

Untersuchungen zur Ermittlung von hydrologischen Bemessungsgrößen mit Verfahren der instationären Extremwertstatistik

Methoden und Anwendungen auf Pegelwasserstände an der
Deutschen Nord- und Ostseeküste



Vom Fachbereich Bauingenieurwesen der Universität Siegen genehmigte

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)

von

Dipl.-Ing. Christoph Mudersbach

geboren am 26.06.1977 in Siegen

Referent: **Univ.-Prof. Dr.-Ing. Jürgen Jensen**
Universität Siegen

Korreferent: **Univ.-Prof. Dr.-Ing. Holger Schüttrumpf**
Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen

Tag der Einreichung: 28.04.2009

Tag der mündlichen Prüfung: 16.07.2009

Zum Titelbild:

Das Titelbild zeigt einen Teil der Westküste Sylts bei Kampen und wurde vom Autor im August 2008 aufgenommen. Der Titel der vorliegenden Dissertation könnte vielleicht ein mehr mathematisch-technisch geprägtes Titelbild erwarten lassen. Letztlich aber sind alle mathematischen und ingenieurtechnischen Methoden im Küsteningenieurwesen nur Mittel zum Zweck, um ein nachhaltiges Leben von Menschen im Naturraum Küste zu ermöglichen. Es ist die Pflicht eines jeden Küsten- und Wasserbauingenieurs sich immer wieder in Erinnerung zu rufen, dass das Meer nicht nur als Planungsobjekt, sondern als schützenswertes und einmaliges Naturelement angesehen wird. Hierzu soll das Titelbild seinen Beitrag leisten.

Redaktioneller Hinweis:

In der vorliegenden Arbeit wird aus Gründen des Leseflusses die männliche Form von Personenbezeichnungen verwendet. Damit sind grundsätzlich – sofern inhaltlich zutreffend – Frauen und Männer gemeint.

Kontakt: Christoph Mudersbach | e-Mail: ch.mudersbach@gmx.de

Vorwort

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Forschungsinstitut Wasser und Umwelt (fwu), Abt. Wasserbau und Hydromechanik, der Universität Siegen.

Im Rahmen meiner Tätigkeiten konnte ich durch die Bearbeitung mehrerer Forschungsvorhaben im Bereich des Küsteningenieurwesens und der Extremwertstatistik meinen Wissenshorizont in diesen Bereichen stetig erweitern. Hierbei möchte ich zwei Forschungsvorhaben besonders erwähnen:

Modellgestützte Untersuchungen zu Sturmfluten mit sehr geringen Eintrittswahrscheinlichkeiten an der Deutschen Nordseeküste
(Acronym: MUSE), Förderkennzeichen 03KIS039, Laufzeit 2002-2005

und

Modellgestützte Untersuchungen zu extremen Sturmflutereignissen an der Deutschen Ostseeküste
(Acronym: MUSTOK), Förderkennzeichen 03KIS052-054, Laufzeit 2005-2008

Beide Forschungsvorhaben wurden vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert und unter der fachlichen Begleitung des Kuratoriums für Forschung im Küsteningenieurwesen (KFKI) durchgeführt. Im Zuge der Bearbeitungen dieser Projekte entstand die Idee für die vorliegende Dissertation. Dabei habe ich durch viele Gespräche mit Fachkollegen wertvolle Anregungen und Hilfestellungen erhalten, für die ich mich – ohne namentliche Nennung – bei allen Kolleginnen und Kollegen bedanken möchte.

Ich möchte an dieser Stelle meinen außerordentlichen Dank an Herrn Universitätsprofessor Dr.-Ing. Jürgen Jensen aussprechen, der durch seine langjährigen intensiven Arbeiten im Bereich des Küsteningenieurwesens maßgeblich die oben genannten Forschungsvorhaben vorangetrieben hat und mir die fachliche Bearbeitung dieser Projekte anvertraute. Dadurch wurde es mir erst ermöglicht, die vorliegende Dissertation zu erstellen. Herr Professor Jensen stand mir immer als kompetenter und vertrauensvoller Doktorvater zur Verfügung.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Universitätsprofessor Dr.-Ing. Holger Schüttrumpf vom Institut für Wasserbau und Wasserwirtschaft der RWTH Aachen für seine Bereitschaft das Korreferat dieser Arbeit zu übernehmen.

Ein weiterer Dank geht an die Münchener Rückversicherungs-Gesellschaft AG, die meine Promotionsarbeiten durch ein Stipendium unterstützt hat. Namentlich möchte ich Herrn Dr.-Ing. Wolfgang Kron aus der Abteilung GeoRisikoForschung nennen, der viele wertvolle Hinweise aus der Praxis zum Risikomanagement von Hochwassergefahren gegeben hat.

Ganz besonders danken möchte ich den Kollegen des Forschungsinstituts Wasser und Umwelt (fwu), Abteilung Wasserbau und Hydromechanik, die Tag für Tag für fachliche, aber auch aufbauende und ermunternde Gespräche zur Verfügung standen und damit einen maßgeblichen Anteil an dieser Arbeit haben; namentlich erwähnt in alphabetischer Reihenfolge: Arne Arns, Jens Bender, Stefan Felder, Torsten Frank, Elke Habiger, Marc Krüger, Volker Spieß, Thomas Wahl und Jörg Wieland. Wissenschaftliche Arbeit ist nur in einem guten Team möglich – herzlichen Dank hierfür!

Eine Promotion wäre nicht möglich gewesen, wenn mir meine Eltern nicht die Möglichkeiten zum erfolgreichen Abschluss eines Studiums gegeben hätten. Ich durfte immer eine besondere Unterstützung in meiner Ausbildung durch meine Eltern erfahren. Dies ist keine Selbstverständlichkeit! Hierfür danke ich ihnen von ganzem Herzen.

Nicht zuletzt danke ich meiner Frau Nicole für das konsequente Redigieren dieser Arbeit. Ohne ihre Unterstützung und unermessliche Geduld wäre die Erstellung dieser Dissertation nicht möglich gewesen.

Kreuztal, im Oktober 2009

Christoph Mudersbach

Kurzfassung

Viele Küstenregionen sind potenziell durch die Auswirkungen des globalen Klimawandels gefährdet, der sich im Anstieg des Meeresspiegels sowie teilweise in der Zunahme der Sturmfluthäufigkeit und -intensität zeigt.

Die Bemessung von Küstenschutzanlagen basiert in vielen Fällen auf Wasserständen, denen Eintrittswahrscheinlichkeiten bzw. Jährlichkeiten zugeordnet werden. Heute gebräuchlich sind Bemessungswerte mit Jährlichkeiten zwischen 100 und 10.000 Jahren. Die Eintrittswahrscheinlichkeiten werden aus beobachteten Wasserstandsdaten mit Verfahren der Extremwertstatistik abgeleitet, wobei nicht nur Aussagen zu heutigen Zuständen, sondern auch zu zukünftigen Zeithorizonten getroffen werden müssen. Die klassischen statistischen Verfahren setzen voraus, dass die Zeitreihe der Wasserstände stationär (*über die Zeit konstant*) ist. Die Annahme von stationären Wasserstandszeitreihen kann im Zuge des Klimawandels unzutreffend sein. Liegt ein signifikantes instationäres Verhalten einer Zeitreihe vor, so können die klassischen stationären Methoden der Extremwertstatistik nicht verwendet werden. Entweder müssen die Instationaritäten aus den Zeitreihen entfernt werden, oder die Verfahren müssen auf einen instationären Ansatz erweitert werden. Die vorliegende Arbeit stellt eine Methodik zur Ermittlung von möglichen zukünftigen Änderungen in den Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen vor, bei der Trends in den Zeitreihen direkt bei der Ermittlung der Bemessungswerte berücksichtigt werden.

Die Abschätzung zukünftiger Eintrittswahrscheinlichkeiten ist mit einem instationären Ansatz der Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV) möglich, wobei ein parametrischer Ansatz gewählt werden muss, um die Ergebnisse bis zu einem zukünftigen Zeithorizont extrapolieren zu können. Die Parameterschätzung erfolgt hierbei mit Hilfe einer zeitfensterbasierten Schätzung der L-Momente. Die L-Momente werden durch funktionale Zusammenhänge (linear oder nichtlinear) beschrieben und in die Zukunft extrapoliert. Dies wird als parametrischer Ansatz bezeichnet. Durch die vorgestellte Methodik können zu jedem beliebigen Zeitpunkt t die Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen angegeben werden.

Anwendungen des instationären Extremwertansatzes auf die Pegel Cuxhaven (Nordsee) und Travemünde (Ostsee) zeigen, dass die Lageparameter der untersuchten jährlichen Extremwertzeitreihen in der Regel einen steigenden Trend aufweisen. An beiden Pegeln wird mittels des instationären Extremwertansatzes die Veränderung des 100-jährlichen Wasserstandes bis zum Jahr 2100 abgeschätzt. Zusätzlich wurden die Auswirkungen von möglichen Klimaszenarien auf zukünftige Bemessungswasserstände analysiert.

Grundsätzlich wird aufgrund der Ergebnisse der vorliegenden Arbeit empfohlen, die vorgestellte instationäre Extremwertmethode für die Abschätzung von zukünftigen Bemessungswerten zu verwenden.

Abstract

Many coastal regions are faced with the global climate change, which has effects on sea level rise and partially on increasing storm surge frequency and heights.

The design of coastal defence structures is mainly based upon water levels to which a certain occurrence probability (return period) is assigned. Nowadays, design levels with a return period between 100 and 10,000 years are common. The determination of the occurrence probabilities is done by an analysis of observed water level data based upon extreme value statistics. Thereby, not only statements of the actual occurrence probabilities are required, but also for future time horizons. The common statistical methods postulate a stationary behaviour (*no changes through time*) of the water level data, which needs to be analysed. However, in the context of climate change, it is possible, that this assumption would no longer hold and the results become doubtful. If a significant non-stationary behaviour of the water level data exists, the common statistical stationary methods may not be used any more. Either the non-stationarities have to be removed or the non-stationarities need to be integrated directly into the extreme value analysis. The present study introduces a method, where trends in the observed data can be integrated directly into the extreme value analysis, in order to determine future design water levels.

The projection of future design water levels can be realised by using a non-stationary approach of the Generalized Extreme Value (GEV) distribution. Thereby, a parametric approach for the parameter estimation have been applied in order to extrapolate the results to future time horizons. The parameter estimation has been realised by L-moments, based on time windows. The non-parametric processes of the L-moments have been described by functional relations in order to extrapolate them. This is called a parametric approach. By use of the introduced method it is possible to specify a T-year design level at any point of time.

Applications of the non-stationary method to the gauges Cuxhaven (North Sea) and Travemünde (Baltic Sea) show, that the location parameters of the analysed water level time series have a significant increasing trend. For both gauges the 100-year design levels have been calculated up to the time horizon 2100 by using the introduced non-stationary extreme value approach. Additionally, effects of projected climate scenarios on future design water levels have been analysed.

On basis of the presented results, the non-stationary extreme value approach may be recommended to determine future design water levels.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Hintergrund und Veranlassung	1
1.2	Forschungsfragen und Zielsetzung	3
1.3	Struktur der Arbeit	5
1.4	Verwendete Daten	6
2	Stand der Wissenschaft zur Extremwertstatistik	8
2.1	Vorbemerkungen	8
2.2	Stationäre Methoden	8
2.3	Instationäre Methoden	12
2.4	Zusammenfassung und kritische Bewertung	18
3	Definitionen	20
3.1	Wahrscheinlichkeit	20
3.2	Über- und Unterschreitungswahrscheinlichkeit	21
3.3	Eintrittswahrscheinlichkeit und Jährlichkeit	22
3.4	Risiko und Sicherheit	25
4	Erfordernis der Analyse von Eintrittswahrscheinlichkeiten	27
4.1	Allgemeines	27
4.2	Prozesse zur Entstehung einer Überflutung	28
4.3	Grundlagen zu probabilistischen Methoden	31
4.3.1	Probabilistische Bemessung nach Level I	33
4.3.2	Probabilistische Bemessung nach Level II und III	34
4.3.3	Probabilistische Bemessung nach Level IV	36
4.4	Zusammenfassung und kritische Bewertung	37
5	Zeitreihenanalysen	38
5.1	Allgemeines	38
5.2	Statistische Kenngrößen einer Zeitreihe	39
6	Stationarität und Unabhängigkeit von Zeitreihen	45
6.1	Allgemeines	45
6.2	Definition von Stationarität	46
6.3	Test auf Stationarität einer Zeitreihe	50
6.3.1	Allgemeines	50
6.3.2	Linearer Trend	52
6.3.3	Kolmogorov-Smirnov-Test	55
6.3.4	Zeitliche Entwicklung von Mittelwert und Standardabweichung	62
6.4	Test auf Unabhängigkeit einer Zeitreihe	70
6.5	Zusammenfassung und kritische Bewertung	73
7	Homogenisierung von Zeitreihen	75
7.1	Allgemeines	75
7.2	Homogenisierung über linearen Trend	77
7.3	Homogenisierung über gleitendes Mittel	78
7.4	Homogenisierung über Differenzenbildung	80

7.5	Auswirkungen von Instationaritäten des Lageparameters auf die Ergebnisse der stationären Extremwertstatistik	81
7.6	Zusammenfassung und kritische Bewertung	85
8	Stationäre Extremwertstatistik	86
8.1	Allgemeines	86
8.2	Rangstatistik und empirische Verteilungsfunktionen	87
8.3	Allgemeine Extremwertverteilung	89
8.4	Parameterschätzung der GEV	91
8.4.1	Allgemeines	91
8.4.2	Momentenmethode	92
8.4.3	Wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente und L-Momente	93
8.4.4	Maximum-Likelihood-Schätzung	95
8.5	Extrapolation von Verteilungsfunktionen	96
8.6	Einbeziehung physikalischer Grenzzustände in die Extremwertanalyse	98
8.7	Einbeziehung historischer Ereignisse in die Extremwertanalyse	100
8.8	Integrierte stationäre Extremwertstatistik	104
8.9	Zusammenfassung und kritische Bewertung	106
9	Instationäre Extremwertstatistik	107
9.1	Allgemeines	107
9.2	Instationäre GEV-Verteilung	111
9.3	Methode der nicht-parametrischen instationären Extremwertstatistik	113
9.4	Methode der parametrischen instationären Extremwertstatistik	119
9.5	Einbeziehung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik	124
9.6	Zusammenfassung und kritische Bewertung	129
10	Unsicherheiten in Extremwertanalysen	130
10.1	Definition von Unsicherheiten	130
10.2	Quellen von Unsicherheiten	131
10.3	Rechnen mit Unsicherheiten	133
10.4	Beschreibung und Darstellung von Unsicherheiten	135
11	Anwendungen auf den Pegel Cuxhaven	137
11.1	Allgemeines	137
11.2	Test auf Stationarität	139
11.3	Stationäre vs. instationäre Extremwertstatistik	142
12	Anwendungen auf den Pegel Travemünde	149
12.1	Allgemeines	149
12.2	Test auf Stationarität	150
12.3	Stationäre vs. instationäre Extremwertstatistik	154
13	Fazit	162
13.1	Diskussion der erzielten Ergebnisse	162
13.2	Zielerfüllung und Antworten auf die Forschungsfragen	165
13.3	Offene Fragen und Forschungsbedarf	167
14	Zusammenfassung	169
15	Literatur	171

A	Anhang	179
A.1	Matlab-Skripte	179
A.2	Daten	180

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1:	Prinzipiskizze zur Problematik der Abschätzung zukünftiger Bemessungswasserstände.	2
Abbildung 1.2:	Lage der Pegel Cuxhaven und Travemünde.	7
Abbildung 2.1:	Vergleich des höchsten beobachteten Wertes mit dem modellierten Höchstwert und dem 10.000-jährlichen Ereignis an 9 deutschen Nordseepegeln (JENSEN ET AL. 2006).	12
Abbildung 2.2:	Entwicklung des 100-jährlichen Abflussereignisses am Columbia River (Donald, Canada) von 1960 bis 2020 mit unterschiedlichen Konfidenzintervallen. Die horizontale graue Line zeigt den stationären vergleichswert (CUNDERLIK UND BURN 2003).	15
Abbildung 2.3:	Monatliche Wasserstandsdaten am Pegel San Francisco mit Lageparameter (1950) und 50-jährliches Wasserstandsereignis (1950). Zusätzlich sind die entsprechenden Werte für die Jahre 1900 und 2000 dargestellt (MENDEZ ET AL. 2007).	16
Abbildung 2.4:	Vergleich zwischen verschiedenen Quantilen der Windgeschwindigkeiten der Messstation Mont Joli (Canada). Die Quantile wurden über ein stationäres und ein instationäres GEV-Modell berechnet (HUNDECHA ET AL. 2008).	18
Abbildung 3.1:	Zusammenhang zwischen Dichte- und Verteilungsfunktion mit Zahlenbeispiel.	21
Abbildung 3.2:	Übliche Darstellung von Verteilungsfunktionen in der hydrologischen Praxis.	22
Abbildung 3.3:	POISSON-Wahrscheinlichkeit für Ereignisse mit Eintrittsraten $\lambda=0,02/a$ und $\lambda =0,01/a$.	25
Abbildung 4.1:	Elemente des Risikomanagements in Küstenregionen.	28
Abbildung 4.2:	Wirkungskette zur Entstehung von Überflutungen und Schäden in Küstenregionen (Bsp.: Nordseeküste) mit <i>Source-Pathway-Receptor-Consequence-Modell</i> .	29
Abbildung 4.3:	Zur Definition der Versagenswahrscheinlichkeit P_f über die Grenzzustandsfunktion Z .	30
Abbildung 4.4:	Zur Klassifizierung der probabilistischen Bemessungskonzepte.	32
Abbildung 4.5:	Ermittlung der Eintrittswahrscheinlichkeit von Extremwasserständen am Beispiel des Pegels Cuxhaven.	33
Abbildung 4.6:	Zur Definition des Sicherheitsindex β .	34
Abbildung 4.7:	Zur Ableitung der Grenzzustandsfunktion über Monte-Carlo-Simulationen.	35
Abbildung 4.8:	Klassifizierung der Schäden infolge Überflutung (ergänzt nach MERZ 2006 und MARKAU 2003).	36

Abbildung 5.1:	Lageparameter einer normalverteilten Häufigkeitsverteilung.	39
Abbildung 5.2:	Beziehungen zwischen den Lageparametern einer rechts- bzw. linksschiefen Häufigkeitsverteilung (nach ASSENMACHER 1998).	41
Abbildung 5.3:	Unterscheidung zwischen Autokorrelations- und Kreuzkorrelationsanalyse von Zeitreihen (nach SALAS 1993).	42
Abbildung 5.4:	Zeitreihe des mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2005 am Pegel Cuxhaven.	44
Abbildung 5.5:	Synthetische Zeitreihe des höchsten Tidehochwassers (HThw) am Pegel Cuxhaven (Monte-Carlo-Simulation).	44
Abbildung 5.6:	Autokorrelation der Zeitreihe des mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2005 am Pegel Cuxhaven.	44
Abbildung 5.7:	Autokorrelation der synthetischen Zeitreihe des höchsten Tidehochwassers (HThw) am Pegel Cuxhaven (Monte-Carlo-Simulation).	44
Abbildung 6.1:	Prinzipdarstellung der Definition einer strengen Stationarität.	47
Abbildung 6.2:	Prinzipdarstellung der Definition einer schwachen Stationarität.	48
Abbildung 6.3:	Beispiel einer stationären und instationären Zeitreihe.	49
Abbildung 6.4:	Beiträge zur Instationarität des Hochwasserrisikos. o.l.: Anstieg der mittleren Hochwasserabflüsse, o.r.: Anstieg der Variabilität der Hochwasserabflüsse, u.l.: Abnahme der Toleranzschwelle, u.r.: stetige Abnahme der Toleranzschwelle, überlagert mit einem schnellen Anstieg durch Schadenerfahrung (MERZ 2006).	50
Abbildung 6.5:	Beispiel einer beobachteten Datenreihe, die den zugrunde liegenden Prozess nicht hinreichend beschreibt.	51
Abbildung 6.6:	Ermittlung des linearen Trends der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 und <i>Mann-Kendall-Test</i> .	54
Abbildung 6.7:	Ermittlung des linearen Trends einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven und Signifikanztest nach <i>Mann-Kendall</i> .	54
Abbildung 6.8:	Zur Definition von Zeitfenstermodellen; oben: Aneinanderreihung von Zeitfenstern; unten: gleitendes Zeitfenster.	56
Abbildung 6.9:	Zur Definition des <i>Kolmogorov-Smirnov-Tests</i> (Prinzipskizze).	57
Abbildung 6.10:	Ergebnis des zweidimensionalen Kolmogorov-Smirnov-Tests für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven.	58
Abbildung 6.11:	Ergebnis des zweidimensionalen Kolmogorov-Smirnov-Tests für eine aus Monte-Carlo-Simulationen erzeugte Realisation der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven.	59
Abbildung 6.12:	Ermittelte Ablehnungsraten des Kolmogorov-Smirnov-Tests bei Analyse von 20.000 simulierten stationären Zeitreihen (Länge der Zeitreihen: 150 Jahre, Zeitfenstermodell: 37 Jahre).	60

- Abbildung 6.13: Prinzipdarstellung der Analyse von Momenten über Zeitfenstermodell (hier: Zeitfenstermodell *vergesslicher Chronist*). 63
- Abbildung 6.14: Berechnung von Mittelwerten der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung des arithmetischen Mittelwertes. Mitte: Berechnung des Mittelwertes über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung des Mittelwertes über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre. 67
- Abbildung 6.15: Berechnung von Standardabweichungen der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung der Standardabweichung für die gesamte Zeitreihe. Mitte: Berechnung der Standardabweichung über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung der Standardabweichung über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre. 68
- Abbildung 6.16: Berechnung von Mittelwerten einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung des arithmetischen Mittelwertes. Mitte: Berechnung des Mittelwertes über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung des Mittelwertes über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre. 69
- Abbildung 6.17: Berechnung von Standardabweichungen einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung der Standardabweichung für die gesamte Zeitreihe. Mitte: Berechnung der Standardabweichung über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung der Standardabweichung über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre. 70
- Abbildung 6.18: Autokorrelationsfunktion der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005. 72
- Abbildung 6.19: Autokorrelationsfunktion einer synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven. 72
- Abbildung 6.20: Zusammenfassende Darstellung und Entscheidungskriterien der diskutierten Testverfahren. 73
- Abbildung 7.1: Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über einen linearen Trend (Beispiel). 78

