs-Algorithmus in vielen Fenstern an seine Grenzen. Das wichtigste Ergebnis betrifft die Güte der Fits (Abbildung 5.6): so ist bei Achleiten die logN-Verteilung wie auch für den Gesamtdatensatz in fast allen Fenstern die bessere Alternative. Der beste Verteilungstyp wechselt jedoch beim Pegel Kalteneck – zwar ist die GEV in den meisten Zeitfenstern angemessener, im mittleren Bereich jedoch der logN-Verteilung unterlegen. Damit liefern die zeitlokalen Verteilungsanpassungen interessante Informationen, jedoch gibt es für die beiden Beispiele keinen in *allen* Zeitfenstern optimalen Verteilungstyp. Die Voraussetzung einer übergreifend geeigneten Verteilungsfamilie ist damit weder für das Ensemble von Abflussdatensätzen, noch innerhalb einzelner Zeitreihen gegeben. (vgl. 6.2).

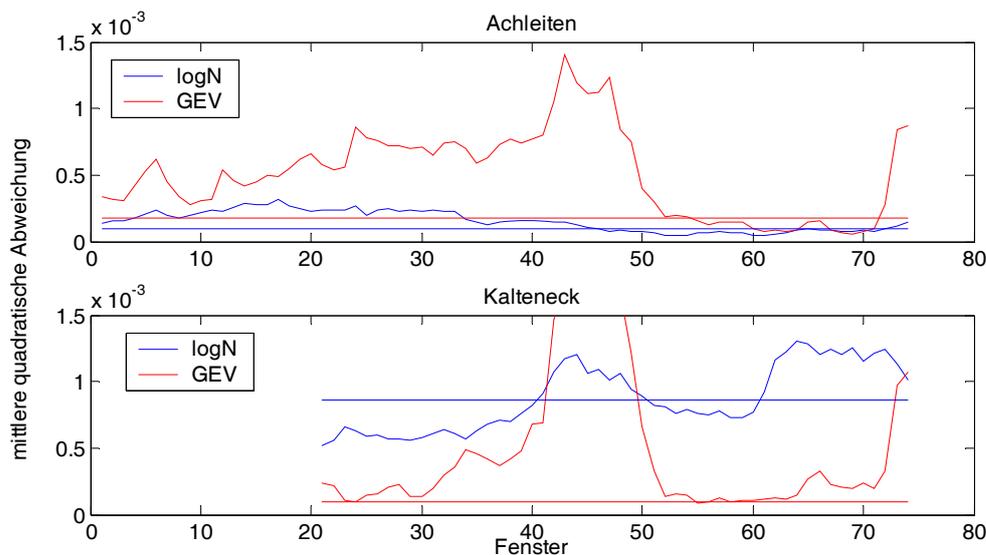


Abbildung 5.6 Vergleich der Güte der sequentiellen Anpassung von zwei Verteilungen (logN, GEV) für die Pegel Achleiten und Kalteneck bei einer Fensterlänge von 30 Jahren. Als Gütemaß diente die mittlere quadratische Abweichung. Die Parallelen zur x-Achse bezeichnen die Anpassungsqualität beim Gesamtdatensatz.

5.2.2 Entwicklung der Perzentile und Momente

Für alle 97 Pegel wurde die Entwicklung der bei Jain und Lall (2001) analysierten Perzentile (x_{10} , x_{33} , x_{67} und x_{90}) sowie des Interdezilabstands $D_{10,90}$ und der Breite des mittleren Drittels der Verteilung $D_{33,67}$ auf verschiedenen Zeitskalen untersucht (2.1). Auf Zeitskalen von 2 und 5 Jahren zeigt die Entwicklung aller vier Perzentile eine synchrone Periodizität, was für eine periodische Verschiebung der kompletten Verteilungen spricht (siehe 5.2.3). Auf der Skala von Jahrzehnten zeigt ein Großteil der Pegel ausgehend von einem „Tiefpunkt“ Mitte der 40er Jahre einen relativ kontinuierlichen Anstieg, der im Mittel alle untersuchten Perzentile betrifft, am deutlichsten jedoch bei den kleinen Abflusswerten ausgeprägt ist (Abbildung 5.7). Damit ist das Niveau des Niedrigwassers signifikant gestiegen, andererseits gibt es bei dieser Analyse kein Anzeichen für deutlich häufigere oder höhere Hochwasser.

Bei den beiden Pegeln mit den kleinsten absoluten Abflussmengen (Oberstdorf/Stillach und Mettendorf/Schwarzach mit $x_{10} < 0,5 \text{ m}^3/\text{s}$) steigen die unteren Perzentile so schnell und stark an, dass Änderungen der Abflussmessmethode als Ursache in Betracht gezogen wurden, die jedoch nicht dokumentiert und allein anhand der Messdaten schwer nachzuweisen sind.

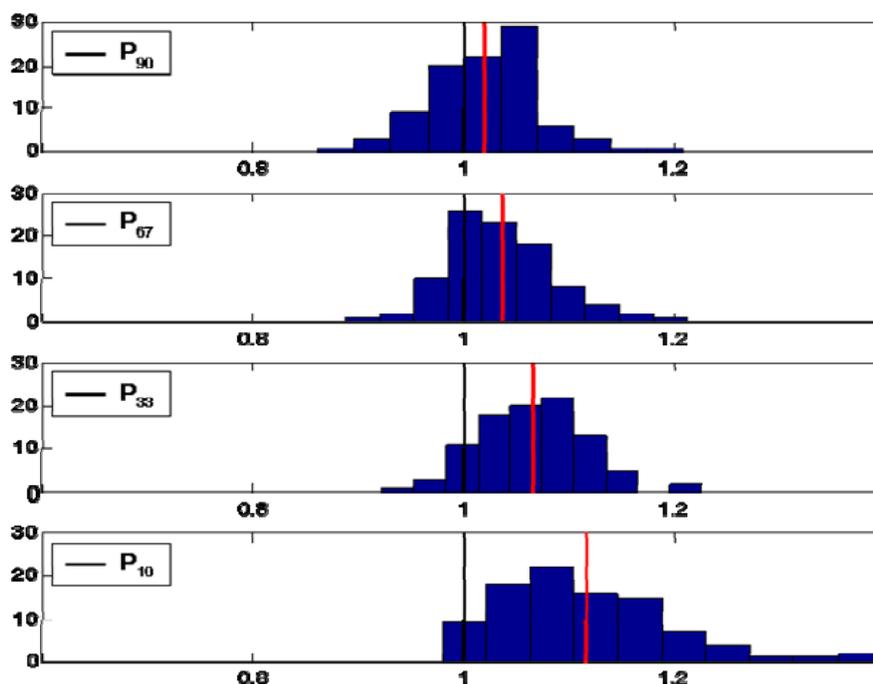


Abbildung 5.7 Vergleich der Perzentile in den letzten 30 Jahren von 97 Datensätzen aus dem Donaueinzugsgebiet in Relation zum Durchschnittswert. Die rote Linie zeigt den Mittelwert. bei Werten >1 sind die aktuellen Perzentile überdurchschnittlich hoch. Der Anstieg betrifft im Mittel alle untersuchten Perzentile, ist jedoch umso deutlicher, je kleiner das Perzentil ist.

Die Entwicklung der beiden Breitemaße zeigt keinen langfristigen, pegelübergreifenden Trend. Verschmälerungen und Verbreiterungen der Werteverteilungen treten etwa gleich häufig auf. Auf kurzen Zeitskalen findet sich die synchrone Schwankung der Perzentile auch in den abgeleiteten Breitemaßen wieder: die Verteilungen verbreitern und verschmälern sich periodisch.

Die beiden Breitemaße $D_{10,90}$ und $D_{33,67}$ wurden für sämtliche Pegel und alle Zeitfenster korreliert. Erwartungsgemäß ergeben sich hohe lineare Korrelationen über den gesamten Wertebereich der Abflüsse (alle $r^2 > 0,98$), die sich durch lineare bzw. nur leicht gekrümmte exponentielle Fits beschreiben lassen. Als alternative Darstellung wurden die Wertebereiche der Breitemaße durch Normierung mit dem jeweiligen Mittelwert angeglichen (Abbildung 5.8). Nun lassen sich anhand der Trajektorien von Einzelpegeln langfristige Veränderungen aufdecken – auf dem Hintergrund des „Breitekorrelogramms“ aller untersuchten Pegel.

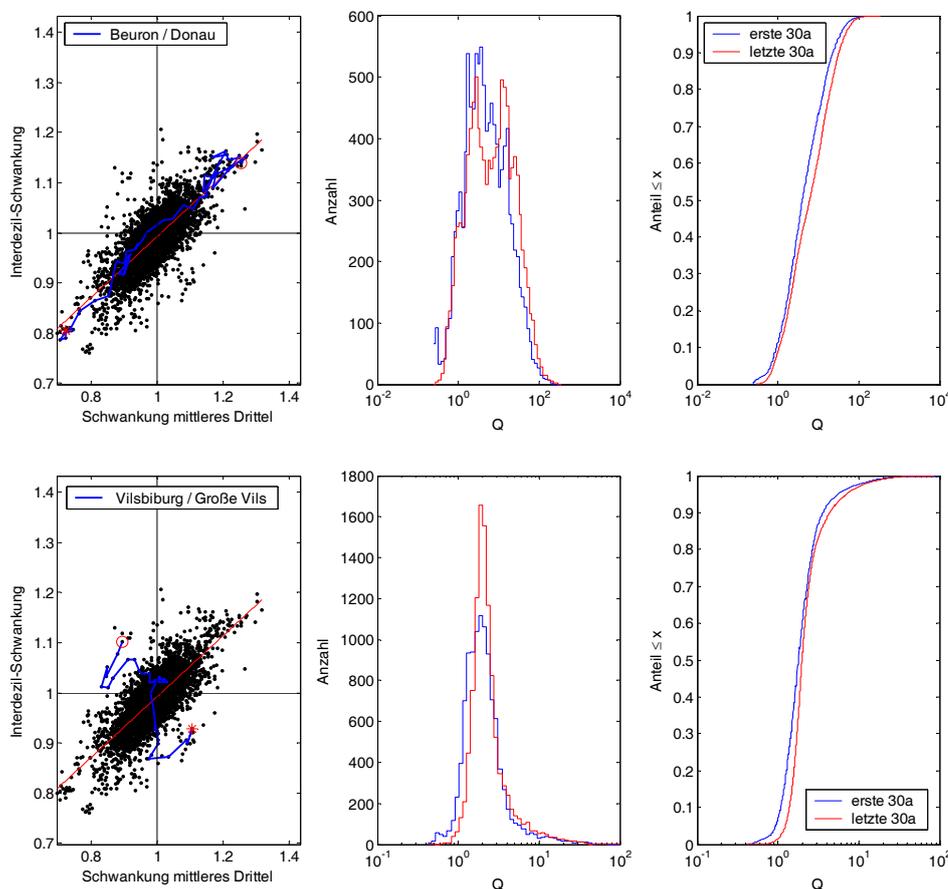


Abbildung 5.8 Trajektorien stark instationärer Pegel im Breitekorrelogramm: Beuron an der Donau mit Verbreiterung der kompletten Verteilung, die zudem zweigipflig wird (obere Reihe) sowie Vilsbiburg an der großen Vils mit Verschmälerung des mittleren Drittels und Zunahme des Interdezilabstands (unten). In der Achsendarstellung des Breitekorrelogramms entsprechen Minimum und Maximum gleich starken Veränderungen.

Trajektorien parallel zur Fitlinie zeigen eine gleichmäßige Verbreiterung bzw. Verschmälerung der Verteilung an (Beispiel Beuron, Abbildung 5.8 oben). Bei Beuron an der Donau liegt die Verbreiterung des Intervalls der mittleren Daten vor allem daran, dass die Verteilung eine zweigipflige Form angenommen hat, wie die Histogramme der ersten und letzten 30 Jahren der Abflussreihe zeigen. Trajektorien senkrecht zum Fit weisen auf eine Veränderung der Verteilungsform hin (Beispiel Vilsbiburg, Abbildung 5.8 unten). Am Pegel Vilsbiburg haben mittlere Wasserstände im Vergleich zu früher zu-, Niedrigwasser-Bedingungen hingegen abgenommen, was zu einer Verschmälerung des mittleren Drittels der Verteilung führt. Gleichzeitig stieg der Interdezilabstand durch eine Zunahme extremer Hochwasserwerte an. Erkennbar sind außerdem bei beiden Pegeln Schwierigkeiten bei der Ermittlung niedriger Werte zu Beginn der Aufzeichnungen. Eine Klassifikation der Pegel anhand des Trajektorienverlaufs wurde versucht (siehe Tabelle 7.6 im Anhang).

Als Standardverteilungsmaße wurden die ersten vier Momente untersucht (2.1), dazu wurden in den Zeitfenstern die Anomalien vom Wert der kompletten Abflussreihe berechnet. Die Mittelwerte der Gesamtreihen decken ein Spektrum von 1,6 m³/s (Unterschmeien/Schmeie) bis 1428 m³/s (Achleiten/Donau) ab und sind eng mit der Einzugsgebietsgröße korreliert (Rodriguez-Iturbe und Rinaldo 1997), für die vorliegenden Daten vgl. Endres (2005). Auf kurzen Zeitskalen (2 und 5 Jahre) zeigt sich die bereits für die Perzentile beobachtete pegelübergreifende quasizyklische Schwankung (5.2.3). Die stärksten relativen Abweichungen zeigen Mettendorf/Schwarzach, Beuron/Donau und Grafenmühle/Vils. Auf langen Skalen (20 bzw. 30 Jahre) folgt einem Minimum für alle Pegel um 1940-50 ein mehr oder weniger starker Anstieg der mittleren Werte, analog zu dem für die Perzentile beobachteten Verhalten. Der Mittelwert der aktuellsten 30 Jahre ist nur für 16 Pegel niedriger als im Gesamtzeitraum, am deutlichsten bei Wernleiten/Rote Traun, Bad Aibling/Glonn und Haging/Antiesen (Abbildung 5.9).

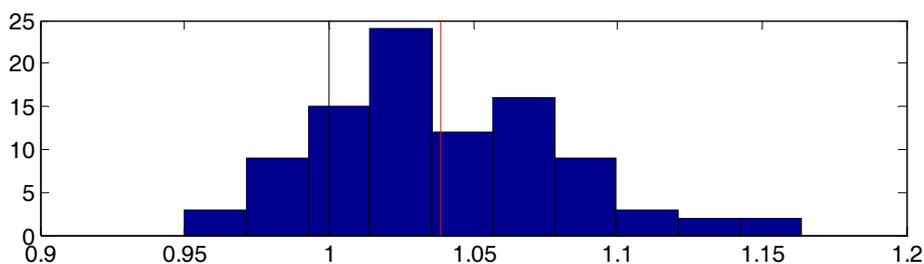


Abbildung 5.9 Entwicklung der Mittelwerte in den aktuellsten drei Jahrzehnten aller Pegelmessreihen im Verhältnis zum Mittelwert des jeweiligen Gesamtdatensatzes. Durch die unterschiedlichen Messzeiträume werden hier nicht exakt gleiche Zeiträume verglichen (vgl. Tabelle 7.2 im Anhang). Rot markiert ist die mittlere Entwicklung im Ensemble der 97 Pegel.

Die zeitliche Entwicklung der Varianz zeigt eine zu den Mittelwerten synchrone periodische Schwankung auf kurzen Zeitskalen. Das Ausmaß der Schwankungen ist hier ausgeprägter als beim Mittelwert, die Unterschiede zwischen den Pegeln sind größer. Es gibt keinen pegelübergreifenden langfristigen Trend in der Entwicklung der Varianz, was sich mit den für die Breitemaße gemachten Beobachtungen deckt. Analog des dort verfolgten Ansatzes wurden auch die relativen Abweichungen von Mittelwert und

Varianz als „Phasenraum“ dargestellt, in dem sich die langfristige Entwicklung einzelner Pegel nachvollziehen lässt. Bei den höheren Momenten wurden zunächst die kompletten Zeitreihen untersucht (Tabelle 7.7.): alle Abflussverteilungen sind mehr oder minder rechtsschief ($\gamma > 0$, siehe 2.1) und spitzgipfliger als die Normalverteilung mit einer entsprechend größeren Neigung zu Extremwerten. Die kleinsten Wölbungswerte ($\lambda < 7$) werden von den sechs Innpegeln sowie Vent/Venter Ache und Leutstetten/Würm erzielt. In der zeitlokalen Berechnung von Schiefe und Wölbung führen einzelne Hochwasserereignisse zu einem stufigen Verlauf. Ein periodisches Signal wie bei den ersten beiden Momenten ist nur noch für wenige Pegel zu entdecken, langfristige pegelübergreifende Trends fehlen. Wölbung und Schiefe liefern im Wesentlichen redundante Informationen.

5.2.3 Beurteilung mit Stationaritätsmaßen

Die in 5.1 entwickelten Stationaritätsmaße K und κ sowie die auf z-normierte Zeitfenster angewandten Varianten K_n und κ_n wurden auf fünf Zeitskalen für sämtliche Abflussdaten berechnet. Vorgestellt werden hier die Ergebnisse der integrierenden Maße κ und κ_n . Das Verhalten von K und K_n ist qualitativ ähnlich.

Anhand der Spanne der in den Vergleichsmatrizen dargestellten Werte für κ/κ_n wurde das Instationaritätsniveau I der einzelnen Pegel in Abhängigkeit von der Zeitskala t bestimmt (5.1.2). Im Mittel bestätigt sich für das Pegelkollektiv die gängige Annahme der „Stationarität auf langen Zeitskalen“ (Abbildung 5.10): der Verlauf der Kurven für $I(t)$ strebt für Zeitskalen > 30 Jahre einem niedrigen, gleich bleibenden Niveau zu. Allerdings ist der Streubereich recht groß, so dass eine Betrachtung einzelner Pegel sinnvoller erscheint. Der weniger glatte Verlauf der Beziehung $I(t)$ macht hier jedoch eine Abschätzung des langfristigen (> 30 Jahre) Stationaritätsniveaus durch Fits unmöglich. Veränderungen in den höheren Momenten fallen weit weniger ins Gewicht als Schwankungen von Mittelwert und Varianz (Abbildung 5.10).

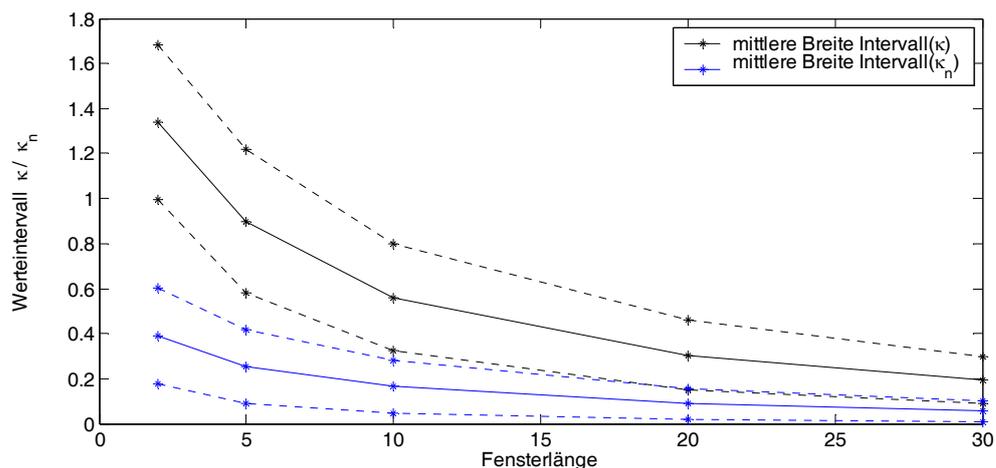


Abbildung 5.10 Mittlere Breite (\pm eine Standardabweichung, gestrichelte Linien) der durch κ bzw. κ_n abgedeckten Wertebereiche der 97 Pegel in Abhängigkeit von der untersuchten Zeitskala Die Schwankungen von Mittelwert und Varianz sind weit ausgeprägter als die der höheren Momente.

Eine Zusammenstellung der Instationaritätsniveaus aller Pegel auf allen Zeitskalen findet sich im Anhang (Tabelle 7.8). Die Abflussschwankungen sind sehr unterschiedlich ausgeprägt – auf kleinen Zeitskalen erreichen einige Pegel sogar die maximalen Intervallgrößen, die Verteilungen weichen im betrachteten Messzeitraum in Zeitfenstern von zwei Jahren zeitweise komplett voneinander ab. Eine raumbezogene Analyse und Interpretation der Ergebnisse folgt in Abschnitt 5.2.4.

Ein bemerkenswertes Ergebnis aus Abschnitt 5.2.2 sind die alle Pegel betreffenden synchronen Schwankungen des mittleren Abflusses, der Varianz und der untersuchten Perzentile auf kürzeren Zeitskalen. Diese Instationarität findet sich in den Zeitreihen der κ -Spaltenmittel in großer Klarheit wieder (Abbildung 5.11).

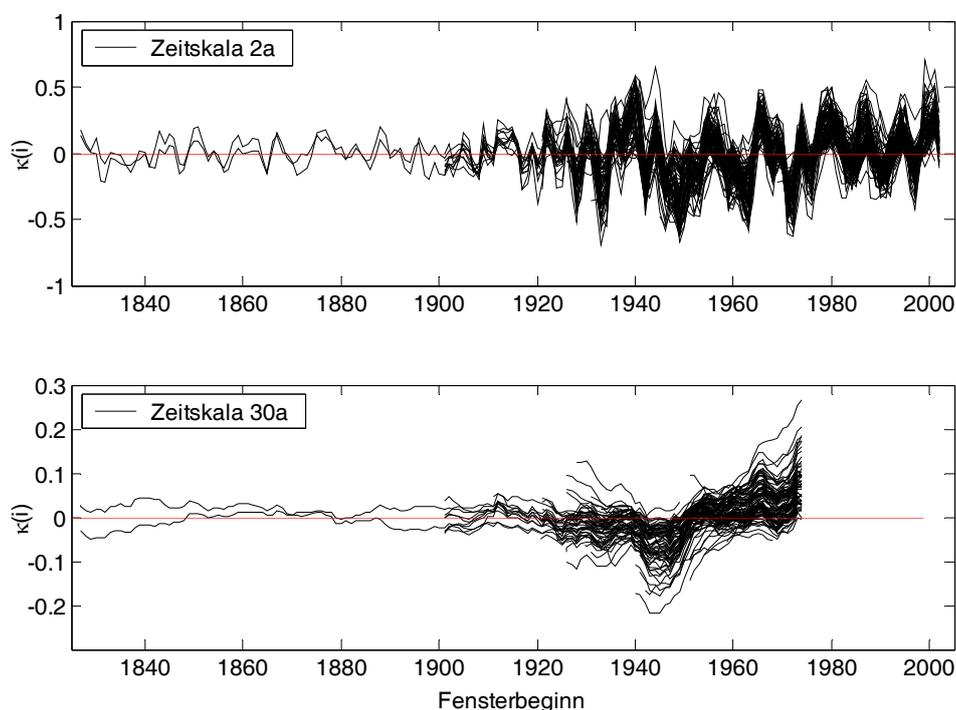


Abbildung 5.11 Spaltenmittel der κ -Vergleichsmatrizen von 97 Pegeln auf der kleinsten und größten untersuchten Zeitskala (2 und 30 Jahre).

Die Periodizität ist hier sehr deutlich zu erkennen, als „Oberschwingung“ zeigt sie sich weniger deutlich auch auf längeren Zeitskalen. Für weitere Analysen des Phänomens wurden die κ -Spaltenmittelwerte herangezogen, da sie pegelübergreifend im gleichen Intervall liegen und im Gegensatz zu den relativen Abweichungen der Momente symmetrisch um Null verlaufen. Zunächst wurde mit Hilfe der Sherman-Statistik (2.3.5) beurteilt, ob die Schwankungen signifikant regelmäßiger als zufällig auftreten. Als Eingangsvektor wurden die Zeitpunkte der lokalen Maxima bzw. Minima definiert. Eine Definition relevanter Ereignisse anhand von Schwellenwerten erwies sich als nicht praktikabel. Die Ergebniszeitreihen mit Zeitauflösung von einem Jahr wurden einer

kubischen Spline-Interpolation mit monatlicher Auflösung unterzogen, um die Lage der Extrema und die auftretenden Periodenlängen exakter bestimmen zu können.

Die Maxima und Minima der κ -Zeitreihen sind für alle betrachteten Zeitskalen regelmäßiger verteilt, als bei einem Zufallsprozess zu erwarten. Für die überwiegende Anzahl der untersuchten Pegel ist diese Aussage insbesondere auf kleinen Zeitskalen statistisch signifikant (Tabelle 5.4). Die Interpolation der Zeitreihen mit monatlichen Werten führte zu durchweg höheren Signifikanzwerten. Die Periodenlängen wurden daher anhand der interpolierten Zeitreihen mit monatlicher Auflösung berechnet, Zeitreihen mit weniger als vier Ereignissen wurden nicht berücksichtigt.

Tabelle 5.4 Zusammengefasste Ergebnisse der Sherman-Statistik: Anteil der Zeitreihen, die auf der jeweiligen Zeitskala und dem jeweiligen Signifikanzniveau eine signifikante periodische Struktur enthalten. Die aus interpolierten Zeitreihen gewonnenen Ergebnisse sind grau schattiert.

		Zeitskala [a]									
		2		5		10		20		30	
Signifikanzniveau	$\alpha = 0,01$	95,8	100	47,9	78,1	52,1	78,1	44,7	70,5	36,8	55,8
	$\alpha = 0,05$	99,0	100	80,2	91,7	77,1	92,7	70,2	87,4	75	79,1
	$\alpha = 0,1$	100	100	84,4	93,8	90,6	97,9	81,9	93,7	80,3	88,3

Die mittleren Abstände zwischen den Extrema liegen überwiegend im Bereich von 3–6 Jahren (Abbildung 5.12). Das die Ergebnisse aller Zeitskalen unabhängig von ihrer Signifikanz zusammenfassende Histogramm ist relativ breit. Ein Grund dafür könnte in einer zeitlich variablen Periodenlänge der „taktgebenden“ Ursache liegen – für die nicht alle den gleichen Zeitraum abdeckenden Abflussreihen würden in diesem Fall unterschiedliche mittlere Abstände berechnet. Möglicherweise ist auch die monatliche Auflösung für eine exakte zeitliche Einordnung der Peaks noch nicht ausreichend (vergleiche Diskussion der Ursachen in 6.2.4).

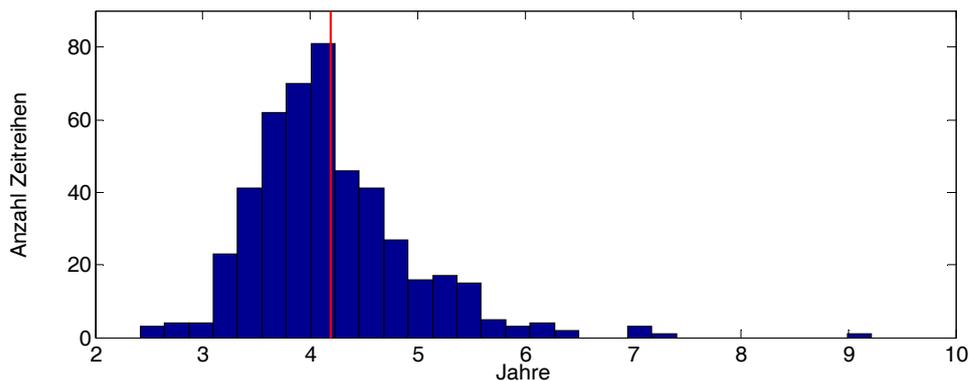


Abbildung 5.12 Mittlerer Abstand zwischen zwei Maxima in den interpolierten κ -Zeitreihen. Für die Abbildung wurden alle Zeitskalen zusammengefasst. Der Mittelwert liegt bei 4,2.