Abbildung 7.2:	Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über ein gleitendes Mittel (Beispiel).	79
Abbildung 7.3:	Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über Differenzenbildung (Beispiel).	80
Abbildung 7.4:	Generierung synthetischer Zeitreihen mit Änderungen des Lageparameters.	83
Abbildung 7.5:	Ergebnisse der Extremwertstatistik (GEV) für die Zeitreihen Z1 bis Z7.	84
Abbildung 8.1:	Zur Definition von Extremwertverteilungen (qualitativ).	86
Abbildung 8.2:	Darstellung der Dichtefunktionen der GEV für unterschiedliche Werte der Krümmung k .	90
Abbildung 8.3:	Darstellung der Verteilungsfunktionen der GEV für unterschiedliche Werte der Krümmung k .	91
Abbildung 8.4:	Beispielhafte Anpassung mehrerer Verteilungsfunktionen an einen Datensatz mit Wasserstandsdaten über 50 Jahre. Extrapolation der Verteilungsfunktionen bis zu einem mittleren Wiederkehrintervall von 10.000 Jahren mit Angabe von zulässigem und unzulässigem Extrapolationszeitraum nach DVWK (1999) und PUGH (2004).	97
Abbildung 8.5:	Einbeziehung von modellierten physikalisch möglichen Extremsturmfluten in die Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven (überarbeitet nach JENSEN ET AL. 2006).	99
Abbildung 8.6:	Beispiel einer Informationserweiterung einer systematischen Pegelzeitreihenaufzeichnung durch historische Werte (verändert, nach ENGLAND 2003 in SCHUMANN 2007).	102
Abbildung 8.7:	Extremwertstatistik am Pegel Wismar mit Einbeziehung historischer Hochwasserereignisse von 1304 bis 1905 (JENSEN UND MUDERSBACH 2009).	104
Abbildung 8.8:	Prinzipiskizze der integrierten Extremwertstatistik mit Einbeziehung beobachteter, historischer und modellierter Daten.	105
Abbildung 8.9:	Ergebnisse verschiedener Verfahren der stationären Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Wismar (JENSEN UND MUDERSBACH 2009).	105
Abbildung 9.1:	Schematische Darstellung der möglichen Änderungen von Wasserstandshäufigkeiten infolge eines Klimawandels (ergänzt nach UBA 2005).	109
Abbildung 9.2:	Schematische Darstellung der möglichen Änderungen von Wiederkehrintervallen infolge eines Klimawandels.	110
Abbildung 9.3:	Zeitliche Entwicklung der GEV-Parameter a , b und k über 19-jährige gleitende Zeitfenster und wachsende Zeitfenster (Start mit 19-jährigem Zeitfenster) am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung über L-Momente.	115

- Abbildung 9.4: Zeitliche Entwicklung des 100-jährlichen Wasserstandes über einen nicht-parametrischen GEV-Ansatz am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Darstellung der Konfidenzintervalle. Schwarz: stationäres GEV-Ergebnis. Blau: Lageparameter zeitabhängig, Streuungs- und Krümmungsparameter konstant. Rot: Lage- und Streuungsparameter zeitabhängig, Krümmungsparameter konstant. Schätzung der Parameter a und b über 19-jährige gleitende Zeitfenster und L-Momente. 118
- Abbildung 9.5: Zeitliche Entwicklung des 100-jährlichen Wasserstandes über einen nicht-parametrischen GEV-Ansatz am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Darstellung der Konfidenzintervalle. Schwarz: stationäres GEV-Ergebnis. Blau: Lageparameter zeitabhängig, Streuungs- und Krümmungsparameter konstant. Rot: Lage- und Streuungsparameter zeitabhängig, Krümmungsparameter konstant. Schätzung der Parameter a und b über wachsendes Zeitfenster und L-Momente; Start mit 19-jährigem Zeitfenster. 119
- Abbildung 9.6: Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100. 120
- Abbildung 9.7: Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstandes von 1849 bis 2100 des Pegels Cuxhaven auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare und exponentielle Modelle. 123
- Abbildung 9.8: Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen auf Basis der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare und exponentielle Modelle. 124
- Abbildung 9.9: Projektionen des globalen mittleren Meeresspiegelanstieges auf Basis von sechs Klimaszenarien (B1, B2, A1B, A1T, A2, A1FI). Die Angaben beziehen sich auf den Zeithorizont 2090 bis 2099 relativ zum Vergleichszeitraum 1980 bis 1999. Die breiten Balken geben den Gesamtwert des Anstiegs mit mittlerem Wert und oberem/unterem 95%-Konfidenzintervall wieder. Die dünnen Balken stellen die Einzelkomponenten des Gesamtwertes dar (MEEHL ET AL. 2007). 126

Abbildung 9.10:	Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Cuxhaven bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind drei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Orange: SRES-Szenario B1 (MEEHL ET AL. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (MEEHL ET AL. 2007). Rot: Szenario von WOTH ET AL. (2006) auf Basis des SRES-Szenario A2.	129
Abbildung 10.1:	Darstellung einer Zufallsgröße über eine Normalverteilung mit zugeordneten Sigmapbereichen (σ , 2σ , 3σ).	134
Abbildung 10.2:	Darstellung von Unsicherheitsbereichen des HW_{100} mit Konfidenzintervallen bei einer instationären Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven.	136
Abbildung 11.1:	Lage des Pegels Cuxhaven in der zentralen Deutschen Bucht (Nordsee).	138
Abbildung 11.2:	Zeitreihen der jährlichen Werte des höchsten Tidehochwassers (HThw) und mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2007 am Pegel Cuxhaven.	139
Abbildung 11.3:	Analyse des zeitabhängigen Verhaltens des Mittelwertes der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.	141
Abbildung 11.4:	Analyse des zeitabhängigen Verhaltens der Standardabweichung der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.	141
Abbildung 11.5:	Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100.	143
Abbildung 11.6:	Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstand von 1849 bis 2100 des Pegels Cuxhaven auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster).	145
Abbildung 11.7:	Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare Modelle.	147

Abbildung 11.8:	Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Cuxhaven bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind drei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Braun: SRES-Szenario B1 (Meehl et al. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (Meehl et al. 2007). Rot: Szenario von Woth et al. (2006) auf Basis des SRES-Szenario A2.	148
Abbildung 12.1:	Lage des Pegels Travemünde an der Deutschen Ostseeküste.	150
Abbildung 12.2:	Zeitreihen der jährlichen Höchstwasserstände (HW) und mittleren Wasserstände (MW) von 1826 bis 2007 am Pegel Travemünde.	151
Abbildung 12.3:	Analyse des zeitabhängigen Verhaltens des Mittelwertes der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.	153
Abbildung 12.4:	Analyse des zeitabhängigen Verhaltens der Standardabweichung der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.	153
Abbildung 12.5:	Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100.	155
Abbildung 12.6:	Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstandes von 1826 bis 2100 des Pegels Travemünde auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster).	158
Abbildung 12.7:	Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare Modelle.	160
Abbildung 12.8:	Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Travemünde bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind zwei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Braun: SRES-Szenario B1 (MEEHL ET AL. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (MEEHL ET AL. 2007).	161

Tabellenverzeichnis

Tabelle 4.1:	Beziehung zwischen P_f und β bei normalverteilter Grenzzustandsfunktion Z (nach DIN 1055-100).	35
Tabelle 6.1:	Signifikanzniveaus für <i>Kolmogorov-Smirnov-Test</i> .	57
Tabelle 6.2:	Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen zur Bestimmung der Ablehnungsrate der Nullhypothese bei stationären Zeitreihen.	61
Tabelle 6.3:	Wahl der zulässigen Ablehnungsraten des Kolmogorov-Smirnov-Tests bei stationären Zeitreihen und unterschiedlichen Zeitfenstermodellen.	62
Tabelle 6.4:	Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen zur Bestimmung der Über- bzw. Unterschreitungen des Konfidenzintervalls.	65
Tabelle 6.5:	Festlegungen zur Bestimmung der Stationarität über Über- bzw. Unterschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls.	66
Tabelle 7.1:	Ergebnisse der Extremwertstatistik (GEV) für die synthetischen Zeitreihen Z_1 bis Z_7 .	84
Tabelle 8.1:	Verschiedene Formeln für <i>plotting positions</i> (nach STEDINGER ET AL. 1993).	88
Tabelle 9.1:	Untersuchte Zeitmodelle für die Parameter der GEV.	113
Tabelle 9.2:	Beschreibung der nicht-parametrischen Extremwertanalysen am Beispiel des Pegels Cuxhaven.	116
Tabelle 9.3:	Parameter der linearen und exponentiellen Anpassungen des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Anpassungsgüte (<i>Root Mean Squared Error, RMSE</i>).	121
Tabelle 9.4:	Szenarien des Meeresspiegelanstiegs nach MEEHL ET AL. (2007) und WOTH ET AL. (2006) und verwendete mittlere Werte.	128
Tabelle 11.1:	Parameter des stationären GEV-Modells und der instationären GEV-Modelle für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007.	144
Tabelle 11.2:	Ergebnisse des HW_{100} -Ereignisses aus den stationären und instationären GEV-Modellen für die Jahre 2007, 2050 und 2100 des Pegels Cuxhaven.	146
Tabelle 12.1:	Parameter des stationären GEV-Modells und der instationären GEV-Modelle für die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007.	157
Tabelle 12.2:	Ergebnisse des HW_{100} -Ereignisses aus den stationären und instationären GEV-Modellen für die Jahre 2007, 2050 und 2100 des Pegels Travemünde.	159

Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

Kürzel	Einheit	Bezeichnung
a	[cmNN]	Lageparameter der Allgemeinen Extremwertverteilung
ACF	[-]	Autokorrelationsfunktion (<i>engl.: autocorrelation function</i>)
AR		Autoregressives Zeitreihenmodell
b	[cm]	Streuungsparameter der Allgemeinen Extremwertverteilung
BHW	[cmNN]	Bemessungswasserstand
b_n	[-]	wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente
c	[-]	empirische Kovarianz
c_k	[-]	Autokovarianzfunktion
$f(x)$	[-]	Dichtefunktion
$F(x)$	[-]	Verteilungsfunktion
GEV	[-]	Allgemeine Extremwertverteilung (<i>engl.: Generalized Extreme Value distribution</i>)
H_0		Nullhypothese
H_1		Gegenhypothese
HHThw	[cmNN]	höchstes bisher aufgetretenes und registriertes Tidehochwasser
HThw	[cmNN]	höchstes Tidehochwasser innerhalb einer bestimmten Zeitspanne
HW_T	[cmNN]	T-jährlicher Wasserstand
k	[-, s]	<i>Statistik:</i> Krümmungsparameter der Allgemeinen Extremwertverteilung <i>allg. Mathematik:</i> Zeitdifferenz (<i>engl.: lag</i>)
L		Likelihood-Funktion
m	[cmNN]	Mittelwert einer Stichprobe
MCS		Monte-Carlo-Simulation
MSL		Mean Sea Level
MThw	[cmNN]	mittleres Tidehochwasser über eine bestimmte Zeitspanne
P	[-]	Wahrscheinlichkeit
P_E	[1/a]	Eintrittswahrscheinlichkeit
P_f	[-]	Versagenswahrscheinlichkeit
PLP		empirische Wahrscheinlichkeit (<i>engl.: plotting position</i>)
POT		Schwellenwertverfahren (<i>engl.: Peak over Threshold</i>)
$P_{\bar{U}}$	[1/a]	Überschreitungswahrscheinlichkeit
P_U	[1/a]	Unterschreitungswahrscheinlichkeit
r	[-]	Korrelationskoeffizient
R	[div., EUR/a]	<i>Physik:</i> Widerstand (<i>engl.: Resistance</i>) <i>Ingenieurwesen:</i> Risiko
r_k	[-]	Autokorrelationsfunktion

Kürzel	Einheit	Bezeichnung
RMSE	[cm]	Mittlerer quadratischer Fehler (<i>engl.: root mean squared error</i>)
S	[div., -]	<i>Physik:</i> Belastung (<i>engl.: stress</i>) <i>Ingenieurwesen:</i> Sicherheit
s	[cm]	Standardabweichung einer Stichprobe
SLR		Sea Level Rise
SOI		Southern Oscillation Index
s_T	[cm/a]	Linearer Trend einer Zeitreihe
T	[a]	Jährlichkeit, mittleres Wiederkehrintervall
t	[a]	Zeit
Thw	[cmNN]	Tidehochwasser
W	[cmNN]	Wasserstand
x	[div.]	Merkmalswert (z.B. Wasserstand)
Z	[-]	Grenzzustandsfunktion
z	[-]	relative Schiefe
α		Parameter für Anpassungsmodell von Lageparameter a
β	[-]	<i>Ingenieurwesen:</i> Sicherheitsindex <i>Statistik:</i> Parameter für Anpassungsmodell des Streuungsparameters b
Γ		Gammafunktion
λ	[1/a]	mittlere Eintrittsrate, Parameter der Poisson-Verteilung
λ_n	[-]	L-Momente
μ	[cmNN]	Mittelwert einer Grundgesamtheit
σ	[cm]	Standardabweichung einer Grundgesamtheit
τ_b	[-]	Wert des Mann-Kendall-Tests

Die Einheiten sind in der Regel auf die in dieser Arbeit enthaltenen Daten abgestimmt.

1 Einleitung

1.1 Hintergrund und Veranlassung

Viele Küstenregionen sind potenziell durch die Auswirkungen des globalen Klimawandels gefährdet, der sich im Anstieg des Meeresspiegels sowie teilweise in der Zunahme der Sturmfluthäufigkeit und -intensität zeigt (vgl. MÜNCHENER RÜCK 2005, WOTH ET AL. 2006, BINDOFF ET AL. 2007, JENSEN UND MUDERSBACH 2007a, MEEHL ET AL. 2007, NICHOLLS ET AL. 2007, GROSSMANN ET AL. 2007). Die Folgen einer verstärkten Gefährdung der Küstengebiete sind schwerwiegend, da etwa 23% der Weltbevölkerung weniger als 100 km von der Küste entfernt leben (Höhenniveau: <100 m über Meeresspiegel) und diese Gebiete eine dreifach höhere Bevölkerungsdichte aufweisen als im weltweiten Mittel (NICHOLLS ET AL. 2007).

Um den schon immer vorhandenen Gefährdungen der Küsten und den zukünftig durch Klimaveränderung zu erwartenden Gefährdungen (z.B. Meeresspiegelanstieg, Veränderung der Sturmflutdynamik) entgegenzuwirken, sind Küstenschutzkonzepte und mittel- bis langfristige Anpassungsstrategien notwendig, die den entsprechenden sozio-ökonomischen und ökologischen Gegebenheiten in den Küstenregionen Rechnung tragen. Küstenschutz hat somit die Aufgabe, eine nachhaltige Wertschöpfung und ein dauerhaftes Siedeln in Küstenregionen zu gewährleisten, wobei die erforderlichen Maßnahmen in einem ökologisch verträglichen Gesamtkonzept integriert sein müssen.

Für die Belange des Küstenschutzes sind insbesondere Erkenntnisse über die Entwicklung des mittleren Meeresspiegelanstieges und über gegenwärtige und zukünftige Sturmfluthöhen bzw. -häufigkeiten von Bedeutung. Die Methoden zur Bemessung von Küstenschutzanlagen basieren neben anderen Faktoren auf einem definierten Bemessungswasserstand, der von amtlicher Seite festgelegt wird. Bemessungswasserstände werden im Allgemeinen durch Eintrittswahrscheinlichkeiten oder Jährlichkeiten T definiert. Heute gebräuchlich sind Bemessungswerte mit Jährlichkeiten zwischen 100 und 10.000 Jahren (z.B. EAK 2007). Die zugeordneten Wasserstände werden über statistische Analysen von beobachteten Wasserstandszeitreihen abgeleitet. Dabei werden in der Regel nicht alle Wasserstände, sondern nur die höchsten Werte in einem Zeitraum (z.B. einem Jahr) oder all jene über einem vorgegebenen Schwellenwert einer extremwertstatistischen Analyse zugeführt. Die Ergebnisse der Statistik sind zunächst für den gegenwärtigen Zeitpunkt gültig. Für Bauwerke müssen jedoch Aussagen zu Bemessungswerten über die gesamte Lebensdauer des Bauwerkes

getroffen werden. Es muss also abgeschätzt werden, wie sich die Bemessungswerte über die Zeit verändern können.

Aus der Analyse von beobachteten Wasserstandsdaten ist vielfach zu erkennen, dass signifikante Trends in den Zeitreihen vorhanden sind, sodass erwartet werden kann, dass auch zukünftig Änderungen auftreten. Diese Trends könnten durch einen Klimawandel mitunter noch verstärkt werden. Eine konkrete Planungsaufgabe im Küsteningenieurwesen lässt sich demnach wie folgt beschreiben: *Ein 100-jährlicher Bemessungswasserstand an einem Pegel beträgt heute 500 cmNN. Wie hoch wird dieser Wert im Jahr 2100 sein?*

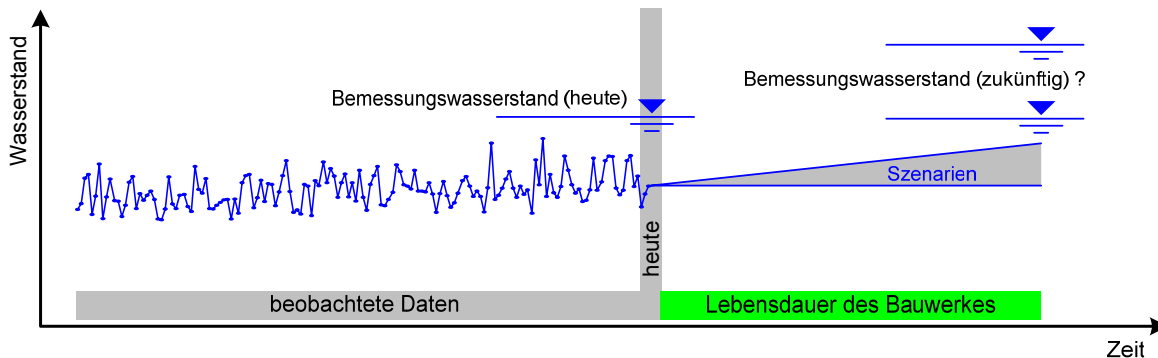


Abbildung 1.1: Prinzipskizze zur Problematik der Abschätzung zukünftiger Bemessungswasserstände.

Gegenwärtig wird diese Frage dadurch beantwortet, dass auf den für das heutige Datum gültigen Bemessungswert ein Zuschlag addiert wird, der dem erwarteten Anstieg des mittleren Meeresspiegels bis zum Bemessungszeitpunkt entspricht (z.B. EAK 2007). Dies ist ein pragmatischer Ansatz, der jedoch zwei wesentliche Schwächen aufweist: Zum einen kann nicht davon ausgegangen werden, dass der Trend des Meeresspiegelanstieges auch repräsentativ für den Trend der T-jährlichen Wasserstände ist und zum anderen ist die Zuordnung einer Eintrittswahrscheinlichkeit nicht mehr möglich, wenn ein deterministischer Wert auf den Bemessungswasserstand aufgeschlagen wird.

Die vorliegende Arbeit stellt eine Alternative zu dem bisher verwendeten Ansatz vor, bei der Trends in den Zeitreihen direkt bei der Ermittlung der Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen berücksichtigt werden. Dazu werden die bekannten Verfahren der stationären (*über die Zeit konstant*) Extremwertstatistik auf eine instationäre (*über die Zeit variabel*) Methode erweitert. Die instationäre Extremwertstatistik führt dazu, dass sich die Eintrittswahrscheinlichkeiten mit der Zeit ändern und damit Tendenzen zur zukünftigen Entwicklung abgeschätzt werden können.

Dazu wird ein parametrischer instationärer Ansatz der Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV), basierend auf der Parameterschätzung mit L-Momenten, verwendet. Dieser zugrunde gelegte Ansatz zur Parameterschätzung wird nicht vergleichend anderen Parameterschätzmethoden gegenübergestellt, da das Ziel der Arbeit nicht darin liegt, eine

biasoptimierte¹ neue Parameterschätzung zu entwickeln. Der Schwerpunkt der Analysen liegt vielmehr auf einem Ansatz, der es erlaubt, die Ergebnisse der Extremwertstatistik in die Zukunft zu extrapolieren und damit Abschätzungen von zukünftigen Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen für konkrete ingenieurtechnische Planungs- und Bemessungsaufgaben vornehmen zu können. Eine Extrapolation von extremwertstatistischen Ergebnissen ist immer mit Unsicherheiten verbunden, die sich aus verschiedenen Quellen zusammensetzen. Der Bias der Parameterschätzung stellt eine dieser Unsicherheitsquelle dar, die jedoch nach Meinung des Verfassers im Vergleich zu den übrigen Unsicherheiten (vgl. Abschnitt 10) von untergeordneter Bedeutung ist.

Neben der Bemessung von neuen Küstenschutzanlagen ist die Überprüfung von bestehenden Anlagen eine wesentliche Aufgabe im Ingenieurwesen. Die Überprüfung sollte mit neuesten Methoden erfolgen und die folgenden Fragen beantworten: *Wie sicher sind heute die bestehenden Küstenschutzmaßnahmen und wie zuverlässig werden sie in Zukunft schützen, wenn sich Klima und Nutzungen verändern?* (KORTENHAUS UND OUMERACI 2002)

Die Deutsche Nord- und Ostseeküste sowie die Ästuarare sind in der Regel durch Deiche geschützt, die im Laufe der Jahre immer wieder an den aktuellen Erkenntnisstand angepasst wurden. Die Hauptdeichlinie an Nord- und Ostsee ist in Deutschland etwa 1400 km lang und erreicht Höhen von 3,5 mNN bis 6,0 mNN an der Ostsee und 6,5 mNN bis 10,0 mNN an der Nordsee (SCHÜTTRUMPF 2001).