Die langfristige Tendenz der Abflussverteilungen über den gesamten Messzeitraum lässt sich bei den Stationaritätsmaßen anhand der Matrixmittelwerte $\bar{\kappa}$ der κ -Vergleichsmatrizen betrachten (Gleichung 5.6, 5.1.2). Selbst wenn man auf diese Weise den Schwerpunkt nicht auf die Entwicklung der letzten 30 Jahre legt (vgl. Abbildung 5.9),

dominieren auf allen Zeitskalen Verschiebungen des Wertebereichs hin zu höheren Abflüssen (Tabelle 5.5). Eine deutliche Verschiebung zu niedrigeren Abflüssen zeigen nur wenige Pegel (namentlich Haging/Antiesen, Bad Aibling/Glonn, Weilheim/Ammer, Wernleiten/Rote Traun). Die höheren Momente der Abflusswerteverteilungen erweisen sich als deutlich stationärer, die Matrixmittelwerte $\bar{\kappa}_n$ liegen im Mittel knapp unter Null, signifikante Veränderungen finden sich im negativen Bereich (Rottersdorf/Vils, Grafenmühle/Vils, Thann/Altmühl, Birnbach/Rott, Beuron/Donau). Beim Verhältnis zwischen Instationaritätsniveau I und Stärke der langfristigen Tendenz $\bar{\kappa}$ gehen hohe $\bar{\kappa}$ -Werte mit einem großen Werteintervall $I(\kappa)$ einher. Umgekehrt gibt es langfristig stationäre Pegel, die auf kürzeren Zeitskalen große Schwankungen in der Werteverteilung aufweisen.

Tabelle 5.5 Die Tabelle fasst die bei den 97 Pegeln auftretenden Gesamttendenzen zusammen. Es sind jeweils Mittelwert und Standardabweichung sowie Minimum und Maximum der auftretenden Matrixmittelwerte aufgeführt.

		Zeitskala [a]				
		2	5	10	20	30
Matrix- mittel- wert	$\bar{\kappa}$	0,049±0,057	0,046±0,058	0,042±0,058	0,043±0,052	0,032±0,039
		[-0,126; 0,263]	[-0,135; 0,286]	[-0,107; 0,292]	[-0,072; 0,248]	[-0,058; 0,188]
	$\bar{\kappa}_n$	-0,006±0,015	-0,003±0,016	-0,002±0,017	-0,003±0,016	-0,004±0,014
		[-0,077; 0,022]	[-0,082; 0,036]	[-0,094; 0,038]	[-0,103; 0,031]	[-0,084; 0,028]

Die zeitlokale Darstellung der Verteilungsvergleiche in Matrixform erlaubt es, die Entwicklung einzelner Pegel im Detail nachzuverfolgen – insbesondere wenn dort signifikante Veränderungen auftreten. Es würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen, die interessanten Phänomene erschöpfend zu schildern, stattdessen wird im Folgenden das Beispiel Achleiten an der Donau herausgegriffen. Bei diesem Pegel am Ausgang des oberen Donaueinzugsgebiets findet sich ein „Regimewechsel“ nicht wie bei vielen anderen Pegeln in den Rohdaten selbst, sondern in den mittels κ_n analysierten höheren Momenten (Abbildung 5.13).

In der κ_n -Vergleichsmatrix schlägt sich zum einen das „Katastrophenhochwasser“ vom Juli 1954 wieder, das die Verteilungsvergleiche aufgrund der Fensterlänge von 20 Jahren genau zwei Jahrzehnte beeinflusst (mittlerer „Streifen“). Darüber hinaus hat jedoch im gleichen Zeitraum ein langfristiger Wechsel stattgefunden – die heutigen Abflusswerte unterscheiden sich qualitativ von denen zu Beginn des 20. Jahrhunderts. Eine Erklärung findet sich in der Pegelchronik des Pegels Achleiten (LfW 1999): die vorhandene kontinuierliche Datenreihe beruht auf Messwerten aus mehreren verschiedenen Pegeln. Der erste Pegel Oberzell/Donau wurde ab 1826 beobachtet, Ende 1955 aufgrund der Errichtung des Kraftwerks Jochenstein (Stauraumlänge 27 km) eingestaut und im Oktober 1956 eingestellt. Als Ersatz wurde 1955 der Pegel Dandlbachmündung/Donau 1,5 km unterhalb der Staustufe Jochenstein errichtet und ab November als Schreibpegel betrieben. Durch den Bau der Staustufe Aschach (Stauraumlänge 41 km) wurde der Pegel Ende 1963 eingestaut und war damit nur noch zur Beobachtung von Hochwasserständen geeignet. Als Ersatzpegel wählte man den österreichischen Pegel Achleiten, ursprünglich

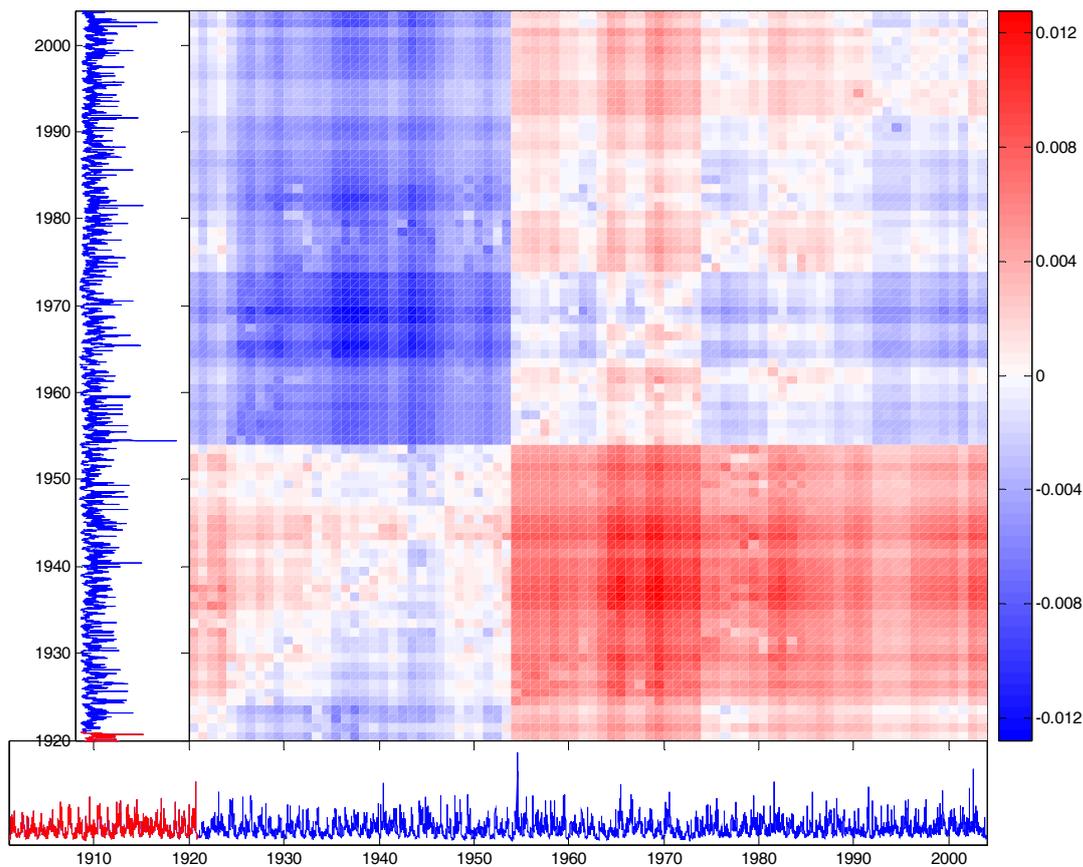


Abbildung 5.13 κ_n -Vergleichsmatrix für Achleiten an der Donau, analysiert auf einer Zeitskala von 20 Jahren. Die Jahreszahlen bezeichnen jeweils das Ende eines Zeitfensters. Mitte der 50er Jahre des letzten Jahrhunderts zeichnet sich ein deutlicher Regimewechsel ab (siehe Text).

1951 zur Dokumentation für das Kraftwerk Jochenstein errichtet. Dieser Pegel liegt bei einer Wasserführung von etwa 2600 - 3000 m³/s im Staubereich des Kraftwerks, was das Auftreten höherer Abflusswerte verändert. Die Wechsel zwischen den drei Pegeln sind in den Daten nicht gekennzeichnet, sie dürften dem gewässerkundlichen Jahrbuch (BLfW 2001) zufolge am 1.11.1955 sowie am 1.11.1963 stattgefunden haben. Die veränderte Abflussdynamik zeigt sich in den Ergebnissen von κ_n . Der qualitative Wechsel in der Verteilung der Abflusswerte ist nicht durch einzelne Extremwerte bestimmt und zeichnet sich darüber hinaus weder in den Zeitreihen des Mittelwerts, noch in denen der Varianz oder der höheren Momente so deutlich ab.

5.2.4 Räumliche Analysen

Nachdem bisher die pegelübergreifende zeitliche Entwicklung der Abflüsse im Mittelpunkt stand, werden im Folgenden die Reichweite der synchronen Schwankungen sowie räumliche Muster in Instationaritätsniveaus und langfristigen Entwicklungen der Pegel analysiert. Die räumliche Ausdehnung der synchronen Schwankungen auf kürzeren Zeitskalen (5.2.3) wurde mit der Spatial nonparametric covariance function (Sncf, 2.3.6)

analysiert, die die Korrelationen im Pegelkollektiv als Funktion des Abstands quantifiziert. Untersucht wurden die Spaltenmittel $\bar{\kappa}$ und $\bar{\kappa}_n$, Momente und Perzentile im Zeitraum 1951-2000, in dem Daten von 80 Pegeln zur Verfügung standen. Die meisten der Pegel sind 75-175 km voneinander entfernt (Abbildung 5.14). Die Sncf-Methode wertet die Daten bis zum maximalen Abstand von 388 km aus. Dargestellt werden Korrelationen bis 250 km, die Signifikanzintervalle basieren auf je 1000 Bootstrap-Ziehungen (Abbildung 5.15, Tabelle 7.10 und Tabelle 7.11 im Anhang).

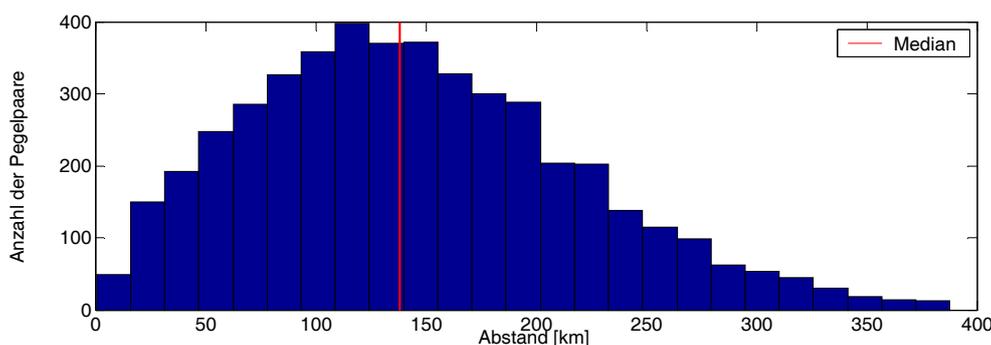


Abbildung 5.14 Histogramm der räumlichen Abstände zwischen allen 3160 Paaren aus 80 Donauegeln, die in die Sncf-Analysen einbezogen wurden. Die meisten Pegel sind 75 – 175 km voneinander entfernt, der Median liegt bei 138 km.

Die höchsten mittleren räumlichen Korrelationen findet man auf kleinen Zeitskalen bei Mittelwert und κ , ein ebenfalls relativ hohes Niveau erreichen die vier Perzentile. Bei κ_n , Schiefe und Wölbung sind die räumlichen Korrelationen generell geringer, die Varianz liegt im mittleren Bereich. Die Verteilungsänderungen gemessen mit κ , den Perzentilen (bis auf x_{10}) und den ersten beiden Momenten verlaufen langfristig weniger synchron als auf kleineren Zeitskalen (Ausnahme: 20 Jahre-Fenster bei κ). Für die normierten Daten und die höheren Momenten gilt dies nicht, das mittlere Korrelationsniveau liegt auf den drei untersuchten Zeitskalen knapp über 0,2. Eine Ausnahme bildet das 10%-Perzentil mit auf allen Zeitskalen gleich bleibend hohen mittleren regionalen Korrelationen ($\approx 0,6$), was auf den pegelübergreifenden Anstieg der Niedrigwasser zurückzuführen sein könnte (5.2.3). Die Korrelationen nehmen für fast alle Variablen bis zu einem Abstand von 180-200 km stetig mit der Entfernung ab. Der regionale Mittelwert wird überwiegend spätestens bei einem Abstand von 200 km unterschritten. Bei größeren Entfernungen und insbesondere auf längeren Zeitskalen ist der Verlauf der Korrelationen als Funktion des Abstands unterschiedlich. Am schnellsten gehen sie bei der Varianz zurück, wo sie auf langen Zeitskalen schon ab ca. 180 km nicht mehr vorhanden sind.

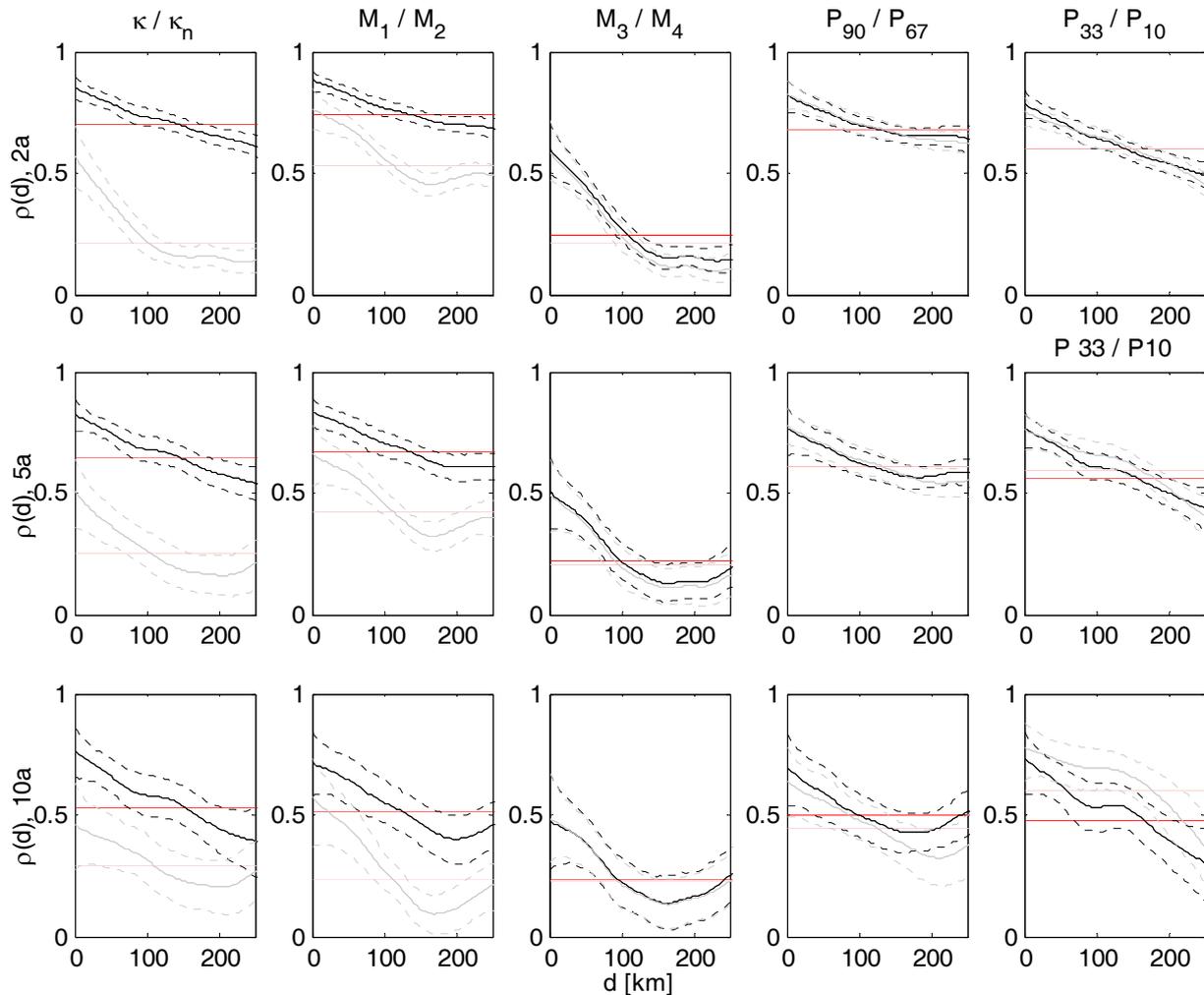


Abbildung 5.15 Mit Sncf-Analysen berechneter Korrelationsverlauf in Abhängigkeit vom räumlichen Abstand für drei Zeitskalen (Zeitskala obere Reihe 2a, Mitte 5a, unten 10a). Analysiert wurden die Zeitreihen von κ/κ_n (1. Spalte) den ersten vier Momenten (2. und 3. Spalte) und den Perzentilen x_{10} , x_{33} , x_{67} und x_{90} (4. und 5. Spalte) für 80 Pegel im Donaeinzugsgebiet im Zeitraum 1951-2000.

Die kleineren Perzentile (x_{10} und x_{33}) sind auf mittleren und langen Zeitskalen ab einem Abstand von etwa 300 km nicht mehr korreliert. Andere Variablen (κ_n , Momente, x_{67} und x_{90}) dagegen zeigen einen erneuten Anstieg der Korrelationen mit der Entfernung. Dieses Verhalten scheint von hohen Abflüssen auszugehen – betroffen sind nur die beiden oberen Perzentile, weiterhin am deutlichsten die von Extremwerten beeinflussten höheren Momente. Da die Datenbasis jedoch mit steigenden Distanzen und Zeitskalen schlechter wird, sollte dies mit Vorsicht interpretiert werden (siehe Diskussion in 6.2.5).

Anhand der von Bernhardt (2002) definierten Kohärenzmatrix wurde ein paarweiser Vergleich der $\bar{\kappa}$ -Zeitreihen vorgenommen und für jedes Pegelpaar im Überlappungszeitraum ein Kohärenzwert zwischen 1 und -1 berechnet. Im Gegensatz zur Sncf-Analyse wird der Abstand zwischen den Pegeln nicht einbezogen, in der Kohärenzmatrix sind die Pegel nach Teileinzugsgebieten geordnet aufgetragen (Abbildung 5.16).

Bei Fensterlängen von fünf Jahren dominieren die große Ähnlichkeit anzeigenden Rottöne, auf Zeitskalen von 10-30 Jahren wird die Dynamik der Pegel zunehmend unähnlicher, nur einige Muster bleiben erhalten. Die Blöcke größter Ähnlichkeit finden sich entlang der Hauptdiagonalen in Donauquellgebiet und -oberlauf (Pegelnr. 1-9), mittlerem Donauabschnitt (Pegelnr. 29-50) mit kleineren Nebenflüssen von Altmühl (ohne Thann), Paar, Naab und Regen (ohne Aunkofen/Abens), sowie im unteren Bereich des Donaeinzugsgebiets mit Pegeln am Unterlauf von Inn, Ilz und Ohe (Pegelnr. 87-97). Ordnet man die Pegel nach der mittleren Kohärenz mit allen anderen Pegeln, so treten die im Mittel größten Abweichungen an den Rändern des untersuchten Einzugsgebiets auf (Vent und Haging in Österreich, Donaueschingen an einem der Donauquellflüsse). Am anderen Ende der „Ähnlichkeitsskala“ finden sich die Pegel, deren Abflussgeschehen das vieler flussaufwärts gelegener Pegel integriert (z. B. Achleiten und Hofkirchen an der Donau sowie einige Pegel an Isar und Inn).

Als weitere Möglichkeit der Quantifizierung von Korrelationen wurde die Kanonische Korrelationsanalyse zur Berechnung eines multivariaten Korrelationskoeffizienten eingesetzt (Wei 1994). Hier führten Variationen in der Einteilung der Daten in unabhängige und abhängige Variablen, und Veränderung des Zeitraums sämtlich zu einem Korrelationskoeffizienten nahe 1. Die willkürlich abgetrennten Teilmengen der erklärenden Variablen waren so mächtig, dass sie den Verlauf der restlichen Zeitreihen mehr oder weniger perfekt mit einer einzigen "Hauptkomponente" erklären konnten. Demnach gehen die analysierten Zeitreihen der Mittelwertschwankungen mit hoher Genauigkeit durch eine einzige Linearkombination auseinander hervor. Dies korrespondiert den für Mittelwerte auf der Zeitskala 5 Jahre auch beim Maximalabstand hohen Korrelationen ($>0,55$) in der räumlichen Kovarianzanalyse.

Schwankungsniveau und langfristige Tendenzen der Abflüsse zeigen räumliche Muster. Die stationärsten Verhältnisse findet man an Pegeln, die in oder am Rand der Alpen liegen oder am stark alpin beeinflussten Inn (Tabelle 7.8 im Anhang). Pegel mit großen Variationen in der Werteverteilung liegen vorwiegend an kleineren Flüssen im Molassebecken südlich der Donau, die nicht mehr durch die Alpen beeinflusst sind, einige davon gehören auf allen Zeitskalen zu den 10 instationärsten Abflussreihen (Inkofen/Amper, Rottersdorf u. Grafenmühle/Vils). Bei der Schwankungsbreite der höheren Momente fallen die Pegel an Vils und Rott auf, die auch hier das höchste Schwankungsniveau aller Pegel erreichen. Weiter zählen dazu die drei Pegel an der Altmühl, Mettendorf am Altmühlzufluss Schwarzach, Harburg an der benachbarten Wörnitz sowie Aunkofen/Abens und Beuron am Oberlauf der Donau. Für den größten Teil der Zeitreihen verändern sich die höheren Momente kaum, das niedrigste Schwankungsniveau weisen wiederum alpin beeinflusste Pegel auf.

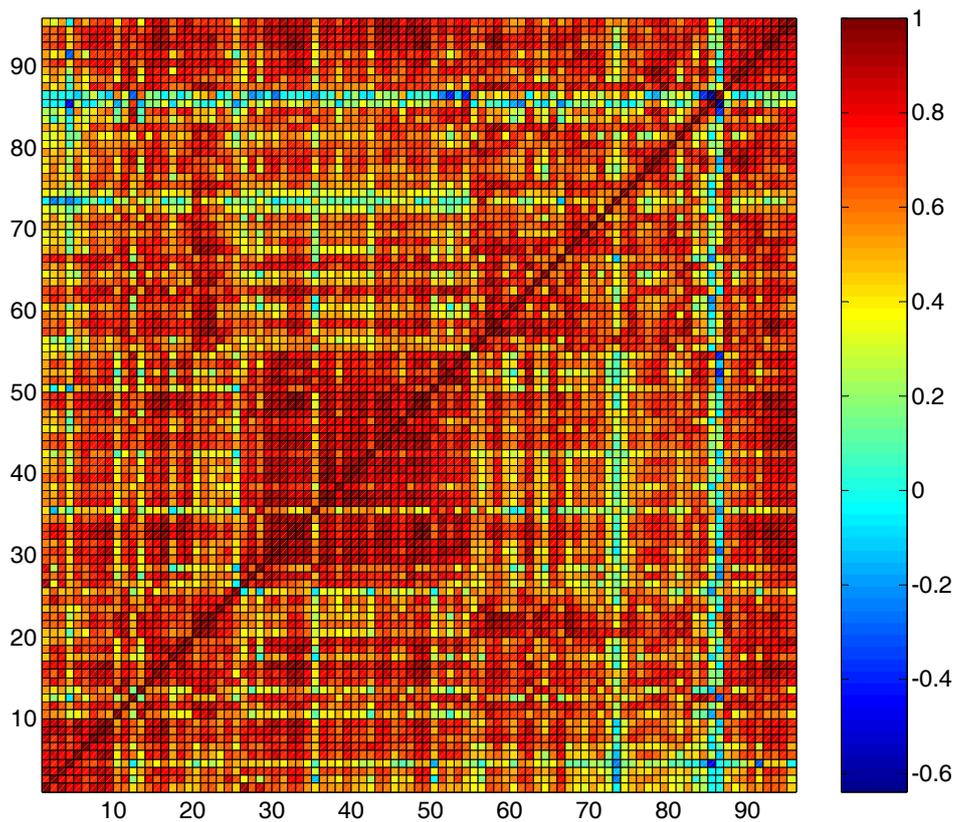


Abbildung 5.16 Ergebnis der Kohärenzanalysen aller Pegelpaare. Die Pegel sind nach Tabelle 7.2 im Anhang angeordnet (Fensterlänge 5 Jahre).

Bei den langfristigen Tendenzen im Abflussgeschehen im Raum findet sich ein Anstieg der Abflusswerte vor allem an kleineren südlichen Donauzuflüssen und nördlich der Donau (Abbildung 5.17, Tabelle 7.9 im Anhang). Zu den extremsten Vertretern gehören wiederum die Pegel an der Vils und am benachbarten Isen, an Schwarzach und Altmühl nördlich der Donau und an deren südlichen Zuflüssen Mindel, Große Laber, Paar und Abens. Die Pegel mit leicht zurückgehenden Abflüssen liegen allesamt südlich der Donau in kleinen bis mittelgroßen Einzugsgebieten. Es gibt in diesem Bereich durchaus benachbarte Pegel mit gegenläufiger Tendenz. Auffallend ist wiederum, dass an alpin beeinflussten Pegeln keine bedeutenden langfristigen Änderungen auftreten.

Bezüglich der langfristigen Änderungen höherer Momente (Tabelle 7.9) fallen starke negative Trends erneut im Vilsgebiet sowie an vier Pegeln der östlichen bayerischen Mittelgebirge auf (Kötzting/Weißer Regen, Erbdorf/Fichtelnaab, Warnbach/Schwarzach, Wildenau/Haidenaab). Positive Tendenzen sind nur schwach ausgeprägt zeigen keine räumlichen Muster.

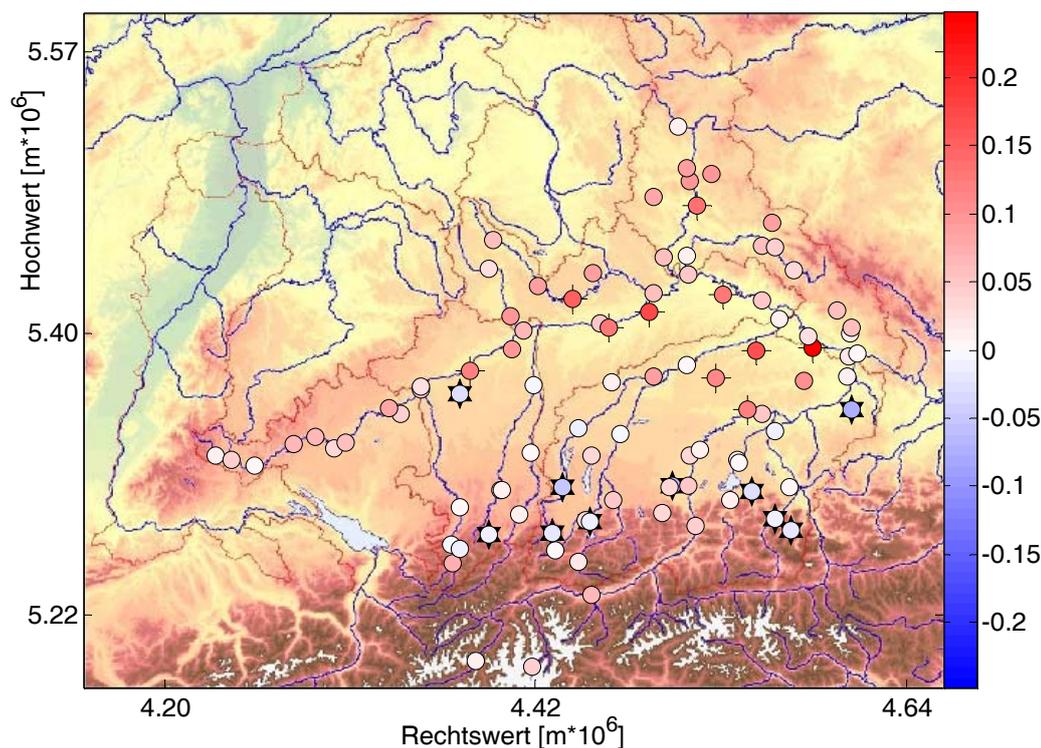


Abbildung 5.17 Langfristige Tendenzen der Abflussverteilungen, gemessen anhand des Matrixmittels \bar{K} (Zeitskala 20a). Die 10 stationärsten Pegel sind mit Sternen, die instationärsten mit Kreuzen hinterlegt (vergleiche Tabelle 7.9 im Anhang).