Alle Anstrengungen des Küsteningenieurwesens richten sich darauf, den Sicherheitsstandard für die Küstenschutzanlagen auf einem möglichst hohen Niveau zu halten, um Gefahren für Leib und Leben durch eine Sturmflut weitestgehend zu vermeiden. Es ist jedoch entscheidend zu beachten, dass es einen absoluten Schutz niemals geben kann. Ein Versagensfall oder das Überschreiten der Bemessungsgrößen kann nie ausgeschlossen werden, womit immer ein Restrisiko vorhanden ist. Moderne Bemessungskonzepte konzentrieren sich daher auf die Minimierung des Restrisikos, soweit dies technisch und ökonomisch durchführbar ist. Die Quantifizierung des Restrisikos erfolgt über probabilistische Ansätze, die Wasserstände mit zugeordneten Eintrittswahrscheinlichkeiten bzw. Jährlichkeiten als einen wesentlichen Eingangsparameter benötigen.

1.2 Forschungsfragen und Zielsetzung

Die einleitenden Ausführungen zeigen, dass die Ermittlung von Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen eine zentrale Bedeutung für aktuelle und zukünftige Bemessungskonzepte im Küsteningenieurwesen hat. Diese Arbeit soll einen Beitrag dazu leisten, die Änderungen von Eintrittswahrscheinlichkeiten über die Zeit zu analysieren und damit zu verbesserten Bemessungsgrundlagen zu gelangen. Dabei werden Verfahren der stationären und

¹ Bias = Erwartungstreue. Die Parameter einer Verteilungsfunktion werden aus den beobachteten Daten geschätzt, weshalb diese auch als Schätzer bezeichnet werden. Die Abweichung der Schätzer von ihrem Erwartungswert wird als Bias bezeichnet. Ziel einer Biasoptimierung ist somit den Bias zu minimieren, so dass eine möglichst erwartungstreue Schätzung der Parameter entsteht.

instationären Extremwertstatistik angewendet und weiterentwickelt. Die übergeordneten Forschungsfragen der Arbeit lauten damit:

- Wie können zukünftige Bemessungsereignisse belastbarer abgeschätzt werden?
(Bsp: Welche Höhe hat ein 100-jährlicher Wasserstand an einem Pegel im Jahr 2100?)
- Wie verändern sich die Eintrittswahrscheinlichkeiten des Belastungsparameters Wasserstand über die Zeit?
- Welche Unterschiede ergeben sich aus einer instationären Extremwertstatistik im Vergleich zu einem stationären Ansatz?
- Wie können Klimaszenarien in die Extremwertstatistik integriert werden?

Zur Beantwortung dieser Fragen müssen zunächst Grundlagen geschaffen werden. Die Forschungsfragen hierzu lauten:

- Wie können Instationaritäten in Zeitreihen identifiziert werden, damit ein instationärer Extremwertansatz gerechtfertigt ist?
- Welche statistischen Verfahren sind zur Beantwortung der übergeordneten Forschungsfragen geeignet?
- Wie groß sind die Unsicherheiten in den Ergebnissen von statistischen Analysen?

Das Ziel der Arbeit ist die Entwicklung und Anwendung von instationären Verfahren der Extremwertstatistik, um die übergeordneten Forschungsfragen beantworten zu können und um Vergleiche zwischen stationären und instationären Methoden ableiten zu können. Dabei liegt der Schwerpunkt der Arbeit nicht auf der Ableitung von ausschließlich sehr seltenen Extremereignissen (z.B. Jährlichkeit $(T) > 1.000$ Jahre), sondern auf der Abschätzung der zeitlichen Entwicklung von mittleren und seltenen Ereignissen.

Instationaritäten in Zeitreihen können vielfältige Ursachen und Formen haben. Grundsätzlich ist zwischen sprunghaften Änderungen in den Zeitreihen und stetigen Änderungen zu unterscheiden. Sprunghafte Änderungen können zum Beispiel durch kurzfristige Setzungen am Pegel und Baumaßnahmen im unmittelbaren Bereich des Pegels entstehen. Stetige Änderungen in den Wasserstandszeitreihen können ihre Gründe in langfristigen Landsenkungen, morphologischen Umlagerungsprozessen oder in klimatischen Änderungen haben (BINDOFF ET AL. 2007). In der vorliegenden Arbeit wird der Fokus ausschließlich auf stetige Veränderungen in Zeitreihen gelegt.

Die Ermittlung von Eintrittswahrscheinlichkeiten extremer Wasserstände erfolgt in der vorliegenden Arbeit durch die statistische Analyse gemessener Wasserstandsdaten. Grundsätzlich existieren weitere Methoden, wie zum Beispiel die Trennung des gemessenen Wasserstandes in das deterministische Gezeitensignal und den stochastisch geprägten Windstau. Hierbei werden die resultierenden Windstauereignisse statistisch analysiert. Die

Ergebnisse der Windstaustatistik müssen dann wiederum mit der astronomischen Tide überlagert werden, um zu einem resultierenden Wasserstand zu gelangen. Die Überlagerung von Gezeitensignal und Windstau erfolgt in der Regel durch einen stochastischen Ansatz (PUGH 2004). Die stochastische Überlagerung der Parameter berücksichtigt jedoch keine physikalischen Zusammenhänge. Beispielsweise prägt sich ein Windstau um Tidehochwasser anders aus, als um Tideniedrigwasser. Obwohl die Trennung des Wasserstandes in die Anteile Gezeitensignal und Windstau zunächst mathematisch korrekt ist, da nur das stochastisch geprägte Windstausignal extremwertstatistisch ausgewertet wird, sind in den Endergebnissen aufgrund der nicht berücksichtigten physikalischen Zusammenhänge größere Unsicherheiten enthalten. Aus diesem Grund wird diese Methodik in der vorliegenden Arbeit nicht weiter verfolgt.

1.3 Struktur der Arbeit

In Abschnitt 1 wird eine Einleitung in das Thema und die zu beantwortenden Forschungsfragen gegeben. Abschnitt 2 fasst den Stand der Wissenschaft zur stationären und instationären Extremwertstatistik zusammen, wobei der Schwerpunkt auf hydrologische Anwendungen und Methoden gelegt wird. Da die Begrifflichkeiten in der Statistik eine entscheidende Rolle spielen (z.B. Überschreitungswahrscheinlichkeit, Unterschreitungswahrscheinlichkeit, Jährlichkeit), werden in Abschnitt 3 Definitionen zu häufig verwendeten Begriffen gegeben. Die in der vorliegenden Arbeit analysierten Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen bilden nur ein Element in einem Bemessungskonzept für Küstenschutzwerke. Um den Gesamtzusammenhang, in dem sich diese Arbeit befindet, besser erfassen zu können, sind in Abschnitt 4 die unterschiedlichen Bemessungskonzepte für Küstenschutzanlagen dargestellt. Die Grundlage der statistischen Untersuchungen bilden beobachtete Wasserstandsdaten. Grundlegende Merkmale und Parameter einer Zeitreihe werden in Abschnitt 5 knapp erläutert, um die zu analysierenden Daten in ihrer Struktur erfassen und beschreiben zu können. Instationäre Extremwertmethoden können nur dann plausibel angewendet werden, wenn die zu analysierende Zeitreihe auch ein instationäres Verhalten aufweist. Es muss also eine eingehende Prüfung auf Stationarität oder Instationarität der Zeitreihe erfolgen. Dazu werden in Abschnitt 6 verschiedene Methoden vorgestellt. In Abschnitt 7 werden Methoden der Homogenisierung von Zeitreihen vorgestellt, die Anwendung finden müssen, wenn instationäre Zeitreihen mit einer stationären Extremwertverteilung analysiert werden sollen. Die instationäre Extremwertstatistik ist als eine Erweiterung der stationären Extremwertstatistik zu betrachten, weshalb in Abschnitt 8 zunächst die gebräuchlichen Methoden zur stationären Extremwertstatistik eingehend erläutert werden. Die Erweiterung auf einen instationären Ansatz wird in Abschnitt 9 dargestellt. Mit allen extremwertstatistischen Analysen sind unweigerlich Unsicherheiten verbunden, die bestenfalls quantitativ, aber mindestens qualitativ beschrieben werden müssen. In Abschnitt 10 befasst sich mit grundlegenden Aspekten zu Unsicherheitsquellen und ihrer Beschreibung. In den Abschnitten 11 und 12 sind die vorgestellten Methoden auf Wasserstandsdaten an den Pegeln Cuxhaven (Nordsee) und Travemünde (Ostsee) angewendet

worden. Die Arbeit schließt mit einem Fazit (Abschnitt 13) und der Zusammenfassung (Abschnitt 14).

1.4 Verwendete Daten

Die in der vorliegenden Arbeit verwendeten Datensätze der Pegel Cuxhaven und Travemünde (Abbildung 1.2) sind in vielen Veröffentlichungen und Forschungsprojekten (z.B. JENSEN ET AL. 2006 und JENSEN UND MUDERSBACH 2009) zur Wasserstandsanalyse verwendet worden und sind als qualitativ hochwertig zu bewerten. Die Daten sind der Pegeldatenbank des Forschungsinstituts Wasser und Umwelt (fwu) der Universität Siegen entnommen und stammen ursprünglich von der Wasser- und Schifffahrtsverwaltung (WSV) des Bundes.

Für den Pegel Cuxhaven stehen regelmäßige Wasserstandsaufzeichnungen seit 1849 zur Verfügung. Der Pegel Cuxhaven hat aufgrund seiner zentralen Lage in der Deutschen Bucht eine wesentliche Bedeutung in der Wasserstandsanalyse und wird vielfach als Referenzpegel für die Deutsche Nordseeküste herangezogen. Aus diesem Grund wurde der Pegel Cuxhaven auch als Fallbeispiel für die vorliegende Arbeit ausgewählt. Für den Pegel Cuxhaven wurden folgende plausibilisierte und auf einen einheitlichen Höhenbezug (NN) umgerechnete Daten verwendet:

- Jahreswerte der höchsten Tidehochwasserstände (HThw) von 1849 bis 2007
- Jahreswerte der mittleren Tidehochwasserstände (MThw) von 1849 bis 2007

Der Pegel Travemünde weist die längste Zeitreihe regelmäßiger Wasserstandsbeobachtungen aller deutschen Küstenpegel auf. Regelmäßige Wasserstandswerte sind seit dem Jahr 1826 verfügbar. Durch die stark unterschiedliche Gliederung der Deutschen Ostseeküste (z.B. Steilküsten, Boddenküsten) kann der Pegel Travemünde zwar nicht als Referenzpegel für die gesamte Ostseeküste angesehen werden, jedoch kommt diesem Pegel durch die sehr lange Datenreihe und deren gute Dokumentation (z.B. JENSEN UND TÖPPE 1990) eine wichtige Bedeutung für Bemessungsfragen an der Deutschen Ostseeküste zu. Aufgrund des nicht signifikanten Gezeiteneinflusses an der Deutschen Ostseeküste (Tidehub ≈ 10 cm, HUPFER ET AL. 2003), spricht man nicht von Tidehochwasserständen, sondern allgemein von Hochwasserständen. Die Zeitreihe der jährlichen Höchstwasserstände wird demnach mit HW und nicht mit HThw bezeichnet. Entsprechend wird der mittlere Wasserstand mit MW benannt. Für den Pegel Travemünde wurden folgende plausibilisierte und auf einen einheitlichen Höhenbezug (NN) umgerechnete Daten verwendet:

- Jahreswerte der Höchstwasserstände (HW) von 1826 bis 2007
- Jahreswerte des mittleren Wasserstandes (MW) von 1826 bis 2007

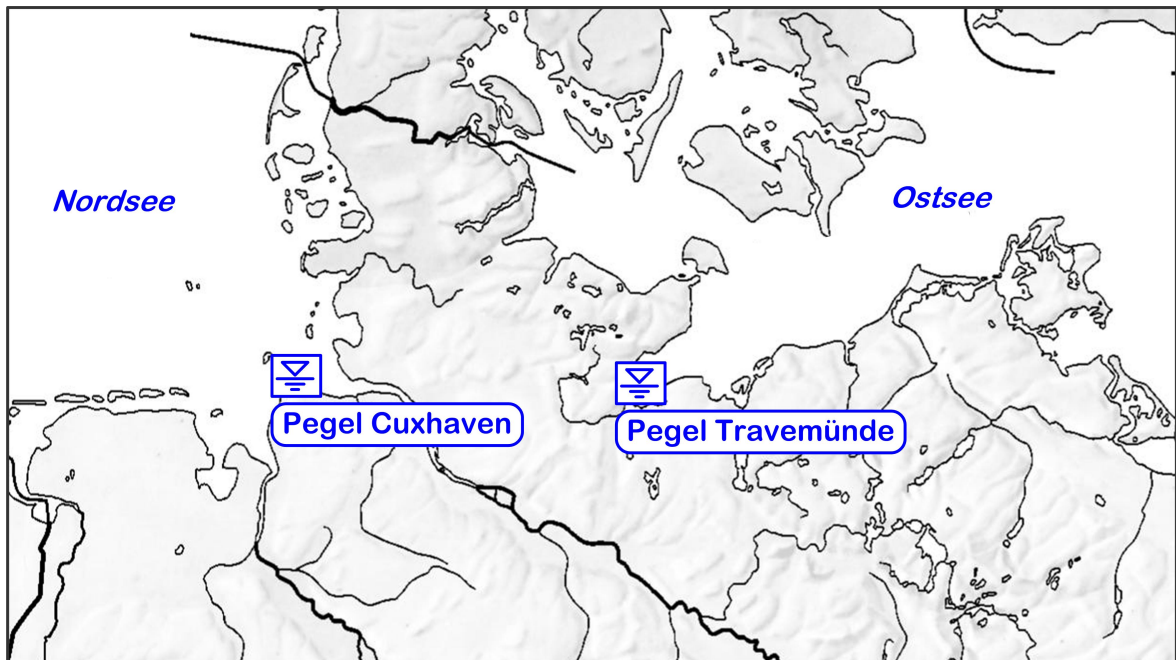


Abbildung 1.2: Lage der Pegel Cuxhaven und Travemünde.

Zur Verdeutlichung der vorgestellten Methoden sind sowohl bei den Fallbeispielen in den Abschnitten 11 und 12 als auch in den Abschnitten 4 bis 10 konkrete Daten verwendet worden. In den letztgenannten Abschnitten handelt es sich um grundlegende Analysen zu Eigenschaften von Wasserstandszeitreihen und Stationaritätsbedingungen. Diese wurden an den Zeitreihen der jährlichen Höchstwasserstände (HT_{hw}) bzw. mittleren Hochwasserstände (M_{Thw}) des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 veranschaulicht. Vergleichende Betrachtungen zeigen, dass sich gleichwertige Ergebnisse auch mit Zeitreihen anderer Pegel oder aktualisierter Zeitreihen erzielen lassen. Für die in den Abschnitten 11 und 12 dargestellten Fallbeispiele wurden bis zum Jahr 2007 aktualisierte Datensätze verwendet, um konkrete Ergebnisse der Extremwertstatistik auf möglichst aktuelle Datensätze zu stützen. Die verwendeten unterschiedlichen Längen der Zeitreihen sind dem Sachverhalt geschuldet, dass innerhalb eines mehrjährigen Forschungsvorhabens nicht alle Analysen zum letztmöglichen Zeitpunkt erstellt werden können.

2 Stand der Wissenschaft zur Extremwertstatistik

2.1 Vorbemerkungen

Der Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit liegt auf der Weiterentwicklung eines instationären Ansatzes der Extremwertstatistik und dessen Anwendungen. Die Grundlage der instationären Extremwertstatistik bildet die stationäre Extremwertstatistik. Um den Stand der Wissenschaft des instationären Ansatzes beschreiben zu können, müssen wesentliche Arbeiten im Bereich der stationären Extremwertstatistik dargestellt werden. In dem sich anschließenden Abschnitt 2.2 werden daher einige wegweisende Arbeiten zur stationären Extremwertstatistik in chronologischer Reihenfolge aufgeführt, wobei die Ausführungen bewusst knapper gehalten sind als in Abschnitt 2.3. Während im Bereich der stationären Extremwertstatistik eine Vielzahl von Arbeiten existiert, die bis zum Beginn des 20. Jahrhunderts zurückreichen, ist die Anzahl der Veröffentlichungen zum Bereich der instationären Extremwertstatistik vergleichsweise gering.

2.2 Stationäre Methoden

Die Entwicklung von Verfahren der Extremwertstatistik ist eng mit der Analyse und Beschreibung natürlicher Prozesse, wie Niederschlagsmengen, Hoch- und Niedrigwasserereignissen oder Windereignissen verbunden. Eine Grundlage hierzu stammt von E. J. Gumbel aus dem Jahr 1958 (GUMBEL 1958), der eine umfassende Arbeit zur Theorie und Anwendung der Extremwertstatistik auf Hoch- und Niedrigwasseranalysen erstellt hat. Die Verfahren der Extremwertstatistik gehen davon aus, dass die zu untersuchenden Daten ein stochastisches Verhalten aufweisen und die Maxima bzw. Minima von unabhängigen und identisch verteilten (*engl.: independent and identically distributed, i.i.d.*) Zufallsvariablen sind. Die Extremwertstatistik beschreibt also nicht die mittleren Zustände von Zufallsvariablen, sondern vielmehr mögliche extreme Zustände (Maxima oder Minima), um Wahrscheinlichkeiten für aufgetretene und noch nicht aufgetretene Ereignisse abschätzen zu können. Damit bilden die Verfahren der Extremwertstatistik eine wesentliche Grundlage für moderne Bemessungskonzepte (vgl. Abschnitt 4.3) in den Ingenieurwissenschaften, bei denen Bauwerke auf Grundlage zuvor definierter Wahrscheinlichkeiten (z.B. Eintrittswahrscheinlichkeiten, Versagenswahrscheinlichkeiten, Schadenswahrscheinlichkeiten) bemessen werden sollen.

Die Extremwertstatistik wurde insbesondere seit Beginn des 20. Jahrhunderts fortlaufend erforscht und weiterentwickelt. Hier sind beginnend die Arbeiten von VON BORTKIEWICZ (1922) zu nennen, der erstmals das Konzept der Verteilung von Extremwerten (*engl.: concept of distribution of largest values*) publizierte. Es folgten wegweisende Veröffentlichungen von VON MISES (1923), FRÉCHET (1927) und FISHER UND TIPPET (1928), die sich mit Momenten von Verteilungsfunktionen und der Anwendung asymptotischer Extremwertverteilungen beschäftigten. WEIBULL (1939) entwickelte auf Grundlage der Belastbarkeit verschiedener Werkstoffe Konzepte zur Beschreibung von extremen Werten. GNEDENKO (1943) lieferte grundlegende Ergebnisse zur Extremwerttheorie und Rangstatistik. JENKINSON (1955) entwickelte eine Verteilungsfunktion zur Beschreibung von jährlichen Maxima oder Minima in hydrologischen Zeitreihen. Dabei nahm er u.a. Bezug auf die Arbeiten von FISHER UND TIPPET (1928) und entwickelte eine Verteilungsfunktion, die die bis dahin bekannten Typen I, II und III in einer Funktion vereinte. Diese Verteilungsfunktion ist heute als die Allgemeine Extremwertverteilung (*engl.: generalized extreme value distribution, GEV*) bekannt. GUMBEL (1958) erstellte ein umfassendes Standardwerk mit dem Titel „*Statistics of Extremes*“, welches sich vorwiegend auf Hoch- und Niedrigwasseranalysen bezieht.

Die Literatur zur Extremwertstatistik hat in den darauf folgenden Jahren bis heute sehr stark zugenommen. Dabei ist die Tendenz zu erkennen, dass weniger neue Verteilungsfunktionen erforscht wurden, sondern vermehrt zu Parameterschätzmethoden oder Anwendungen auf verschiedene Wissenschaftsgebiete publiziert wurde und wird.

Eine umfassende Darstellung der gesamten Literatur zur Extremwertstatistik kann aufgrund der Vielzahl der Publikationen in der vorliegenden Arbeit nicht erfolgen. Vielmehr werden nachfolgend einige Werke genannt, die für die Erstellung dieser Dissertation von Bedeutung waren oder nach Meinung des Autors sehr gute Grundlagenwerke darstellen und für ein vertieftes Studium nachdrücklich empfohlen werden können.

MARITZ AND MUNRO (1967) veröffentlichten eine Arbeit zur Anwendung der Allgemeinen Extremwertfunktion und entwickelten eine Methode zur Schätzung des Lage-, Skalen- und Krümmungsparameters. Die entwickelte Methodik basiert auf einer Rangstatistik der zu untersuchenden Daten. Dieser Ansatz wurde von MARITZ UND MUNRO gewählt, da keine rechenintensiven Algorithmen gelöst werden müssen. Als Gegenbeispiel wird die Maximum-Likelihood Schätzung angeführt, die nur mit hohem Aufwand numerisch gelöst werden kann. Vor dem Hintergrund der heute verfügbaren Rechnerleistungen tritt diese Argumentation jedoch in den Hintergrund. LANDWEHR, MATALAS UND WALLIS (1979) verglichen verschiedene Parameterschätzmethoden für die Extremwertverteilung vom Typ I miteinander und kommen zu dem Ergebnis, dass die Parameterschätzung über wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente Vorteile gegenüber der Schätzung mit (einfachen) Momenten und Maximum-Likelihood-Methoden besitzt. Die Vorteile der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente bestehen im wesentlichen aus einer Minimierung des Bias. Dabei ist anzumerken, dass sich die größten Unterschiede in den Ergebnisse ergaben, wenn kleine Datenkollektive untersucht wurden. Mit zunehmender Größe der Datensätze wurden die Unterschiede zwischen den Verfahren geringer.

JENSEN (1985) führte eine umfassende Analyse der Wasserstandsdaten von zehn Pegeln an der Deutschen Nordseeküste durch. Neben einer Analyse der mittleren Wasserstände wurden die homogenisierten jährlichen Höchstwasserstände mit der Jenkinson-Verteilung ausgewertet und extrapoliert. JENSEN kommt unter anderem zu dem Ergebnis, dass die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines Sturmflutereignisses an der Deutschen Nordseeküste in den letzten drei Jahrzehnten des Untersuchungszeitraumes gestiegen ist. SMITH (1986) erweiterte den Ansatz der Extremwerttheorie von GUMBEL (1958), der auf der Analyse von jährlichen Maxima beruht, auf eine Methode zur Analyse der r -größten jährlichen Ereignisse. Die Methodik wird auf Wasserstandsdaten von Venedig angewendet. SMITH zeigt, dass r möglichst klein gehalten werden soll, damit plausible Ergebnisse resultieren. Je größer r gewählt wird, desto größer wird der zu analysierende Datensatz. In dem Datensatz werden dann mit hoher Wahrscheinlichkeit Werte enthalten sein, die nicht als extreme Wasserstände angesehen werden können und somit die Regeln der Extremwertstatistik verletzt werden. Am Beispiel von Ozondaten zeigt SMITH (1989), dass es auch sinnvoll sein kann, Datensätze oberhalb eines festgelegten Schwellenwertes (*engl.: Peaks over Threshold*) zu verwenden. Während der komplette Datensatz keinen Trend aufweist, identifiziert er einen signifikanten Trend in dem Datensatz oberhalb des gewählten Schwellenwertes. Dieser Trend wird durch einen Trend im Lageparameter der Allgemeinen Extremwertverteilung berücksichtigt, womit SMITH (1989) einen ersten Schritt hin zu einem instationären Ansatz wählt.