5.3 Zusammenfassung

Im vorliegenden Kapitel wurden neue Stationaritätsmaße für Verteilungen entwickelt und auf 97 Abflusszeitreihen aus dem oberen Donaeinzugsgebiet angewandt. Die Neuentwicklungen werden im Folgenden zusammenfassend bewertet – auf die Ergebnisse der Anwendung sowie Beispiele für weitere Einsatzmöglichkeiten der Maße wird im Rahmen der Diskussion eingegangen (6.2, 6.3).

Ziel der methodischen Arbeiten war es, ergänzend zu traditionellen Ansätzen der Beschreibung und des Vergleichs von Werteverteilungen (2.1, 2.2.2) Maße zu entwickeln, die statt einzelner Teilaspekte die Verteilungsveränderungen als Ganzes beurteilen (5.1.2). Ausgangspunkt war die Prüfgröße des Kolmogorow-Smirnow-Tests K , mit κ wurde über Unterschiede im gesamten Wertebereich integriert. Die Varianten K_n und κ_n vergleichen abschnittsweise z-normierte Daten miteinander, wodurch der dominierende Einfluss von Schwankungen in Mittelwert und Varianz ausgeschaltet wird. Innerhalb jeder Abflussreihe wurden Zeitfenster mit Fensterlängen von 2 - 30 Jahren miteinander verglichen (5.1.1). Die Darstellung der Ergebnisse erfolgte hochaufgelöst in Form von Vergleichsmatrizen (Abbildung 5.2), als Zeitreihen der Spaltenmittel sowie als Matrixmittel für den gesamten Messzeitraum. Das Instationaritätsniveau wurde anhand der Intervallbreite der Einzelwerte quantifiziert (5.1.2). Auf diese Weise ließen sich

vielfältige Aussagen zu Ausmaß und Richtung von Verteilungsänderungen treffen, sowohl zeitlokal als auch auf langfristiger Skala (5.2.3).

Die zweidimensionale Matrixdarstellung der Zeitfenstervergleiche kommt der menschlichen Fähigkeit zur Mustererkennung entgegen und erlaubt einen schnellen Überblick über die Dynamik einer Zeitreihe (Phasen gleichförmiger Entwicklung, langsame Übergänge, schnelle Wechsel, vgl. Abbildung 5.2). Mit dem abgeleiteten eindimensionalen Vektor der Spaltenmittel lassen sich weiterführende Analysen bzw. vergleichende Auswertung durchführen. Alle neuen Maße erlauben durch die Definition im Intervall $[-1,1]$ den direkten Vergleich des Schwankungsniveaus verschiedenster Zeitreihen. Vergleicht man dagegen skalenabhängige Einzelaspekte von Verteilungen, ist vorab eine Normierung mit zeitabhängigen Größen erforderlich, das exakte Niveau der Ergebnisse hängt daher vom betrachteten Zeitraum ab.

Die Maße K und κ für den maximalen und mittleren Unterschied kumulativer Verteilungen sind positiv miteinander korreliert, im für die zeitlokale Analyse von Abflussdaten relevanten Wertebereich jedoch nicht redundant (5.1.3). Dem integrierenden Maß κ wurde in der Anwendung der Vorzug gegeben (5.2.3), da es im Gegensatz zu K den gesamten Wertebereich ausschöpft, keine übergangslosen Sprünge von positiven zu negativen Werten und in den Monte-Carlo-Analysen gleichmäßige Verteilungen zeigt (5.1.4). Zudem ist κ als robuster gegenüber Zufallsrauschen einzuschätzen, da es Unterschiede im gesamten Bereich der Verteilung statt an einer einzigen Stelle einbezieht, sein Verlauf ist verglichen mit reinen Mittelwertsdifferenzen oder dem maximalen Verteilungsunterschied K glatter und gleichförmiger. Allerdings ist κ im Gegensatz zu K unempfindlich gegenüber Veränderungen in der Varianz bei gleich bleibendem Mittelwert und weniger empfindlich, was (isolierte) Veränderungen der höheren Momente betrifft (5.1.3).

Die Varianten K_n und κ_n beleuchten insbesondere Entwicklungen im Bereich der Extremwerte. Sie reagieren weit weniger stark und sprunghaft auf einzelne Extremereignisse als Zeitreihen der höheren Verteilungsmomente, der Einfluss solcher „Ausreißern“ prägt jedoch in vielen Fällen weiterhin das Bild. Mit κ_n wurden Regimewechsel detektiert, die sich mit keinem der herkömmlichen Ansätze so deutlich darstellen ließen (5.2.3). Ein Abgleich traditioneller Beschreibungsansätze (vier erste Momente) mit den vier neuen Maßen mittels Hauptkomponentenanalyse ergab, dass der Datensatz effektiv 2-3 Dimensionen aufweist. Die Ladung der Hauptkomponenten ist dabei in den Details nicht pegelübergreifend verallgemeinerbar (5.1.3). Hohe Korrelationen zwischen den Ergebnissen der auf Rohdaten und normierte Daten angewandten Stationaritätsmaße weisen darauf hin, dass sich im gleichen Zeitraum so sowohl die mittleren als auch die Randbereiche der Verteilung verändert haben (Stichwort Regimewechsel, 5.1.3).

Signifikanzaussagen zu den neuen Maßen gestalten sich dann aufwändig, wenn Ausgangsverteilung und Korrelationsstruktur der Datensätze berücksichtigt werden (5.1.4). Die mit Monte-Carlo-Methoden ermittelten datenadaptiven Signifikanzgrenzen waren nicht auf weitere Pegel verallgemeinerbar. Für die sequentielle Anwendung der

Vergleichsmaße innerhalb von Abflussreihen wurden auch kleine Unterschiede als signifikant gewertet und ein besonderes Augenmerk auf die räumliche Repräsentanz von instationären Phänomenen gelegt (5.2.4).

Das sequentielle Stationaritätsmaß κ erwies sich als zweckdienliches diagnostisches Instrument für Instationaritäten, dessen Stärken in Voraussetzungslosigkeit, Informationsreichtum und direkter Vergleichbarkeit der zeitlichen Entwicklung und des Instationaritätsniveaus verschiedener Pegel liegen. Auch im Zuge der Analysen mit konventionellen Methoden (Perzentile, Momente) wurde mit neuen Beschreibungsmöglichkeiten für Verteilungsänderungen experimentiert (5.2.2), dabei wurde die Dynamik in Form von Trajektorien im Phasenraum zweier Breitemaße bzw. Momente festgehalten.

Möchte man weitere (Abfluss-)Zeitreihen mit den hier entwickelten Maßen analysieren, empfehlen sich einige Änderungen im „Analysedesign“. Bei den Untersuchungen zur Regelmäßigkeit der mehrjährigen Abflussmengenschwankungen mithilfe der Sherman-Statistik (5.2.3) erwies sich der Zeitversatz der Fenster von einem Jahr als zu grob. Eine höhere zeitliche Auflösung ist auch dann sinnvoll, wenn Veränderungen in der saisonalen Dynamik der Zeitreihen mit einbezogen werden sollen, um die jahresübergreifenden Aussagen weiter zu differenzieren. Dies ist besonders im Hinblick auf die im Zuge des Klimawandels zu erwartenden Verschiebungen im Jahreslauf von Bedeutung (Krasovskaia und Gottschalk 2002; Rödel 2002).

6 Diskussion und Ausblick

Aufbauend auf der überwiegend methodischen Diskussion der Ergebnisse im Schlussteil der Kapitel 4 und 5 werden im letzten Teil dieser Arbeit weitere Themen vertieft: Ergänzend zu den Kriterien für eine sinnvolle Anwendung des Lomb-Scargle-Periodogramms auf lückenbehaftete Abflussdaten (4.3) wird das Problem unvollständiger Datensätze disziplinübergreifend behandelt und ein Überblick über fortgeschrittene Interpolationsansätze gegeben. Es wird diskutiert, welche weiterführenden Untersuchungen sich an die Methoden und Ergebnisse dieser Arbeit anschließen könnten (6.1). Kapitel 5 schloss mit einer zusammenfassenden Beurteilung der neu entwickelten Stationaritätsmaße. Diskutiert werden nun die Ergebnisse der Anwendung auf Abflussdaten im Donaueinzugsgebiet sowie mögliche Ursachen für die beobachteten Instationaritäten (6.2). Mit den Konsequenzen der instationären Datenstruktur für die wasserwirtschaftliche Praxis und einem Ausblick auf mögliche Anwendungsgebiete der neuen Maße schließt die Diskussion (6.3).

6.1 Zum Umgang mit unvollständigen Datensätzen

Um Aussagen zum Verhalten einer mit Lücken behafteten Zeitreihe im Frequenzraum zu gewinnen, ohne die fehlenden Messwerte ergänzen zu müssen, wurde in Kapitel 4 mit dem Lomb-Scargle-Periodogramm gearbeitet. Zunächst für astronomische Daten entwickelt (Scargle 1982), wurde die Methode später auch auf DNA-Sequenzen und Klimazeitreihen angewandt (Ruf 1999; Nelson und Wickwar 2005). In dieser Arbeit wurde das LSP erstmals systematisch auf Abflusszeitreihen angewandt und der Einfluss von Lückenanteil, -anzahl und -verteilung auf die Ergebnisse analysiert.

Lücken sind ein Spezialfall des weit verbreiteten Problems ungleicher Messabstände in Messdaten. Beispiele finden sich in astronomischen Daten, bei denen das Beobachtungsfenster durch Erddrehung oder Bewölkung beschränkt ist oder bei Proxydaten aus Eisbohrkernen, deren Messauflösung sich mit zunehmendem Alter durch die Verdichtung des Eises verschlechtert (Indermühle et al. 1999; Petit 1999). Je weiter sich ein Datensatz in Raum oder Zeit erstreckt, desto unwahrscheinlicher ist seine Vollständigkeit – dies gilt für lange Zeiträume abdeckende geologische und paläoklimatische Zeitreihen und Proxydaten, aber auch für mit modernen Fernerkundungsmethoden großflächig erfasste Parameter (Zolina et al. 2005). Auch Daten aus Messmethoden, die nur zu bestimmten Tageszeiten oder Wetterlagen verwertbare Ergebnisse liefern, liegen prinzipiell nicht in regelmäßigen Zeitabständen vor, ein Beispiel sind auf den Tag beschränkte Eddy-Kovarianz-Messungen (Falge et al. 2001; Hui et al. 2004; Ruppert et al. 2006). Gleiches gilt in der Ökonomie für an begrenzte Öffnungszeiten gekoppelte Börsendaten. Der Unterschied zwischen unregelmäßigem „Sampling“ und Lücken besteht darin, dass bei letzteren das Messintervall prinzipiell festliegt und nur ab und an einzelne oder aufeinander folgende

Messpunkte fehlen. Der Übergang zwischen lückenbehafteten und unregelmäßig gemessenen Zeitreihen kann fließend sein, wie die Beispiele von Messmethoden zeigen, die von Tageszeit oder Witterung abhängen.

Qualitativ hochwertige Interpolationsmethoden haben demnach für Zeitreihenanalysen im Allgemeinen und bei Abflussdaten im Speziellen große Relevanz und sind weitaus gebräuchlicher als „lückentolerante“ Methoden wie das Lomb-Scargle-Periodogramm. Hocke und Kämpfer (2008) zeigen, wie sich das LSP mithilfe der auf Scargle (1989) zurückgehenden Erweiterung um die Phaseninformation nach Rücktransformation auch zum Füllen von Lücken eignet. Die Autoren untersuchen als Anwendungsbeispiel Zeitreihen des stratosphärischen Ozons (40 Tage in halbstündlicher Auflösung), die mehrere starke Periodizitäten aufweisen. Hier ist die Methode in zweifacher Hinsicht erfolgreich: nach Reduzierung des LSP auf „signifikante“ Perioden vor der Rücktransformation wird zusätzlich zur Lückeninterpolation ein beliebig skalierbarer Rauschanteil aus den Daten entfernt. Für Abflusszeitreihen, bei denen neben dem Jahrgang im Allgemeinen nur schwache weitere Periodizitäten im niederfrequenten Bereich auftreten, dürfte die Abgrenzung zwischen signifikanten und vernachlässigbaren Anteilen des LSP in vielen Fällen schwierig sein. Nichtsdestotrotz ist das Lückenfüllen und Filtern der Abflussdaten mit Hilfe des LSP einen Versuch wert (Hocke und Kämpfer 2008).

Im Folgenden wurde eine Auswahl weiterer wichtiger Interpolationsansätze zusammengestellt. Der Anspruch auf Vollständigkeit wird nicht erhoben – unter anderem deshalb, weil sich in verschiedenen Gebieten den Daten angepasste Speziallösungen entwickelt haben (vgl. Falge et al. 2001 für Eddy-Kovarianz-Daten). Allgemein verwendet werden „Expectation Maximization“ (EM)-Techniken, die iterativ die Parameter der Wahrscheinlichkeitsverteilung lückenbehafteter Daten schätzen (Dempster et al. 1977). Auf diese Weise können Modelle an die Daten gefittet und zur Ergänzung der Fehlwerte genutzt werden (Little und Rubin 1987). Die EM-Technik wurde von Schneider (2001) für multivariate Klimadaten angepasst. Bei der Methode der „Multiple Imputation“ (Hui et al. 2004) werden mit Monte-Carlo-Techniken explizite Fehlerabschätzungen für die aus den ergänzten Daten gewonnenen Ergebnisse bereit gestellt. Elshorbagy et al. (2002) modellieren Fehlwerte in Abflussdaten mit Künstlichen Neuronalen Netzen unter Berücksichtigung der nichtlinearen Dynamik der Zeitreihen. Kondrashov et al. (2005) füllen die Lücken der historischen Nildatenreihe durch eine iterative Variante der Singulären Systemanalyse (SSA) und weiten die Methode unter Berücksichtigung räumlicher Korrelationen auf multivariate Datensätze aus (Kondrashov und Ghil 2006). Abgewandelte SSA-Techniken werden von verschiedenen Autoren auf lückenbehaftete Daten angewandt (Schoellhamer 2001; Golyandina und Osipov 2007; Mahecha et al. 2007). Gudmundsson et al. (2009) setzen in einem aufwändigen Methodentest zum Lückenfüllen mittels SSA ähnlich wie in Kapitel 4 dieser Arbeit detaillierte Lückenschemata ein. Häufig wird das Vorhersagepotential der Methode betont, welches nicht nur eine Ergänzung fehlender Werte, sondern auch eine Erweiterung der Zeitreihen über den Messzeitraum hinaus ermöglicht. Dem prinzipiellen

Problem, dass einfache wie komplexe Methoden zum Lückenfüllen „erfundene“ Werte liefern, wird bei den genannten Ansätzen zum Teil mit expliziten Fehlerabschätzungen begegnet (Hui et al. 2004; Kondrashov und Ghil 2006).

Ob für Frequenzraumanalysen lückenbehafteter Daten das Lomb-Scargle-Periodogramm oder Interpolationsmethoden zum Einsatz kommen, wird immer sowohl von der Datenbasis als auch von den genauen Zielen der Analyse abhängen. Wenn größere Datenmengen analysiert werden sollen, kann die für eine Methode notwendige Rechenzeit zum entscheidenden Faktor werden. Das LSP einer Zeitreihe von 50 Jahren in täglicher Auflösung wurde bei den vorliegenden Analysen in weniger als 5 Minuten berechnet (bei 1,9 GHz CPU; 524 MB RAM). Zwar liegt die Anzahl der Rechenoperationen deutlich höher als bei der Standard-Fast-Fourieranalyse, das LSP ist jedoch im Gegensatz zu manchen fortgeschrittenen Interpolationsmethoden wie beispielsweise der Expectation Maximization keine iterative Technik und somit insbesondere für lange Datensätze weniger rechenzeitaufwändig.

Was die Datenvorbehandlung in den zuständigen Behörden anbelangt, so ist die in Bayern angewandte Richtlinie dem bei den baden-württembergischen Zeitreihen verwendeten Verfahren überlegen: Das Entfernen mehrere Jahre am Stück ist bei großem Lückenanteil weniger schädlich für die LSP-Analyse, als an mehreren Stellen Teilstücke des Jahresgangs zu entfernen. Dies erhöht die Gefahr, das Spektrum maßgeblich beeinflussende Episoden herauszugreifen (4.2.2).

Abschließend wird für den ersten Teil der Arbeit ein Ausblick auf weiterführende Untersuchungsansätze gegeben, mit denen die in Kapitel 4 erzielten Ergebnisse ergänzt und erweitert werden können. Der Einfluss von Lücken auf die Güte des Lomb-Scargle-Periodogramms wurde möglichst realitätsnah durch die Anwendung von 12 Lückenschemata bei variierendem Gesamtanteil der Lücken an den Abflussdaten süddeutscher Pegel untersucht (4.1.2). Dieses komplexe „Versuchsdesign“ erschwerte die Identifizierung einzelner Einflussfaktoren (4.2.2). Weitere Analysen mit gezielter Variation einzelner Faktoren könnten hier weiterhelfen. Möchte man auf Realitätsnähe nicht verzichten und Zufallseinflüsse bei der Festsetzung von Lückenlängen und -positionen zulassen, so muss der absichtlich eingefügte Zufall durch eine Vervielfachung der Datenbasis im Sinne von Monte-Carlo-Analysen und damit einhergehender Verbesserung der Statistik kompensiert werden. Begrenzend wirkt sich hier die Rechenzeit aus.

Problematisch für eine genaue Fehlerabschätzung der auf unvollständige Abflussdaten angewandten LSP-Methode ist weiterhin die große Variabilität der Daten. Insbesondere die Stärke des Jahresgangs (Saisonalität) wirkt sich deutlich auf das Fehlerniveau aus (4.2.5). Eine systematische Untersuchung dieses Zusammenhangs wurde in Monte-Carlo-Simulationen mit Daten aus einem AR(1)-Modell begonnen (Varianzanteil Jahresgang variiert zwischen 0 und 60%, fester Gedächtnis-Parameter $a_1 = 0,8$ im abflusstypischen Bereich, Versuchsdesign wie in 4.1.2). Analog zu den Ergebnissen für Gaußsches Rauschen (4.2.1) zeichnete sich ein funktionaler Zusammenhang zwischen Lückenanteil und Güte des LSP ab, dessen Niveau von der Stärke der Saisonalität abhing. Allerdings

erwies sich die Datenbasis (je 10 Datensätze à 50 Jahre täglicher Daten) als zu gering für sinnvolle Fits. Die vielfachen LSP-Berechnungen in Monte-Carlo-Analysen waren zu zeitaufwändig, der Ansatz wurde daher nicht weiter verfolgt. Für weitere systematische Untersuchungen könnte auf andere Typen von Surrogatdaten zurückgegriffen werden, die die Korrelationsstruktur von Abflussdaten besser reproduzieren als AR-Modelle und weitere „Stellschrauben“ zum Experimentieren bieten (Kropp und Schellnhuber 2009).

Die Saisonalität eines Fließgewässers ist ein wichtiger Anhaltspunkt zur Beurteilung der Regelmäßigkeit eines Datensatzes. Allerdings wird die Reduzierung des Jahresgangs auf seinen Varianzanteil in der Frequenzanalyse (4.2.5) der Komplexität von Abflussregimen in der Realität nicht gerecht. Neben einfachen lassen sich komplexe Regime mit mehreren Abflusspeaks pro Jahr beschreiben, die sich zudem – bedingt durch die „klimatologischen, geologischen, pedologischen, geomorphologischen, vegetativen und anthropogenen Umweltfaktoren“ des betrachteten Einzugsgebietes (Baumgartner und Liebscher 1996) – entlang des Flusslaufs verändern. In einer detaillierten Analyse der im untersuchten Datensatz vorhandenen Abflussregime wird daher der Schlüssel zu den regional unterschiedlichen Zusammenhängen zwischen Abflusshöhe der fehlenden Daten und LSP-Qualität vermutet.

6.2 Instationarität der Abflüsse im oberen Donaeinzugsgebiet

6.2.1 Parametrische Verteilungsanpassungen

Aufbauend auf den methodischen Vorarbeiten im ersten Teil von Kapitel 5 wurden im zweiten Teil 97 Pegel im oberen Donaeinzugsgebiet analysiert. Zunächst wurden dazu exemplarisch sequentielle parametrische Verteilungsanpassungen durchgeführt. Diese Methode ist auch auf umfangreiche Daten in täglicher Auflösung anwendbar und ermöglicht – eine gute Qualität der Anpassung vorausgesetzt – die Beschreibung der kompletten Veränderung einer Verteilung mit wenigen Parametern. Allerdings scheiterte in dieser Arbeit die zeitlokale Anpassung eines einzigen, ausgewählten Verteilungstyps über den kompletten Messzeitraum an der Instationarität der Zeitreihen (5.2.1). Durch die stark schwankende Qualität der Anpassungen erwies sich die pegelspezifisch gewählte Verteilungsfamilie als „Korsett“. An ähnliche Grenzen stießen Kallache et al. (2009) bei der Anpassung von Extremwertverteilungen. Sequentielle parametrische Verteilungsanpassungen wurden daher nach den exemplarischen Analysen nicht weiter berücksichtigt.

Die über den gesamten Messzeitraum zusammengefassten Abflussdaten ließen sich zum überwiegenden Teil besser durch eine Verteilung mit drei statt mit zwei Parametern beschreiben, was im Gegensatz zur üblichen Vorgehensweise steht: die für Blockmaxima-Daten entwickelte GEV-Verteilung übertraf das logN-Modell bei der Anwendung auf tägliche Abflussdaten in der Mehrzahl der Fälle. Dies ist vermutlich dem dritten Parameter der GEV-Verteilung zu verdanken, durch den neben Streuung und Lage auch die Form der Verteilung in gewissem Rahmen beeinflusst werden kann – Verteilungsfamilien mit drei Parametern wären demnach grundsätzlich besser zur

Beschreibung geeignet. Eventuell sind statt „reiner“ auch gemischte Verteilungen eine Alternative – dieser Ansatz wurde für extreme Abflüsse mit ihren unterschiedlichen Entstehungs-Mechanismen angewandt (Sankarasubramanian und Lall 2003).

6.2.2 Niveau der Abflussschwankungen im oberen Donaueinzugsgebiet

Das Instationaritätsniveau variiert von Pegel zu Pegel und hängt zudem von der betrachteten Zeitskala ab, wobei die Stationarität auf langen Zeitskalen zunimmt (5.2.3). Als auffallend stationär mit nur geringen Veränderungen in der Werteverteilung erwiesen sich alpin beeinflusste Pegel mit starker Saisonalität. Dies korrespondiert zu den Beobachtungen aus Abschnitt 4.2.5, in denen diese Gruppe durch sehr kleine Qualitätsverluste im LSP bei eingefügten Lücken auffällt. Die systematische Verschiebung einer einzelnen Lücke über die Datensätze in Abschnitt 4.2.5 ist eine Art von „umgekehrter Fenstertechnik“: so sollte zunächst der Einfluss der genauen Lage einer Lücke auf die Qualität des LSP geprüft werden, gleichzeitig ergibt dies auch eine Aussage zur Stationarität des Datensatzes. Die Pegel mit den stärksten Abflussschwankungen im oberen Donaueinzugsgebiet liegen vorwiegend an nicht alpin geprägten kleineren Flüssen im Molassebecken südlich der Donau (5.2.4, Tabelle 7.8), gleichzeitig führen Lücken hier zu tendenziell größeren LSP-Qualitätsverlusten. Hohe Instationarität geht dabei nicht notwendig mit einer starken langfristigen Veränderung der Abflussmengen einher. Auch Markovic (2006) stellt fest, dass der Anteil an Variabilität auf Zeitskalen >2 Jahre mit der Höhe der Pegelmessstelle abnimmt. Ähnliche Muster wurden auch von Shun und Duffy (1999) für Pegel an unterschiedlichen Abschnitten von in den Great Salt Lake mündenden Flüssen gefunden.

Als Ursachen starker Instationarität kommen externe Einflüsse wie Landnutzungsänderungen und Eingriffe ins Gewässernetz, aber auch Einzugsgebietscharakteristika wie geringe Pufferkapazität in kleinen Einzugsgebieten oder längerfristig und nichtlinear schwankende Grundwasserdynamik in Karstgebieten in Frage (Labat et al. 2000). Die stark saisonal geprägte Abflussdynamik der aus dem Alpenraum gespeisten Gewässer scheint auf Zeitskalen oberhalb der Jahresskala ein Garant für Stationarität zu sein (4.2.5). Vermutlich maskiert der ausgeprägte Jahresgang, der bei den untersuchten Daten bis zu 40-60% der Varianz erklärt, vorhandene längerfristige Instationaritäten. Starke jahreszeitliche Schwankungen führen in Fenstern länger als ein Jahr zu insgesamt breiteren Verteilungen, so dass Schwankungen auf längeren Zeitskalen möglicherweise verdeckt werden. Hier bieten sich nach Jahreszeiten getrennte weiterführende Analysen oder eine gezielte Desaisonalisierung der Daten an – was bei sich veränderndem Jahresgang im Zuge des Klimawandels gerade in alpin geprägten Gewässern nicht unproblematisch ist.

6.2.3 Langfristige Veränderungen

Bezüglich langfristiger Veränderungen der Abflüsse wurde in Kapitel 5 für die letzten drei Jahrzehnte ein deutlicher Anstieg der Niedrigwasserabflüsse beobachtet, der abgeschwächt auch den mittleren Bereich der Verteilungen betrifft. Für die

Hochwasserabflüsse ist nur ein sehr geringer Anstieg zu verzeichnen (5.2.2). Auch die Bilanz über den gesamten Messzeitraum und die kompletten Verteilungen anhand der Matrixmittelwerte fällt für den überwiegenden Teil der Pegel positiv aus (5.2.3).

Die Frage nach der Signifikanz der langfristigen Entwicklung wurde in dieser Arbeit für Einzelpegel nicht beantwortet. Die dazu notwendige Ermittlung empirischer Signifikanzgrenzen sollte die Korrelationsstruktur der Abflussdaten mit einbeziehen, dies erwies sich als zum einen zeitaufwändig, zum anderen nicht auf weitere Pegel verallgemeinerbar (5.1.4). Es ist davon auszugehen, dass die regional übergreifend beobachteten Phänomene nicht auf bloßem Zufall beruhen. Über mögliche externe und systeminterne Ursachen (2.2.3) wird im Folgenden diskutiert. Möchte man die Signifikanz von Trends für einzelne Pegel bestimmen, muss man sich der großen Rolle notwendiger Vorannahmen zur Korrelationsstruktur der Daten und zur Form des Trends bewusst sein (vgl. 6.3.2). Kallache et al. (2005) finden in ihrer unter Berücksichtigung der Korrelationsstruktur der Abflussdaten durchgeführten Trendanalyse im Donaeinzugsgebiet nur vereinzelt signifikante Trends und keine regionalen Muster. Auch in SSA-Analysen dimensionsreduzierter Abflussdatensätze aus Süddeutschland findet sich kein Hinweis auf signifikante langfristige Trends (Mahecha et al. 2009).

Nahe liegende Ursache des beobachteten regionalen Anstiegs der Abflussmengen sind die zunehmenden Niederschlagsmengen im 20. Jahrhundert (Treydte et al. 2006, vgl. 1.2). Physikalisch wird dies zunächst ganz einfach mit der pro Grad Kelvin um 7% höheren Wasserspeicherkapazität der Luft erklärt. Wie stark die Niederschläge pro Temperaturerhöhung um 1 Grad Kelvin ansteigen, hängt jedoch von weiteren Faktoren wie z. B. Windgeschwindigkeit ab und wird unterschiedlich bewertet (Wentz et al. 2007). Auch Untersuchungen zum Verhalten der Abflüsse auf globaler Skala brachten kontroverse Ergebnisse (Labat et al. 2004; Legates et al. 2005). Für das Untersuchungsgebiet wurde im Rahmen des Verbundprojekts KLIWA bisher allerdings nur ein unwesentlicher Anstieg der Jahresniederschläge mit einer zeitlichen Verschiebung ins Winterhalbjahr festgestellt, wobei Starkniederschläge signifikant zugenommen haben (Arbeitskreis KLIWA 2003). Die im Rahmen von KLIWA berechneten regionalen Modellierungsergebnisse für die Einzugsgebiete von Main und Neckar lassen für die Zukunft einen Anstieg der mittleren monatlichen Niedrigwasserabflüsse von bis zu 60% im Winter und ein Abnahme von bis zu 10% im Sommer erwarten. Mehrere Autoren berichten für lange Abflussmessreihen aus Nordamerika eine den Ergebnissen für das Donaeinzugsgebiet vergleichbare Entwicklung der Abflussverteilungen mit signifikant erhöhten niedrigen und mittleren Werten und einem nur geringen Anstieg hoher Abflüsse (Lins und Slack 1999; Douglas et al. 2000). McCabe und Wolock (2002) sehen dagegen keinen extrapolierbaren gleichmäßigen Trend, sondern eine abrupte Zunahme der Niederschläge und Abflussmengen in Nordamerika um 1970 herum.

Sich verändernde Niederschlagsmengen und -muster sind mit größter Wahrscheinlichkeit eine mit dem Klimawandel einhergehende Ursache für den langfristigen Anstieg der Abflussmengen in den untersuchten Einzugsgebieten. Eine andere Ursache für höhere Abflüsse sehen erstmals Wigley und Jones (1985) und aktuell Gedney et al. (2006) sowie

Betts et al. (2007) ausgehend von Modellstudien in der Reaktion der Phytosphäre auf den höheren CO₂-Gehalt der Atmosphäre. Die Transpiration der Pflanzen kann dann bei gleicher Photosyntheseleistung reduziert werden. Das Ausmaß der langfristigen Abflusszunahme lasse sich nur unter Berücksichtigung dieses Prozesses erklären (Gedney et al. 2006), in Modellszenarien für die Zukunft wirke sich der Transpirationsrückgang in gleichem Maße abflusssteigernd aus wie die zunehmenden Niederschläge (Betts et al. 2007). Dagegen argumentieren Piao et al. (2007), dass die geringere Transpiration der Pflanzen durch schnelleres Wachstum aufgewogen werde und Veränderungen in der Landnutzung, insbesondere durch Abholzung, eine wichtige weitere Ursache der Abflussanstiege seien. Wie stark sich letztendlich die neben dem Niederschlag abflusswirksamen Faktoren – Transpiration, Evaporation, Landnutzung – auf den gemessenen Gebietsabfluss auswirken, ist regional unterschiedlich zu beurteilen (Gerten et al. 2008; Krakauer und Fung 2008).

Alle oben besprochenen Ursachen deuten auf Veränderungen der für die Abflussbildung relevanten Prozesse im Zuge des anthropogen verursachten Klimawandels hin. Grundsätzlich ist eine Erklärung der Veränderungen auch ohne den Schluss auf die Instationarität zugrunde liegender Prozesse möglich (Koutsoyiannis 2006): betrachtet man das Klima unserer Erde als hoch komplexes System mit einer Vielzahl von Komponenten, die auf nichtlineare Weise miteinander verknüpft sind, so bietet die Theorie dynamischer Systeme eine adäquate, Nichtlinearität berücksichtigende Beschreibung (Honerkamp 1994). In solchen Systemen können stationäre langzeitkorrelierte stochastische Modelle Daten mit Fluktuationen auf großen Zeitskalen produzieren – der Anstieg der Abflussmengen könnte also weiterhin im Bereich der natürlichen langfristigen Schwankungsbreite liegen. Dem zunächst häufig als Gegenargument zum Klimawandel angebrachten Argument der natürlichen Variabilität steht inzwischen ein ausgereiftes Prozessverständnis entgegen, das einen Zusammenhang der sich verändernden Prozesse mit den anthropogenen Eingriffe in den Strahlungshaushalt der Erde höchstwahrscheinlich macht (IPCC 2007).

6.2.4 Kurzfristige Schwankungen

Auf kürzeren Zeitskalen wurde eine zyklische Schwankung in Mittelwert und Varianz aller Datenreihen festgestellt, mit einer signifikanten und synchronen Periodizität von 3 bis 5 Jahren (5.2.2, 5.2.3). Auch hier ließ sich eine Parallele zu den Ergebnissen für die LSP-Qualität bei wandernder Jahreslücke ziehen (4.2.5): Synchroner Qualitätsverluste traten beim Entfernen besonders „untypischer“ Jahre aus einem (lokalen) Maximum oder Minimum der langfristigen Verteilungsentwicklung auf. Die offensichtlich vorhandenen räumlichen Korrelationen zwischen den Pegeln wiesen eine typische Korrelationsdistanz von ca. 200 km auf, die bei einer räumlichen Erweiterung der Datenbasis noch ansteigen könnte (5.2.4). So finden Krakauer und Fung (2008) für Abflussdaten in den USA eine Korrelationsdistanz von etwa 720 km, die Korrelationen fallen mit der Entfernung exponentiell ab (Lettenmaier et al. 1994). Im Abstand von 200 km liegt der Korrelationskoeffizient bei $0,65 \pm 0,15$ (Krakauer und Fung 2008), vergleichbar mit den in

dieser Arbeit gefundenen Werten für Mittelwerte, hohe Perzentile und κ auf kürzeren Zeitskalen (5.2.4).

Die Korrelationen werden in den Analyseergebnissen der „Spatial nonparametric covariance function“ (Sncf, 5.2.4) zum Teil durch das Flussnetzwerk vermittelt: Viele andere Messstellen „integrierende“ Pegel an Donau und Inn zeigen in Kohärenzmatrizen die größte mittlere Ähnlichkeit zu allen übrigen Pegeln, Pegel am Einzugsgebietsrand weichen im Durchschnitt am stärksten ab. Doch auch wenn die Datenbasis ausgedünnt und auf nicht durch Fließwege verbundene „unabhängige“ Pegel begrenzt wird, bleiben die räumlichen Korrelationen (Mahecha et al. 2009). Instationaritäten, die an vielen räumlich verteilten Messstellen in ähnlicher Weise auftreten, sind durch ihr flächendeckendes Auftreten unabhängig von der statistischen Einzeleinschätzung als „signifikant“ einzustufen. Zyklische Schwankungen treten auch an weiteren, nicht in die räumlichen Analysen einbezogenen Pegeln am Mittel- und Unterlauf der Donau auf. Hier sind durch das Flussnetzwerk vermittelte Korrelationen wahrscheinlich.

Generell sind zyklische Instationaritäten in der Natur weit verbreitet (Burroughs 2003). Die Zeitskalen reichen von Hunderttausenden von Jahren (z. B. Milankovic-Zyklen ausgelöst durch periodische Änderungen der Erdachse und -umlaufbahn) über Zeitskalen von Jahrzehnten (z. B. Sonnenfleckenaktivität) bis zu mehrjährigen Zyklen innerhalb des Systems Atmosphäre-Ozean, wie beispielsweise die El Niño-Southern Oscillation oder die Nordatlantische Oszillation. Neben konstanten Perioden beobachtet man gerade in der Klimaforschung häufig „quasi-periodische“ Phänomene, deren zeitlicher Abstand innerhalb einer begrenzten Bandbreite fluktuiert.

Als Ursache der zyklischen Abflussschwankungen im oberen Donaeinzugsgebiet kommen deshalb klimatische Einflüsse in Frage. Der wichtigste klimatische Einflussfaktor für die Abflussdynamik in einem Einzugsgebiet ist der Niederschlag, indirekt steuern über das Ausmaß der Evaporation Temperatur, Windgeschwindigkeit und Bewölkung das Geschehen mit. Die Ergebnisse in (5.2.4) zeigen, dass der verursachende Prozess im Untersuchungsgebiet nicht skalenfrei bzw. über große und kleine Distanzen gleichförmig wirkend ist – in diesem Fall wäre die Ausbildung von Plateaus im Korrelationsverlauf zu beobachten gewesen. Bei Untersuchungen von Abflusszeitreihen mittels Singulärer Systemanalyse wurden synchrone Schwankungen in langfristigen SSA-Komponenten als ein auf Mitteleuropa beschränktes Phänomen bewertet (Lange und Bernhardt 2004). Die Ursachensuche der Autoren ergab keine signifikanten langfristigen Korrelationen in Niederschlags- und Temperaturdaten. Dies deckt sich mit den Ergebnissen von Rybski et al. (2009), die bei Anwendung der Detrended Fluctuation Analysis nur sehr schwache Langzeitkorrelationen im Niederschlag finden, während sich Abflussreihen oberhalb einer Zeitskala von mehreren Wochen als langzeitkorreliert erweisen. Generell ist es allerdings einfacher, Klimasignale in Abflüssen als in Niederschlagsdaten zu finden, wie Niemann und Eltahir (2005) mit Sensitivitätsanalysen anhand eines prozessbasierten Einzugsgebietsmodells zeigen. Auch Markovic (2006) findet nur einen Bruchteil der in den Abflussdaten des Elbeeinzugsgebiets vorhandenen langfristigen Variabilität im Gebietsniederschlag wieder und führt dies auf die

Filterleistung des Bodens und Grundwasserleiters bei der Abflussbildung zurück (Milly et al. 2002). Damit bleiben langfristig schwankende Niederschläge eine potenzielle, aber schwer nachzuweisende Ursache für die zyklischen Schwankungen der Abflussmengen.

Statt konkreter regionaler Daten lassen sich auch übergreifende Klimaindizes als möglicher „Taktgeber“ untersuchen, Beispiele sind Sonnenfleckenzyklus, Southern Oscillation Index, North Atlantic Oscillation und Northern Hemisphere Temperature. Lange und Bernhardt (2004) untersuchten mittels Kreuzkorrelation mögliche Zusammenhänge – die vorangestellte SSA-Filterung der süddeutschen Abflussdaten erhöht zwar die Korrelation mit den Indizes, gibt jedoch keine eindeutigen Hinweise auf Kausalitätsbeziehungen. Dies gelang Markovic (2006) in ihrer Studie zu SSA und Skalierung im Elbeinzugsgebiet: Hier wurden für die zweite Hälfte des 20. Jahrhunderts neben dem Jahresgang zwei weitere wichtige „Variabilitätsskalen“ mit den Perioden $7\frac{1}{2}$ und $14\frac{1}{4}$ Jahren identifiziert, die sich abgeschwächt auch im Gebietsniederschlag wieder fanden und mit der Nordatlantischen Oszillation (NAO) in Verbindung gebracht werden konnten (Markovic und Koch 2005, Markovic 2006). Eine den Ergebnissen dieser Arbeit entsprechende Periodizität von 4 - 5 Jahren in den Elbeabflüssen war weniger bedeutend und wurde nicht weiter thematisiert.

Betrachtet man die mittlere Periodenlänge der hier festgestellten synchronen Schwankungen mit einer Bandbreite von 3 - 5 Jahren, so passt dazu am besten das Phänomen der El Niño-Southern Oscillation (ENSO) mit einer dominanten Periode von 4 - 5 Jahren (Wallace und Thompson 2002). ENSO hat signifikante Fernwirkungen auf globaler Skala (Curtis 2008). Dieser Einfluss konnte hinlänglich in den Niederschlagsmustern und Gewässerabflüssen rund um den Pazifik, insbesondere in Amerika und Australien, identifiziert werden (Lall und Mann 1995; Pasquini und Depetris 2007). Auch die in Spektralanalysen des indischen Monsuns (Kumar et al. 1999) und der historischen Nildaten gefundenen Perioden werden mit dem ENSO-Phänomen in Verbindung gebracht (Kondrashov et al. 2005). Die Auswirkungen auf das Klima in Europa dagegen sind weniger offensichtlich – hier werden das ENSO-Signal und seine Auswirkungen zum Teil durch saisonale Modulationen und langfristige Instationarität abgewandelt bzw. verdeckt, ein konsistenter, statistisch signifikanter Zusammenhang besteht in der zweiten Winterhälfte sowie im Frühjahr (Brönnimann 2007; Brönnimann et al. 2007). Klarer zu erkennen ist in Europa im Allgemeinen sowie speziell auch in Deutschland der Zusammenhang zwischen Nordatlantischer Oszillation sowie Arktischer Oszillation und den langfristigen Anteilen in Niederschlägen und Abflüssen, wobei die Niederschlagsmuster entlang eines Südwest-Nordost-Gradienten unterschiedliche dominante Perioden aufweisen (Markovic und Koch 2005; Markovic et al. 2009). Raible et al. (2004) stellen basierend auf GCM-Modellstudien ein Konzept auf, nachdem sich auf der Nordhalbkugel zwei verschiedene Fernwirkungs-Regime abwechseln: im hemisphärischen Regime ist die Variabilität der Nordatlantischen Oszillation zu 40% durch ENSO erklärbar und die Niederschlagsmuster beider Indizes sind gekoppelt, im „regionalen Regime“ dagegen existiert keine derartige Kopplung. Eine Wechselbeziehung zwischen ENSO, NAO sowie der „Pacific Decadal Oscillation“ PDO finden für Europa

auch Zanchettin et al. (2008), der Haupteinflussbereich von ENSO erstreckt sich nach dieser Studie bis in den südwestlichen Teil des oberen Donaueinzugsgebiets.

Im Gegensatz zu den im Wesentlichen univariaten Ansätzen dieser Arbeit verwenden Mahecha et al. (2009) multivariate Methoden in Verbindung mit einer Dimensionsreduktion zur Analyse der süddeutschen Abflussdaten. Sie finden verschiedene signifikante kollektive Langzeitkomponenten, deren genaue Länge und Bedeutung im Raum variieren. Als unabhängig von räumlicher und zeitlicher Auflösung signifikant erweisen sich Periodenlängen von ungefähr 4, 6 und 11 Jahren. Die erstgenannte Periodenlänge stimmt mit den Ergebnissen in 5.2.4 überein, wobei die in dieser Arbeit betrachteten Zeiträume länger sind. Die gleichzeitige Betrachtung zeitlicher und räumlicher Variabilität verlangt einen Kompromiss zwischen größter untersuchter Zeitskala und räumlicher Auflösung, da alle Messreihen den gesamten Zeitraum abdecken müssen. Die in 5.1.2 entwickelte, auf dem Kolmogorow-Smirnow-Test beruhende Methodik könnte durch den Einsatz einer multivariaten Variante noch erweitert werden (Justel et al. 1997; Burke 2000). Nicht Thema dieser Arbeit waren Veränderungen in der Stärke der Synchronizität der Abflussschwankungen. Hier scheinen sich ab den 50er bzw. 60er Jahren Veränderungen einzustellen, eine systematische Untersuchung zu betroffenen Pegeln und Zeiträumen könnte weitere Hinweise zu deren Ursachen liefern.

6.2.5 Stärke der räumlichen Korrelationen

Aus der Analyse der räumlichen Korrelationen mit der multivariaten Snfc-Methode ergaben sich Korrelationen über große Raumskalen mit einer „typischen Korrelationsdistanz“ von etwa 200 km (5.2.4). Der mittlere Abstand direkt benachbarter Messstationen liegt bei gut 13 km und ist damit deutlich kleiner als die effektive Korrelationslänge – ein auf zu schlechte Abtastung der Distanzen („Undersampling“) zurückzuführendes Artefakt ist auszuschließen. Wahrscheinlich würde sich das Bild bei besserer Repräsentation großer Pegelabstände noch einmal ändern. Die Darstellung der räumlichen Korrelationen bis zum Abstand von 250 km ist optimistisch: in den Snfc-Ansatz verwandten Variogrammen wird die Interpretation der Ergebnisse nur bis zum Median aller Abstände empfohlen, der für die untersuchten Pegel bei einer Entfernung von 138 km liegt. Die für einige Variablen bei großen Abständen wieder ansteigenden Korrelationen können nur durch eine räumlich (und optimalerweise auch zeitlich) erweiterte Datengrundlage bestätigt oder widerlegt werden.

Einige methodische Fragen bleiben bei der Analyse der räumlichen Korrelationen mit der multivariaten Snfc-Methode offen (5.2.4). So fehlen bei Bjørnstad et al. (1999) Vorgaben für eine angemessene Flächengröße und Messstellendichte. Der geographische Abstand als Abstandsmaß zwischen den Messstellen ist diskutabel: für viele geomorphologische Beziehungen sind die zu Grunde liegenden Flussnetzstrukturen entscheidend (Rodriguez-Iturbe und Rinaldo 1997), denkbare Abstandsmaße sind daher Fließweglängen zu stromabwärts gelegenen Pegeln. Allerdings übertreffen die untersuchten Zeitskalen die Fließdauern zwischen den Pegeln bei weitem, einzig Grundwassereinflüsse könnten auf Zeitskalen größer als ein Jahr eine Rolle spielen. Zudem sind Fließweglängen durch die

Komplexität des anthropogen überprägten Gewässernetzes (Kanäle, Überleitungen etc.) zum Teil nicht eindeutig zu bestimmen, und die Datenbasis verschlechtert sich auf weniger als 10% der Pegelpaare. Damit war der geographische Abstand als natürliches, leicht zu berechnendes und eindeutiges Abstandsmaß der beste Kompromiss.

Die Ergebnisse in 5.2.4. beinhalten hydrologisch direkt voneinander abhängige Messstellen. Würde man nur voneinander unabhängige kleinere Einzugsgebiete in die Analyse einbeziehen und Pegel am selben Flusslauf ausschließen, müsste das Niveau der Korrelationen sinken, die Datenbasis würde sich auf etwa die Hälfte der Pegelpaare verschlechtern. Mahecha (2006) weist nach, dass die für das gesamte Ensemble aufgedeckten Langzeitmoden weiterhin signifikant sind.

Auf eine Bewertung des so genannten Nugget-Effekts, d. h. der Abweichung der Korrelationen bei Entfernung 0 vom theoretisch zu erwartenden Wert 1 (Borradaile 2003), wurde wegen der für kleine Abstände schlechten Datenbasis verzichtet. Auch große Pegelabstände sind unterrepräsentiert. Um eine Interpretation des ungewöhnlichen Korrelationsverlaufs für Abstände größer 200 km zu ermöglichen, müssten Pegelmessreihen außerhalb des Untersuchungsgebiets mit einbezogen werden (5.2.4).

Die Sncf-Methode beruht auf der Annahme gleich bleibender Variabilität im Raum. Insbesondere hinsichtlich der abflussrelevanten Niederschlagsmuster ist diese Idealisierung im orografisch vielgestaltigen oberen Donaeinzugsgebiet so nicht gegeben. Generell lässt sich aber feststellen, dass in der Wasserwirtschaft verwendete „Regionalisierungsansätze“ zur Bestimmung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten bei unzureichender Datenlage aufgrund der vorhandenen starken räumlichen Korrelationen im Untersuchungsgebiet ihre Berechtigung haben (Hosking und Wallis 1997; Troutman und Karlinger 2003; Ugo 2007). Voraussetzung für den Einsatz regionaler Hochwasserschätzungen ist die Einteilung in geeignete, miteinander korrelierte Gruppen (Burn und Goel 2000) – für diese Aufgabe könnten die Gruppierungsansätze in 4.2.5 hilfreich sein. Allerdings weisen Gudmundsson et al. (2009) darauf hin, dass die Korrelationen innerhalb eines Pegel-Ensembles von 470 europäischen Abflüssen gerade im Bereich der Extremabflüsse gering sind – im Gegensatz zum räumlich stark korrelierten mittleren Bereich der Verteilungen. Auf kleineren raumzeitlichen Skalen beobachtet Donner (2009) im Einzugsgebiet des oberen Mains für stündliche Abflussdaten starke Korrelationen zwischen verschiedenen Pegeln gerade im Verlauf von Extremereignissen.

Um kleinräumigeren Mustern (siehe 4.2.5, 5.2.4) auf die Spur zu kommen, müssen die lokal wirkenden Einflüsse betrachtet werden. Für die vorliegende Studie standen mit Pegelhöhe, Abstand zur Mündung und Einzugsgebietsgröße nur wenige verwertbare Informationen zur Verfügung. Eine umfassende Ursachenanalyse regionaler Unterschiede sollte Geologie, Boden- und Reliefeigenschaften sowie die Vegetation in den Einzugsgebieten mit einbeziehen (vergleiche z. B. Lins 1997; Robinson und Sivapalan 1997; Robinson et al. 2003). Diese Parameter als geeignet gemittelte, flächenbezogene Größen für jeden Pegel zu ermitteln ist sehr aufwändig und ging über den Rahmen dieser Arbeit hinaus.

6.3 Konsequenzen der Instationarität in Abflussdaten

6.3.1 Stationarität und Skalierungsverhalten

Instationarität in Form von pegelübergreifend langfristig ansteigenden Abflussmengen, mehrjährigen zyklischen Schwankungen und pegelspezifischen Phänomenen ist in den süddeutschen Abflüssen der Regelfall. Konsequenterweise konstatieren Milly et al. (2008) im Hinblick auf den Klimawandel für die Entwicklung der Abflüsse auf globaler Skala: „Stationarity is dead“.

Dabei ist Stationarität (wie in 2.2.1 erörtert) in Bezug auf geophysikalische Messreihen kein unumstrittener Begriff. Laut Koutsoyiannis (2006) sollte man bei solchen Messdaten von „stationären Zeitreihen mit Skalierungsverhalten“ ausgehen, die stochastische Fluktuationen aufweisen. Im Rahmen des Forschungsprojekts „Skalenanalyse hydrometeorologischer Zeitreihen“ wurde die Existenz von langreichweitigen Korrelationen in den Abflussdaten bestätigt (Burroughs 2003; Koutsoyiannis 2003; Lange und Bernhardt 2004). „Universelle“ Gesetze wurden jedoch nicht gefunden: Die süddeutschen Abflüsse erwiesen sich als unterschiedlich stark langzeitkorreliert, ohne räumliche Muster in der Stärke der Korrelationen oder ein sich über alle Zeitskalen gleichermaßen erstreckendes Korrelationsverhalten (Braun und Kantelhardt 1999; Koscielny-Bunde et al. 2006).

Im Unterschied zu künstlich mit Modellen gewonnenen Daten sind Messdaten weder beliebig oft wiederholbar, noch beliebig lang. Es ist damit nicht möglich, statistische Ensemble-Eigenschaften für die Messdaten abzuleiten. Man kann jedoch die gefundenen Korrelationsstrukturen mit Hilfe geeigneter Modelle (FARIMA, multifraktale Beschreibungen) rekonstruieren (Koutsoyiannis 2006). Auf diese Weise simulierte, korrelierte Daten dienen zur Herstellung von Surrogatdatensätze, die eine systematische Bewertung der Konsequenzen „instationärer“ Dynamik z. B. auf die Berechnung von Hochwasserwahrscheinlichkeiten aus Abflussdaten erlauben (Rust et al. 2009). Alternativ lassen sich korrelierte Surrogatdaten auch unabhängig von Modellannahmen konstruieren (Venema et al. 2006). Eine Schwierigkeit beim Nachahmen von Abflusszeitreihen ist deren asymmetrische zeitliche Dynamik mit schnellen Anstiegen und langsamerem Abfall der Wassermenge. Im Folgenden werden Auswirkungen langfristiger Abflussschwankungen auf den Methodenkanon der Wasserwirtschaft diskutiert.

6.3.2 Konsequenzen für die Arbeit mit Abflusszeitreihen

Aufgrund der langfristigen Instationarität der Daten ist die Auswertung der kleinen Frequenzen des Lomb-Scargle-Periodogramms nicht sinnvoll, Aussagen zu den in den Daten enthaltenen langfristigen periodischen Anteilen sind angreifbar. Daher wurde mit dem LSP lediglich die Stärke des Jahresgangs quantifiziert (4.2.5). Alternativ könnte man auf verschiedene Möglichkeiten der Datenvorbehandlung zurückgreifen, um das „Problem Instationarität“ (2.2.3) zu umgehen. Eine Möglichkeit ist die Definition und Beschränkung auf (mutmaßlich) stationäre Abschnitte unter Verzicht auf Aussagen zu längeren Zeitskalen. Mit diesem defensiven Ansatz lässt sich die langfristige Dynamik

einer Zeitreihe nicht erfassen. Viele Methoden zur Vorbehandlung der Daten mit dem Ziel einer „Stationarisierung“ bzw. Homogenisierung erfordern eine begründete Annahme zu Ursachen und Verlauf der Instationarität: bei der Trendbereinigung wird eine bestimmte Form des Trends vorausgesetzt, für die Desaisonalisierung im Allgemeinen ein gleich bleibender mittlerer Jahresgang angenommen etc. Ist die zugrunde liegende Annahme nicht erfüllt, besteht das Risiko, mehr an der Datenstruktur zu ändern als beabsichtigt.

Viele der in der Wasserwirtschaft üblichen Tests und Methoden setzen schwach stationäre Daten voraus, Langzeitkorrelationen verfälschen die Ergebnisse zum Teil erheblich (Yue und Wang 2002; Yue und Wang 2004; Zhang und Zwiers 2004). Im Rahmen des Forschungsprojekts „Skalenanalyse“ wurde für einige gebräuchliche Methoden die erhöhte Unsicherheit quantifiziert, die sich aus der Verletzung der Grundannahme stationärer Daten ergibt. Die Bruchpunktanalyse (Pettitt 1979), die den Änderungszeitpunkt statistischer Eigenschaften einer Zeitreihe identifizieren soll und für Rückschlüsse auf Änderungen im „Klimaregime“ herangezogen wurde (Arbeitskreis KLIWA 2003), wird als für langzeitkorrelierte Daten ungeeignet bewertet (Rybski und Neumann 2009). Der Test führt bei langreichweitigen Korrelationen zu falsch positiven Ergebnissen. Auch der häufig genutzte Mann-Kendall-Trendtest ist nicht robust gegenüber Korrelationen und findet zu oft signifikante Trends in (langzeit-) korrelierten Daten (Fleming und Clarke 2002). Hier kann als Alternative mit Hilfe des semiparametrischen Craigmile-Percival-Trendtests die Korrelationsstruktur der Daten bei der Trendbewertung berücksichtigt werden (Kallache et al. 2009).

„Jährlichkeiten“ bezeichnen in der Wasserwirtschaft den statistisch alle X Jahre auftretenden höchsten Wasserstand, das „ HQ_{100} “ beispielsweise ist der statistisch einmal in 100 Jahren auftretende Maximalabfluss. Diese Werte dienen als Bemessungsgrundlage für Hochwasserschutzbauten und Stauanlagen. Zur Berechnung passt man in der Extremwertstatistik theoretische Verteilungsfunktionen, meist vom Verteilungstyp Generalized Extreme Value, an die vorhandenen Extremwerte an. Dabei kommt der guten Qualität der Eingangsdaten (Homogenität, vgl. 2.2.2) entscheidende Bedeutung zu. Das in dieser Arbeit quantifizierte Instationaritätsniveau der einzelnen Pegel kann hier als ein weiterer Anhaltspunkt für die Verlässlichkeit der Aussagen dienen (5.2.3) – bei großen längerfristigen Schwankungen der Abflussmengen dürften auch die für Extremwerte gewonnenen Aussagen weniger verlässlich sein.

Im Gegensatz zum weiteren Blickwinkel dieser Arbeit wird häufig gezielt nur die Entwicklung der extremen Abflüsse analysiert. So führen Lange et al. (2005) GEV-Verteilungsanpassungen für je zwei Hälften der Abflussreihen aus Süddeutschland durch und erzielen dabei pegelspezifisch zum Teil stark voneinander abweichende HQ_{100} -Werte. Kallache et al. (2009) erweitern die GEV auf instationäre Modelle und stellen dabei – analog zu den Ergebnissen zur Verteilungsanpassung in 5.2.1. – für viele Pegel eine qualitative Änderung der Verteilungsform im Zeitverlauf fest. Mögliche Trends in Extremwertverteilungen untersuchen auch Pakosch und Bardossy (2005) oder Katz et al. (2002). Eichner et al. (2009) analysieren systematisch anhand künstlicher Daten den

Einfluss von Langzeitkorrelationen auf Jährlichkeiten und Wiederkehrintervalle. Dabei erweist sich die gängige Berechnung des HQ_{100} aus kurzen Zeitreihen als erstaunlich robust, allerdings wird die Unsicherheit des Maßes unterschätzt. Die Zeitreihen der Wiederkehrintervalle langzeitkorrelierter Daten sind ebenfalls langzeitkorreliert, was zur Verbesserung von Risikoabschätzungen genutzt werden könnte. Rust (2009) kommt bei der Untersuchung der Blockmaxima-Methode für langzeitkorrelierte künstliche Daten zu ähnlichen Ergebnissen. Die Korrelationseigenschaften bekanntermaßen langzeitkorrelierter Datenreihen sollten demnach bei der Ermittlung von Konfidenzintervallen für Abflussquantile berücksichtigt werden.