COLES UND TAWN (1990) führten auf Basis der Allgemeinen Extremwertverteilung umfangreiche statistische Analysen von Wasserständen entlang der britischen Küste durch. Die Untersuchungen orientieren sich stark an Bemessungsfragen des Küsteningenieurwesens; so formulieren COLES UND TAWN Fragen wie zum Beispiel: „To what height should a particular sea wall be built?“ und „What level of protection will it offer?“ Ein Schwerpunkt der Untersuchungen liegt auf der Analyse der örtlichen Abhängigkeiten der Pegel. Die Extremwertstatistik wird also nicht getrennt für jeden einzelnen Pegel durchgeführt, sondern es werden räumliche Bezüge in das Extremwertmodell mit einbezogen. Dazu wird zum Beispiel an jedem Pegel die Differenz des Lageparameters $\mu_i - \mu_m$ berücksichtigt, wobei μ_i der Lageparameter an einem bestimmten Pegel i an der Küste ist und μ_m der Lageparameter eines Pegels an der Ästuarmündung. Der Ansatz von COLES UND TAWN stellt damit eine Methodik dar, die Ergebnisse extremwertstatistischer Methoden in einen physikalischen Kontext zu setzen. Dadurch können lokale Unterschiede an einzelnen Pegeln, die durch die stochastische Eigenschaften einer Extremwertzeitreihe entstehen können, ausgeglichen werden.

WANG (1990a) berechnete auf der Basis von Arbeiten von GREENWOOD ET AL. (1979) und HOSKING ET AL. (1985, in: HOSKING UND WALLIS 1997) die Allgemeine Extremwertfunktion über wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente und gibt die Bias-Werte der geschätzten Parameter an. Die Methode der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente bietet sich besonders bei der Umsetzung in Softwarelösungen an, da im Vergleich zur Maximum-Likelihood-Methode deutlich einfachere Lösungsalgorithmen benötigt werden. HOSKING (1990, in: HOSKING UND WALLIS 1997) entwickelte die Parameterschätzung über L-Momente. Diese Methode ist ausführlich dargestellt in HOSKING UND WALLIS (1997). Darin wird die Methode der L-Momente als eine Alternative zur Beschreibung der Krümmung der

Wahrscheinlichkeitsverteilungen beschrieben, die eine Weiterentwicklung der von GREENWOOD ET AL. (1979) publizierten wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente darstellt. WANG (1996) greift die L-Momente auf und entwickelt eine FORTRAN-Routine, die über einen vereinfachten Algorithmus die Schätzung der L-Momente ermöglicht. WANG (1997) stellt die LH-Momente vor, die eine Generalisierung der L-Momente sind und insbesondere den höchsten Werten in einem Datenkollektiv mehr Gewicht geben. ASHKAR (1996) diskutiert klassische Extremwertverfahren und widmet sich der Handhabung von Ausreißern in Datenkollektiven und hebt die Bedeutung moderner Analysemethoden über *resampling* und *bootstrap* hervor. Nachdem in den letzten Jahren die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente und die L-Momente anderen Parameterschätzverfahren vorgezogen wurden, haben MARTINS UND STEDINGER (2000) Untersuchungen zu Maximum-Likelihood-Schätzungen publiziert und zeigen, dass Verbesserungen hinsichtlich früherer Maximum-Likelihood-Schätzungen erzielt werden können.

JENSEN ET AL. (2006) führten extremwertstatistische Analysen von Pegeln entlang der Deutschen Nordseeküste durch, bei denen physikalische Grenzzustände berücksichtigt wurden. Durch umfangreiche numerische Untersuchungen wurden Extremwasserstände berechnet, die physikalisch möglich sind, jedoch bis zum damaligen Zeitpunkt nicht aufgetreten waren. Diese Werte wurden in die Extremwertstatistik eingebunden, womit eine zuverlässigere Bestimmung von Extremwasserständen mit sehr geringen Eintrittswahrscheinlichkeiten ermöglicht wurde. Die Ergebnisse zeigen, dass physikalisch mögliche Extremsturmfluten modelliert werden konnten, die bis zu 1,40 m über den höchsten beobachteten Werten liegen (Abbildung 2.1). Die Analysen bezogen sich auf den damaligen klimatischen Zustand; die Abschätzung von möglichen Sturmfluten unter zukünftigen klimatischen Bedingungen waren nicht Bestandteil der Arbeiten.

Die mittlerweile am häufigsten verwendete Verteilungsfunktion in hydrologischen Extremwertanalysen ist die Allgemeine Extremwertverteilung (GEV), die auch in der vorliegenden Arbeit Anwendung findet (vgl. COLES 2001, KATZ ET AL. 2002).

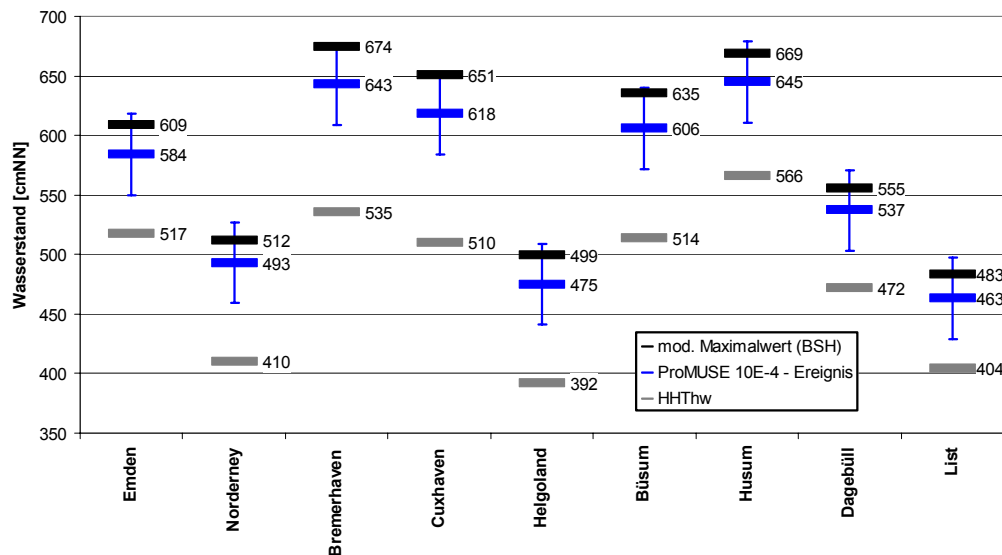


Abbildung 2.1: Vergleich des höchsten beobachteten Wertes mit dem modellierten Höchstwert und dem 10.000-jährlichen Ereignis an 9 deutschen Nordseepegeln (JENSEN ET AL. 2006).

2.3 Instationäre Methoden

Die Annahme von stationären und unabhängigen Zeitreihen kann im Zuge des Klimawandels unzutreffend sein. Insbesondere muss davon ausgegangen werden, dass sich die Eigenschaften von hydrometrischen Zeitreihen in Zukunft anders ausprägen können, als in der Gegenwart. Die Parameter einer hydrometrischen Zeitreihe (z.B. Wasserstand) können dann nicht als stationär angesetzt werden, sondern ändern sich über die Zeit. Diese Änderungen werden als instationäres Verhalten bezeichnet (vgl. Abschnitt 6). Liegt ein signifikantes instationäres Verhalten einer Zeitreihe vor, so können die klassischen stationären Methoden nicht direkt angewendet werden. Eine Möglichkeit besteht in der Homogenisierung (vgl. Abschnitt 7), bei der die instationäre Zeitreihe zunächst in eine stationäre Zeitreihe umgewandelt wird. Danach können die stationären Methoden der Extremwertstatistik angewendet werden, wobei immer ein der Analyse zugrundeliegender Bezugszeitpunkt gewählt werden muss (vgl. Abschnitt 7). Dieses Verfahren wurde zum Beispiel von HUNDT (1955) angewendet, um maßgebende Sturmfluthöhen für die schleswig-holsteinische Westküste zu ermitteln.

Aktuelle Arbeiten empfehlen bei instationären Zeitreihen die Anwendung eines instationären Ansatzes der Extremwertstatistik (vgl. STRUPCZEWSKI ET AL. 2001, KATZ ET AL. 2002, CUNDERLIK UND BURN 2003, KHALIQ ET AL. 2006, NOGAJ ET AL. 2007, MENDEZ ET AL. 2007, EL ADLOUNI ET AL. 2007, PETROW ET AL. 2008, RIBEREAU ET AL. 2008). Im Folgenden werden einige wichtige Arbeiten näher beschrieben:

FÜHRBÖTER (1976) analysierte die Pegelwasserstände an der Deutschen Nordseeküste hinsichtlich ihrer Änderungen der Eintrittswahrscheinlichkeiten. Dazu verglich er die Ergebnisse verschiedener Extremwertstatistiken miteinander. Zunächst führte er eine Statistik für eine gesamte Zeitreihe jährlicher Pegelhöchstwasserstände durch. Danach wurde die Extremwertstatistik über ein gleitendes Zeitfenster („*vergeslicher Chronist*“) und ein stetig zunehmendes Zeitfenster („*langlebiger Chronist*“) berechnet. Die Ergebnisse zeigen, dass die

Extremwertstatistik sehr stark abhängig von der ausgewerteten Zeitreihe ist. Die verwendeten Zeitfenster werden jeweils als in sich stationär angenommen; eine direkte Zeitabhängigkeit der Parameter der Verteilungsfunktion erfolgte nicht.

STRUPCZEWSKI ET AL. (2001) veröffentlichten eine Arbeit zu einem instationären Ansatz in der Hochwasserhäufigkeitsanalyse. Die Untersuchungen basieren auf der Notwendigkeit, zukünftige Bemessungsgrößen für wasserbauliche Anlagen ableiten zu müssen. Die Bemessung, zum Beispiel von Deichen, kann nicht nur für den gegenwärtigen Zeitpunkt erfolgen, sondern muss für die gesamte Lebensdauer des Bauwerkes durchgeführt werden. Dementsprechend müssen die Bemessungsgrößen, die auf Grundlage beobachteter Daten abgeleitet wurden, in die Zukunft extrapoliert werden. Grundsätzlich können die zeitlichen Veränderungen von Bemessungsgrößen mit nicht-parametrischen Methoden ermittelt werden, jedoch kann über nicht-parametrische Ansätze in der Extremwertstatistik keine Extrapolation in die Zukunft erfolgen. Daher ist es nach STRUPCZEWSKI ET AL. (2001) unvermeidbar, parametrische instationäre Methoden der Extremwertstatistik zu verwenden. Die Beschreibung der zeitlichen Entwicklung der Parameter einer Zeitreihe erfolgt über lineare und parabolische Ansätze, wobei Modelle verwendet werden, die ein instationäres Verhalten im Lageparameter, im Streuungsparameter oder in beiden berücksichtigen. Die Parameterschätzungen werden über eine Maximum-Likelihood-Schätzung durchgeführt und sowohl an jährlichen als auch an partiellen Abflusszeitreihen getestet. STRUPCZEWSKI ET AL. (2001) führen aus, dass die instationäre Extremwertstatistik eine logische Konsequenz bei der hydrologischen Bemessung sein muss, wenn man von sich änderenden Umweltbedingungen ausgeht. Bei einem instationären Bemessungsansatz werden Ergebnisse bis zu einem zukünftigen Zeitpunkt extrapoliert. Es sollte hier immer kritisch geprüft werden, bis zu welchem Zeithorizont zuverlässige Ergebnisse erzielt werden können.

COLES (2001) beschreibt die Möglichkeiten einer instationären Extremwertanalyse über die Allgemeine Extremwertfunktion (GEV). Dabei wird diskutiert, ob alle drei Parameter der GEV über eine zeitabhängige Funktion beschrieben werden sollten und welche Modelle hierfür Anwendung finden können. COLES (2001) empfiehlt, in aller Regel nur den Lage- und Streuungsparameter durch zeitabhängige Modelle zu beschreiben, da der Krümmungsparameter sehr sensitiv auf Veränderungen in der Zeitreihe reagiert. Somit ist eine genaue Beschreibung des zeitlichen Verhaltens des Krümmungsparameters nur sehr schwer möglich. Das zeitliche Verhalten von Lage- und Streuungsparameter kann nach COLES (2001) über parametrische Ansätze beschrieben werden, wobei lineare, quadratische oder exponentielle Modelle empfohlen werden. Bei den verwendeten Modellen können neben der Zeit noch weitere physikalisch bedingte Größen mit einbezogen werden, die einen Einfluss auf die untersuchte Zeitreihe haben können (z.B. *Southern Oscillation Index*, *SOI*). COLES (2001) gibt darüber hinaus Hinweise zur Parameterschätzung über Maximum-Likelihood-Ansätze und wendet die instationären Ansätze auf jährliche Höchstwasserstände am Pegel Fremantle (Australien) an.

In der Arbeit von KATZ ET AL. (2002) wird diskutiert, wie sich zeitliche Änderungen in den Zeitreihen in eine Allgemeine Extremwertverteilung implementieren lassen. Es werden auch

hier lineare und exponentielle parametrische Modelle für den Lage- und Streuungsparameter der GEV vorgeschlagen. KATZ ET AL. (2002) führen ebenfalls eine Maximum-Likelihood-Schätzung für die Bestimmung der Parameter durch, wobei herausgestellt wird, dass die Maximum-Likelihood-Schätzung nur für große Stichproben gute Ergebnisse liefert. Bei kleinen Stichproben ($n < 25$) können für den Krümmungsparameter unrealistische Werte auftreten. Dieses Problem tritt bei den wahrscheinlichkeitsgewichteten Momenten und deren Weiterentwicklungen (L-Momente) nicht auf. Die Autoren führen weiter aus, dass die Kopplung von statistischen Methoden an physikalische Gegebenheiten von großer Bedeutung ist. Natürliche Zeitreihen unterliegen physikalischen Einflüssen, die sich beispielsweise in Form von Trends oder Saisonalitäten widerspiegeln. Diese Effekte müssen durch geeignete Methoden in den statistischen Analysen Berücksichtigung finden. KATZ ET AL. (2002) nennen hierzu als geeignete Verfahren Regionalisierungen und die Berücksichtigung von Trends, sowie von zeitlichen und räumlichen Abhängigkeiten.

CUNDERLIK UND BURN (2003) stellen deutlich heraus, dass signifikante Instationaritäten in Zeitreihen nicht ignoriert werden können, wenn Bemessungswerte wasserbaulicher Anlagen für zukünftige Zeitpunkte abgeleitet werden sollen. Nach CUNDERLIK UND BURN (2003) können instationäre Muster in Zeitreihen durch gleitende Zeitfenster analysiert werden. Dabei werden die einzelnen Zeitfenster als in sich stationär angenommen und für jedes Zeitfenster können die Parameter über übliche Schätzmethoden (z.B. Momentenmethode, L-Momente, Maximum-Likelihood, vgl. Abschnitt 8.4) ermittelt werden. Die Methode der L-Momente wird hierzu empfohlen, da sie zum einen häufig in der Hydrologie angewendet wird und zum anderen einen geringen Bias aufweist und unempfindlich gegenüber Ausreißern in der Zeitreihe ist. Zur Parametrisierung der instationären Muster schlagen CUNDERLIK UND BURN (2003) allgemein Polynome n -ten Grades für den Lage- und Streuungsparameter vor. Auch sie empfehlen, den Krümmungsparameter konstant anzusetzen. Die Methoden werden am Beispiel von Abflussdaten des Columbia River (Canada) angewendet. Es zeigt sich, dass bis zum Jahr 2020 eine Abnahme des 100-jährlichen Abflussereignisses zu erwarten ist (Abbildung 2.2).

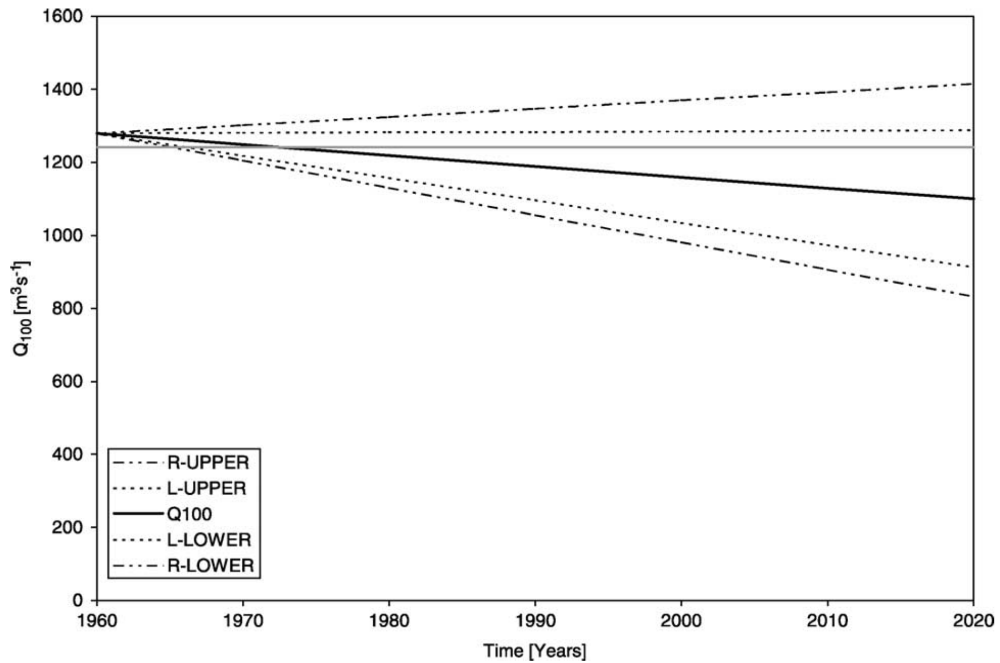


Abbildung 2.2: Entwicklung des 100-jährlichen Abflussereignisses am Columbia River (Donald, Canada) von 1960 bis 2020 mit unterschiedlichen Konfidenzintervallen. Die horizontale graue Linie zeigt den stationären Vergleichswert (CUNDERLIK UND BURN 2003).

BARDOSSY UND PAKOSCH (2005) analysieren verschiedene Abflusszeitreihen an Mosel und Rhein mit einem instationären Ansatz der Typ I-Extremalverteilung und empfehlen abschließend die Verwendung von instationären Extremwertstatistiken für die zukünftige Bemessungspraxis.

KHALIQ ET AL. (2006) geben eine zusammenfassende Darstellung der instationären Häufigkeitsanalyse von hydro-meteorologischen Zeitreihen. Dabei werden insbesondere zeitabhängige Modelle der Parameter der Verteilungsfunktionen erörtert, wobei auch hier sowohl lineare als auch exponentielle Funktionen für den Lage- und Streuungsparameter empfohlen werden. KHALIQ ET AL. (2006) diskutieren, dass vor einer Häufigkeitsanalyse zunächst eine eingehende Prüfung der Zeitreihen auf Stationarität und Unabhängigkeit erfolgen sollte. Die Anwendung von instationären Methoden der Extremwertstatistik wird empfohlen, wenn Instationaritäten nachgewiesen werden können. Es ist jedoch zu beachten, dass instationäre Ansätze auch nicht frei von Kritik sind, da eine objektive Prüfung auf Stationarität einer Zeitreihe oftmals nicht möglich ist. Zudem sind viele hydro-meteorologische Zeitreihen nicht lang genug, um verlässliche Extremwertanalysen durchführen zu können. Trotzdem sind instationäre Extremwertmethoden ein nützliches Werkzeug, da auch die Auswirkungen von Klimaszenarien in der Extremwertstatistik mit abgebildet werden können. Obwohl die genaue zukünftige Entwicklung der Zeitreihen unbekannt ist, können so Vergleiche zwischen der Extrapolation von in den Daten selbst enthaltenen Trends und den durch Klimaszenarien projizierten Trends erstellt werden. Diese Methoden sind für praktische Fragestellungen von Interesse, weil Bauwerke für ihre gesamte Lebensdauer bemessen werden sollten.

NOGAJ ET AL. (2007) stellen instationäre Extremwertverfahren für die Allgemeine Extremwertverteilung und die Pareto-Verteilung vor, wobei Lage- und Streuungsparameter zeitliche Änderungen aufweisen, der Krümmungsparameter jedoch konstant bleibt. Die Parameterschätzung erfolgt über eine Normierung aller Parameter, jedoch werden die Parameter nicht über extrapolierbare Funktionen beschrieben, so dass eine Übertragung der Ergebnisse auf zukünftige Zeithorizonte nicht möglich ist.

MENDEZ ET AL. (2007) nutzen ein instationäres GEV-Modell zur Analyse von monatlichen Wasserstandsmaxima am Pegel San Francisco (Californien). Bei der GEV werden alle drei Parameter als zeitlich variabel angesetzt, wobei auch Modelle zur Berücksichtigung des SOI und der Nodaltide verwendet werden. Aus den Analysen lassen sich insbesondere saisonale Schwankungen in den Quantilen der Extremwertfunktion nachweisen. Die Ergebnisse zeigen beispielsweise, dass das 50-jährliche Ereignis von 1900 bis 2000 zunimmt und ausgeprägte saisonale Schwankungen vorhanden sind. Der vorgestellte Ansatz eignet sich jedoch nicht zur Fortschreibung der Ergebnisse in die Zukunft. Ebenso bleibt die Frage unbeantwortet, inwiefern saisonale Schwankungen in der Bemessung einer wasserbaulichen Anlage berücksichtigt werden können.