Unabhängig von der geschilderten Problematik bei Langzeitkorrelationen wird in der wasserwirtschaftlichen Praxis in Süddeutschland seit 2006 vorsorgend der „Lastfall“ Klimawandel bei neuen Hochwasserschutzplanungen berücksichtigt: in Bayern werden die Bemessungsabflüsse um feste „Klimaänderungsfaktoren“ erhöht (bis HQ_{100} um 15%, bei HQ_{200} um 7,5%, LfU Bayern 2005), Baden-Württemberg verwendet bereits regional unterschiedliche Faktoren (LfU Baden-Württemberg 2005). Durch die spezifischen Pegel­eigenschaften begründete individuelle Faktoren werden auch in Bayern angestrebt – auch hier könnten die Ergebnisse zum Instationaritätsniveau mit einbezogen werden (5.2.3).

Die langfristigen Instationaritäten von Abflussdaten bzw. die dahinter liegende Korrelationsstruktur lassen sich zu einem gewissen Grad mittels geeigneter stochastischer Modelle nachbilden (Rust et al. 2009). Für praktische hydrologische Fragestellungen ist es jedoch wichtiger, dass auch für Prognosen verwendete prozessbasierte Einzugsgebietsmodelle die Variabilität der Daten möglichst auf allen Zeitskalen wiedergeben. Exemplarisch wurde daher im Rahmen des Forschungsprojekts „Skalenanalyse“ das Wasserhaushaltsmodell ASGi bewertet, mit dessen Hilfe im Verbundprojekt KLIWA die Auswirkungen prognostizierter Klimaänderungen auf den Wasserhaushalt im Einzugsgebiet des oberen Mains abgeschätzt wurden (Barth et al. 2004). Es handelt sich um ein Modellsystem, das von 1993-97 als Hilfsmittel für die Wasserwirtschaft in Bayern entwickelt wurde (Becker und Kleeberg 1998). Die exemplarischen Analysen wiesen auf eine viel versprechende weitere Einsatzmöglichkeit der in Kapitel 5.1.2 entwickelten Stationaritätsmaße. Mit ihnen wurde ein direkter Vergleich der Verteilungen der modellierten Abflüsse mit denen der Messdaten im gleichen Zeitfenster auf Zeitskalen von einem Monat bis fünf Jahren durchgeführt (zur Datenbasis vgl. Tabelle 7.3 im Anhang): Es zeigte sich, dass die saisonale Dynamik von Mittelwert und Varianz nur unzureichend vom Modell wiedergegeben und Prozesse auf größeren Zeitskalen nicht vollständig modelliert werden. Die Verteilung der Modelldaten liegt überwiegend bei niedrigeren als den gemessenen Abflusswerten. Höhere Momente der Verteilungen werden unterschätzt, Werte in den Randbereichen der Verteilungen vom Modell nicht in ihrem tatsächlichen Ausmaß wiedergegeben. Weitere Analysen der Projektpartner bestätigten die Unterschätzung der Variabilität im Jahresgang und auf Zeitskalen größer einem Jahr durch das Modell, davon abgesehen wird das Verhalten auf Zeitskalen von Wochen bis einem Jahr gut wiedergegeben. Mögliche Ursachen wurden in

der Kalibrierung des Modells mit logarithmierten Daten oder in modellinternen Faktoren wie der Konfiguration des Schneemoduls vermutet. Weitere Modelleinschätzungen zu ASGi finden sich in Livina et al. (2007), eine Reihe neuerer Analysemethoden zur Modellevaluation nennen Lange und Thies (2003).

Auch Markovic (2006) beschäftigte sich mit dem Skalierungsverhalten modellierter Abflussdaten im Elbeinzugsgebiet (SWAT, ArcEGMO): diese Modelle geben die dominante langfristige Periode von $7\frac{1}{4}$ Jahren in Stärke und Phase gut wieder. Dabei wirkt der Grundwasserleiter – abhängig von seiner Größe und Permeabilität – als Tiefpassfilter, der die schwachen langfristigen Signale in den Niederschlagsmustern verstärkt (Markovic 2006). Die Reproduktion des Skalierungsverhaltens gemessenen Daten ist ein wichtiger Qualitätsmaßstab für prozessbasierte Modelle. Gelingt dies, so wird die Kritik an der bei weitem nicht eindeutigen Parametrisierung der Modelle entkräftet: die über den Input (hier Niederschlags- und Temperaturdaten) gesteuerten Auswirkungen des sich ändernden Klimas können modelliert werden. Selbst Anhänger der stochastischen Modelle wie Koutsoyiannis (2006) können sich eine Kombination mit einer aus geeigneten globalen Zirkulationsmodellen unterfütterten instationären Komponente vorstellen, um sowohl Langzeitkorrelationen als auch deterministische Trends zu berücksichtigen. Allerdings sieht der Autor die GCMs noch nicht in der Lage, die in Messdaten beobachteten Skalierungseigenschaften tatsächlich zu reproduzieren (Wentz et al. 2007).

6.3.3 Bedeutung der Ergebnisse für die Praxis

Die Methode des Lomb-Scargle-Periodogramms ist unter den in Abschnitt 4.3 zusammengefassten Bedingungen für die Spektralanalyse lückenbehafteter Abflussdaten geeignet und in Verbindung mit der erarbeiteten Fehlerabschätzung direkt für unvollständige Abflussmessreihen einsetzbar. Lücken sind ein typisches Problem in der Analyse von Zeitreihen – es ist zu vermuten, dass die LSP-Methode für eine Vielzahl anderer lückenbehafteter Zeitreihentypen geeignet ist. Dabei ist wegen des unterschiedlich starken Einflusses von Lücken sowohl in verschiedenen Abflusszeitreihen als auch innerhalb einer einzelnen Zeitreihe im Prinzip eine datenspezifische Fehlerabschätzung zu empfehlen. Bei größeren Lücken kann die für normalverteilte, unkorrelierte Daten gefundene Beziehung als konservative Fehlerschätzung auch für andere Datentypen herangezogen werden (4.2.1).

Ein großer Vorteil der zeitlokalen Methoden aus Kapitel 5 besteht darin, dass sie wenige Voraussetzungen an die Daten stellen: Weder Lücken, noch Korrelationen oder Instationarität sind ein Ausschlusskriterium, und es gibt keine Einschränkungen bezüglich der den Daten zugrunde liegenden Verteilung. Die Analyse umfangreicher, hoch aufgelöster (in dieser Arbeit täglicher) Daten ist möglich, eine Vorbehandlung wie Mittelwertbildung oder Ausdünnung der Daten nicht nötig.

Es konnte gezeigt werden, dass die bisher in der Praxis oft vernachlässigten höheren Momente durchaus wichtige Informationen tragen (5.2.3). Beurteilt man die zeitliche Entwicklung von Messreihen, sollten nicht nur Trends in Form von Mittelwerts-

änderungen im Blickpunkt stehen: Es lohnt sich, allgemeiner die Änderung der gesamten Verteilung der Daten zur betrachten. Die Ergebnisse können helfen, praxisrelevante Schlüsse z. B. im Bereich der Extremwertstatistik zu ziehen. Die in 5.1.2 eingeführte Matrixdarstellung der Stationaritätsmaße ist eine gute Möglichkeit, sich einen schnellen Überblick über die zeitliche Dynamik von Messreihen zu verschaffen und wichtige Entwicklungen pegelübergreifend zu identifizieren. In 5.2.3 wird anhand des Pegels Achleiten demonstriert, wie eine verdeckte Inhomogenität in den Daten auf diese Weise aufgedeckt werden kann. Für viele Analysen ist die Homogenität der Daten eine wichtige Eingangsvoraussetzung (vgl. z. B. Rust et al. 2008) und ihre Beurteilung von zentraler Bedeutung.

Man kann die Stationaritätsmaße dazu nutzen, den Output von Einzugsgebietsmodellen daraufhin zu überprüfen, ob die Verteilung der Messdaten auf verschiedenen Zeitskalen gut wiedergegeben wird (6.3.2). In gleicher Weise müssten die Maße bereits bei der Kalibrierung von Modellen eingesetzt werden, um die Reproduktion der beobachteten Skalierungseigenschaften durch das Modell zu unterstützen. Die Verwendung der Stationaritätsmaße als zeitlokales Ähnlichkeitsmaß zum sequentiellen Verteilungsvergleich zweier Zeitreihen eröffnet ein Spektrum weiterer Anwendungsmöglichkeiten. Nach vorangegangener z-Transformation lassen sich dabei mit den normierten Maßen κ_n und K_n beliebige Zeitreihen auf die Dynamik der höheren Verteilungsmomente hin vergleichen.

Ob die in 5.2.3 charakterisierte periodische Schwankung dazu genutzt werden kann, Hochwasserwahrscheinlichkeiten besser abzuschätzen, ist nicht klar. Es wird vermutet, dass ein Zusammenhang zwischen der Stärke regionaler Hochwasser und den Maxima der Moden besteht (Bernhardt 2002; Mahecha 2006). Für die Praxis ist es daher wichtig, die momentane Amplitude dieser Moden zu kennen. Eine längerfristige Extrapolation der quasi-periodischen Zyklen setzt jedoch ein genaueres Verständnis der verursachenden Klimaeinflüsse voraus.

7 Anhang

Tabelle 7.1 Liste der in Kapitel 4 verwendeten Abflussdatenreihen, sortiert nach Einzugsgebietsgröße. Beginn und Ende der Daten sowie der tatsächlich verwendete lückenfreie Teilabschnitt sind angegeben. Die drei einzigen Pegel aus dem Maineeinzugsgebiet sind farbig gekennzeichnet.

Pegelname	Gewässer	Einzugsgebiet [km ²]	Beginn	Ende	Verwendeter Zeitraum	Länge [a]
Bad Aibling	Triftbach	18	1940	1997	1947 - 1997	50
Görisried	Waldbach	23	1939	1997	1947 - 1997	50
Hörmannshofen	Geltnach	95	1940	1997	1947 - 1997	50
Leuterschach	Lobach	109	1945	1997	1947 - 1997	50
Oberammergau	Ammer	114	1926	1997	1947 - 1997	50
Greifenberg	Windach	125	1935	1997	1947 - 1997	50
Erbendorf	Fichtelnaab	182	1929	1997	1947 - 1997	50
Erlangen	Schwabach	185	1935	1997	1947 - 1997	50
Hasberg	Mindel	209	1964	1997	1964 - 1997	33
Dasing	Paar	246	1958	1997	1958 - 1997	39
Zwiesel	Großer Regen	295	1920	1997	1947 - 1997	50
Lauben	Günz	318	1976	1997	1976 - 1997	21
Leutstetten	Würm	326	1920	1997	1947 - 1997	50
Aunkofen	Abens	359	1950	1997	1950 - 1997	47
Leucherhof	Baunach	383	1929	1997	1947 - 1997	50
Garmisch	Loisach	392	1925	1997	1947 - 1997	50
Mittenwald	Isar	404	1927	1997	1947 - 1997	50
Deuerling	Schwarze Laber	427	1954	1992	1954 - 1992	38
Biessenhofen	Wertach	450	1920	1997	1947 - 1997	50
Fischen	Ammer	601	1940	1997	1947 - 1997	50
Kochel	Loisach	684	1910	1997	1947 - 1997	50
Manching	Paar	858	1925	1997	1947 - 1997	50
Kempten	Iller	953	1900	1997	1947 - 1997	50
Fürstenfeldbruck	Amper	1235	1920	1997	1947 - 1997	50
Chamerau	Regen	1357	1930	1997	1947 - 1997	50
Lenggries	Isar	1396	1949	1997	1949 - 1997	48
Eichstätt	Altmühl	1400	1940	1997	1947 - 1997	50
Füssen	Lech	1422	1900	1952	1902 - 1952	50
Grafenmühle	Vils	1436	1939	1997	1947 - 1997	50
Bad Tölz	Isar	1554	1958	1997	1958 - 1997	39
Harburg	Wörnitz	1578	1939	1997	1947 - 1997	50
Neumühle	Rednitz	1845	1910	1997	1947 - 1997	50
Inkhofen	Amper	3043	1925	1997	1947 - 1997	50

Münchshofen	Naab	4014	1929	1997	1947 - 1997	50
Günzburg	Donau	9400	1923	1963	1923 - 1963	40
Dillingen	Donau	11315	1923	1997	1947 - 1997	50
Eschelbach	Inn	13354	1930	1992	1942 - 1992	50
Donauwörth	Donau	15037	1923	1997	1947 - 1997	50
Ingolstadt	Donau	20001	1923	1997	1947 - 1997	50
Kelheim	Donau	22950	1900	1997	1947 - 1997	50
Oberndorf	Donau	26446	1925	1997	1947 - 1997	50
Hofkirchen	Donau	47496	1900	1997	1947 - 1997	50
Achleiten	Donau	76660	1900	1997	1947 - 1997	50

Tabelle 7.2 In Kapitel 5 verwendete Pegel, nach den in KLIWA verwendeten Teileinzugsgebieten gruppiert und nach offiziellen Pegelnummern geordnet. Geographische Abkürzungen: D – Deutschland, BW – Baden-Württemberg, BY – Bayern, A – Österreich, CH – Schweiz. Die 10 blau markierten Pegel wurden in Vorstudien verwendet.

Nr.	offizielle Pegel-Nr.	Land (Bundes-land)	Gewässer	Station	Einzugsgebiet [km ²]	Höhe über NN	Länge [d]	[a]	Beginn	Ende	Lücken [d]
<i>D1 – Donau bis Lauchert</i>											
1	105	D (BW)	Donau	Kirchen-Hausen	758	657	29646	81	1922	2003	1606
2	1120	D (BW)	Schmeie	Unterschmeien	151	591	26663	72	1931	2003	100
3	1139	D (BW)	Breg	Hammereisenbach	164	738	28246	77	1926	2003	574
4	1140	D (BW)	Brigach	Donaueschingen	191	676	27150	74	1929	2003	3916
5	168	D (BW)	Donau	Beuron	1309	605	28489	77	1926	2003	1
<i>D2 – Donau unterhalb Lauchert bis oberhalb Iller</i>											
6	1144	D (BW)	Riss	Niederkirch	409	495	26663	72	1931	2003	14
7	1159	D (BW)	Ablach	Mengen	442	564	26724	73	1930	2003	30
8	120	D (BW)	Donau	Hundersingen	2639	543	27089	74	1929	2003	427
9	125	D (BW)	Donau	Berg	4047	490	27089	74	1929	2003	153
<i>D3 – Iller</i>											
10	11401009	D (BY)	Iller	Sonthofen	388	727	36896	101	1901	2002	0
11	11402001	D (BY)	Iller	Kempten	955	656	37559	102	1901	2003	0
12	11412005	D (BY)	Stillach	Oberstdorf	82	783	17898	48	1952	2000	0
13	11425200	D (BY)	Osterach	Reckenberg	127	769	25552	69	1933	2002	8
14	61405001	D (BY)	Iller (mit Kanal)	Wiblingen	2040	468	29585	81	1920	2001	0
<i>D4 – Donau unterhalb Iller bis oberhalb Wörnitz/Lech</i>											
15	10026301	D (BY)	Donau	Neu-Ulm, Bad Held	7588	465	18323	50	1953	2003	0
16	10039802	D (BY)	Donau	Donauwörth	15092	395	29220	79	1924	2003	0
17	11584000	D (BY)	Günz	Waldstetten	594	470	17846	48	1955	2003	35
18	11609000	D (BY)	Mindel	Offingen	949	430	22600	61	1942	2003	1030
19	11924007	D (BY)	Zusam	Pfaffenhofen	505	407	26239	71	1932	2003	329
<i>D5 – Lech</i>											
20	12002009	D (BY)	Lech	Lechbruck	1714	722	19307	52	1951	2003	0
21	12003001	D (BY)	Lech	Landsberg	2287	582	37560	102	1901	2003	0
22	12006000	D (BY)	Lech	Augsburg	3803	457	16071	43	1960	2003	0
23	12183005	D (BY)	Vils	Pfronten Ried	113	857	33603	91	1911	2002	0
24	12405005	D (BY)	Wertach	Biessenhofen	451	694	30254	82	1921	2003	0
25	12445000	D (BY)	Geltnach	Hörmannshofen	95	697	22645	61	1941	2002	181
<i>D6 – Wörnitz, Altmühl, Schwarze Laber</i>											
26	11805008	D (BY)	Wörnitz	Gerolfingen	586	423	14975	40	1963	2003	0
27	11809009	D (BY)	Wörnitz	Harburg	1569	401	23376	63	1940	2003	365
28	13402807	D (BY)	Altmühl	Thann	327	416	12783	35	1968	2003	0
29	13406105	D (BY)	Altmühl	Treuchtlingen	981	406	22951	62	1941	2003	0
30	13407200	D (BY)	Altmühl	Eichstätt	1397	382	23010	62	1941	2003	0
31	13465002	D (BY)	Schwarzach	Mettendorf	304	380	25939	71	1931	2002	0
<i>D7 – Donau unterhalb Lech bis oberhalb Naab</i>											
32	10046003	D (BY)	Donau	Ingolstadt	20053	360	29220	79	1924	2003	0
33	10053009	D (BY)	Donau	Kelheim	23019	337	29220	79	1924	2003	0
34	13208509	D (BY)	Paar	Manching, Bahnbrücke	1215	359	28489	77	1926	2003	147
35	13322005	D (BY)	Abens	Aunkofen	368	358	19358	52	1951	2003	0

Nr.	offizielle Pegel-Nr.	Land (Bundes- land)	Gewässer	Station	Einzugs Höhe		Länge		Lücken		
					-gebiet [km ²]	über NN	[d]	[a]	Beginn	Ende	[d]
<i>D8 – Naab</i>											
36	14002305	D (BY)	Naab	Unterköblitz	2010	370	22645	61	1941	2002	0
37	14008006	D (BY)	Naab	Heitzenhofen	5432	334	30256	82	1921	2003	0
38	14124007	D (BY)	Fichtelnaab	Erbendorf	182	457	27028	73	1930	2003	365
39	14209008	D (BY)	Haidenaab	Wildenau	714	380	23010	62	1941	2003	1
40	14362005	D (BY)	Pfreimd	Böhmischbruck	483	461	26663	72	1931	2003	365
41	14408004	D (BY)	Schwarzach	Warnbach	822	363	22281	61	1941	2002	87
42	14604002	D (BY)	Vils	Amberg	438	371	20029	54	1949	2003	585
<i>D9 – Regen</i>											
43	15202300	D (BY)	Regen	Chamerau	1357	371	26604	72	1931	2003	211
44	15208500	D (BY)	Regen	Regenstauf	2658	331	36924	101	1901	2002	0
45	15212008	D (BY)	Schwarzer Regen	Teisnach	627	446	26240	71	1931	2002	0
46	15228008	D (BY)	Weißer Regen	Kötzting	224	392	20035	54	1948	2002	259
47	15243001	D (BY)	Chamb	Furth im Wald	277	388	19299	52	1951	2003	115
<i>D10 – Donau unterhalb Naab bis oberhalb Isar</i>											
48	10062000	D (BY)	Donau	Schwabelweis	35450	324	28916	79	1923	2002	0
49	10078000	D (BY)	Donau	Pfelling	37757	308	28428	77	1926	2003	0
50	15408000	D (BY)	Große Laber	Schönach	407	325	18203	49	1954	2003	127
<i>D11 – Isar</i>											
51	16000708	D (BY)	Isar	Mittenwald	404	904	28489	77	1926	2003	0
52	16004006	D (BY)	Isar	Bad Tölz, Kraftwerk	1559	632	16477	45	1958	2003	5
53	16007004	D (BY)	Isar (mit Ausleitung)	Landshut, Birket	7915	389	16436	45	1958	2003	83
54	16008506	D (BY)	Isar (mit Mühlb.)	Plattling	8435	316	28550	78	1925	2003	0
55	16402009	D (BY)	Loisach	Garmisch	394	687	28123	76	1926	2002	0
56	16404900	D (BY)	Loisach	Schlehdorf	640	600	28187	77	1925	2002	17167
57	16407002	D (BY)	Loisach	Kochel	685	596	19725	54	1949	2003	0
58	16605006	D (BY)	Amper	Fürstenfeldbruck	1230	514	29591	81	1921	2002	0
59	16607001	D (BY)	Amper	Inkofen	3076	416	28491	78	1925	2003	0
60	16610709	D (BY)	Ammer	Oberammergau	114	831	29845	81	1921	2002	3
61	16613004	D (BY)	Ammer	Weilheim	607	550	28468	77	1926	2003	0
62	16665008	D (BY)	Würm	Leutstetten	329	583	30315	82	1921	2003	0
63	16686008	D (BY)	Glonn	Hohenkammer	390	447	21490	58	1945	2003	298
64	66005703	D (BY)	Isar (mit Stadtbächen)	München	2814	500	15645	42	1959	2001	0
<i>D12 – Vils / Rott</i>											
65	17204204	D (BY)	Vils	Rottersdorf	728	375	23169	63	1940	2003	64
66	17207508	D (BY)	Vils	Grafenmühle	1436	308	23315	63	1940	2003	123
67	17215007	D (BY)	Große Vils	Vilsbiburg	320	436	22714	63	1939	2002	0
68	18806406	D (BY)	Rott	Birnbach	861	347	26663	73	1930	2003	18

Nr.	Pegel-Nr.	Land offizielle (Bundes- land)	Gewässer	Station	Einzugs Höhe -gebiet über Länge			Lücken			
					[km ²]	NN	[d]	[a]	Beginn	Ende [d]	
<i>D13 – Alz / Salzach</i>											
69	18405008	D (BY)	Alz	Altenmarkt	1500	493	25939	71	1931	2002	0
70	18454003	D (BY)	Tiroler Ache	Staudach	952	532	30315	82	1921	2003	0
71	18483500	D (BY)	Traun	Stein	367	494	28003	76	1926	2002	175
72	18486000	D (BY)	Weißer Traun	Siegsdorf	182	599	28003	74	1926	2000	0
73	18487501	D (BY)	Rote Traun	Wernleiten	91	598	28003	76	1926	2002	0
74	18606000	D (BY)	Salzach	Burghausen	6649	352	64650	177	1826	2003	0
75	18622006	D (BY)	Ramsauer Ache	Iltsank	121	576	25568	69	1931	2000	0
76	18642003	D (BY)	Saalach	Unterjettenberg	927	494	37561	102	1901	2003	19
77	18666001	D (BY)	Sur	Brodhausen	124	420	19000	50	1951	2001	18
<i>D14 – Inn</i>											
78	18000403	D (BY)	Inn	Oberaudorf	9715	464	37570	102	1901	2003	0
79	18005000	D (BY)	Inn	Eschelbach	13346	356	25629	70	1930	2000	0
80	18008008	D (BY)	Inn	Passau, Ingling	26063	289	30315	82	1921	2003	0
81	18242005	D (BY)	Leitzach	Stauden	112	748	22392	61	1941	2002	0
82	18263005	D (BY)	Glönn	Bad Aibling	149	472	26664	72	1928	2000	0
83	18346000	D (BY)	Attel	Anger	253	435	18263	49	1951	2000	0
84	18384509	D (BY)	Isen	Engfurt	547	385	19358	52	1951	2003	0
85	6243030	A	Inn	Innsbruck	5792	566	17167	46	1951	1997	0
86	6243110	A	Venter Ache	Vent	165	1900	17167	46	1951	1997	0
87	6243800	A	Antiesen	Haging	163	379	17167	46	1951	1997	0
88	6243850	A	Inn	Schärding	25665	299	17167	46	1951	1997	0
89	18003004	D (BY)	Inn	Wasserburg	11983	420	61422	168	1826	1994	0
90	68002003	D (BY)	Inn	Rosenheim	11284	440	22280	61	1940	2001	0
91	68206003	D (BY)	Mangfall (mit Triftbach)	Bad Aibling	771	477	26664	72	1928	2000	1
92	6943100	CH	Inn	Martinsbruck	1945	1030	12053	32	1961	1993	0
<i>D15 – Donau unterhalb Isar bis Landesgrenze</i>											
93	10088003	D (BY)	Donau	Höfkirchen	47610	300	37620	102	1901	2003	0
94	10094006	D (BY)	Donau	Achleiten	76653	288	37620	102	1901	2003	0
95	17406005	D (BY)	Ilz	Kalteneck	760	326	30256	82	1921	2003	23
96	17425000	D (BY)	Mitternacher Ohe	Eberhartsreuth	113	435	18263	49	1951	2000	0
97	17464001	D (BY)	Wolfsteiner Ohe	Fürsteneck	370	349	18676	51	1951	2002	70

Tabelle 7.3 Liste der bei der Beurteilung des ASGi-Modells mit Hilfe von Stationaritätsmaßen untersuchten Pegel (diskutiert in 6.3.2)

Pegelname	Gewässer	Einzugsgebiet [km²]	Pegel-Nr.
Kemmern	Main	4224	24 010 004
Leucherhof	Baunach	381	24 186 000
Heinersdorf	Rodach	376	24 167 006
Coburg	Itz	346	24 162 206
Schwübitz	Main	2419	24 006 007
Horb	Steinach	257	24 149 503
Unterlangenstadt	Rodach	714	24 143 008
Neukenroth	Haßlach	141	24 146 505
Steinberg	Kronach	94	24 148 001
Wallenfels	Wilde Rodach	96	24 145 808
Untersteinach	Untere Steinach	127	24 116 005
Ködnitz	Weißer Main	313	24 111 001
Unterzettlitz	Roter Main	500	24 125 006
Bayreuth	Roter Main	340	24 123 000

Tabelle 7.4 Klassifizierung von Abflussdatensätzen anhand der regionalen Muster im Zusammenhang zwischen mittlerer jährlicher Abflusshöhe in (künstlichen) Lücken von einem Jahr und Güte des Lomb-Scargle-Periodogramms (siehe Abschnitt 4.2.5). Die Datenbasis ist in Tabelle 7.1 beschrieben.

Gruppe	Form und Lage der Punktwolke	Pegel
Alpin geprägte Einzugsgebiete	Große Abflusshöhen und hohe R-Werte	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Eschelbach (Inn) ▪ Füssen (Lech) ▪ Garmisch (Loisach) ▪ Kempten (Iller) ▪ Kochel (Loisach) ▪ Oberammergau (Ammer)
Wertach-Einzugsgebiet (u.a.)	Weit streuende Punktwolken, keine Parabel	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Biessenhofen (Wertach) ▪ Görisried (Waldbach) ▪ Greifenberg (Windach) ▪ Hörmannshofen (Gelnach) ▪ Lauben (Günz) ▪ Leuterschach (Lobach)
Donaupiegel (u. a.)	Eng beieinander liegende, symmetrische Parabeln	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Bad Aibling (Triftbach) ▪ Dillingen (Donau) ▪ Donauwörth (Donau) ▪ Eschelbach (Inn) ▪ Fürstenfeldbruck (Amper) ▪ Günzburg (Donau) ▪ Hofkirchen (Donau) ▪ Ingolstadt (Donau) ▪ Inkhofen (Amper) ▪ Kelheim (Donau) ▪ Leutstetten (Würm) ▪ Oberndorf (Donau)
Isarpegel	insgesamt hohe R-Werte, nur rechter Arm der Parabel vorhanden	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Bad Tölz (Isar) ▪ Lenggries (Isar) ▪ Mittenwald (Isar)
Einzugsgebiet ostbayerische Mittelgebirgen	breite, rechtslastige Parabeln	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Achleiten (Donau) ▪ Chamerau (Regen) ▪ Erbdorf (Fichtelnaab) ▪ Fischen (Ammer) ▪ Zwiesel (Großer Regen)

Tabelle 7.5 Zur Untersuchung der Teststärke der Stationaritätsmaße in 5.1.4 eingesetzte Grundgesamtheiten. Die Grundgesamtheit I blieb als Referenz konstant, während die Eigenschaften der Grundgesamtheit II gezielt [in den genannten Grenzen] variiert wurden ($L = 1000000$).

Verteilungstyp		Grundgesamtheit I	Grundgesamtheit II
Normalverteilung N(A,B)	Mittelwert (A)	0	[-0,5; 0,5]
	Standardabweichung (B)	1	[0,5; 1,5]
Weibullverteilung Weibull(A,B,C)	Formparameter (C)	1	[0,5; 2]
	Mittelwert	0	0,0000±0,0012 *
	Varianz	1	0,9999±0,0059 *
	-> Schiefe	2	[0,6; 6,5]
	-> Wölbung	9	[3,2; 100]

* hier mit $l=500000$, $n_{MC}=100$

Tabelle 7.6 Gruppierung der Pegel aus dem Donaueinzugsgebiet anhand der Veränderungen der beiden Breitemaße $D_{10,90}$ und $D_{33,67}$ im Breite-Korrelogramm (vergleiche 5.2.2). Besonders instationäre Pegel sind fett gedruckt.

		Trajektorie parallel zum Fit: Änderung der Verteilungsbreite			
		keine	Verbreiterung (+)	Verschmälerung (-)	Wende
Trajektorie senkrecht zur Fit-Achse: Änderung der Verteilungsform	keine	37 Pegeln zeigten keine nennenswerten Veränderungen bzw. waren nicht klar einer Gruppe zuzuordnen	5: Beuron/Donau 8: Hundersingen/Donau 35: Aunkofen/Abens 46: Kötzing/Weißer Regen 84: Engfurt/Isen	56: BadTölzKW/Isar 65: Weilheim/Ammer 68: München/Isar 72: Siegsdorf/Weisse Traun 77: Burghausen/Salzach 78: Oberaudorf/Inn 79: Eschelbach/Inn 89: Wasserburg/Inn 94: Achleiten/Donau	18: Offingen/Mindel +- 30: Eichstätt/Altmühl -++ 34: Manching/Paar -+ 43: Chamerau/Regen -++ 64: Oberammergau/Ammer +- 73: Wernleiten/Rote Traun +- 82: BadAibling/Glonn -++ 95: Kalteneck/Ilz -+
	$D_{10,90} > D_{33,67}$	50: Schönach/Große Laber 53: Vilsbiburg/Große Vils 83: Anger/Attel	1: Kirchen Hausen/Donau 3: Hammereisenbach/Breg 28: Thann/Altmühl 86: Vent/VenterAche	12: Oberstdorf/Stillach 13: Reckenberg/Osterach	51: Rottersdorf/Vils -+ 52: Grafenmühle/Vils -++ 54: Birnbach/Rott -+
	$D_{10,90} < D_{33,67}$	74: Ilsank/Ramsauer Ache	9: Berg/Donau 27: Harburg/Wörnitz 47: Furth im Wald/Chamb	20: Lechbruck/Lech 21: Landsberg/Lech 22: Augsburg/Lech 71: Stein/Traun 85: Innsbruck/Inn 88: Schärding/Inn	6: Niederkirch/Riss -+ 7: MengenAdd/Ablach -+ 24: Bissenhofen/Wertach -+ 31: Mettendorf/Schwarzach -+ 37: Heitzenhofen/Naab -+ 39: Wildenau/Haidenaab -+ 41: Warnbach/Schwarzach2 -+ 81: Stauden/Leitzach -+
	Wende	19: Pfaffenhofen/Zusam -+ 55: Mittenwald/Isar +-		69: Altenmarkt/Alz +- 80: PassauInngling/Inn +- 87: Haging/Antiesen (+-) 90: Rosenheim/Inn +-	10: Sonthofen/Iller (Kreis)

Tabelle 7.7 Zusammenstellung der ersten vier Momente für alle Pegel im Donaeinzugsgebiet. Die jeweils 10 höchsten und niedrigsten Werte sind farblich gekennzeichnet (rot/blau).

offizielle Nr. Pegel-Nr.	Gewässer	Station	Einzugs- gebiet [km ²]	Mittelwert [m ³ /s]	Varianz [m ⁶ /s ²]	Schiefe []	Wölbung []	
1	105	Donau	Kirchen-Hausen	758	12,9	14,3	4,0	31,7
2	1120	Schmeie	Unterschmeien	151	1,6	1,5	2,5	12,3
3	1139	Breg	Hammereisenbach	164	4,7	5,6	4,4	39,5
4	1140	Brigach	Donaueschingen	191	3,1	3,9	5,9	73,3
5	168	Donau	Beuron	1309	11,2	16,8	4,1	33,4
6	1144	Riss	Niederkirch	409	4,5	2,6	3,6	24,2
7	1159	Ablach	Mengen	442	3,3	2,7	4,7	39,3
8	120	Donau	Hundersingen	2639	25,3	25,1	3,1	19,7
9	125	Donau	Berg	4047	38,3	30,6	2,8	16,6
10	11401009	Iller	Sonthofen	388	21,2	19,1	2,9	20,1
11	11402001	Iller	Kempton	955	47,2	40,3	2,8	19,2
12	11412005	Stillach	Oberstdorf	82	3,6	3,6	2,5	18,1
13	11425200	Osterach	Reckenberg	127	8,0	7,1	3,1	26,7
14	61405001	Iller (+Kanal)	Wiblingen	2040	70,4	50,3	2,8	17,7
15	10026301	Donau	Neu-Ulm	7588	125,2	74,9	2,1	10,7
16	10039802	Donau	Donauwörth	15092	191,6	111,8	2,1	10,1
17	11584000	Günz	Waldstetten	594	8,4	5,6	4,3	38,9
18	11609000	Mindel	Offingen	949	11,9	6,6	3,7	27,6
19	11924007	Zusam	Pfaffenhofen	505	4,5	2,7	5,5	55,7
20	12002009	Lech	Lechbruck	1714	71,6	46,8	2,6	18,8
21	12003001	Lech	Landsberg	2287	83,4	54,9	2,5	17,7
22	12006000	Lech	Augsburg	3803	115,3	62,8	3,6	35,2
23	12183005	Vils	Pfronten Ried	113	5,1	4,9	3,8	34,5
24	12405005	Wertach	Biessenhofen	451	12,6	12,5	4,2	35,9
25	12445000	Geltnach	Hörmannshofen	95	1,9	2,5	5,4	54,7
26	11805008	Wörnitz	Gerolfingen	586	5,1	8,2	6,0	56,3
27	11809009	Wörnitz	Harburg	1569	11,3	16,2	6,1	67,6
28	13402807	Altmühl	Thann	327	2,2	4,4	6,5	64,2
29	13406105	Altmühl	Treuchtlingen	981	5,7	7,9	5,6	60,9
30	13407200	Altmühl	Eichstätt	1397	9,9	10,7	3,9	28,1
31	13465002	Schwarzach	Mettendorf	304	2,2	3,5	4,9	36,1
32	10046003	Donau	Ingolstadt	20053	313,6	166,2	2,0	10,1
33	10053009	Donau	Kelheim	23019	332,2	173,6	2,0	10,2
34	13208509	Paar	Manching	1215	9,4	4,5	3,5	26,8
35	13322005	Abens	Aunkofen	368	2,8	2,2	12,4	258,0
36	14002305	Naab	Unterköblitz	2010	19,5	21,0	4,0	28,5
37	14008006	Naab	Heitzenhofen	5432	50,0	43,9	3,6	24,2
38	14124007	Fichtelnaab	Erbendorf	182	2,9	3,6	4,4	34,3
39	14209008	Haidenaab	Wildenau	714	6,4	7,4	4,1	28,1
40	14362005	Pfreimd	Böhmischbruck	483	5,1	5,0	4,0	30,1
41	14408004	Schwarzach	Warnbach	822	8,5	7,3	3,3	23,4
42	14604002	Vils	Amberg	438	3,8	3,0	6,5	77,0
43	15202300	Regen	Chamerau	1357	26,1	22,0	4,5	40,0
44	15208500	Regen	Regenstauf	2658	37,6	31,7	4,0	30,7
45	15212008	Schwarzer Regen	Teisnach	627	14,1	12,4	4,1	34,2
46	15228008	Weißer Regen	Kötzting	224	4,4	3,5	6,4	85,5
47	15243001	Chamb	Furth im Wald	277	3,0	4,0	14,0	558,1
48	10062000	Donau	Schwabelweis	35450	446,8	240,4	2,1	9,9
49	10078000	Donau	Pfelling	37757	460,1	244,0	2,1	10,0
50	15408000	Große Laber	Schönach	407	2,3	2,0	8,7	152,4

51	1600708	Isar	Mittenwald	404	5,4	6,8	9,0	142,6
52	16004006	Isar	Bad Tölz, KW	1559	10,5	12,3	8,5	136,9
53	16007004	Isar (+Ausl.)	Landshut, Birket	7915	2,7	3,6	9,2	130,3
54	16008506	Isar (+Mühlb.)	Plattling	8435	7,2	10,2	8,0	119,2
55	16402009	Loisach	Garmisch	394	12,3	7,9	1,9	12,4
56	16404900	Loisach	Schlehdorf	640	27,8	23,4	5,2	47,0
57	16407002	Loisach	Kochel	685	163,7	72,7	3,4	38,2
58	16605006	Amper	Fürstenfeldbruck	1230	175,1	72,5	2,6	18,7
59	16607001	Amper	Inkofen	3076	11,2	8,8	3,0	29,0
60	16610709	Ammer	Oberammergau	114	22,0	14,7	3,4	29,9
61	16613004	Ammer	Weilheim	607	49,2	21,5	1,5	7,1
62	16665008	Würm	Leutstetten	329	23,5	12,2	1,7	9,3
63	16686008	Glonn	Hohenkammer	390	45,1	19,6	2,2	13,3
64	66005703	Isar (mit Stadtbächen)	München	2814	3,8	3,6	8,1	149,4
65	17204204	Vils	Rottersdorf	728	15,5	12,3	8,2	195,9
66	17207508	Vils	Grafenmühle	1436	4,7	1,9	1,2	5,3
67	17215007	Große Vils	Vilsbiburg	320	3,2	3,1	9,8	176,2
68	18806406	Rott	Birnbach	861	92,0	50,7	3,5	26,7
69	18405008	Alz	Altenmarkt	1500	53,3	28,9	1,5	7,6
70	18454003	Tiroler Ache	Staudach	952	35,4	27,9	3,8	33,1
71	18483500	Traun	Stein	367	13,1	12,2	5,1	48,7
72	18486000	Weißer Traun	Siegsdorf	182	7,8	6,9	4,3	35,8
73	18487501	Rote Traun	Wernleiten	91	3,1	3,6	6,8	96,4
74	18606000	Salzach	Burghausen	6649	5,2	3,3	2,5	16,1
75	18622006	Ramsauer Ache	Ilssank	121	38,4	33,8	3,4	28,4
76	18642003	Saalach	Unterjettenberg	927	2,8	3,2	5,8	78,8
77	18666001	Sur	Brodhausen	124	260,2	184,4	2,4	15,7
78	18000403	Inn	Oberaudorf	9715	306,4	217,5	1,4	5,2
79	18005000	Inn	Eschelbach	13346	371,3	226,0	1,6	6,9
80	18008008	Inn	Passau, Ingling	26063	742,1	417,6	1,9	10,8
81	18242005	Leitzach	Stauden	112	4,7	3,3	5,5	67,7
82	18263005	Glonn	Bad Aibling	149	3,1	2,4	5,6	60,4
83	18346000	Attel	Anger	253	3,8	3,5	7,7	107,8
84	18384509	Isen	Engfurt	547	5,7	6,6	9,0	155,6
85	6243030	Inn	Innsbruck	5792	163,2	134,5	1,5	5,4
86	6243110	Venter Ache	Vent	165	6,6	9,0	1,8	6,4
87	6243800	Antiesen	Haging	163	2,7	3,2	8,4	116,7
88	6243850	Inn	Schärding	25665	726,6	406,9	1,9	11,7
89	18003004	Inn	Wasserburg	11983	353,7	233,0	1,4	5,5
90	68002003	Inn	Rosenheim	11284	332,5	219,4	1,5	6,3
91	68206003	Mangfall (mit Triftbach)	Bad Aibling	771	19,3	13,7	3,5	31,6
92	6943100	Inn	Martinsbruck	1945	54,1	46,6	1,7	6,5
93	10088003	Donau	Hofkirchen	47610	640,2	310,6	1,9	8,7
94	10094006	Donau	Achleiten	76653	1427,7	647,3	1,4	7,0
95	17406005	Ilz	Kalteneck	760	15,9	14,8	4,0	31,2
96	17425000	Mitternacher Ohe	Eberhartsreuth	113	2,0	2,2	4,3	32,5
97	17464001	Wolfsteiner Ohe	Fürsteneck	370	8,0	7,1	3,8	30,8

Tabelle 7.8 Zusammenstellung der Instationaritätsniveaus für die Pegel im Donaeinzugsgebiet auf allen untersuchten Zeitskalen für die Gesamtverteilung (κ) bzw. die höheren Momente (κ_n , gerundet auf 3 Stellen). Die jeweils 10 höchsten und niedrigsten Werte sind farblich gekennzeichnet (rot bzw. blau).

Nr.	Gewässer	Station	Intervallbreite κ					Intervallbreite κ_n				
			2a	5a	10a	20a	30a	2a	5a	10a	20a	30a
1	Donau	Kirchen-Hausen	1,44	0,86	0,49	0,30	0,14	0,46	0,31	0,21	0,14	0,08
2	Schmeie	Unterschmeien	1,46	1,11	0,74	0,41	0,22	0,30	0,20	0,15	0,09	0,03
3	Breg	Hammereisenbach	1,21	0,64	0,35	0,21	0,10	0,55	0,36	0,20	0,10	0,08
4	Brigach	Donaeschingen	1,41	0,94	0,53	0,29	0,10	0,59	0,37	0,20	0,09	0,04
5	Donau	Beuron	1,27	1,02	0,67	0,33	0,18	0,65	0,46	0,38	0,22	0,17
6	Riss	Niederkirch	1,59	1,24	0,88	0,41	0,24	0,31	0,14	0,10	0,05	0,03
7	Ablach	Mengen	1,69	1,28	0,81	0,32	0,24	0,43	0,29	0,15	0,10	0,07
8	Donau	Hundersingen	1,60	1,15	0,74	0,33	0,22	0,40	0,25	0,20	0,12	0,05
9	Donau	Berg	1,72	1,26	0,82	0,40	0,26	0,35	0,21	0,14	0,10	0,04
10	Iller	Sonthofen	1,06	0,52	0,35	0,23	0,13	0,29	0,19	0,12	0,08	0,07
11	Iller	Kempton	0,82	0,51	0,30	0,15	0,12	0,24	0,16	0,08	0,05	0,04
12	Stillach	Oberstdorf	0,93	0,52	0,27	0,20	0,10	0,28	0,21	0,11	0,06	0,04
13	Osterach	Reckenberg	0,76	0,48	0,25	0,09	0,08	0,32	0,21	0,13	0,08	0,05
14	Iller (+Kanal)	Wiblingen	1,09	0,71	0,45	0,23	0,14	0,21	0,13	0,07	0,04	0,03
15	Donau	Neu-Ulm	1,34	0,66	0,37	0,17	0,09	0,17	0,08	0,05	0,01	0,01
16	Donau	Donauwörth	1,67	1,23	0,79	0,45	0,26	0,19	0,10	0,06	0,03	0,02
17	Günz	Waldstetten	1,42	1,01	0,52	0,26	0,11	0,29	0,14	0,06	0,04	0,02
18	Mindel	Offingen	1,63	1,30	0,91	0,60	0,35	0,27	0,19	0,11	0,05	0,02
19	Zusam	Pfaffenhofen	1,62	1,30	0,87	0,57	0,33	0,52	0,37	0,22	0,11	0,06
20	Lech	Lechbruck	0,90	0,50	0,31	0,10	0,08	0,16	0,10	0,07	0,03	0,02
21	Lech	Landsberg	1,12	0,58	0,30	0,19	0,13	0,26	0,15	0,11	0,06	0,05
22	Lech	Augsburg	1,22	0,59	0,34	0,10	0,09	0,17	0,11	0,08	0,03	0,02
23	Vils	Pfronten Ried	0,89	0,49	0,30	0,24	0,19	0,34	0,25	0,13	0,08	0,05
24	Wertach	Bissenhofen	1,22	0,76	0,42	0,30	0,13	0,32	0,18	0,12	0,10	0,08
25	Geltnach	Hörmannshofen	1,32	0,82	0,49	0,22	0,13	0,48	0,31	0,19	0,10	0,07
26	Wörnitz	Gerolfingen	1,43	0,82	0,45	0,12	0,08	0,59	0,45	0,34	0,14	0,09
27	Wörnitz	Harburg	1,63	0,93	0,59	0,36	0,26	0,69	0,52	0,40	0,21	0,13
28	Altmühl	Thann	1,08	0,65	0,45	0,16	0,07	0,83	0,67	0,45	0,14	0,08
29	Altmühl	Treuchtlingen	1,54	0,93	0,63	0,36	0,26	0,81	0,55	0,47	0,29	0,19
30	Altmühl	Eichstätt	1,68	1,24	0,87	0,49	0,35	0,72	0,41	0,36	0,22	0,14
31	Schwarzach	Mettendorf	1,74	1,31	0,95	0,52	0,32	0,72	0,55	0,36	0,19	0,12
32	Donau	Ingolstadt	1,58	1,10	0,67	0,39	0,23	0,13	0,08	0,06	0,03	0,02
33	Donau	Kelheim	1,63	1,16	0,72	0,41	0,24	0,15	0,09	0,06	0,03	0,02
34	Paar	Manching	1,73	1,36	1,00	0,63	0,42	0,32	0,15	0,09	0,06	0,03
35	Abens	Aunkofen	1,68	1,32	0,87	0,57	0,33	0,77	0,54	0,37	0,25	0,13
36	Naab	Unterköblitz	1,52	1,03	0,66	0,37	0,25	0,35	0,31	0,20	0,10	0,06
37	Naab	Heitzenhofen	1,82	1,20	0,82	0,55	0,33	0,45	0,35	0,27	0,15	0,08
38	Fichtelnaab	Erbendorf	1,61	0,94	0,54	0,24	0,14	0,50	0,40	0,31	0,13	0,09
39	Haidenaab	Wildenau	1,45	0,91	0,62	0,33	0,19	0,52	0,31	0,23	0,11	0,06
40	Pfreimd	Böhmischbruck	1,65	1,18	0,81	0,43	0,26	0,42	0,26	0,19	0,09	0,05
41	Schwarzach	Warnbach	1,63	1,22	0,89	0,45	0,31	0,46	0,30	0,19	0,10	0,06
42	Vils	Amberg	1,54	1,10	0,75	0,31	0,24	0,54	0,32	0,19	0,07	0,05
43	Regen	Chamerau	1,69	1,27	0,83	0,37	0,24	0,36	0,22	0,15	0,07	0,05
44	Regen	Regenstauf	1,58	1,14	0,70	0,49	0,32	0,35	0,20	0,12	0,06	0,04
45	Schwarzer Regen	Teisnach	1,57	1,11	0,70	0,41	0,32	0,36	0,22	0,13	0,05	0,04
46	Weißer Regen	Kötzting	1,66	1,19	0,51	0,25	0,17	0,54	0,33	0,19	0,10	0,07
47	Chamb	Furth im Wald	1,52	1,11	0,66	0,33	0,20	0,55	0,47	0,31	0,21	0,14
48	Donau	Schwabelweis	1,67	1,18	0,76	0,47	0,24	0,15	0,11	0,06	0,03	0,01
49	Donau	Pfelling	1,68	1,20	0,76	0,46	0,24	0,15	0,08	0,05	0,03	0,01

50	Große Laber	Schönach	1,59	0,98	0,73	0,35	0,22	0,60	0,34	0,26	0,17	0,08
51	Isar	Mittenwald	0,93	0,62	0,33	0,15	0,11	0,20	0,12	0,08	0,05	0,03
52	Isar	Bad Tölz, KW	1,10	0,66	0,39	0,21	0,13	0,39	0,27	0,16	0,09	0,04
53	Isar (+Ausl.)	Landshut, Birket	1,46	0,82	0,42	0,19	0,11	0,18	0,08	0,05	0,03	0,02
54	Isar (+Mühlb.)	Plattling	1,56	0,95	0,59	0,29	0,20	0,21	0,12	0,08	0,05	0,02
55	Loisach	Garmisch	0,94	0,56	0,28	0,14	0,08	0,21	0,14	0,08	0,04	0,02
56	Loisach	Schlehdorf	0,83	0,77	0,42	0,07	-	0,17	0,10	0,06	0,02	-
57	Loisach	Kochel	1,08	0,76	0,43	0,17	0,10	0,12	0,03	0,02	0,01	0,01
58	Amper	Fürstenfeldbruck	1,65	1,10	0,65	0,33	0,16	0,16	0,11	0,07	0,04	0,03
59	Amper	Inkofen	1,83	1,31	0,92	0,56	0,34	0,22	0,11	0,08	0,03	0,03
60	Ammer	Oberammergau	1,30	0,83	0,47	0,19	0,14	0,41	0,28	0,18	0,08	0,05
61	Ammer	Weilheim	1,31	0,79	0,50	0,34	0,22	0,42	0,23	0,17	0,08	0,05
62	Würm	Leutstetten	2,01	1,43	0,93	0,51	0,43	0,35	0,22	0,11	0,05	0,03
63	Glonn	Hohenkammer	1,67	1,38	1,02	0,44	0,29	0,62	0,40	0,27	0,14	0,08
64	Isar (mit Stadtbächen)	München	1,19	0,62	0,42	0,13	0,06	0,17	0,10	0,06	0,03	0,02
65	Vils	Rottersdorf	1,85	1,47	0,91	0,64	0,41	0,94	0,78	0,52	0,30	0,25
66	Vils	Grafenmühle	1,76	1,45	0,99	0,79	0,52	0,99	0,73	0,49	0,21	0,15
67	Große Vils	Vilsbiburg	1,77	1,30	0,84	0,52	0,30	0,85	0,56	0,35	0,19	0,09
68	Rott	Birnbach	1,70	1,50	1,17	0,68	0,46	1,00	0,76	0,51	0,35	0,19
69	Alz	Altenmarkt	1,22	0,61	0,39	0,20	0,14	0,15	0,07	0,04	0,02	0,01
70	Tiroler Ache	Staudach	1,07	0,52	0,38	0,18	0,12	0,35	0,17	0,10	0,06	0,03
71	Traun	Stein	1,20	0,73	0,39	0,26	0,19	0,40	0,25	0,17	0,09	0,04
72	Weißer Traun	Siegsdorf	1,14	0,62	0,42	0,22	0,14	0,39	0,24	0,16	0,08	0,03
73	Rote Traun	Wernleitens	1,06	0,63	0,36	0,22	0,16	0,54	0,35	0,29	0,15	0,11
74	Salzach	Burghausen	0,92	0,58	0,36	0,22	0,18	0,25	0,12	0,07	0,04	0,03
75	Ramsauer Ache	Ilank	0,93	0,62	0,40	0,23	0,15	0,21	0,08	0,05	0,03	0,01
76	Saalach	Unterjettenberg	0,93	0,62	0,27	0,13	0,11	0,37	0,22	0,14	0,08	0,05
77	Sur	Brodhausen	0,90	0,55	0,22	0,11	0,06	0,48	0,27	0,20	0,10	0,06
78	Inn	Oberaudorf	0,75	0,40	0,30	0,15	0,14	0,20	0,15	0,10	0,05	0,04
79	Inn	Eschelbach	0,96	0,46	0,29	0,20	0,12	0,18	0,08	0,04	0,02	0,02
80	Inn	Passau, Ingling	1,07	0,61	0,33	0,18	0,14	0,16	0,07	0,04	0,03	0,02
81	Leitzach	Stauden	1,06	0,76	0,42	0,17	0,11	0,50	0,26	0,14	0,07	0,03
82	Glonn	Bad Aibling	1,73	1,51	0,93	0,49	0,36	0,46	0,29	0,14	0,06	0,05
83	Attel	Anger	1,41	0,88	0,38	0,18	0,07	0,56	0,28	0,20	0,13	0,07
84	Isen	Engfurt	1,45	1,14	0,52	0,35	0,23	0,83	0,41	0,23	0,12	0,07
85	Inn	Innsbruck	0,65	0,38	0,27	0,16	0,09	0,25	0,15	0,08	0,04	0,03
86	Venter Ache	Vent	0,40	0,25	0,15	0,11	0,06	0,46	0,30	0,20	0,12	0,08
87	Antiesen	Haging	1,24	0,86	0,52	0,24	0,16	0,60	0,42	0,27	0,09	0,04
88	Inn	Schärding	0,92	0,48	0,22	0,10	0,05	0,15	0,04	0,02	0,01	0,01
89	Inn	Wasserburg	0,79	0,47	0,31	0,21	0,15	0,20	0,12	0,09	0,05	0,05
90	Inn	Rosenheim	0,92	0,48	0,30	0,16	0,13	0,18	0,09	0,05	0,03	0,02
91	Mangfall (mit Triftbach)	Bad Aibling	1,06	0,72	0,44	0,30	0,15	0,30	0,17	0,10	0,05	0,03
92	Inn	Martinsbruck	0,58	0,35	0,21	0,05	0,01	0,14	0,09	0,03	0,01	0,00
93	Donau	Hofkirchen	1,74	1,17	0,72	0,40	0,26	0,16	0,10	0,06	0,03	0,02
94	Donau	Achleiten	1,39	0,83	0,51	0,26	0,21	0,11	0,07	0,04	0,02	0,02
95	Ilz	Kalteneck	1,42	0,98	0,68	0,46	0,28	0,36	0,28	0,15	0,06	0,04
96	Mitternacher Ohe	Eberhartsreuth	1,43	0,82	0,42	0,21	0,12	0,35	0,26	0,16	0,05	0,04
97	Wolfsteiner Ohe	Fürsteneck	1,29	0,79	0,41	0,22	0,12	0,29	0,21	0,08	0,03	0,02

Tabelle 7.9 Zusammenstellung der Matrixmittelwerte für die Pegel im Donaeinzugsgebiet auf allen untersuchten Zeitskalen für die Gesamtverteilung (κ) bzw. die höheren Momente (κ_n). Die jeweils 10 höchsten und niedrigsten Werte sind farblich gekennzeichnet (rot bzw. blau).