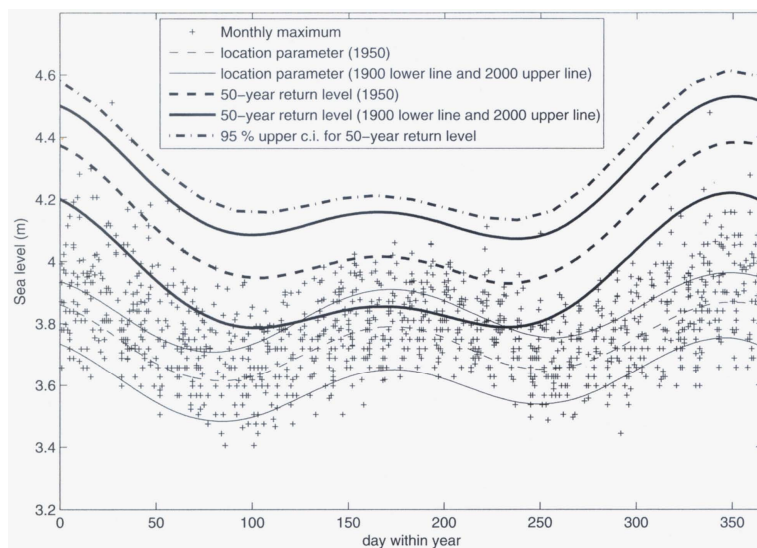


Abbildung 2.3: Monatliche Wasserstandsdaten am Pegel San Francisco mit Lageparameter (1950) und 50-jährliches Wasserstandsereignis (1950). Zusätzlich sind die entsprechenden Werte für die Jahre 1900 und 2000 dargestellt (MENDEZ ET AL. 2007).

EL ADLOUNI ET AL. (2007) stellen eine verallgemeinerte Maximum-Likelihood-Schätzung für das instationäre GEV-Modell vor. In der Arbeit wird auf die instationären GEV-Modelle zurückgegriffen, die COLES (2001) beschreibt. Zur Vereinfachung der Analysen berücksichtigen EL ADLOUNI ET AL. (2007) nur ein instationäres Verhalten im Lage- und Streuungsparameter. Das Verfahren wird auf jährliche Niederschlagsdaten der Messstation Randsburg (Californien) angewendet, welche seit 51 Jahren Daten aufzeichnet. Die Ergebnisse zeigen, dass die entwickelte Methodik ein geeignetes Instrument darstellt, um die Abhängigkeiten zwischen Extremwerten und sich ändernden Klimaverhältnissen zu berücksichtigen. Daher wird der instationären Extremwertstatistik für die Bemessung wasserbaulicher Anlagen im Zuge des Klimawandels eine hohe Bedeutung zugewiesen.

RIBEREAU ET AL. (2008) entwickelten für die instationäre GEV eine Parameterschätzung über die verallgemeinerten wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (*engl.: generalized probability weighted moments, GPWM*). RIBEREAU ET AL. (2008) führen aus, dass die Maximum-Likelihood-Schätzung bei kleinen Stichprobengrößen große Unsicherheiten in der Parameterschätzung aufweist. Dieses Problem kann insbesondere in einem instationären Kontext zum Tragen kommen, da hier zeitlich kleinere Abschnitte untersucht werden. Dieser Nachteil der Maximum-Likelihood-Schätzung wird durch die vorgestellte verallgemeinerte wahrscheinlichkeitsgewichtete Parameterschätzung ausgeglichen. Die Methodik wird an zwei Extremwertzeitreihen getestet. Die Ergebnisse zeigen im Vergleich zur Maximum-Likelihood-Schätzung deutlich verbesserte Werte, wobei ein instationäres Verhalten lediglich im Lageparameter abgebildet werden kann. Die Ermittlung von zugehörigen Konfidenzintervallen ist ebenso nicht möglich.

HUNDECHA ET AL. (2008) führten eine instationäre Extremwertanalyse an jährlichen maximalen Winddaten an verschiedenen Standorten in Canada durch. Dabei wurden sowohl Lage- als auch Streuungsparameter als zeitlich variabel angesetzt. Die Parameterschätzung erfolgte über die verallgemeinerte Maximum-Likelihood-Schätzung nach EL ADLOUNI ET AL. (2007). In Abbildung 2.4 sind die Ergebnisse des instationären GEV-Modells im Vergleich zum stationären Ansatz am Beispiel der Winddaten der Messtation Mont Joli (Canada) dargestellt. Es ist zu erkennen, dass der instationäre Ansatz vom Jahr 1950 bis zum Jahr 2004 zu einer stetigen Abnahme der untersuchten Quantile führt. HUNDECHA ET AL. (2008) kommen unter anderem zu dem Schluss, dass durch die Verwendung eines instationären Extremwertverfahrens zuverlässigere Aussagen zu Bemessungswerten bei einem sich verändernden Klima getroffen werden können.

Neben den erwähnten Arbeiten sind Veröffentlichungen weiterer Autoren entstanden, die instationäre GEV-Modelle verwendet haben. Hier zu nennen sind die Arbeiten von NIU (1997), HALL UND TAJVIDI (2000), KALLACHE (2007), NOGAJ ET AL. (2007), PETROW ET AL. (2007), BUTLER ET AL. (2007), JENSEN UND MUDERSBACH (2007b) und MUDERSBACH UND JENSEN (2008b).

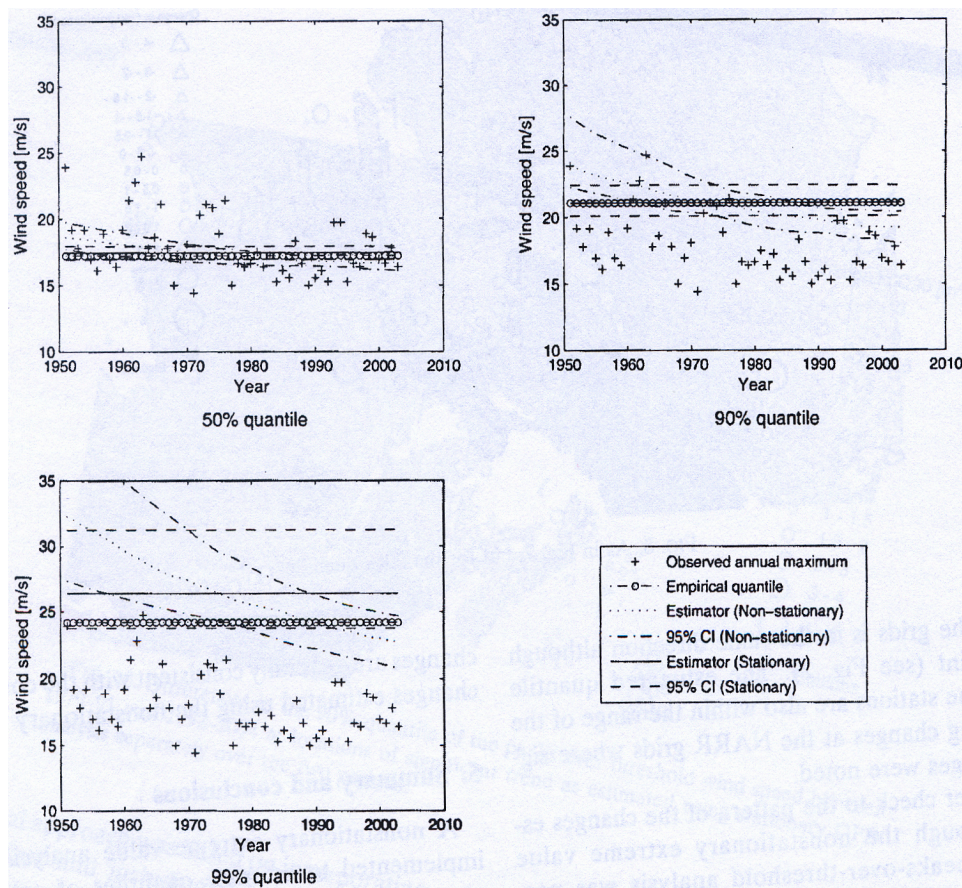


Abbildung 2.4: Vergleich zwischen verschiedenen Quantilen der Windgeschwindigkeiten der Messstation Mont Joli (Canada). Die Quantile wurden über ein stationäres und ein instationäres GEV-Modell berechnet (HUNDECHA ET AL. 2008).

2.4 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Die Forschungsarbeiten der letzten Jahre zeigen deutlich, dass die Berücksichtigung von Instationaritäten in der Extremwertstatistik an Bedeutung zunimmt. Insbesondere im Bereich der wasserwirtschaftlichen oder wasserbaulichen Bemessung wird diese Methode als zielführend angesehen, da klimatische Änderungen in die Bemessung mit einbezogen werden können. Hinsichtlich einzelner Detailfragen existieren noch keine definitiven Aussagen. Die Forschungsarbeiten der letzten Jahre beschäftigen sich beispielsweise überwiegend mit der Allgemeinen Extremwertverteilung. Instationäre Ansätze für andere Verteilungsfunktionen sind bisher wenig erforscht. Weiterhin gibt es keine abschließende Empfehlung zur Parameterschätzmethode. Vielmehr stehen bisher die Maximum-Likelihood-Schätzung und die wahrscheinlichkeitsgewichtete Parameterschätzung und deren Weiterentwicklungen (z.B. L-Momente) gleichberechtigt nebeneinander. Die überwiegende Zahl der bisherigen Arbeiten beschäftigt sich nicht mit Pegelwasserständen an Küsten, die stark vom Gezeitensignal geprägt sind. Weiterhin lag der Fokus auf der Identifikation von Instationaritäten in gemessenen Datenreihen. Die Ableitung von extremwertstatistischen Aussagen über zukünftige Zeithorizonte ist kaum existent.

Die vorliegende Dissertation setzt an den bisherigen Arbeiten an, indem ein instationäres Modell der Allgemeinen Extremwertverteilung Anwendung findet. Die Parameterschätzung wird über eine zeitabhängige Parameterschätzung der L-Momente realisiert. Die Ergebnisse werden dann auf zukünftige Zeithorizonte extrapoliert, um wasserbauliche Bemessungen durchführen zu können. Darüber hinaus stellt die Anwendung eines instationären Extremwertmodells auf die Wasserstände an der Deutschen Nordseeküste in der vorliegenden Form eine Neuheit dar.

3 Definitionen

3.1 Wahrscheinlichkeit

Eine Wahrscheinlichkeit (*engl.: probability*) ist untrennbar mit dem Begriff des Zufalls verbunden. Die in der Mathematik unter anderem von LAPLACE entwickelte klassische Definition einer Wahrscheinlichkeit beruht auf einem Modell von Zufallsspielen, deren Ereignisse alle gleich wahrscheinlich sind, zum Beispiel dem Würfeln. Dabei ergibt sich die Wahrscheinlichkeit eines einzelnen Ereignisses aus dem Verhältnis der Anzahl der Realisierungen, die für das Ereignis günstig sind, zu der Gesamtanzahl der Ereignisse (vgl. MERZ 2006).

Eine weiter entwickelte Definition der Wahrscheinlichkeit beruht auf einer von VON MISES eingeführten statistischen Definition, bei der der Wert der relativen Häufigkeit eines Ereignisses in einer unendlich langen Zufallsreihe gegen die Wahrscheinlichkeit konvergiert. Die Wahrscheinlichkeit ist damit eine Eigenschaft einer theoretisch unendlichen Folge von Versuchen, die als Grundgesamtheit bezeichnet wird (vgl. MERZ 2006).

Diese klassischen Definitionen der Wahrscheinlichkeit sind für vielfältige Aufgabenstellungen jedoch nur sehr eingeschränkt brauchbar. Zum einen kann in der Natur nicht immer von Ereignissen mit gleicher Wahrscheinlichkeit ausgegangen werden und zum anderen liegen Daten (z.B. Wasserstandsdaten) nicht in unendlich langen Zeitreihen vor, sondern in endlichen Stichproben. In vielen Fällen existiert sogar nur eine einzelne endliche Stichprobe. Damit können die Wahrscheinlichkeiten einzelner Ereignisse aus den vorliegenden Daten oftmals nicht zuverlässig bestimmt werden. Die Bestimmung einer Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses geht damit in ein mathematisches Schätzproblem über, bei dem aus einer vorliegenden Stichprobe auf die Eigenschaften der zugehörigen Grundgesamtheit geschlossen werden muss.

Die genannten mathematischen Definitionen zielen auf einen objektiven (*auch: aleatorischen/ontischen/statistischen*) Wahrscheinlichkeitsbegriff. In einigen anderen Disziplinen wird Vielfach auch ein subjektiver (*auch: epistemischer/personeller*) Wahrscheinlichkeitsbegriff verwendet. Dieser wird oftmals auch als *bayesische Wahrscheinlichkeit* bezeichnet. Dabei handelt es sich um Aussagen zur Unsicherheit bestimmter Ereignisse, wobei die kausalen Zusammenhänge nur unvollständig bekannt sind. So stellt zum Beispiel die Aussage eines Experten: „Der Deich hält einer extremen Sturmflut mit 95%-iger Sicherheit stand“ eine

subjektive Wahrscheinlichkeitsaussage dar, falls dieser keine konkreten Berechnungen zugrunde liegen. Im Vergleich zu den objektiven Wahrscheinlichkeiten geben die subjektiven Wahrscheinlichkeiten die Meinungen bzw. Einschätzungen der befragten Personen wieder. Die persönlichen Einschätzungen können jedoch je nach Erfahrungshintergrund und Zeitpunkt variieren und sind daher keine konstanten Größen. So wird zum Beispiel eine in jüngster Vergangenheit durch eine Überschwemmung infolge eines Deichbruches betroffene Person die Wahrscheinlichkeit eines Deichbruches anders einschätzen, als eine Person, die noch nie von den Folgen eines Deichbruches betroffen war (vgl. MERZ 2006).

Eine Wahrscheinlichkeit wird in der Regel als dimensionslose Zahl angegeben, die häufig auch als Prozentangabe verwendet wird.

3.2 Über- und Unterschreitungswahrscheinlichkeit

Die Über- und Unterschreitungswahrscheinlichkeit ($P_{\bar{U}}$ bzw. P_U) ist eng verknüpft mit der kumulierten Wahrscheinlichkeit. Ausgehend von einer Häufigkeitsanalyse einer Stichprobe kann durch eine Kumulation der Einzelwahrscheinlichkeiten diejenige Wahrscheinlichkeit für einen bestimmten Merkmalswert ermittelt werden, mit der er über- oder unterschritten wird. Das Ergebnis der kumulierten Einzelwahrscheinlichkeiten ist die Verteilungsfunktion $F(x)$ eines Merkmalswertes (Abbildung 3.1). Mathematisch wird eine stetige Verteilungsfunktion durch die Integration einer stetigen Dichtefunktion $f(x)$ ermittelt (vgl. HIRSCH ET AL. 1993, PAPULA 2001).

$$F(x) = \int f(x) \quad \text{Gleichung 3.1}$$

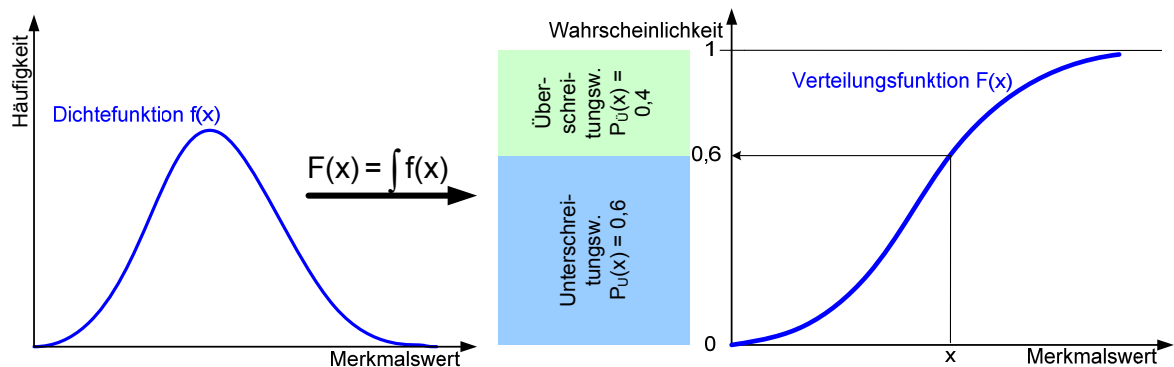


Abbildung 3.1: Zusammenhang zwischen Dichte- und Verteilungsfunktion mit Zahlenbeispiel.

Dabei ist die Überschreitungswahrscheinlichkeit das komplementäre Ereignis zur Unterschreitungswahrscheinlichkeit:

$$P_{\bar{U}} = 1 - P_U \quad \text{Gleichung 3.2}$$

Ein Merkmalswert, zum Beispiel Wasserstand, für den eine Unterschreitungswahrscheinlichkeit von 0,6 ermittelt wurde, hat gleichzeitig eine Überschreitungswahrscheinlichkeit von 0,4 (Abbildung 3.1).

In der hydrologischen Praxis wird oftmals entgegen der mathematischen Praxis bei der Darstellung von Verteilungsfunktionen der Merkmalswert nicht auf der Abszisse, sondern auf der Ordinate aufgetragen (Abbildung 3.2). Dadurch wird zum Beispiel beim Merkmalswert Wasserstand eine direkte Assoziation zu einem Pegel hergestellt, bei dem der Wasserstand auch in vertikaler Richtung angezeigt wird.

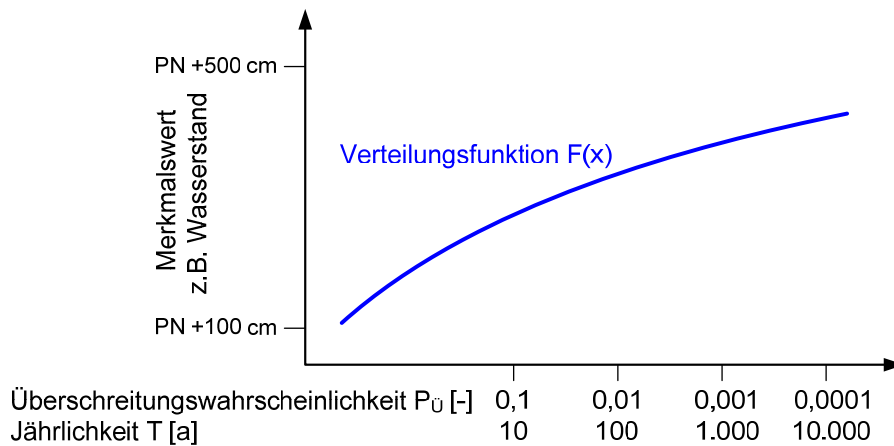


Abbildung 3.2: Übliche Darstellung von Verteilungsfunktionen in der hydrologischen Praxis.

Darüber hinaus wird auf der Abszisse statt der Unterschreitungswahrscheinlichkeit häufig die Überschreitungswahrscheinlichkeit aufgetragen und gleichzeitig oder alternativ die Jährlichkeit angegeben (vgl. Abschnitt 3.3). Zur besseren Übersicht, gerade im Bereich der seltenen Ereignisse, werden die Überschreitungswahrscheinlichkeiten bzw. Jährlichkeiten in einem logarithmischen Maßstab aufgetragen.

3.3 Eintrittswahrscheinlichkeit und Jährlichkeit

Die Unter- bzw. Überschreitungswahrscheinlichkeit P_U bzw. $P_{\bar{U}}$ ist dimensionslos und weist damit zunächst keinen zeitlichen Bezug auf. Bei der Analyse von meteorologischen und hydrologischen Extremwertzeitreihen sind jedoch insbesondere zwei Arten von Fragestellungen von Interesse:

Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines Ereignisses x innerhalb einer bestimmten Zeitspanne? Oder: Wie groß ist der mittlere zeitliche Abstand zwischen zwei Extremereignissen?

Es muss ein zeitlicher Bezug zu der ermittelten Wahrscheinlichkeit P_U bzw. $P_{\bar{U}}$ hergestellt werden, sodass Aussagen über eine zu erwartende mittlere Wiederkehrzeit oder ein Wiederkehrintervall gemacht werden können. Dieser zeitliche Bezug ergibt sich durch die Annahme eines diskreten Poisson-Prozesses.

Die Poisson-Verteilung ist gegeben mit (PLATE 1993)

$$P(X_t = x) = \frac{(\lambda \cdot t)^x}{x!} e^{-\lambda \cdot t} \quad \text{Gleichung 3.3}$$

wobei λ als Eintrittsrates bezeichnet wird. Sie gibt an, wie oft ein Ereignis innerhalb einer bestimmten Zeitspanne im Mittel eintritt. Der Kehrwert der Eintrittsrates $1/\lambda$ gibt demnach die mittlere Zeitspanne zwischen zwei gleichen Extremereignissen an. SIMEON DENIS POISSON veröffentlichte diese Verteilungsfunktion im Jahr 1837 (vgl. PLATE 1993), als er Forschungsarbeiten zur Wahrscheinlichkeit von Urteilen im strafrechtlichen Bereich und Zivilbereich durchführte.

Die Poisson-Verteilung gibt die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass ein Ereignis mit gegebener Eintrittsrates λ innerhalb der Zeitspanne t genau x -mal eintritt. Die Wahrscheinlichkeit für das x -malige Eintreten eines Ereignis mit gegebener Eintrittsrates λ innerhalb der Zeitspanne t ist gegeben mit:

$$P(X_t \leq x) = \sum_{x=0}^i \frac{(\lambda \cdot t)^x}{x!} e^{-\lambda \cdot t} \quad \text{Gleichung 3.4}$$

Für die hydrologische Aufgabenstellung ist die Wahrscheinlichkeit dafür gesucht, dass ein Ereignis mit gegebener Eintrittsrates λ keinmal in einer gegebenen Zeitspanne (z.B. ein Jahr) eintritt (Unterschreitungswahrscheinlichkeit):

$$P(X_t = 0) = \frac{(\lambda \cdot t)^0}{0!} e^{-\lambda \cdot t} = e^{-\lambda \cdot t} \quad \text{Gleichung 3.5}$$

Über diese Beziehung lassen sich die Extremwertverteilung $F(x)$ und die Poisson-Verteilung zusammenführen, denn es gilt:

$$P(X_t = 0) = F(x) \quad \text{Gleichung 3.6}$$

Damit stehen Unterschreitungs- und Überschreitungswahrscheinlichkeit (P_U und $P_{\bar{U}}$) mit der Eintrittsrates λ in folgendem Zusammenhang, woraus sich weiterhin die Angabe der Jährlichkeit T (mittleres Wiederkehrintervall) ableitet:

$$\lambda = \frac{-\ln P_U}{t} \quad \frac{1}{\lambda} = \frac{t}{-\ln P_U} = T \quad \text{Gleichung 3.7}$$

$$\lambda = \frac{-\ln(1 - P_{\bar{U}})}{t} \quad \frac{1}{\lambda} = \frac{t}{-\ln(1 - P_{\bar{U}})} = T$$

In der einschlägigen Literatur zur Extremwertstatistik ist zur Berechnung des mittleren Wiederkehrintervalls T weiterhin folgende Formel angegeben (vgl. MANIAK 2005):

$$T = \frac{t}{P_{\bar{u}}} = \frac{t}{1 - P_u} \quad \text{Gleichung 3.8}$$

Diese Formel resultiert aus einer Näherung für die Exponentialfunktion. Es kann festgestellt werden, dass für $\lambda t \ll 1$ gilt

$$e^{-\lambda t} \approx 1 - \lambda t \quad \text{Gleichung 3.9}$$

Als Beispiel soll mit beiden Funktionen die Unterschreitungswahrscheinlichkeit eines Ereignisses mit einer vorgegebenen Eintrittsrate von $\lambda = 0,01/a$ dafür berechnet werden, dass es innerhalb einer Zeitspanne von einem Jahr keinmal eintritt:

$$P_{u,\text{Näherung}} = 1 - \lambda \cdot t = 1 - 0,01 \frac{1}{a} \cdot 1a = 0,99 \quad \text{Gleichung 3.10}$$

$$P_{u,\text{exakt}} = e^{-\lambda \cdot t} = e^{-0,01 \frac{1}{a} \cdot 1a} = 0,99 \quad \text{Gleichung 3.11}$$

Die Ergebnisse sind im gezeigten Beispiel identisch, da hier gilt $(0,01 \cdot 1) \ll 1$. Als ein Beispiel für die nicht zulässige Anwendung der Näherung soll die Unterschreitungswahrscheinlichkeit dafür berechnet werden, dass ein Ereignis mit einer gegebenen Eintrittsrate von $\lambda = 0,01/a$ innerhalb einer Zeitspanne von 100 Jahren keinmal eintritt. Mit dem mittleren Wiederkehrintervall T formuliert, soll die Wahrscheinlichkeit dafür berechnet werden, dass ein 100-jährliches Ereignis innerhalb einer Zeitspanne von 100 Jahren keinmal erreicht wird:

$$P_{u,\text{Näherung}} = 1 - \lambda \cdot t = 1 - 0,01 \frac{1}{a} \cdot 100a = 0 \quad \text{Gleichung 3.12}$$

$$P_{u,\text{exakt}} = e^{-\lambda \cdot t} = e^{-0,01 \frac{1}{a} \cdot 100a} = 0,37 \quad \text{Gleichung 3.13}$$

Bei dieser Berechnung gilt nicht $(0,01 \cdot 100) \ll 1$, sondern $(0,01 \cdot 100) = 1$. Die Näherungslösung ergibt eine Wahrscheinlichkeit von Null. Das komplementäre Ereignis wäre somit das sichere Ereignis, dass innerhalb von 100 Jahren ein 100-jährliches Ereignis mindestens einmal eintritt. Die exakte Berechnung hingegen weist lediglich eine Wahrscheinlichkeit von 63% ($P_{\bar{u}} = 0,63$) aus, dass ein 100-jährliches Ereignis innerhalb von 100 Jahren einmal erreicht oder überschritten wird. Dieser grundsätzliche Zusammenhang der Poisson-Verteilung, dass ein T -jährliches Ereignis innerhalb einer Zeitspanne von T Jahren mit einer Wahrscheinlichkeit von 63% eintritt oder überschritten wird, ist in Abbildung 3.3 am Beispiel eines 50- und 100-jährlichen Ereignisses dargestellt.

In den meisten Fällen der hydrologischen Extremwertstatistik werden jedoch die Wahrscheinlichkeiten auf die Zeitspanne $t = 1$ Jahr bezogen und Ereignisse mit kleinen Eintrittsraten ausgewertet, sodass die Bedingung für die Anwendung der Näherungslösung ($\lambda t \ll 1$) erfüllt ist.

In der Praxis wird oftmals statt der Eintrittsrate λ nur die Angabe der Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{u}}$ genutzt und dann mit der Einheit der Eintrittsrate versehen $[1/a]$.

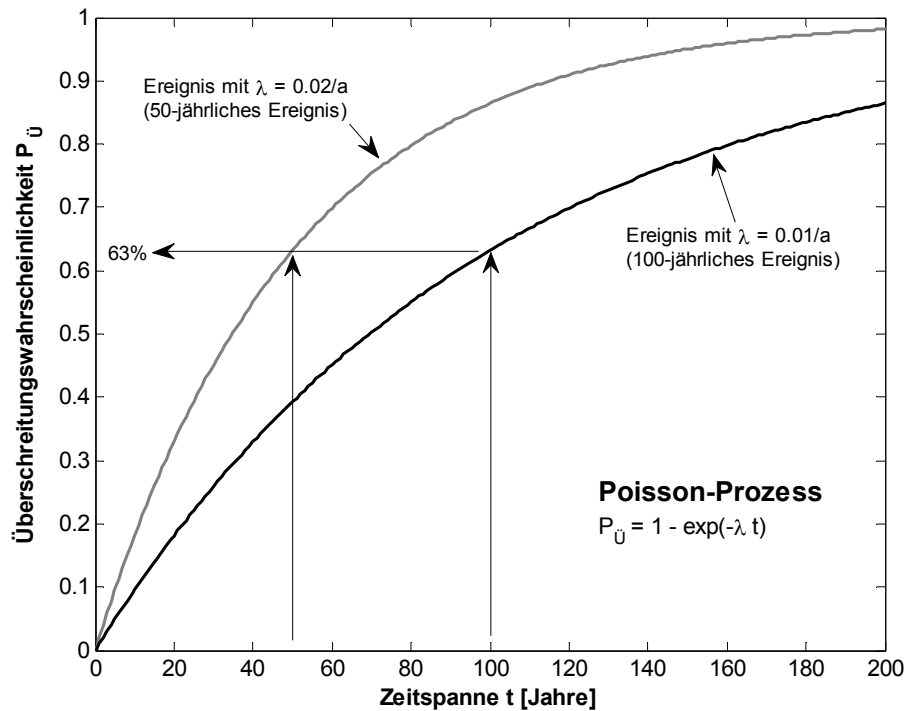


Abbildung 3.3: POISSON-Wahrscheinlichkeit für Ereignisse mit Eintrittsraten $\lambda=0,02/a$ und $\lambda=0,01/a$.

3.4 Risiko und Sicherheit

Im täglichen Sprachgebrauch ist der Begriff Risiko mit der Möglichkeit des Eintretens eines negativen Ereignisses verbunden. Ein Risiko führt damit direkt zu dem Begriff der Gefährdung. Eine einheitliche Definition des Begriffs Risiko ist nicht vorhanden, jedoch ist zunächst wichtig, eine Unterscheidung zwischen dem subjektiven Risiko und dem objektiven Risiko vorzunehmen (vgl. Abschnitt 3.1). Das subjektive Risiko stellt in der Regel eine individuelle Gefährdungseinschätzung dar, die im Wesentlichen durch Wissen, Erfahrungen, Lebensumstände und Gefühle bestimmt wird. Daraus resultiert, dass zum Beispiel das Risiko an einer bestimmten Krankheit zu erkranken von unterschiedlichen Personen völlig verschieden eingeschätzt werden kann.

Es ist offensichtlich, dass ein subjektiver Risikobegriff zum Beispiel für die Dimensionierung wasserbaulicher Anlagen nicht geeignet ist, sondern ein objektiver Risikobegriff eingeführt werden muss, der auf Grundlage bestimmter Daten zu ermitteln ist. Innerhalb der Disziplin des Küstenzonenmanagements und Küsteningenieurwesens war (und ist) das Risiko einer Entwicklung unterworfen, sodass nicht zwangsläufig davon ausgegangen werden kann, dass mit dem Begriff Risiko in einer mehrere Jahre alten Publikation die gleiche Bedeutung verbunden werden kann wie heute.

In JENSEN (1985) wird die Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}}$ eines Ereignisses gleichsam als Risiko R definiert. Das komplementäre Ereignis zur Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}}$ ist die Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U , die auch als Sicherheit S bezeichnet wird. Beispiel: Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Ereignisses mit einer mittleren Eintrittsrate von $0,01/a$ innerhalb einer Zeitspanne von 100 Jahren beträgt 63%, womit ein

Risiko von 63% des Auftretens gegeben ist. Die Sicherheit des Nichtauftretens liegt demnach bei $S = 100\% - R = 37\%$. Die Definition nach JENSEN (1985) ist somit dimensionslos.

Eine weitergehende Definition findet sich zum Beispiel bei CRICHTON (1999, in: FLOODSITE 2005), wo das Risiko als die Wahrscheinlichkeit für einen Schaden infolge eines Extremereignisses beschrieben wird. Das Risiko ist somit nicht nur abhängig von der Häufigkeit des auslösenden Ereignisses (z.B. Sturmflut), sondern auch von den vorhandenen Schutzmaßnahmen und der Vulnerabilität des Hinterlandes. Auch bei CRICHTON (1999) ist das Risiko als die Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Ereignisses definiert und damit dimensionslos.

Wenngleich es für das objektive Risiko keine einheitliche Definition gibt, wird das Risiko in vielen Disziplinen heute - und hier insbesondere bei der Ermittlung von Georisiken – als das Produkt der Wahrscheinlichkeit einer Gefährdung und den daraus folgenden Konsequenzen definiert (vgl. MERZ 2006, MAI 2004, FLOODSITE 2005, KRON 2005).

$$\text{Risiko} = \text{Wahrscheinlichkeit einer Gefährdung} \times \text{Konsequenzen}$$

In aktuellen Arbeiten und Forschungsprojekten wird zur Bestimmung des Risikos das sogenannte *Source-Pathway-Receptor-Consequence-Modell (SPRC)* verwendet (FLOODSITE 2005). Dieses vereinfachte Modell dient zum Verständnis der Zusammenhänge zwischen einem Extremereignis und den daraus folgenden möglichen Schäden. Am Beginn der Wirkungskette steht das auslösende Ereignis (Source), wie zum Beispiel eine Sturmflut. Kommt es zu einem Versagen der Küstenschutzsysteme kann Wasser das Hinterland überfluten (Pathway) und erreicht somit Infrastruktur, Menschen und Umwelt (Receptor). Hieraus können Menschenverluste, Umweltschädigungen, monetäre und andere Schäden (Consequences) entstehen.

Das Risiko kann demnach reduziert werden, indem entweder die Gefährdung (z.B. Überflutung eines Gebietes) oder die Vulnerabilität (z.B. Wertebestand im Überflutungsgebiet) reduziert werden. Mit der vorgenommenen Definition des Risikos wird eine Basis geschaffen, auf der die Risiken verschiedener Prozesse miteinander verglichen werden können, jedoch können weiterhin große Differenzen zwischen dem subjektiv empfundenen und dem objektiv ermittelten Risiko bestehen.

Die angeführten Begriffsdefinitionen zeigen, dass die Begriffe Sicherheit und Risiko in direkter Wechselwirkung miteinander verbunden sind, da eine absolute Sicherheit einer wasserbaulichen Anlage nicht erreicht werden kann. Der Schweizerische Ingenieur- und Architektenverein (SIA 1989, in: MERZ 2006) führt zum Begriff der Sicherheit aus: „Sicherheit gegenüber einer Gefährdung besteht dann, wenn diese Gefährdung durch geeignete Maßnahmen unter Kontrolle oder auf ein akzeptierbar kleines Maß beschränkt wird.“ Weitere Ausführungen zu verschiedenen Risikoarten und Methoden zum Risikomanagement finden sich zum Beispiel in MERZ (2006).

4 Erfordernis der Analyse von Eintrittswahrscheinlichkeiten

4.1 Allgemeines

Die Küstengebiete der deutschen Nord- und Ostseeküste sind sowohl gesellschaftlich, als auch volkswirtschaftlich sensible Gebiete, die im Zuge des Klimawandels einer zunehmenden Bedrohung durch Sturmfluten ausgesetzt sind (WOTH ET AL. 2006). Nach DÜCKER UND OUMERACI (2006) sind etwa 35 Mrd. EUR an Werten und etwa 4 Mio. Einwohner entlang der deutschen Küsten in überflutungsgefährdeten Bereichen zu berücksichtigen und teilweise gefährdet. Das Bestreben ist daher groß, den Küstenschutz so effektiv wie möglich zu gestalten, um ein möglichst hohes Schutzniveau bereitzustellen und auch in Zukunft zu erhalten. Der Küstenschutz kann jedoch keinen absoluten Schutz bieten; es bleibt ein Restrisiko, welches aus einer nicht auszuschließenden Überschreitung des Bemessungsereignisses und dem damit verbundenen möglichen Versagen des Küstenschutzbauwerkes resultiert.

Eine Minimierung des Restrisikos kann erst dann erfolgen, wenn die Risiken für die Küstengebiete bekannt sind, was durch sogenannte Risikoanalysen vorgenommen wird. Risikoanalysen sind wichtige Bausteine innerhalb eines Risikomanagements, womit das bestehende Risiko aus den Belastungen (z.B. Wasserstand und Seegang) und den im Hinterland potenziell möglichen Schäden ermittelt werden kann. Die prinzipielle Methodik der Risikoanalysen lässt sich für eine risikoorientierte Bemessung von Küstenschutzbauwerken nutzen, falls ein zulässiges Risiko definiert werden kann.

Die Risikoanalyse basiert auf der Ermittlung von Belastungsgrößen, Versagensmechanismen, Versagenswahrscheinlichkeiten und potenziellen Schäden, die aus probabilistischen Ansätzen abgeleitet werden können. Aktuelle Anwendungen probabilistischer Verfahren in Küstengebieten sind in etlichen Forschungsvorhaben in den letzten Jahren exemplarisch durchgeführt worden (vgl. MUDERSBACH UND JENSEN 2008a): ProDeich, MERK, KLIMU, KRIM, COMRISK, FLOODSite, MUSE, MUSTOK.

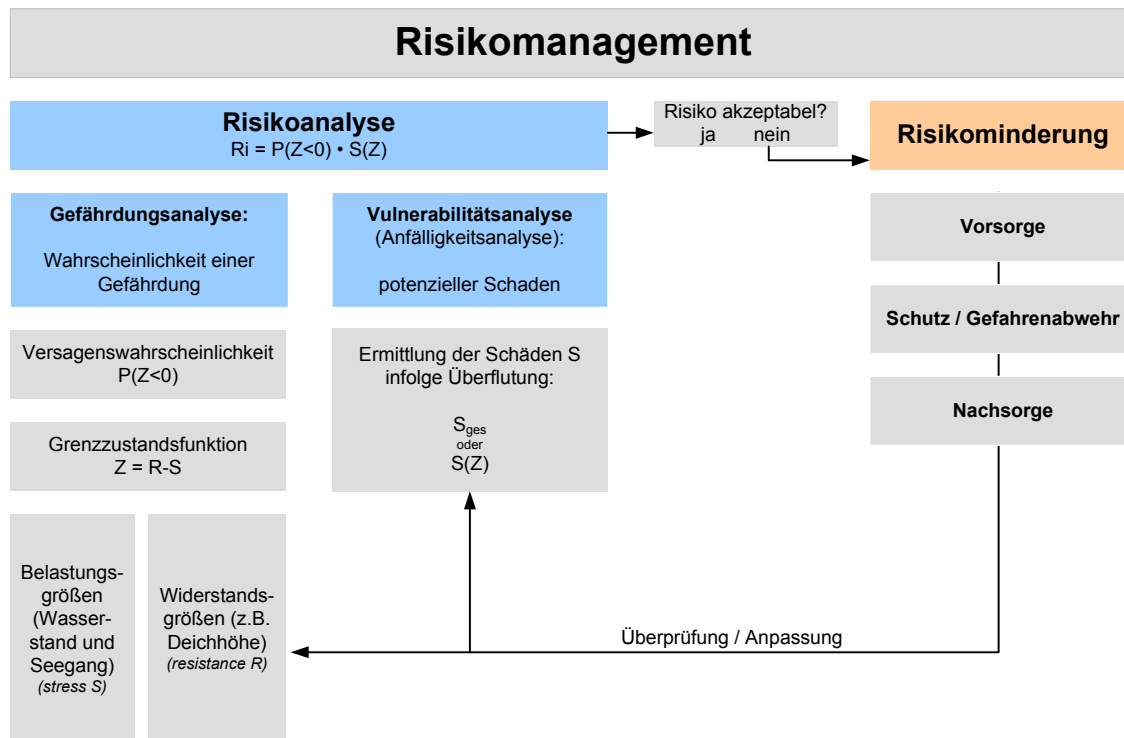


Abbildung 4.1: Elemente des Risikomanagements in Küstenregionen.

Wie aus Abbildung 4.1 ersichtlich ist, kommt der zuverlässigen Ermittlung von Belastungs- und Widerstandsgrößen eine zentrale Bedeutung in der Bemessung bzw. Risikoanalyse zu, da diese wesentliche Eingangsgrößen darstellen. Belastungs- und Widerstandsgrößen müssen für die Risikoanalyse mit Wahrscheinlichkeiten versehen werden, um zu einer Beurteilung der Gesamtgefährdungssituation zu gelangen. Die vorliegende Arbeit befasst sich ausschließlich mit der Beschreibung des Belastungsparameters Wasserstand und dessen zugeordneten Eintrittswahrscheinlichkeiten. Die prinzipiellen Methoden und Verfahrensschritte einer Bemessung bzw. Risikoanalyse werden im Folgenden kurz beschrieben, um die Erfordernisse der Ermittlung von Eintrittswahrscheinlichkeiten darzustellen.

4.2 Prozesse zur Entstehung einer Überflutung

Die Küstenzone ist ein potenziell überflutungsgefährdetes Gebiet. Das wichtigste Küstenschutzelement an den deutschen Küsten ist der Deich, der Sturmfluten abhalten und so das Hinterland vor Überflutungen schützen soll. Die Wirkungskette, die letztlich zu einer Überflutung führen kann, ist in Abbildung 4.2 dargestellt. Die Gefahrenquelle stellt eine Sturmflut dar, die durch den Wasserstandsverlauf und einen überlagerten Seegang charakterisiert wird. Dabei sind neben der Höhe des Sturmflutscheitelwasserstandes der zeitliche Verlauf der Sturmflut und die Entwicklung des Seegangs von Bedeutung. Das Sturmflutereignis führt zu statischen (Wasserstand) und dynamischen (z.B. Wellenschlag) Belastungen des Deiches. Dabei können dynamische Belastungen sowohl auf der Deichaußenseite (Wellenauflauf, Wellenschlag, Druckschlag) als auch auf der Deichbinnenseite infolge überlaufenden Wassers und damit verbundener Erosion auftreten. Kommt es zum Versagen des Bauwerkes, strömt Wasser unkontrolliert in das Hinterland.

Dabei liegt ein Versagen des Bauwerkes nicht nur vor, wenn es geschädigt oder zerstört wird, sondern auch bei dauerhaftem Überströmen, selbst wenn das Bauwerk selbst nicht geschädigt wird. Im strengeren Sinn kann jedoch beim Überströmen des Bauwerkes infolge einer Überschreitung des Bemessungswasserstandes nicht von einem Versagensfall gesprochen werden, da das Bauwerk für solche Belastungen gar nicht bemessen wurde.

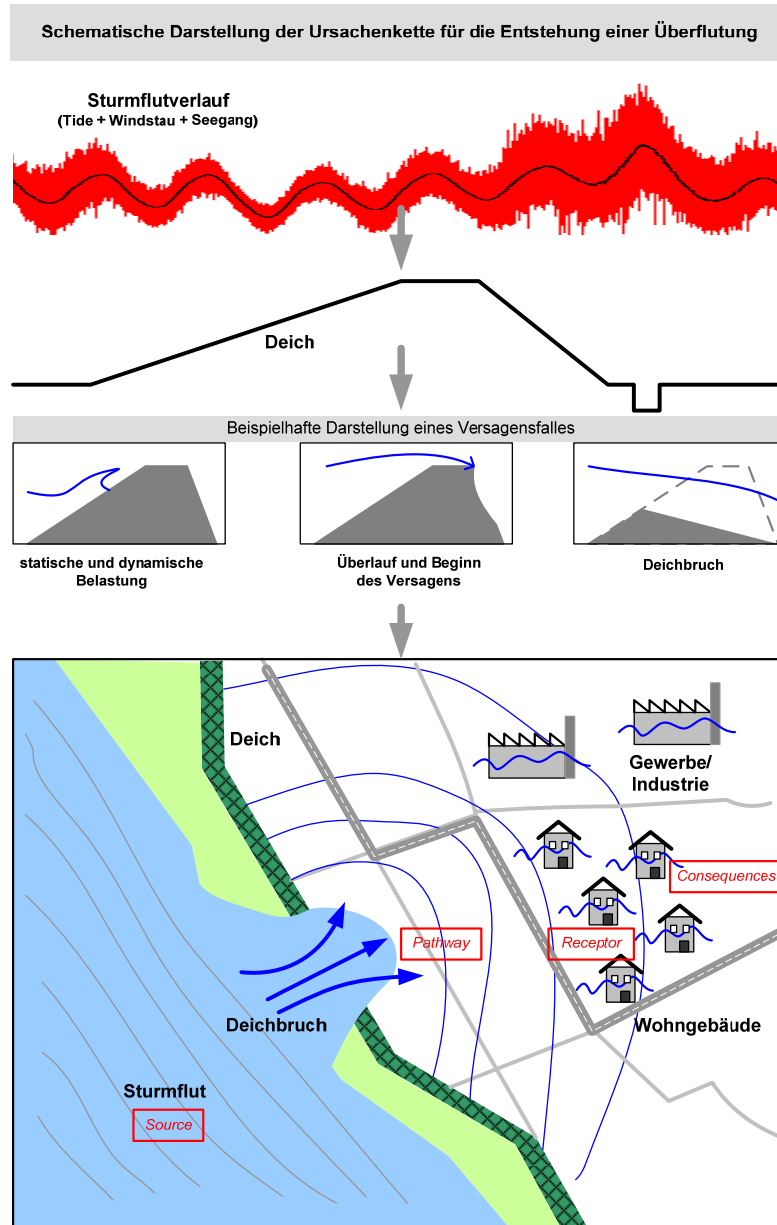


Abbildung 4.2: Wirkungskette zur Entstehung von Überflutungen und Schäden in Küstenregionen (Bsp.: Nordseeküste) mit *Source-Pathway-Receptor-Consequence-Modell*.