Nr.	Gewässer	Station	$\bar{\kappa}$ [$\cdot 10^{-2}$]					$\bar{\kappa}_n$ [$\cdot 10^{-2}$]				
			2a	5a	10a	20a	30a	2a	5a	10a	20a	30a
1	Donau	Kirchen-Hausen	0,64	-0,32	-0,48	0,00	0,18	-0,61	0,26	0,47	0,70	0,26
2	Schmeie	Unterschmeien	4,68	4,24	4,80	6,60	5,36	-0,78	-0,41	-0,31	-0,50	-0,37
3	Breg	Hammereisenbach	0,98	0,28	0,70	1,46	1,52	1,50	2,06	2,52	2,01	1,52
4	Brigach	Donaeschingen	2,84	2,62	1,16	3,96	1,98	0,04	0,81	0,79	1,00	-0,51
5	Donau	Beuron	5,76	5,86	5,82	6,74	5,84	-2,80	-2,32	-2,08	-2,97	-2,64
6	Riss	Niederkirch	1,86	0,64	0,94	4,30	2,94	0,57	0,88	0,64	0,15	0,04
7	Ablach	Mengen	4,92	3,46	1,54	3,36	2,12	-2,08	-1,24	-1,10	-1,35	-1,23
8	Donau	Hundersingen	6,96	6,04	4,84	6,20	4,82	-1,42	-0,70	-0,36	-0,44	-0,42
9	Donau	Berg	6,92	6,58	5,68	8,16	6,72	-1,02	-0,52	-0,32	-0,47	-0,52
10	Iller	Sonthofen	1,48	1,00	0,24	-0,34	-0,50	-0,98	-0,79	-1,11	-1,33	-1,39
11	Iller	Kempton	1,06	0,76	0,42	0,46	0,64	0,63	0,61	0,32	0,09	-0,01
12	Stillach	Oberstdorf	7,04	7,60	8,02	7,20	3,42	2,20	2,04	1,48	0,74	0,78
13	Osterach	Reckenberg	-0,86	-1,76	-1,74	-1,12	-1,14	1,08	1,31	1,22	1,02	0,87
14	Iller (+Kanal)	Wiblingen	5,06	4,80	4,48	4,02	3,94	-0,47	-0,59	-0,71	-0,75	-0,70
15	Donau	Neu-Ulm	3,94	3,62	3,10	2,62	1,04	-0,42	-0,32	-0,20	-0,11	-0,10
16	Donau	Donauwörth	7,18	6,86	6,32	6,64	6,60	0,33	0,47	0,47	0,30	0,19
17	Günz	Waldstetten	-0,02	-0,30	-2,60	-2,46	-1,18	0,08	0,51	0,72	0,61	0,52
18	Mindel	Offingen	15,14	13,44	11,94	11,98	8,90	-0,59	-0,17	-0,10	-0,15	0,24
19	Zusam	Pfaffenhofen	5,06	5,70	7,28	10,02	8,96	0,54	0,66	0,58	0,02	-0,08
20	Lech	Lechbruck	3,04	2,26	1,68	0,98	0,66	1,12	0,90	0,60	0,29	0,35
21	Lech	Landsberg	2,26	1,80	0,98	0,52	0,28	0,72	0,94	0,77	0,83	0,77
22	Lech	Augsburg	4,02	2,24	0,72	-0,22	0,94	0,85	0,87	0,63	0,39	0,57
23	Vils	Pfronten Ried	-1,26	-1,14	-1,12	-1,34	-1,36	0,45	0,67	0,62	0,99	0,93
24	Wertach	Bissenhofen	1,90	2,14	2,18	2,22	2,94	-1,84	-1,58	-1,78	-1,84	-1,89
25	Geltnach	Hörmannshofen	6,06	5,12	3,62	1,12	1,20	-1,78	-1,90	-1,55	-0,84	-0,51
26	Wörnitz	Gerolfingen	4,42	3,32	4,48	3,10	0,96	1,55	2,89	3,51	2,84	0,19
27	Wörnitz	Harburg	8,40	9,22	9,54	9,42	6,94	-1,44	0,07	0,79	0,49	0,75
28	Altmühl	Thann	12,42	12,38	9,16	5,78	3,28	-1,28	0,54	3,36	0,83	-3,17
29	Altmühl	Treuchtlingen	8,66	8,98	9,30	8,86	6,52	-3,91	-2,45	-0,96	-0,39	-0,50
30	Altmühl	Eichstätt	17,40	17,26	17,46	15,16	11,42	-3,54	-1,92	-1,04	-0,25	-0,11
31	Schwarzach	Mettendorf	8,16	7,14	5,88	9,04	7,36	-0,48	1,50	2,60	0,87	0,69
32	Donau	Ingolstadt	6,00	5,54	4,64	4,86	5,04	0,19	0,19	0,10	-0,08	-0,10
33	Donau	Kelheim	6,66	6,26	5,44	5,82	5,98	0,33	0,34	0,22	0,02	-0,01
34	Paar	Manching	13,00	13,88	12,94	12,82	11,62	-0,52	-0,34	-0,34	-0,68	-0,62
35	Abens	Aunkofen	22,14	19,90	18,80	17,40	10,32	-0,55	0,10	0,56	-1,03	-1,79
36	Naab	Unterköblitz	10,02	9,94	10,52	9,98	7,02	-0,34	-0,06	0,34	0,46	0,50
37	Naab	Heitzenhofen	4,42	3,80	4,98	5,78	5,70	-1,17	-0,48	-0,11	-0,56	-0,89
38	Fichtelnaab	Erbendorf	-0,50	-0,36	-0,60	1,24	0,46	-2,73	-2,94	-2,59	-3,05	-2,41
39	Haidenaab	Wildenau	8,68	9,06	9,50	8,60	6,20	-2,79	-2,43	-2,15	-1,84	-1,46
40	Pfreimd	Böhmischbruck	8,30	7,50	6,96	9,36	7,48	-1,59	-1,47	-0,98	-1,24	-0,95
41	Schwarzach	Warnbach	10,92	11,28	12,82	13,40	9,54	-2,25	-2,28	-2,22	-2,10	-1,61
42	Vils	Amberg	6,94	7,34	7,50	8,16	5,18	-0,15	-0,09	0,31	0,13	0,15
43	Regen	Chamerau	3,14	3,04	2,78	5,72	4,54	-1,89	-1,06	-0,66	-0,93	-0,79
44	Regen	Regenstauf	1,06	1,10	0,98	1,48	1,06	-0,83	-0,40	-0,42	-0,68	-0,64
45	Schwarzer Regen	Teisnach	2,08	0,88	0,86	3,48	2,62	-1,09	-0,62	-0,31	-0,65	-0,44
46	Weißer Regen	Kötzting	5,92	3,94	2,10	3,90	1,92	-3,43	-3,56	-3,21	-2,37	-1,76
47	Chamb	Furth im Wald	11,28	9,86	10,40	9,00	5,24	1,05	3,59	3,82	3,10	2,73
48	Donau	Schwabelweis	5,58	4,74	4,82	5,30	5,64	0,08	0,18	0,15	-0,05	-0,14
49	Donau	Pfelling	4,94	4,14	3,38	4,80	4,88	-0,02	0,03	-0,02	-0,19	-0,25

50	Große Laber	Schönach	12,90	11,02	12,10	12,48	5,64	0,69	2,33	2,44	1,86	1,29
51	Isar	Mittenwald	3,74	3,34	2,68	2,18	1,70	-0,01	0,31	0,30	0,31	0,28
52	Isar	Bad Tölz, KW	10,96	10,44	7,68	5,10	4,40	1,52	1,41	1,85	1,58	0,63
53	Isar (+Ausl.)	Landshut, Birket	0,64	-0,32	-0,48	0,00	0,18	-0,61	0,26	0,47	0,70	0,26
54	Isar (+Mühlb.)	Plattling	4,68	4,24	4,80	6,60	5,36	-0,78	-0,41	-0,31	-0,50	-0,37
55	Loisach	Garmisch	0,98	0,28	0,70	1,46	1,52	1,50	2,06	2,52	2,01	1,52
56	Loisach	Schlehdorf	2,84	2,62	1,16	3,96	1,98	0,04	0,81	0,79	1,00	-0,51
57	Loisach	Kochel	4,92	3,82	0,44	0,28	0,90	0,33	0,02	-0,20	-0,19	-0,12
58	Amper	Fürstenfeldbruck	2,60	2,28	1,12	0,84	1,20	0,34	0,41	0,25	0,03	-0,15
59	Amper	Inkofen	1,80	1,24	0,40	0,30	0,02	-0,08	-0,04	-0,14	-0,07	0,04
60	Ammer	Oberammergau	7,16	7,24	6,76	3,64	-	-0,23	-0,01	0,34	0,30	-
61	Ammer	Weilheim	1,26	0,14	-1,20	-1,18	-0,76	-0,22	-0,16	-0,11	-0,02	-0,06
62	Würm	Leutstetten	1,00	0,62	-0,60	-0,90	0,62	-0,46	-0,38	-0,42	-0,35	-0,31
63	Glonn	Hohenkammer	11,68	11,10	9,52	9,02	8,10	-0,51	-0,35	-0,52	-0,75	-0,70
64	Isar (mit Stadtbächen)	München	-1,22	-1,10	-1,30	-2,06	-1,38	-1,50	-0,93	-0,52	-0,31	-0,30
65	Vils	Rottersdorf	-6,14	-6,14	-6,20	-4,72	-3,06	0,12	0,48	0,02	-0,19	-0,09
66	Vils	Grafenmühle	7,88	7,72	5,74	3,46	3,28	0,30	0,83	0,84	0,56	0,43
67	Große Vils	Vilsbiburg	8,92	6,98	1,82	1,32	1,24	-4,73	-4,40	-3,56	-2,44	-2,31
68	Rott	Birnbach	5,12	2,58	0,06	-0,24	0,90	0,75	0,70	0,73	0,56	0,38
69	Alz	Altenmarkt	15,80	18,36	19,40	16,50	12,46	-7,67	-8,17	-9,44	-10,3	-8,43
70	Tiroler Ache	Staudach	26,26	28,62	29,22	24,80	18,76	-4,48	-4,68	-5,58	-5,86	-4,49
71	Traun	Stein	10,52	11,16	13,14	11,16	8,44	-2,27	-1,52	-1,74	-1,79	-0,95
72	Weißer Traun	Siegsdorf	10,10	9,38	7,38	10,64	9,46	-3,21	-2,15	-1,64	-2,53	-2,92
73	Rote Traun	Wernleiten	0,60	0,04	-0,32	1,00	1,04	-0,11	-0,22	-0,22	-0,23	-0,16
74	Salzach	Burghausen	-0,46	-0,12	0,12	0,80	1,10	-0,16	-0,40	-0,33	-0,41	-0,53
75	Ramsauer Ache	Iltsank	-2,20	-1,18	-0,74	0,08	-0,06	-0,26	-0,16	0,06	0,03	-0,36
76	Saalach	Unterjettenberg	3,98	4,32	3,70	4,52	3,54	0,64	0,85	1,21	1,05	0,45
77	Sur	Brodhausen	-3,02	-2,18	-2,46	-2,34	-2,04	-1,36	-1,42	-1,12	-0,78	-1,22
78	Inn	Oberaudorf	-0,20	-0,26	-0,42	-0,94	-1,10	-0,11	0,07	0,17	0,28	0,31
79	Inn	Eschelbach	-1,32	-1,12	-1,26	-1,72	-1,30	-0,11	-0,05	-0,12	-0,26	-0,20
80	Inn	Passau, Ingling	0,28	-0,38	-1,10	-1,38	-1,04	0,30	0,12	0,05	-0,18	-0,01
81	Leitzach	Stauden	1,08	0,76	1,06	0,68	0,12	-3,18	-3,98	-3,22	-2,30	-2,15
82	Glonn	Bad Aibling	4,84	4,70	4,26	3,96	3,60	0,40	0,48	0,47	0,52	0,62
83	Attel	Anger	6,00	5,24	4,56	4,70	3,86	0,52	0,46	0,51	0,51	0,46
84	Isen	Engfurt	3,86	3,46	2,94	2,18	1,90	0,60	0,48	0,40	0,28	0,20
85	Inn	Innsbruck	2,34	2,40	2,20	3,38	2,50	-1,22	-1,16	-1,10	-1,03	-0,52
86	Venter Ache	Vent	-8,88	-9,62	-10,1	-6,26	-4,94	-1,15	-1,05	-1,08	-1,18	-0,75
87	Antiesen	Haging	2,70	1,68	2,68	3,18	0,40	0,97	0,88	1,39	1,33	0,72
88	Inn	Schärding	14,86	13,76	14,92	12,08	7,96	-1,31	-2,69	-2,39	-2,00	-1,58
89	Inn	Wasserburg	7,20	7,54	7,54	6,28	3,24	0,49	0,35	0,28	-0,02	0,02
90	Inn	Rosenheim	4,90	5,40	4,72	4,12	2,06	1,25	1,83	3,30	2,96	2,79
91	Mangfall (mit Triftbach)	Bad Aibling	-12,6	-13,5	-10,7	-7,16	-5,78	-1,12	-1,66	-1,34	-0,90	0,42
92	Inn	Martinsbruck	0,42	0,48	0,94	1,14	0,08	0,06	-0,07	-0,08	-0,06	-0,04
93	Donau	Hofkirchen	1,90	1,94	1,92	1,34	0,82	0,08	0,28	0,26	0,27	0,22
94	Donau	Achleiten	7,36	6,20	5,68	5,08	3,82	0,57	0,53	0,37	0,28	0,18
95	Ilz	Kalteneck	2,66	2,34	2,02	3,80	3,28	-0,02	-0,02	-0,13	-0,31	-0,42
96	Mitternacher Ohe	Eberhartsreuth	2,30	2,06	2,96	0,98	0,34	0,66	0,93	0,80	0,39	-0,09
97	Wolfsteiner Ohe	Fürsteneck	3,24	2,44	1,92	2,72	2,20	0,19	0,29	0,19	0,13	0,14

Tabelle 7.10 Mittlere regionale Synchronizität, berechnet für Pegelabstände bis knapp 400 km. Die Fehlerbreiten (2,5- und 97,5-Perzentile) stammen aus einem Bootstrap-Prozess mit 1000 Wiederholungen.

	Zeitskala [a]				
	2	5	10	20	30
κ	0,70 (0,67; 0,73)	0,64 (0,60; 0,69)	0,53 (0,46; 0,60)	0,58 (0,46; 0,68)	0,37 (0,28; 0,47)
κ_n	0,22 (0,18; 0,25)	0,25 (0,19; 0,32)	0,29 (0,21; 0,38)	0,21 (0,15; 0,29)	0,24 (0,17; 0,31)
μ	0,74 (0,72; 0,77)	0,67 (0,63; 0,71)	0,52 (0,45; 0,59)	0,46 (0,38; 0,56)	0,29 (0,24; 0,38)
σ	0,53 (0,50; 0,57)	0,42 (0,38; 0,47)	0,24 (0,19; 0,29)	0,20 (0,15; 0,26)	0,19 (0,14; 0,23)
γ	0,24 (0,21; 0,28)	0,22 (0,17; 0,28)	0,24 (0,16; 0,32)	0,23 (0,16; 0,32)	0,23 (0,16; 0,32)
λ	0,21 (0,18; 0,25)	0,20 (0,15; 0,26)	0,23 (0,16; 0,30)	0,22 (0,16; 0,29)	0,21 (0,15; 0,28)
x_{10}	0,60 (0,56; 0,63)	0,59 (0,54; 0,65)	0,60 (0,50; 0,69)	0,68 (0,55; 0,80)	0,62 (0,48; 0,75)
x_{33}	0,60 (0,57; 0,64)	0,57 (0,52; 0,62)	0,49 (0,40; 0,57)	0,54 (0,40; 0,66)	0,36 (0,26; 0,47)
x_{67}	0,68 (0,65; 0,71)	0,61 (0,57; 0,66)	0,44 (0,37; 0,52)	0,38 (0,29; 0,48)	0,24 (0,17; 0,33)
x_{90}	0,68 (0,65; 0,71)	0,61 (0,57; 0,65)	0,50 (0,43; 0,57)	0,33 (0,26; 0,41)	0,31 (0,25; 0,37)

Tabelle 7.11 Die mittlere regionale Synchronizität wird für die jeweiligen Variablen und Zeitskalen im in der Tabelle verzeichneten räumlichen Abstand erreicht [km]. Die angegebenen Perzentile (2,5%, 97,5%) stammen aus einem Bootstrap-Prozess mit 1000 Wiederholungen. Zur Interpretation ist die Hinzunahme des genauen Verlaufs der Korrelationen sinnvoll (Abbildung 5.15).

	Zeitskala [a]				
	2	5	10	20	30
κ	145 (90; 178)	148 (82; 189)	154 (75; 206)	165 (61; 262)	135 (71; 195)
κ_n	101 (80; 127)	108 (70; 160)	111 (0; 190)	112 (0; 246)	118 (0; 183)
μ	134 (87; 166)	133 (78; 167)	124 (64; 168)	124 (72; 167)	122 (100; 148)
σ	111 (96; 131)	112 (93; 132)	112 (87; 132)	120 (105; 135)	122 (110; 135)
γ	109 (93; 127)	98 (78; 139)	93 (60; 143)	100 (0; 239)	103 (0; 153)
λ	109 (91; 130)	97 (76; 141)	94 (69; 146)	109 (0; 212)	99 (0; 222)
x_{10}	150 (113; 186)	163 (131; 191)	179 (82; 220)	191 (31; 245)	187 (0; 242)
x_{33}	139 (103; 167)	153 (84; 191)	165 (69; 207)	173 (62; 255)	158 (58; 219)
x_{67}	134 (82; 175)	132 (74; 175)	127 (55; 178)	130 (69; 191)	119 (94; 146)
x_{90}	125 (74; 173)	116 (63; 175)	100 (33; 163)	114 (78; 154)	106 (72; 144)

8 Literatur

- Alexander, L. V., X. Zhang, T. C. Peterson, J. Caesar, B. Gleason, A. Klein Tank, M. Haylock, D. Collins, B. Trewin, F. Rahimzadeh, A. Tagipour, P. Ambenje, K. Rupa Kumar, J. Revadekar, G. Griffiths, L. Vincent, D. B. Stephenson, J. Burn, E. Aguilar, M. Brunet, M. Taylor, M. New, P. Zhai, M. Rusticucci und J. L. Vazquez-Aguirre (2006). "Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation." J. Geophys. Res. **111**: D05109.
- Allen, M. R. und W. J. Ingram (2002). "Constraints on future changes in climate and the hydrologic cycle." Nature **419**: 224-232.
- ArbeitskreisKLIWA (2003). Langzeitverhalten der mittleren Abflüsse in Baden-Württemberg und Bayern. KLIWA-Bericht. LfU, BLfW und DWD. Mannheim.
- Balázs, M. F. und J. V. Charles (2002). The current status of global river discharge monitoring and potential new technologies complementing traditional discharge measurements. PUB Kick-Off Meeting. Brasilia.
- Barnett, T. P., J. C. Adam und D. P. Lettenmaier (2005). "Potential impacts of a warming climate on water availability in snow-dominated regions." Nature **438**: 303-309.
- Barth, E., T. Molnar und H. Overland (2004). Simulation des Wasserhaushalts für das Obere Maingebiet. KLIWA Symposium. Würzburg: 103-120.
- Baumgartner, A. und H.-J. Liebscher (1996). Lehrbuch der Hydrologie. Stuttgart, Borntraeger.
- BayFORKLIM (1999). Abschlussbericht: Klimaänderungen in Bayern und ihre Auswirkungen. Bayerischer Klimaforschungsverbund. München.
- Becker, A. und H.-B. Kleeberg (1998). ASGi - Kontinuierlicher Abfluß und Stofftransport - Integrierte Modellierung unter Nutzung von Geoinformationssystemen, Band 1: Theoretische Grundlagen, Universität der Bundeswehr München und Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft.
- Beierkuhnlein, C. und T. Foken (2008). Klimawandel in Bayern. Auswirkungen und Anpassungsmöglichkeiten.
- Beniston, M. und D. B. Stephenson (2004). "Extreme climatic events and their evolution under changing climatic conditions." Global and Planetary Change 1-9.
- Beniston, M., D. B. Stephenson, O. B. Christensen, C. A. T. Ferro, C. Frei, S. Goyette, K. Halsnaes, T. Holt, K. Jylha, B. Koffi, J. Palutikof, R. Schöll, T. Semmler und K. Woth (2007). "Future Extreme Events in European Climate: An Exploration of Regional Climate Model Projections." Climatic Change: 71 -95.
- Bernhardt, K. (2002). Zeitlokale Analysen und multifraktale Modelle zur Landschafts- und Flussnetzwerkentstehung. Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften. Bayreuth, Universität Bayreuth: 96.
- Betts, R. A., O. Boucher, M. Collins, P. M. Cox, P. D. Falloon, N. Gedney, D. L. Hemming, C. Huntingford, C. D. Jones, D. M. H. Sexton und M. J. Webb (2007). "Projected increase in continental runoff due to plant responses to increasing carbon dioxide." Nature **448**: 1037-1041.

- Bjørnstad, O. N., R. A. Ims und X. Lambin (1999). "Spatial population dynamics: analyzing patterns and processes of population synchrony." Tree **14**: 427-432.
- Bjørnstad, O. N., N. C. Stenseth und T. Saitoh (1999). "Synchrony and scaling in dynamics of voles and mice in northern Japan." Ecology **80**: 622-637.
- Bjørnstad, O. N. (2003). Package 'ncf' - spatial nonparametric covariance functions (<http://onb.ent.psu.edu/onb1/>).
- BLfW (1999). Der Gewässerkundliche Dienst Bayern. München, Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft.
- BLfW (2001). Deutsches Gewässerkundliches Jahrbuch 1998 (Donaugebiet). München, Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft
- Borradaile, G. (2003). Statistics of Earth Science Data - Their Distribution in Time, Space, and Orientation. Berlin, Springer.
- Bortz, J., G. A. Lienert und K. Boehnke (1990). Verteilungsfreie Methoden in der Biostatistik. Berlin, Springer Verlag.
- Bras, R. L. und I. Rodriguez-Iturbe (1985). Random Functions in Hydrology. Reading, Massachusetts, Addison-Wesley.
- Braun, P. und J. Kantelhardt (1999). Ermittlung der Varianzspektren langer Abflußzeitreihen auf Tagesbasis zur Feststellung langperiodischer Zyklen, Abschlußbericht zu den KLIWA-Projekten A 2.7 und A 2.8: 54.
- Brönnimann, S. (2007). "The impact of El Nino/Southern Oscillation on European climate." Reviews of Geophysics **45**: RG3003.
- Brönnimann, S., E. Xoplaki, C. Casty, A. Pauling und J. Luterbacher (2007). "ENSO influence on Europe during the last centuries." Climate Dynamics **28**: 181-197.
- Burke, M. D. (2000). "Multivariate tests-of-fit and uniform confidence bands using a weighted bootstrap." Statistics and Probability Letters **46**: 13-20.
- Burn, D. H. und N. K. Goel (2000). "The formation of groups for regional flood frequency analysis." Hydrological Sciences Journal **45**: 97-112.
- Burroughs, W. J. (2003). Weather Cycles - Real or Imaginary? Cambridge, Cambridge University Press.
- Chan, J. C. L. (2006). "Comment on "Changes in Tropical Cyclone Number, Duration, and Intensity in a Warming Environment"." Science **311**: 1713.
- Chen, Z., P. C. Ivanov, K. Hu, und H. E. Stanley (2002). "Effect of nonstationarities on detrended fluctuation analysis." Physical Review E **65**: 041107.
- Christensen, J. H. und O. B. Christensen (2003). "Climate modelling: Severe summertime flooding in Europe." Nature **421**: 805-806.
- Craigmile, P. F., P. Guttorp und D. B. Percival (2004). "Trend assessment in a long memory dependence model using the discrete wavelet transform." Environmetrics **15**: 313-335.
- Cressie, N. A. C. (1993). Statistics for spatial data. New York u.a., Wiley.
- Curtis, S. (2008). "The El Niño–Southern Oscillation and Global Precipitation." Geography Compass **2**: 600-619.
- Dempster, A. P., N. M. Laird und D. B. Rubin (1977). "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm." Journal of the Royal Statistical Society B **39**: 1-38.

- Donner, R. (2009). Spatial Correlations of River Runoffs in a Catchment. In Extremis: Extremes, Trends and Correlations in Hydrology and Climate. J. Kropp und H.-J. Schellnhuber. Berlin, Springer: (im Druck).
- Douglas, E. M., R. M. Vogel und C. N. Kroll (2000). "Trends in floods and low flows in the United States: impact of spatial correlation." Journal of Hydrology **240**: 90-105.
- Dyck, S. (1976). Angewandte Hydrologie, Teil 1. Berlin (Ost).
- Easterling, D. R., J. L. Evans, P. Y. Groisman, T. R. Karl, K. E. Kunkel und P. Ambenje (2000). "Observed Variability and Trends in Extreme Climate Events: A Brief Review." Bull. Amer. Meteor. Soc. **81**: 417-425.
- Eckmann, J., Kamphorst, S. O. and Ruelle, D. (1987). "Recurrence plots of dynamical systems." Europhysics Letters **4**: 973-977.
- Eichner, J., A. Bunde, J. Kantelhardt und S. Havlin (2009). Extreme Value Statistics under the Influence of Long-Range Correlations: Return Intervals, Annual and Centennial Maxima. In Extremis. Extremes, Trends, and Correlations in Hydrology and Climate. J. P. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer: (im Druck).
- Elshorbagy, A., S. P. Simonovic und U. S. Panu (2002). "Estimation of missing streamflow data using principles of chaos theory." Journal of Hydrology **255**: 123-133.
- Endres, S. (2005). Extremwertstatistik instationärer und korrelierter Abflusszeitreihen. Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften. Bayreuth, Universität Bayreuth: 99.
- Falge, E., D. Baldocchi, R. Olson, P. Anthoni, M. Aubinet, C. Bernhofer, G. Burba, R. Ceulemans, R. Clement, H. Dolmani, A. Granier, P. Gross, T. Grünwald, D. Hollinger, N.-O. Jensen, G. Katulm, P. Keronen, A. Kowalski, C. T. Laim, B. E. Lawc, T. Meyers, J. Moncrieff, E. Moorsi, J. W. Munger, K. Pilegaard, Ü. Rannik, C. Rebmann, A. Suyker, J. Tenhunen, K. Tu, S. Verma, T. Vesala, K. Wilson und S. Wofsy (2001). "Gap filling strategies for defensible annual sums of net ecosystem exchange." Agricultural and Forest Meteorology **107**: 43-69.
- Fleming, S. W. und G. K. C. Clarke (2002). "Autoregressive noise, deserialization, and trend detection and quantification in annual river discharge time series." Canadian Water Resources Journal **27**: 335-354.
- Foken, T. und B. Wichura (1996). "Tools for quality assessment of surface-based flux measurements." Agricultural and Forest Meteorology **78**: 83-105.
- Foster, G. (1996). "Wavelets for period analysis of unevenly sampled time series." The Astronomical Journal **112**: 1709-1729.
- Frankenberg, C. (2002). Evaluating Stationarity and Related Phenomena in Ecological Time Series. Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften. Bayreuth, Universität Bayreuth: 92.
- Gedney, N., P. M. Cox, R. A. Betts, O. Boucher, C. Huntingford und P. A. Stott (2006). "Detection of a direct carbon dioxide effect in continental river runoff records." Nature **439**: 835.

- Gencay, R., F. Seluck und A. Ulugülyagci (2001). "EVIM: A Software Package for Extreme Value Analysis in MATLAB." Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics **5** 1080-1080.
- Gerstengarbe, F.-W., F. Badeck, F. Hattermann, V. Krysanova, W. Lahmer, P. Lasch, M. Stock, F. Suckow, F. Wechsung und P. C. Werner (2003). Studie zur klimatischen Entwicklung im Land Brandenburg bis 2055 und deren Auswirkungen auf den Wasserhaushalt, die Forst- und Landwirtschaft sowie die Ableitung erster Perspektiven. Potsdam, Potsdam Institut für Klimafolgenforschung: 96.
- Gerten, D., S. Rost, W. von Bloh und W. Lucht (2008). "Causes of change in 20th century global river discharge." Geophysical Research Letters **35**: L20405.
- Glaser, R. (2001). Klimageschichte Mitteleuropas: 1000 Jahre Wetter, Klima, Katastrophen. Darmstadt, Wissenschaftl. Buchgesell.
- Golyandina, N. und E. Osipov (2007). "The "Caterpillar"-SSA method for analysis of time series with missing values." Journal of Statistical Planning and Inference **137**: 2642-2653.
- Graham, L. P., S. Hagemann, S. Jaun und M. Beniston (2007). "On interpreting hydrological change from regional climate models." Climatic Change: 97–122.
- Gudmundsson, L., H. Lange und B. Thies (2009). "Evaluations of algorithms for SSA with missing values." Water Resources Research (in preparation).
- Gudmundsson, L., L. M. Tallaksen, K. Stahl und H. Lange (2009). "Regional synchronisation of hydrological regimes – is the variability of extremes linked to mean conditions?" Geophysical Research Abstracts **11**: EGU2009-989.
- Hackl, P. (2008). Einführung in die Ökonometrie. München, Pearson Studium.
- Herzog, J. und G. Müller-Westermeier (1998). Homogenitätsprüfung und Homogenisierung klimatologischer Messreihen im Deutschen Wetterdienst. Berichte des Deutschen Wetterdienstes. **202**.
- Hocke, K. und N. Kämpfer (2008). "Gap filling and noise reduction of unevenly sampled data by means of the Lomb-Scargle periodogram." Atmos. Chem. Phys. Discuss. **8**: 4603-4623.
- Hoffman, P. F. und D. P. Schrag (2002). "The snowball Earth hypothesis: testing the limits of global change." Terra Nova **14**: 129-155.
- Honerkamp, J. (1994). Stochastic Dynamical Systems: Concepts, Numerical Methods, Data Analysis, Wiley-VCH.
- Horne, J. H. und S. L. Baliunas (1986). "A prescription for period analysis of unevenly sampled time series." The Astrophysical Journal **302**: 757-763.
- Hosking, J. R. M. und J. R. Wallis (1997). Regional Frequency Analysis. New York, Cambridge University Press.
- Hoyos, C. D., P. A. Agudelo, P. J. Webster und J. A. Curry (2006). "Deconvolution of the Factors Contributing to the Increase in Global Hurricane Intensity." Science **312**: 94-97.
- Hui, D., S. Wan, B. Su, G. Katul, R. Monson und Y. Luo (2004). "Gap-filling missing data in eddy covariance measurements using multiple imputation (MI) for annual estimations." Agricultural and Forest Meteorology **121**: 93-111.