Ein Versagensfall tritt allgemein dann auf, wenn die Belastungen *S* (engl.: *stress*) die Widerstandsfähigkeit des Bauwerkes *R* (engl.: *resistance*) übersteigen. Dies wird mit einer sogenannten Grenzzustandsfunktion *Z* (engl.: *limit state function*) ausgedrückt (MAI 2004)

$$Z = R - S$$

Gleichung 4.1

wobei der Versagensfall mit

$$Z < 0$$

Gleichung 4.2

definiert ist. Die Versagenswahrscheinlichkeit P_f (engl.: *probability of failure*) des Bauwerkes ist somit die Wahrscheinlichkeit dafür, dass $Z < 0$ ist (Abbildung 4.3):

$$P_f = P(Z < 0)$$

Gleichung 4.3

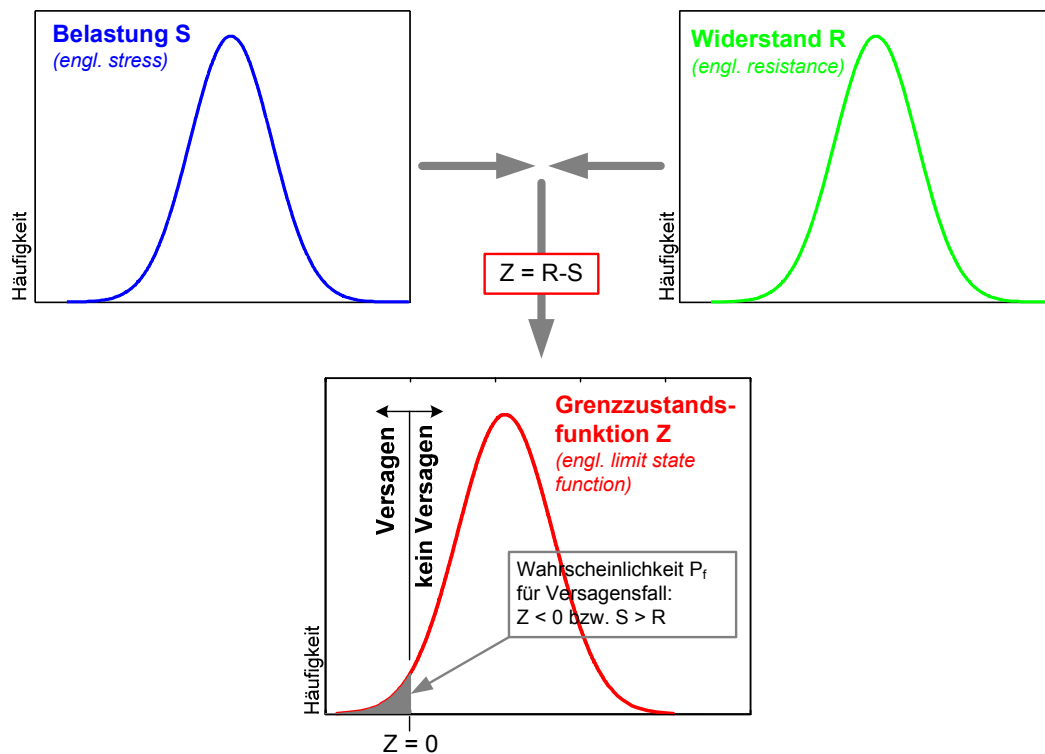


Abbildung 4.3: Zur Definition der Versagenswahrscheinlichkeit P_f über die Grenzzustandsfunktion Z .

Tritt der Versagensfall in Form eines Deichbruches auf, so ist dieser abhängig von der Intensität und dem zeitlichen Verlauf der Belastung und den Bauwerkseigenschaften. Dabei entsteht innerhalb des Bauwerkes in aller Regel eine Kombination von verschiedenen Versagensmechanismen, die über Fehlerbaumanalysen näherungsweise erfasst und dargestellt werden können (vgl. KORTENHAUS UND OUMERACI 2002). Die aus dem Versagensfall resultierende Überflutung ist demnach nicht nur direkt abhängig von dem Sturmflutereignis, sondern vielmehr von dem Ausmaß des Versagensfalles. Dabei ist bei einem Deichbruch zum Beispiel entscheidend, wie schnell und tief der Deich bricht und welche Breschenbreite sich einstellt. Abhängig von der zeitlichen Ausbreitung der Überflutung und des vorhandenen Wertebestandes entstehen Schädigungen an wirtschaftlich genutzten Flächen und Gebäuden, Wohnbebauung, Kulturerbe, Umwelt, Tierbestand oder auch menschliche Verluste.

4.3 Grundlagen zu probabilistischen Methoden

Die Bemessung von Küstenschutzanlagen kann prinzipiell auf deterministischen und/oder probabilistischen Verfahren basieren. Einheitliche Definitionen für probabilistische Verfahren existieren derzeit nicht, womit auch andere Begrifflichkeiten wie zum Beispiel stochastische Bemessung oder auch risikoorientierte Bemessung Anwendung finden. Mit den verschiedenen Bezeichnungen sollen Unterschiede innerhalb der probabilistischen Verfahren zum Ausdruck gebracht werden. In der vorliegenden Dissertation werden die deterministischen Verfahren zu den probabilistischen Verfahren mit einem geringen Detaillierungsgrad gezählt, da auch hier probabilistische Ansätze mit eingebracht werden können, wie zum Beispiel bei dem an der schleswig-holsteinischen Nordseeküste verwendeten statistischen Verfahren (MLR 2001). Die risikoorientierten Bemessungsverfahren werden in der vorliegenden Arbeit ebenso als probabilistische Verfahren bezeichnet, da die Ermittlung von Versagenswahrscheinlichkeiten über probabilistische Methoden Voraussetzung für die Bestimmung eines Risikos ist. Eine Übersicht über die zurzeit geltenden Bemessungsverfahren an den deutschen Küsten ist zum Beispiel gegeben in OUMERACI (2001).

Die probabilistischen Verfahren werden in der Regel in vier Stufen (*engl.: level*) untergliedert (PLATE 1993, KORTENHAUS UND OUMERACI 2002, MAI 2004), die im Folgenden kurz beschrieben werden (Abbildung 4.4).

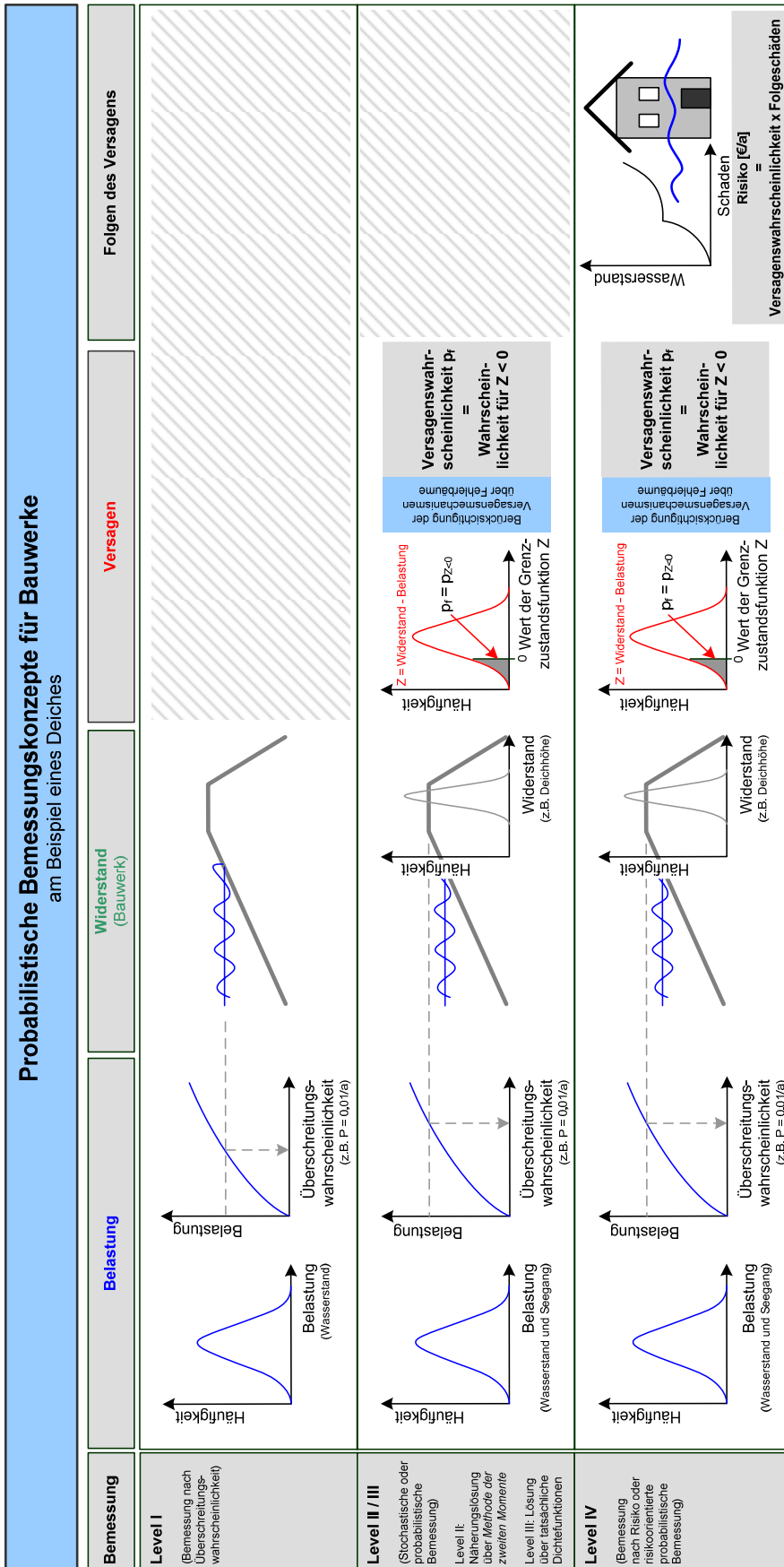


Abbildung 4.4: Zur Klassifizierung der probabilistischen Bemessungskonzepte.

4.3.1 Probabilistische Bemessung nach Level I

Die Bemessung nach Level I weist den geringsten Detaillierungsgrad der probabilistischen Verfahren auf und schließt die deterministischen Bemessungsverfahren mit ein (PLATE 1993). Die Bemessung erfolgt in der Art, dass die Bemessungswerte der Beanspruchungen (S_d) die Bemessungswerte der Widerstände (R_d) nicht überschreiten:

$$R_d > S_d \quad \text{Gleichung 4.4}$$

Dies erfolgt nach DIN 1055-100 (2001) durch die Einführung von Teilsicherheitsbeiwerten (γ_S, γ_R) für die charakteristischen Werte der Belastung (S_k) und des Widerstandes (R_k). Damit ergeben sich die Bemessungswerte für die Beanspruchungen und Widerstände wie folgt:

$$R_d = R_k / \gamma_R \quad \text{und} \quad S_d = S_k \cdot \gamma_S \quad \text{Gleichung 4.5}$$

Die Festlegung der charakteristischen Werte der Belastung am Beispiel einer Seedeichbemessung kann beispielsweise statistische Ansätze erfolgen. Hierbei kann dem Belastungswert eine Überschreitungswahrscheinlichkeit zugeordnet werden, weshalb auch von einer Bemessung nach der Überschreitungswahrscheinlichkeit oder der Eintrittswahrscheinlichkeit gesprochen wird (MERZ 2006).

In der gängigen Praxis wird im Allgemeinen die Zeitreihe der jährlichen Wasserstandsmaxima einer extremwertstatistischen Analyse zugeführt, woraus sich für verschiedene Wasserstände Eintrittswahrscheinlichkeiten oder Jährlichkeiten angeben lassen (Abbildung 4.5). Die Bemessung des Deiches kann dann auf die Höhe einer zuvor definierten Eintrittswahrscheinlichkeit P_E erfolgen, wobei zu dem ermittelten Wasserstand weitere Anteile für Wellenauflauf, säkularem Meeresspiegelanstieg und Bodensetzungen addiert werden. Die tatsächliche Versagenswahrscheinlichkeit kann nicht mit der Eintrittswahrscheinlichkeit des Bemessungswertes gleichgesetzt werden (PLATE 1993), sondern ist durch die Verwendung von Teilsicherheitsbeiwerten und Zuschlägen in der Regel kleiner.

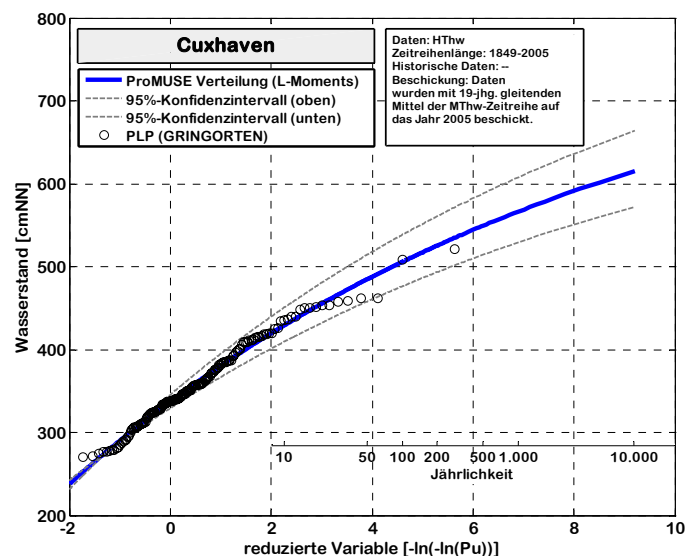


Abbildung 4.5: Ermittlung der Eintrittswahrscheinlichkeit von Extremwasserständen am Beispiel des Pegels Cuxhaven.

4.3.2 Probabilistische Bemessung nach Level II und III

Die Bemessung nach Level II unterscheidet sich im Vergleich zur Bemessung nach Level I insbesondere dadurch, dass statt fester Werte für die Belastung und den Widerstand, deren Dichtefunktionen verwendet werden, womit die natürliche Variabilität der Größen näherungsweise erfasst werden kann. Die Verteilung der Eingangsparameter wird über eine Normalverteilung beschrieben, die vollständig über zwei Parameter bestimmt werden kann: Mittelwert μ und Varianz σ^2 . Die Bestimmung der Grenzzustandsgleichung ($Z = R - S$) kann damit über die *Methode der zweiten Momente* (PLATE 1993) erfolgen und ist - ebenso wie die Eingangsparameter - eine normalverteilte Zufallsgröße mit den Momenten μ_z und σ_z^2 .

Diese Vorgehensweise führt zum Konzept des Sicherheitsindex β (Abbildung 4.6), der den Abstand zwischen dem Erwartungswert der Grenzzustandsfunktion und dem Versagensfall über die Standardabweichung der Grenzzustandsfunktion Z beschreibt (PLATE 1993):

$$\beta = \frac{\mu_z}{\sigma_z} \quad \text{Gleichung 4.6}$$

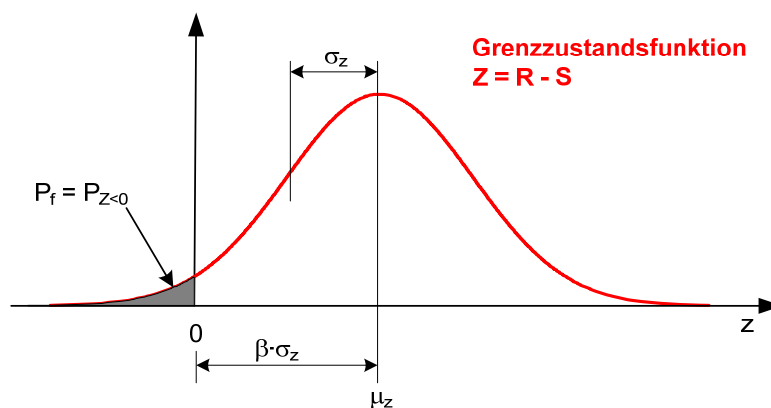


Abbildung 4.6: Zur Definition des Sicherheitsindex β .

Der Sicherheitsindex ist damit ein Maß für die Zuverlässigkeit des Bauwerkes unter den vorhandenen Belastungen. Erfolgt die Bemessung des Bauwerkes (z.B. Deich) mit einem hohen Sicherheitsindex (z.B. $\beta = 4,75$), so führt dies zum Beispiel zu einer großen Deichhöhe, womit die Wahrscheinlichkeit eines Wellenüberlaufes oder Überströmens klein wird. Umgekehrt ergibt ein kleinerer Sicherheitsindex eine niedrigere Deichhöhe, womit sich die Wahrscheinlichkeit eines Versagensfalles erhöht. Für eine normalverteilte Grenzzustandsfunktion Z ergeben sich die Versagenswahrscheinlichkeit P_f des Bauwerkes und der zugeordnete Sicherheitsindex β aus der Standardnormalverteilung, deren Lösungen in einschlägiger Literatur tabelliert sind (PAPULA 2001):

$$P_f = \Phi(-\beta) \quad \text{Gleichung 4.7}$$

Für eine normalverteilte Grenzzustandsfunktion müssen daher bei vorgegebenen Versagenswahrscheinlichkeiten P_f die in Tabelle 4.1 dargestellten Sicherheitsindizes β erreicht werden.

Tabelle 4.1: Beziehung zwischen P_f und β bei normalverteilter Grenzzustandsfunktion Z (nach DIN 1055-100).

P_f	10^{-1}	10^{-2}	10^{-3}	10^{-4}	10^{-5}	10^{-6}	10^{-7}
β	1,28	2,32	3,09	3,72	4,27	4,75	5,20

Werden die Belastungs- und Widerstandsparameter nicht über die *Methode der zweiten Momente*, sondern über ihre tatsächlichen Dichtefunktionen beschrieben, handelt es sich um eine Bemessung nach Level III. Eine geschlossene numerische Ermittlung der Grenzzustandsfunktion ist dann mit sehr hohem Aufwand verbunden oder sogar unmöglich. Hier können zum Beispiel über Monte-Carlo-Simulationen die Versagenswahrscheinlichkeiten ermittelt werden, indem eine große Anzahl von Belastungs- und Widerstandsereignissen simuliert wird, woraus eine diskrete Grenzzustandsfunktion abgeleitet werden kann. Die Versagenswahrscheinlichkeit ist dann der Quotient aus der Anzahl der Fälle von $Z < 0$ zur Gesamtanzahl aller Berechnungen (KORTENHAUS UND OUMERACI 2002). Im Fall der zutreffenden Annahme einer Normalverteilung der Eingangsparameter liefern Level II und III identische Ergebnisse, was somit als Sonderfall von Level III bezeichnet werden kann. In Abbildung 4.7 ist exemplarisch das Vorgehen zur Ermittlung der Grenzzustandsfunktion über Monte-Carlo-Simulationen dargestellt, wobei die Anzahl der Realisationen zur besseren Visualisierung gering gehalten wurde (100 Realisationen). Die tatsächlich erforderliche Anzahl durchzuführender Monte-Carlo-Simulationen zur Ableitung aussagekräftiger Ergebnisse orientiert sich an der Größenordnung der zur ermittelnden Versagenswahrscheinlichkeit (Beispiel: Soll nachgewiesen werden, dass ein bestimmtes Bauwerk eine Versagenswahrscheinlichkeit kleiner $P_f = 10^{-6}$ aufweist, so sind Monte-Carlo-Simulationen im Bereich von $\gg 10^6$ erforderlich).

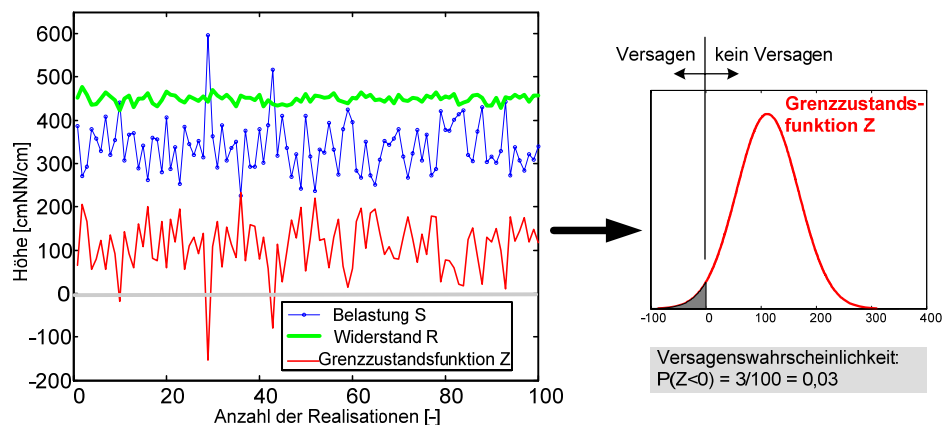


Abbildung 4.7: Zur Ableitung der Grenzzustandsfunktion über Monte-Carlo-Simulationen.

Neben der methodischen Ermittlung der Versagenswahrscheinlichkeit liegt die besondere Herausforderung bei der Bemessung nach Level II und III in der physikalischen Beschreibung der möglichen Versagensmechanismen und der Ermittlung zugeordneter Wahrscheinlichkeiten. Dies kann mit Hilfe sogenannter Fehlerbaumanalysen erfolgen, bei denen der Ablauf der einzelnen Versagensmechanismen bis hin zum Ereignis der Überflutung systematisch ermittelt werden kann (vgl. KORTENHAUS 2003, VRIJLING UND VAN GELDER 2004).