- Hulme, M., E. Barrow, N. W. Arnell, P. A. Harrison, T. C. Johns und T. E. Downing (1999). "Relative impacts of human-induced climate change and natural climate variability." Nature **397**: 688-691.
- Huntington, T. G. (2006). "Evidence for intensification of the global water cycle: review and synthesis." Journal of Hydrology **319**: 1-13.
- Hurst, H. E. (1951). "Long-Term Storage Capacity of Reservoirs." Transactions of the American Society of Civil Engineering **116**: 770-799.
- Indermühle, A., T. F. Stocker, F. Joos, H. Fischer, H. J. Smith, M. Wahlen, B. Deck, D. Mastroianni, J. Tschumi, T. Blunier, R. Meyer und B. Stauffer (1999). "Holocene carbon-cycle dynamics based on CO₂ trapped in ice at Taylor Dome, Antarctica." Nature **398**: 121-126.
- IPCC (2001). Climate Change 2001: Synthesis Report. IPCC-Report. R. T. H. Watson. Genf: 184.
- IPCC (2007). Climate Change 2007 – IPCC Fourth Assessment Report. C. U. Press. Cambridge.
- Jain, S. und U. Lall (2001). "Floods in a changing climate: Does the past represent the future?" Water Resources Research **37**: 3193-3205.
- Jung, C. G. (2001). Synchronizität, Akausalität und Okkultismus, Dtv.
- Justel, A., D. Peña und R. Zamar (1997). "A multivariate Kolmogorov-Smirnov test of goodness of fit." Statistics and Probability Letters **35**: 251-259.
- Kallache, M., H. W. Rust und J. Kropp (2005). "Trend Assessment: Applications for Hydrology and Climate." Nonlinear Processes in Geophysics **2**: 201-210.
- Kallache, M. (2007). Trends and Extreme Values of River Discharge Time Series. Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften. Bayreuth, Universität Bayreuth.
- Kallache, M., H. W. Rust, H. Lange und J. P. Kropp (2009). Extreme value analysis for non-stationary data. In Extremis. Extremes, Trends, and Correlations in Hydrology and Climate. J. P. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer: (im Druck).
- Kantz, H. und T. Schreiber (1997). Nonlinear time series analysis. Cambridge, Cambridge University Press.
- Katz, R. W., M. B. Parlange und P. Naveau (2002). "Statistics of extremes in hydrology." Advances in Water Resources **25**: 1287-1304.
- Keller, R. (1979). Hydrologischer Atlas der Bundesrepublik Deutschland, Deutsche Forschungsgemeinschaft.
- Kendall, M. G. (1970). Rank correlation methods. London, Griffin.
- Kolmogorow, A. N. (1933). "Sulla determinazione empirica di una legge di distribuzione." Giornale dell' Istituto Italiano degli Attuari **4**: 83-91.
- Kolmogorow, A. N. (1941). "Confidence limits for an unknown distribution function." The Annals of Mathematical Statistics **12**: 461-463.
- Kondrashov, D., Y. Feliks und M. Ghil (2005). "Oscillatory modes of extended Nile River records (A.D. 622-1922)." Geophysical Research Letters **32**: L10702.
- Kondrashov, D. und M. Ghil (2006). "Spatio-temporal filling of missing points in geophysical data sets." Nonlinear Processes in Geophysics **13**: 151-159.

- Koscielny-Bunde, E., J. W. Kantelhardt, P. Braun, A. Bunde und S. Havlin (2006). "Long-term persistence and multifractality of river runoff records: Detrended fluctuation studies." Journal of Hydrology **322**: 120-137.
- Koutsoyiannis, D. (2000). "A generalized mathematical framework for stochastic simulation and forecast of hydrologic time series." Water Resources Research **36**: 1519-1533.
- Koutsoyiannis, D. (2003). "Climate change, the Hurst phenomenon, and hydrological statistics." Hydrological Sciences Journal **48**: 3-24.
- Koutsoyiannis, D. (2006). "Nonstationarity versus scaling in hydrology." Journal of Hydrology **324**: 239-254.
- Krakauer, N. Y. und I. Fung (2008). "Is streamflow increasing? Trends in the coterminous United States." Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss. **5**: 785-810.
- Krasovskaia, I. und L. Gottschalk (2002). "River flow regimes in a changing climate." Hydrological Sciences **47**: 597-609.
- Krasovskaia, I., L. Gottschalk, E. Leblois und E. Sauquet (2003). "Dynamics of river flow regimes viewed through attractors." Nordic Hydrology **34**: 461-476.
- Kropp, J. und H. J. Schellnhuber (2006). Weiterentwicklung multivariater statistischer Analysemethoden, Anwendung auf meteorologische Parameter zur Beschreibung hydrologischer Vorgänge, Einsatz von N/A-Modellen zur Erzeugung von Basisdaten für die Fluktuationsanalyse - Kurztitel: Skalenanalyse. Abschlussbericht BMBF-Projekt (FK 0330271).
- Kropp, J. und H. J. Schellnhuber (2009). In Extremis: Trends, Correlations and Extremes in Hydrology and Climate. Berlin, Springer.
- Kumar, K. K., B. Rajagopalan und M. A. Cane (1999). "On the weakening relationship between the Indian monsoon and ENSO." Science **284**: 2156-2159.
- Kumar, P. und E. Foufoula-Georgiou (1997). "Wavelet Analysis for Geophysical Applications." Reviews of Geophysics **35**: 385-412.
- Labat, D., R. Ababou und A. Mangin (2000). "Rainfall-runoff relations for karstic springs. Part I: convolution and spectral analyses." Journal of Hydrology **238**: 123-148.
- Labat, D., Y. Godd ris, J. L. Probst und J. L. Guyot (2004). "Evidence for global runoff increase related to climate warming." Advances in Water Resources **27**: 631-642.
- Lall, U. und M. Mann (1995). "The Great Salt Lake: A barometer of low-frequency climate variability." Water Resources Research **31**: 2503-2515.
- Lange, H. und B. Thies (2003). Analyse- und Visualisierungsmethoden f r instation res Verhalten von Umweltdaten. Simulation in Umwelt- und Geowissenschaften. J. Wittmann und D. K. Maretis: 181-193.
- Lange, H. und K. Bernhardt (2004). Long-term components and regional synchronization of river runoffs. Hydrology: Science & Practice for the 21st Century. A. Butler. London, British Hydrological Society.
- Lange, H., S. Endres und B. Thies (2005). "Correlated extreme events in runoff data from Southern Germany." Geophysical Research Abstracts **7**: 03192.
- LAWA (1997). Pegelvorschrift Stammtext. Berlin, L nderarbeitsgemeinschaft Wasser (LAWA), Bundesministerium f r Verkehr.

- Legates, D. R. und G. J. McCabe Jr. (1999). "Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation." Water Resources Research **35**: 233-241.
- Legates, D. R., H. F. Lins und G. J. McCabe (2005). "Comments on "Evidence for global runoff increase related to climate warming" by Labat et al." Advances in Water Resources **28**: 1310-1315.
- Lettenmaier, D. P., E. F. Wood und J. R. Wallis (1994). "Hydro-Climatological Trends in the Continental United States, 1948-88." Journal of Climate **7**: 586-607.
- LfU Baden-Württemberg (2005). Leitfaden „Festlegung des Bemessungshochwassers für Anlagen des technischen Hochwasserschutzes“, Landesanstalt für Umweltschutz Baden-Württemberg. Karlsruhe.
- LfU Bayern (2005). Sonderbericht: Klimaänderungsfaktoren bei Planungen für den Hochwasserschutz, Bayerisches Landesamt für Umwelt. Gewässerkundlicher Jahresbericht für Bayern. München.
- LfW (1999). Pegelchronik Pegel Achleiten/Donau (Nr. 100 940 06), Bayerisches Landesamt für Wasserwirtschaft. München.
- Lins, H. F. (1997). "Regional streamflow regimes and hydroclimatology of the United States." Water Resources Research **33**: 1655-1667.
- Lins, H. F. und J. R. Slack (1999). "Streamflow trends in the United States." Geophys. Res. Lett. **26**: 227-230.
- Little, R. J. A. und D. B. Rubin (1987). Statistical Analysis with Missing Data. New York, John Wiley & Sons.
- Livina, V., Z. Kizner, P. Braun, T. Molnar, A. Bunde und S. Havlin (2007). "Temporal scaling comparison of real hydrological data and model runoff records." Journal of Hydrology **336**: 186-198.
- Lomb, N. R. (1976). "Least-squares frequency analysis of unequally spaced data." Astrophysics and Space Science **39**: 447-462.
- Mahecha, M. (2006). Linear and Nonlinear Dimensionality Reduction in Ecological Data Sets. Fakultät für Biologie, Chemie und Geowissenschaften. Bayreuth: 92.
- Mahecha, M., M. Reichstein, H. Lange, N. Carvalhais, C. Bernhofer, T. Grünwald, D. Papale und G. Seufert (2007). "Characterizing ecosystem-atmosphere interactions from short to interannual time scales." Biogeosciences **4**: 743-758.
- Mahecha, M., H. Lange und G. Lischeid (2009). Extraction of Long-term Structures from Southern German Runoff Data by Means of Linear and Nonlinear Dimensionality Reduction. In Extremis: Trends, Correlations and Extremes in Hydrology and Climate. J. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer: (im Druck).
- Mandelbrot, B. B. und J. R. Wallis (1969). "Robustness of the rescaled range R/S and the measurement of noncyclic long run statistical dependence." Water Resources Research **5**: 967-988.
- Mandelbrot, B. B. und J. R. Wallis (1969). "Some long run properties of geophysical records." Water Resources Research **5**: 321 - 340.
- Mann, H. B. (1945). "Nonparametric test against trends." Econometrica **13**: 245-259.
- Markovic, D. und M. Koch (2005). "Wavelet and scaling analysis of monthly precipitation extremes in Germany in the 20th century: Interannual to interdecadal

- oscillations and the North Atlantic Oscillation influence." Water Resources Research **41**: W09240.
- Markovic, D. (2006). Interannual and interdecadal oscillations in hydrological variables: Sources and modeling of the persistence in the Elbe River Basin. Fachbereich Bauingenieurwesen. Kassel, Universität Kassel: 154.
- Markovic, D., M. Koch und H. Lange (2009). "Long-term variations of hydrological and climate time series from the German part of the Elbe River Basin." Hydrological Processes (in press).
- McCabe, G. J. und D. M. Wolock (2002). "A step increase in streamflow in the conterminous United States." Geophys. Res. Lett. **29**: 788-791.
- Milly, P. C. D., R. T. Wetherald, K. A. Dunne und T. L. Delworth (2002). "Increasing risk of great floods in a changing climate." Nature **415**: 514-517.
- Milly, P. C. D., J. Betancourt, M. Falkenmark, R. M. Hirsch, Z. W. Kundzewicz, D. P. Lettenmaier und R. J. Stouffer (2008). "Climate Change: Stationarity Is Dead: Whither Water Management?" Science **319**: 573-574.
- Mudelsee, M., M. Bömgen, G. Tetzlaff und U. Grünewald (2003). "No upward trends in the occurrence of extreme floods in central Europe." Nature **425**: 166-169.
- Nash, J. E. und V. Sutcliffe (1970). "River flow forecasting through conceptual models. A discussion of principles." Journal of Hydrology **10**: 282-290.
- Nelson, K. L. M. und V. B. Wickwar (2005). "Detection of tidal and planetary waves in nighttime lidar data: Technique and application to winter mesospheric temperatures above Logan, Utah." J. Geophys. Res.: (submitted).
- Niemann, J. D. und E. A. B. Eltahir (2005). "Sensitivity of regional hydrology to climate changes, with application to the Illinois River basin." Water Resources Research **41**: W07014.
- Pakosch, S. und A. Bardossy (2005). "Wahrscheinlichkeit extremer Hochwasser unter sich ändernden Klimaverhältnissen." Wasserwirtschaft **7/8**: 58-62.
- Palmer, T. N. und J. Räisänen (2002). "Quantifying the risk of extreme seasonal precipitation events in a changing climate." Nature **415**: 512-514.
- Parzen, E., Ed. (1983). Time Series Analysis of Irregularly Observed Data. Lecture Notes in Statistics. Berlin Heidelberg New York, Springer-Verlag.
- Pasquini, A. I. und P. J. Depetris (2007). "Discharge trends and flow dynamics of South American rivers draining the southern Atlantic seaboard: An overview." Journal of Hydrology **333**: 385-399.
- Petit, J. R. e. a. (1999). "Climate and atmospheric history of the past 420,000 years from the Vostok ice core, Antarctica." Nature **399**: 429-436.
- Pettitt, A. N. (1979). "A Non-parametric Approach to the Change-point Problem." Applied Statistics **28**: 126-135.
- Piao, S., P. Friedlingstein, P. Ciais, N. de Noblet-Ducoudre, D. Labat und S. Zaehle (2007). "Changes in climate and land use have a larger direct impact than rising CO₂ on global river runoff trends." Proc. Natl. Acad. Sci. **104**: 15242-15247.
- Pierrehumbert, R. T. (2002). "The hydrologic cycle in deep-time climate problems." Nature **419**: 191.

- Priestley, M. und T. S. Rao (1969). "A test for stationarity of time series." Journal of the Royal Statistical Society, Series B **31**: 140–149.
- Radziejewski, M. und Z. W. Kundzewicz (2004). "Detectability of changes in hydrological records." Hydrological Sciences **49**: 39-52.
- Raible, C. C., U. Luksch und K. Fraedrich (2004). "Precipitation and Northern Hemisphere Regimes." Atmospheric Science Letters **5**: 43-55.
- Robinson, J. S. und M. Sivapalan (1997). "An investigation into the physical causes of scaling and heterogeneity of regional flood frequency." Water Resources Research **33**: 1045-1059.
- Robinson, M., A.-L. Cognard-Plancq, C. Cosandey, J. David, P. Durand, H.-W. Führer, R. Hall, M. O. Hendriques, V. Marc, R. McCarthy, M. McDonnell, C. Martin, T. Nisbet, P. O'Dea, M. Rodgers und A. Zollner (2003). "Studies of the impact of forests on peak flows and baseflows: a European perspective." Forest Ecology and Management **186**: 85-97.
- Rödel, R. (2002). Die innerjährliche Stabilität und Variabilität des globalen Abflusses als Reaktion auf klimatische und technogene Steuerungsprozesse. 5. Workshop zur hydrologischen Modellierung. K. Stephan, H. Bormann und B. Diekkrüger. Kassel, kassel university press: 47-57.
- Rodriguez-Iturbe, I. und A. Rinaldo (1997). Fractal River Basins: Chance and Self-Organization, Cambridge University Press.
- Rubin, D. B. (1976). "Inference and missing data." Biometrika **63**: 581-592.
- Ruddiman, W. F. (2003). "The Anthropogenic Greenhouse Era Began Thousands of Years Ago." Climatic Change **61**: 261-293.
- Ruf, T. (1999). "The Lomb-Scargle Periodogram in Biological Rhythm Research: Analysis of Incomplete and Unequally Spaced Time-Series " Biological Rhythm Research **30**: 178-201.
- Ruppert, J., M. Mauder, C. Thomas und J. Lüers (2006). "Innovative gap-filling strategy for annual sums of CO₂ net ecosystem exchange." Agricultural and Forest Meteorology **138** 5–18.
- Rust, H., O. Mestre und V. Venema (2008). "Fewer jumps, less memory: Homogenized temperature records and long memory." J. Geophys. Res. **113**: D19110.
- Rust, H. (2009). "The Effect of Long-Range Dependence on Modelling Extremes with the Generalised Extreme Value Distribution." European Physical Journal: (in press).
- Rust, H., M. Kallache und J. Kropp (2009). Estimating Confidence Intervals for Flood Quantiles: A Bootstrap Approach. In Extremis: Extremes, Trends, and Correlations in Hydrology and Climate. J. P. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer: (im Druck).
- Rybski, D. und A. Bunde (2009). "On the detection of trends in long-term correlated records." Physica A: Statistical Mechanics and its Applications **388**: 1687-1695.
- Rybski, D., A. Bunde, S. Havlin, J. W. Kantelhardt und E. Koscielny-Bunde (2009). Detrended fluctuation studies of long-term persistence and multifractality of precipitation and river runoff records. In Extremis: Extremes, Trends, and Correlations in Hydrology and Climate. J. P. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer.

- Rybski, D. und J. Neumann (2009). A Review on the Pettitt-Test. In Extremis: Extremes, Trends, and Correlations in Hydrology and Climate. J. P. Kropp und H. J. Schellnhuber. Berlin, Springer.
- Sankarasubramanian, A. und U. Lall (2003). "Flood quantiles in a changing climate: Seasonal forecasts and causal relations." Water Resources Research **39**: 1134.
- Scargle, J. (1989). "Studies in astronomical time series analysis. III. Fourier transforms, autocorrelation functions, and cross-correlation functions of unevenly spaced data." The Astrophysical Journal **343**: 874-887.
- Scargle, J. D. (1982). "Studies in Astronomical Time Series Analysis. II. Statistical Aspects of Spectral Analysis of Unevenly Spaced Data." The Astrophysical Journal **263**: 835-853.
- Schär, C., P. L. Vidale, D. Lüthi, C. Frei, C. Häberli, M. A. Liniger und C. Appenzeller (2004). "The role of increasing temperature variability in European summer heatwaves." Nature **427**: 332-336.
- Schimmel, M. (2001). "Emphasizing difficulties in the detection of rhythms with Lomb-Scargle periodograms." Biological Rhythm Research **32**: 341-345.
- Schneider, T. (2001). "Analysis of Incomplete Climate Data: Estimation of Mean Values and Covariance Matrices and Imputation of Missing Values." Journal of Climate **14**: 853-871.
- Schoellhamer, D. H. (2001). "Singular spectrum analysis for time series with missing data." Geophys. Res. Lett. **28**: 3187-3190.
- Schönwiese, C. D. (1992). Praktische Statistik für Meteorologen und Geowissenschaftler. Berlin, Gebrüder Borntraeger.
- Schreiber, T. und A. Schmitz (2000). "Surrogate time series." Physica D **142**: 346-382.
- Schulz, M. und M. Mudelsee (2002). "REDFIT: estimating red-noise spectra directly from unevenly spaced paleoclimatic time series." Computer & Geosciences **28**: 421-426.
- Sherman, B. (1950). "A Random Variable Related to the Spacing of Sample Values." Annals of Mathematical Statistics **21**: 339-361.
- Sheskin, D. J. (1997). Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures. Boca Raton, CRC Press.
- Shiklomanov, A. I., R. B. Lammers und C. J. Vörösmarty (2002). "Widespread Decline in Hydrological Monitoring Threatens Pan-Arctic Research." EOS Transactions **83**: 13.
- Shun, T. und C. J. Duffy (1999). "Low-frequency oscillations in precipitation, temperature, and runoff on a west facing mountain front: A hydrogeologic interpretation." Water Resources Research **35**: 191-201.
- Smirnow, N. V. (1939). "Sur les écarts de la courbe de distribution empirique." Bulletin mathématiques de l'Université de Moscou, Série internationale **2**: 3-16.
- Smirnow, N. V. (1948). "Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions." The Annals of Mathematical Statistics **19**: 279-281.
- Sneath, P. H. A. (1998). "The effect of evenly spaced constant sites on the distribution of the random division of a molecular sequence." Bioinformatics **14**: 608-616.

- Stager, J. C. und P. A. Mayewski (1997). "Abrupt Early to Mid-Holocene Climatic Transition Registered at the Equator and the Poles." Science **276**: 1834-1836.
- Stephens, M. A. (1974). "EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons." Journal of the American Statistical Association **69**: 730-737.
- Stock, M. (2005). KLARA: Klimawandel – Auswirkungen, Risiken, Anpassung. PIK Report. F.-W. Gerstengarbe. Potsdam, Potsdam Institut für Klimafolgenforschung. **99**: 222.
- Stott, P. A., D. A. Stone und M. R. Allen (2004). "Human contribution to the European heatwave of 2003." Nature **432**: 610-614.
- Stoyan, D. und H. Stoyan (1995). Fractals, Random Shapes and Point Fields. Chichester, Wiley & Sons.
- Timmer, J. (1998). "Power of surrogate data testing with respect to nonstationarity." Physical Review E **58**: 5153-5156.
- Torrence, C. und G. P. Compo (1998). "A Practical Guide to Wavelet Analysis." Bulletin of the American Meteorological Society **79**: 61-78.
- Treydte, K. S., G. H. Schleser, G. Helle, D. C. Frank, M. Winiger, G. H. Haug und J. Esper (2006). "The twentieth century was the wettest period in northern Pakistan over the past millennium." Nature **440**: 1179-1182.
- Troutman, B. M. und M. R. Karlinger (2003). "Regional flood probabilities." Water Resources Research **39**: 1095.
- Tveito, O. E. und L. A. Roald (2005). Relations between long-term variations in seasonal runoff and large scale atmospheric circulation patterns. Oslo, Meteorological Institute of Norway: 46.
- Ugo, M. (2007). "On the use of partial probability weighted moments in the analysis of hydrological extremes." Hydrological Processes **21**: 1265-1279.
- VanDongen, H. P. A., E. Olofsen, J. H. VanHartevelt und E. W. Kruyt (1999). "Searching for Biological Rhythms: Peak Detection in the Periodogram of Unequally Spaced Data." J. Biol. Rhythms **14**: 617-620.
- VanDongen, H. P. A., E. Olofsen, J. H. VanHartevelt und E. W. Kruyt (1999). "A procedure of multiple period searching in unequally spaced time-series with the Lomb-Scargle method." Biological Rhythm Research **30**: 149-177.
- Venema, V., F. Ament und C. Simmer (2006). "A Stochastic Iterative Amplitude Adapted Fourier Transform Algorithm with improved accuracy." Nonlinear Processes in Geophysics **13**: 247-363.
- Venema, V., S. Bachner, H. W. Rust und C. Simmer (2006). "Statistical characteristics of surrogate data based on geophysical measurements." Nonlinear Processes in Geophysics **13**: 449-466.
- Wallace, J. M. und D. W. J. Thompson (2002). "Annular modes and climate prediction." Physics Today **55**: 28-33.
- Webster, P. J., G. J. Holland, J. A. Curry und H.-R. Chang (2005). "Changes in Tropical Cyclone Number, Duration, and Intensity in a Warming Environment." Science **309**: 1844-1846.

- Webster, P. J., J. A. Curry, J. Liu und G. J. Holland. (2006). "Response to Comment on "Changes in Tropical Cyclone Number, Duration, and Intensity in a Warming Environment"." Science **311**: 1713.
- Wei, W. W. S. (1994). Time series analysis - univariate and multivariate methods. Redwood City, Addison-Wesley.
- Wentz, F. J., L. Ricciardulli, K. Hilburn und C. Mears (2007). "How Much More Rain Will Global Warming Bring?" Science **317**: 233-235.
- Wigley, T. M. L. und P. D. Jones (1985). "Influences of precipitation changes and direct CO₂ effects on streamflow." Nature **314**: 149.
- Witt, A., J. Kurths und A. Pikovsky (1998). "Testing Stationarity in Time Series." Physical Review E **58**: 1800-1810.
- Yue, S. und C. Y. Wang (2002). "Applicability of prewhitening to eliminate the influence of serial correlation on the Mann-Kendall test." Water Resources Research **38**: 1068.
- Yue, S. und C. Y. Wang (2004). "Reply to comment by Xuebin Zhang and Francis W. Zwiers on "Applicability of prewhitening to eliminate the influence of serial correlation on the Mann-Kendall test"." Water Resources Research **40**: WO3806.
- Zanchettin, D., S. W. Franks, P. Traverso und M. Tomasino (2008). "On ENSO impacts on European wintertime rainfalls and their modulation by the NAO and the Pacific multi-decadal variability described through the PDO index." Int. J. Climatol. **28**: 995–1006.
- Zbilut, J. P. und C. L. Webber Jr. (1992). "Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots." Physics Letters A **171**: 199-203.
- Zhang, J., K. Xu, M. Watanabe, Y. Yang und X. Chen (2004). "Estimation of river discharge from nontrapezoidal open channel using QuickBird-2 satellite imagery." Hydrological Sciences–Journal **49**: 247-260.
- Zhang, X. und F. Zwiers (2004). "Comment on "Applicability of prewhitening to eliminate the influence of serial correlation on the Mann-Kendall test" by Sheng Yue and Chun Yuan Wang." Water Resources Research **40**: WO3805.
- Zhang, X., F. W. Zwiers, G. C. Hegerl, F. H. Lambert, N. P. Gillett, S. Solomon, P. A. Stott und T. Nozawa (2007). "Detection of human influence on twentieth-century precipitation trends." Nature **448**: 461-465.
- Zolina, O., C. Simmer, A. Kapala und S. Gulev (2005). "On the robustness of the estimates of centennial-scale variability in heavy precipitation from station data over Europe." Geophysical Research Letters **32**: L14707.

Danksagung

Danken möchte ich allen, die den Weg dieser Dissertation begleitet haben:

- Holger Lange für die Überlassung des interessanten Themas und die stete Unterstützung der Arbeit trotz seines Weggangs aus Bayreuth, sowie Jutta Lange für ihre Gastfreundschaft und ihr Verständnis.
- Michael Hauhs und den Mitarbeitern des Lehrstuhls Ökologische Modellbildung für die angenehme Arbeitsatmosphäre, Inge Vogler für die Hilfe in allem, was Organisation angeht und Sandra Endres für die schöne gemeinsame Zeit im Büro.
- Den Doktoranden im Forschungsprojekt für anregende Diskussionen und gute Zusammenarbeit, insbesondere Malaak Kallache, Henning Rust und Jörg Neumann.
- Dem Bayerischen Landesamt für Umwelt und dem Global Runoff Data Centre in Koblenz für die Bereitstellung der Daten, sowie Herrn Schubert für den spannenden Einblick in Datenaufbereitung und -Archivierung im ehemaligen BLfW.
- Dem Bundesministerium für Bildung und Forschung für die Förderung der Arbeit im Rahmen des Projekt „Skalenbezogene Analyse Hydrometeorologischer Zeitreihen“ (01.03.2002-21.12.2005, Förderkennzeichen 03330271).
- Thomas Gollan für seine Hilfe im Vorfeld der eigentlichen Arbeit und seine stete Bereitschaft zum „Coaching“ in Sachen Wissenschaftsmanagement sowie meinen Kollegen am BayCEER für Verständnis und Ermutigung.
- Katja Sigel, Vroni Retzer, Volker Audorff, Tina Friedrich und Hermann Vössing fürs Korrekturlesen, Formatierungstipps und Motivation.
- Meinen Eltern, Geschwistern und Freunden für den Rückhalt und das Vertrauen, Stefan für Geduld, Zuspruch und das „Den-Rücken-Freihalten“ sowie Konrad, Gregor und Klara, die diesen Weg verlängert und ungleich mehr bereichert haben.

Erklärung

Hiermit erkläre ich an Eides statt, dass ich die vorliegende Dissertationsschrift selbständig und ohne fremde Hilfe verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt und die den benutzten Werken wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Hiermit erkläre ich an Eides statt, dass ich weder die vorliegende noch eine gleichartige Doktorprüfung an einer anderen Hochschule endgültig nicht bestanden habe.

Bayreuth, 20.04.2009

Birgit Thies