4.3.3 Probabilistische Bemessung nach Level IV

Das probabilistische Verfahren nach Level IV ist bis zur Ermittlung der Versagenswahrscheinlichkeit des Bauwerkes identisch mit dem Verfahren nach Level III. Zusätzlich werden hier die Schäden bewertet, die infolge des Bauwerksversagens auftreten können. Neben der oben beschriebenen Intensität und dem zeitlichen Verlauf des Versagensfalles werden die potenziellen Schäden durch die einströmende Wassermenge, das Ausbreitungsverhalten des Wassers und die vorhandenen Werte im Überflutungsgebiet beeinflusst. Um eine vollständige Bemessung nach Level IV vornehmen zu können, müssen demnach zwei weitere Elemente im Vergleich zum Level III eingeführt werden. Zunächst muss eine Ermittlung des gesamten Wertebestandes im überflutungsgefährdeten Bereich erfolgen, wobei die potenziellen Schäden in Abhängigkeit des Überflutungswasserstandes in Form sogenannter Schadensfunktionen dargestellt werden müssen. Das zweite wesentliche Element in der Level IV-Bemessung stellt eine hydrodynamische Modellierung der Überflutung dar, um die Überflutungstiefen ermitteln zu können. Diese Modellierungen können wiederum in unterschiedlichen Detaillierungsgraden (statisch, 2D-Modellierung) durchgeführt werden. Generell stellt sich bei dieser Art der Analyse die Frage nach der zu verwendenden Skala. Eine mikroskalige Analyse ist gebäudescharf durchzuführen und eignet sich aufgrund des hohen Datenumfanges für kleinräumige Gebiete. Eine mesoskalige Analyse fasst kleinere Flächen mit gleichwertiger Nutzung zu Einheiten zusammen, wohingegen die makroskalige Analyse großräumigere Einheiten zusammenfasst und daher für große Gebiete oder Machbarkeitsstudien geeignet ist. Bei der Bewertung der Schäden ist zu beachten, dass eine Überflutung verschiedene Arten von Schäden verursacht (Abbildung 4.8). Es wird unterschieden sowohl zwischen direkten und indirekten als auch zwischen tangiblen (materiellen) und intangiblen (immateriellen) Schäden (vgl. MARKAU 2003).



Abbildung 4.8: Klassifizierung der Schäden infolge Überflutung (ergänzt nach MERZ 2006 und MARKAU 2003).

Das Ergebnis der Bemessung nach Level IV ist die Angabe eines Risikos R in einem monetären Schadensbetrag pro Jahr [EUR/a], welches für definierte Küstengebiete oder Küstenabschnitte ermittelt wird. Eine weitgehend noch offene Forschungsfrage ist die Bewertung von intangiblen Schäden.

4.4 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Für die beschriebenen Methoden zur Bemessung von Küstenschutzbauwerken bzw. Risikoanalysen ist sowohl auf der Belastungs- als auch auf der Widerstandsseite die Kenntnis von Eintrittswahrscheinlichkeiten eine wesentliche Grundvoraussetzung. Dabei können insbesondere die statistischen Verteilungen der Parameter auf der Belastungsseite größeren zeitlichen Änderungen unterlegen sein. Die Widerstandsparameter können jedoch auch von Änderungen - beispielsweise durch Alterung - betroffen sein. Diese Änderungen werden allgemein als Instationaritäten bezeichnet, wobei diese sowohl durch natürliche als auch anthropogene Änderungen begründet sein können (vgl. Abschnitt 6 und 7.1). Die Analyse der zeitabhängigen Belastungsparameter und deren Eintrittswahrscheinlichkeiten ist daher für eine zuverlässige Bemessung von Küstenschutzanlagen von besonderer Bedeutung. Die Zeitabhängigkeiten in dem Belastungsparameter Wasserstand werden in der vorliegenden Arbeit näher untersucht.

5 Zeitreihenanalysen

5.1 Allgemeines

In der hydrologischen Praxis hat die Auswertung von Zeitreihen eine besondere Bedeutung. Zeitreihen werden durch Messung eines oder mehrerer Parameter an einem Ort über einen bestimmten Zeitraum gewonnen, wobei das Zeitintervall von Sekunden bis hin zu Tagen reichen kann. Bei Messungen im Sekunden- oder Minutenbereich kann auch von kontinuierlichen Aufzeichnungen gesprochen werden. Um kontinuierliche Zeitreihen einer Auswertung zuführen zu können, werden diese oftmals über entsprechende Filterfunktionen in Zeitreihen mit größeren Zeitabständen überführt, um die Datenmenge zu reduzieren.

Ein wesentliches Merkmal von hydrologischen Zeitreihen ist, dass in der Regel natürliche Prozesse bzw. Parameter (z.B. Niederschlag, Wasserstand) aufgezeichnet werden und eine Wiederholung der Messung nicht möglich ist. Daher sind für aussagekräftige Analysen möglichst lange Zeitreihen von großer Bedeutung, wobei darauf geachtet werden muss, dass die Messbedingungen über den Messzeitraum konstant bleiben. Veränderte Aufzeichnungsintervalle, Wechsel der Messgeräte oder der Messposition führen zu Unterbrechungen oder Sprüngen in der Zeitreihe, die eine geschlossene Analyse der gesamten Zeitreihe unmöglich machen können.

Bei den in der vorliegenden Arbeit untersuchten Daten handelt es sich weitestgehend um Wasserstandsaufzeichnungen über mehrere bis viele Jahrzehnte an Pegeln der Deutschen Nord- und Ostseeküste. Es ist naheliegend, dass über derart lange Zeiträume Veränderungen in der Messart und -position vorhanden sind. Weiterhin können Veränderungen in dem natürlichen System (z.B. Klimaänderung) zu nicht konstanten Bedingungen der Datenaufzeichnung führen. Diese und andere Veränderungen in einer Zeitreihe identifizieren und bereinigen zu können, ist eine wichtige Aufgabe in der Hydrologie bevor weitergehende Analysen mit den Daten durchgeführt werden. Als erster wesentlicher Schritt der Zeitreihenanalyse muss daher die Zeitreihe mit geeigneten Methoden und Maßzahlen beschrieben werden.

5.2 Statistische Kenngrößen einer Zeitreihe

Ein geeignetes Mittel zur Analyse von Zeitreihen ist, neben der graphischen Darstellung der Zeitreihe, die Ermittlung wesentlicher statistischer Kenngrößen (Momente). Die Momente k -ter Ordnung einer Zeitreihe X sind allgemein definiert zu (STIER 2001)

$$M_{X,k} = E(X - \mu)^k \tag{Gleichung 5.1}$$

mit $E(\dots)$ Erwartungswert
 μ Mittelwert
 X Zeitreihe

Die bedeutendsten Momente sind die Momente 1. und 2. Ordnung. Das Moment 1. Ordnung beschreibt die zentrale Lage der Werte einer Zeitreihe. Dabei kommt dem **arithmetischen Mittel** eine besondere Bedeutung zu (Anmerkung: Der Mittelwert einer Stichprobe wird häufig auch mit m bezeichnet):

$$\mu = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x_t \tag{Gleichung 5.2}$$

Neben dem arithmetischen Mittel gibt es weitere Parameter zur Beschreibung des Lageschwerpunktes. Der Median kennzeichnet denjenigen Wert, bei dem höchstens die Hälfte der Stichprobenwerte größer sind als dieser und die andere Hälfte kleiner als der Median ist. Sollte die Stichprobe eine gerade Anzahl von Elementen haben, ist der Median aus dem arithmetischen Mittel der beiden mittleren Werte der Stichprobe zu bilden. Der **Median** ergibt sich demnach aus:

$$x_{\text{med}} = \begin{cases} \frac{x_{\frac{n+1}{2}}}{2} & n : \text{ungerade} \\ \frac{1}{2} \left(x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1} \right) & n : \text{gerade} \end{cases} \tag{Gleichung 5.3}$$

Der **Modalwert** x_{mod} (auch: Modus) ist der häufigste Wert einer Häufigkeitsverteilung. Bei einer normalverteilten Stichprobe sind arithmetisches Mittel, Modalwert und Median identisch (Abbildung 5.1).

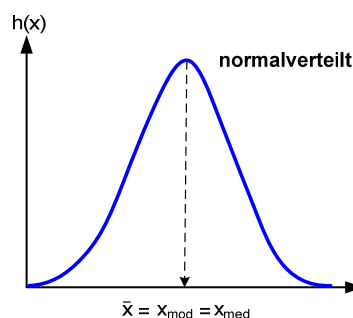


Abbildung 5.1: Lageparameter einer normalverteilten Häufigkeitsverteilung.

Ein Maß für die Stärke der Schwankung der Zeitreihe um das arithmetische Mittel ist die **Varianz**:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 \quad \text{Gleichung 5.4}$$

oder die **Standardabweichung**:

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad \text{Gleichung 5.5}$$

Aus einer gegebenen Stichprobe ergibt sich eine erwartungstreue Schätzung (biasfrei) für die Varianz der Grundgesamtheit aus:

$$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2 \quad \text{Gleichung 5.6}$$

Die sich daraus ableitende Schätzung für die Standardabweichung s der Grundgesamtheit

$$s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad \text{Gleichung 5.7}$$

ist jedoch im Vergleich zum Schätzer der Varianz nicht erwartungstreu und weist einen Bias auf. Dies ist dadurch begründet, da gilt:

$$E(s) = E(\sqrt{s^2}) \leq \sqrt{E(s^2)} = \sigma \quad \text{Gleichung 5.8}$$

Ein weiterer wichtiger Parameter zur Beschreibung einer Datenstichprobe ist die **Schiefe**. Wie in Abbildung 5.2 zu sehen, können Verteilungen von der Symmetrie abweichen und es entstehen rechtsschiefe bzw. linksschiefe Verteilungen. Eine rechtsschiefe Verteilung ist auf der linken Seite steil, weshalb sie auch als linkssteil bezeichnet wird. Dementsprechend wird eine linksschiefe Verteilung auch als rechtssteil benannt. Kennzeichen einer schiefen Verteilung ist, dass die Lageparameter arithmetisches Mittel, Median und Modalwert nicht übereinstimmen (Abbildung 5.2). Aus dem Maß der Abweichung der Lageparameter lässt sich auf die Schiefe der Verteilung schließen. Die Asymmetrie einer Häufigkeitsverteilung führt dazu, dass der Median in der Regel einen Wert zwischen dem Modalwert und dem arithmetischen Mittel annimmt und dass das arithmetische Mittel stets im auslaufenden Teil der Verteilung liegt (ASSENMACHER 1998).

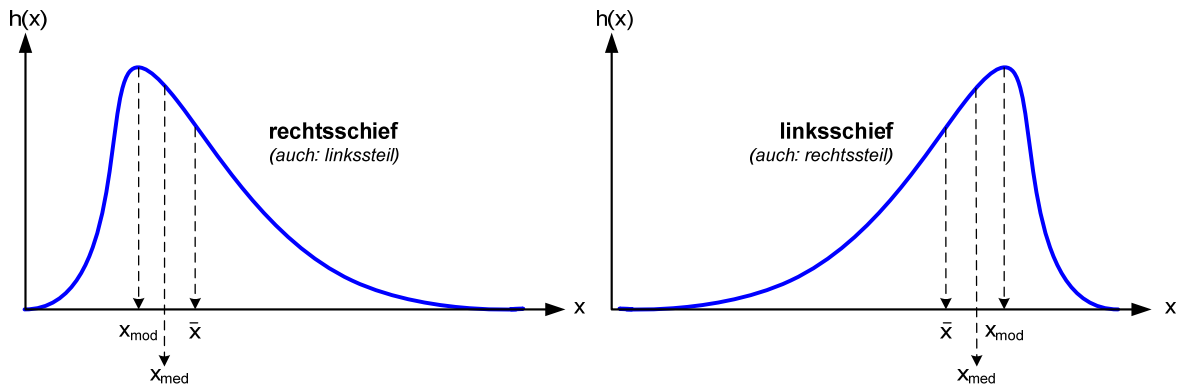


Abbildung 5.2: Beziehungen zwischen den Lageparametern einer rechts- bzw. linksschiefen Häufigkeitsverteilung (nach ASSENMACHER 1998).

Das Moment 3. Ordnung ist ein Maß für die absolute Schiefe einer Verteilung, die im diskreten Fall gegeben ist zu:

$$M_{x,3} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \tag{Gleichung 5.9}$$

Die relative Schiefe einer Verteilung erhält man, indem die absolute Schiefe auf die dritte Potenz der Standardabweichung bezogen wird (Anmerkung: Für die relative Schiefe existiert in der Fachliteratur keine eindeutige Bezeichnung):

$$z = \frac{M_{x,3}}{s^3} \tag{Gleichung 5.10}$$

Um den linearen Zusammenhang zwischen zwei Wertepaaren (x_i, y_i) zu ermitteln, wird die **empirische Kovarianz** als Kenngröße ermittelt:

$$c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \tag{Gleichung 5.11}$$

Durch die Normierung mit dem Produkt der einzelnen Standardabweichungen erhält man den **Korrelationskoeffizienten**:

$$r = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \tag{Gleichung 5.12}$$

Da bei praktischen Fragestellungen der Zeitreihenanalyse oft nur eine und nicht mehrere parallele Zeitreihen eines Prozesses vorliegen (z.B. Abflusszeitreihe an einem Pegel), können lineare Abhängigkeiten zwischen parallelen Wertepaaren nicht ermittelt werden, sondern es können nur Wertepaare entlang der Zeitachse analysiert werden. Um die lineare Abhängigkeit von Werten *innerhalb von Zeitreihen* von der linearen Beziehung *zwischen verschiedenen Zeitreihen*

sprachlich zu differenzieren, werden auch die Bezeichnungen Autokovarianz bzw. -korrelation und Kreuzkovarianz bzw. -korrelation verwendet (SALAS 1993, Abbildung 5.3).

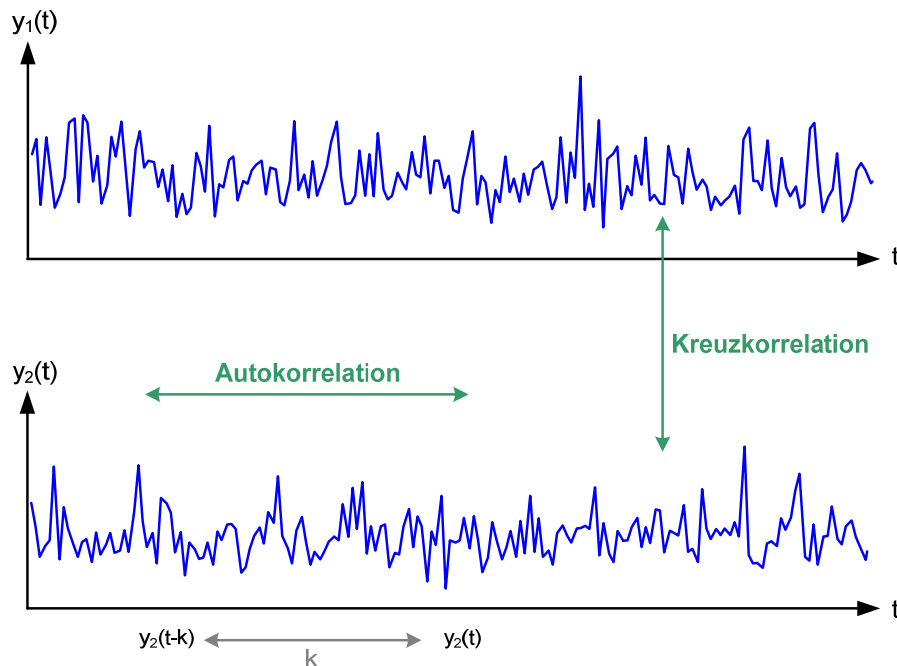


Abbildung 5.3: Unterscheidung zwischen Autokorrelations- und Kreuzkorrelationsanalyse von Zeitreihen (nach SALAS 1993).

Die lineare Abhängigkeit von Werten innerhalb einer Zeitreihe wird ermittelt, indem die Zeitreihe um einen bestimmten Abstand k (engl.: lag) gegen sich selbst verschoben wird und die daraus entstehenden Wertepaare mit der **Autokovarianzfunktion** analysiert werden:

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad \text{Gleichung 5.13}$$

Die **Autokorrelationsfunktion** ist gegeben durch:

$$r_k = \frac{c_k}{c_0} \quad \text{Gleichung 5.14}$$

Damit kann die Autokorrelationsfunktion vereinfacht angegeben werden mit:

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^{N-k} (x_i - \bar{x})(x_{i+k} - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad \text{Gleichung 5.15}$$

Zur Berechnung der Autokorrelation wird die Autokovarianzmatrix Γ_n erstellt, innerhalb derer die Verschiebung um den Lag k vorgenommen wird:

$$\Gamma_n = \begin{bmatrix} x_0 & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_1 & x_0 & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ x_2 & x_1 & x_0 & \cdots & x_{n-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{n-1} & x_{n-2} & x_{n-3} & \cdots & x_0 \end{bmatrix} \quad \text{Gleichung 5.16}$$

Da per Definition ein rein stochastischer Prozess (z.B. *white noise*) keine Abhängigkeit zwischen den einzelnen Elementen aufweist, ergibt sich in diesem Fall nur für einen Lag von 0 ($k = 0$) ein Korrelationskoeffizient von 1 (die Zeitreihe wird mit sich selbst, ohne Zeitverschiebung, korreliert). Für eine Zeitverschiebung von $k > 0$ ergibt sich keine signifikante Korrelation zwischen den einzelnen Elementen. In Abbildung 5.4 bis Abbildung 5.7 sind als Beispielauswertungen zwei verschiedene hydrologische Wasserstandszeitreihen des Pegels Cuxhaven mittels Autokorrelation analysiert worden. Abbildung 5.4 zeigt die Zeitreihe des beobachteten mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2005. Diese Zeitreihe hat einen ausgeprägten linearen Trend von $s_{MThw} = 0,26 \text{ cm/a}$ und eine Standardabweichung von 13,4 cm. Die Autokorrelationsfunktion dieser Zeitreihe (Abbildung 5.5) zeigt eine ausgeprägte Abhängigkeit zwischen den einzelnen Zeitverschiebungen um den Lag k . Es besteht somit eine starke deterministische Abhängigkeit zwischen aufeinanderfolgenden Werten. In Abbildung 5.5: ist eine aus Monte-Carlo-Simulationen erzeugte synthetische Zeitreihe des jährlichen höchsten Tidehochwassers (HThw) dargestellt. Diese Zeitreihe ist eine zufällige Realisation einer Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV) mit dem Lageparameter $a = 315,2 \text{ cmNN}$, dem Streuungsparameter $b = 48,2 \text{ cm}$ und dem Krümmungsparameter $k = 0,12$, die aus der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 abgeleitet wurden. Die Autokorrelationsfunktion (Abbildung 5.7) zeigt nur bei einem Lag von $k = 0$ eine Korrelation von 1. Für alle anderen Lags ergibt sich bezogen auf den Signifikanzwert von $\pm 1,96 / \sqrt{N}$ keine Korrelation. Die formal als signifikant einzustufende Korrelation bei Lag $k = 8$ ist als stochastisches Signal zu werten und bestätigt sich nicht bei anderen Zufallszeitreihen. Die Autokorrelationsfunktion der untersuchten Monte-Carlo-Zeitreihe zeigt demnach keine deterministische Abhängigkeit zwischen einzelnen Werten, womit es sich um ein rein stochastisches Signal handelt.

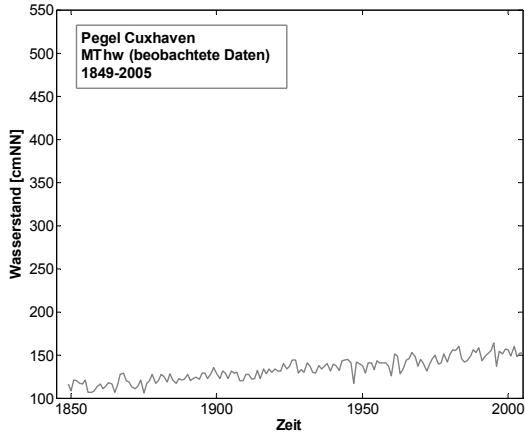


Abbildung 5.4: Zeitreihe des mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2005 am Pegel Cuxhaven.

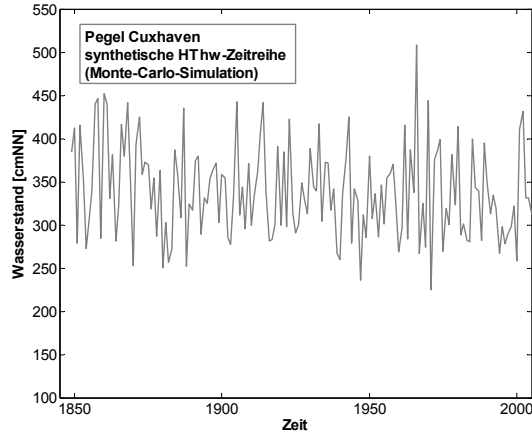


Abbildung 5.5: Synthetische Zeitreihe des höchsten Tidehochwassers (HThw) am Pegel Cuxhaven (Monte-Carlo-Simulation).

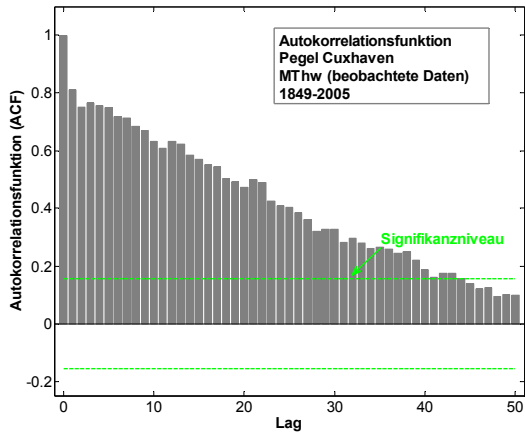


Abbildung 5.6: Autokorrelation der Zeitreihe des mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2005 am Pegel Cuxhaven.

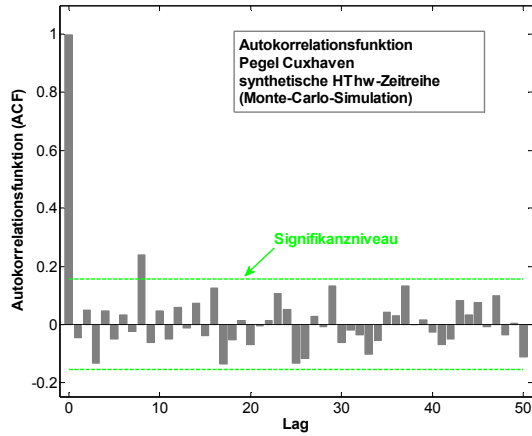


Abbildung 5.7: Autokorrelation der synthetischen Zeitreihe des höchsten Tidehochwassers (HThw) am Pegel Cuxhaven (Monte-Carlo-Simulation).

6 Stationarität und Unabhängigkeit von Zeitreihen

6.1 Allgemeines

In den grundlegenden Verfahren der Extremwertstatistik wird die zeitliche Abfolge der zu untersuchenden Daten nicht berücksichtigt, da die Grundlage der Analysen die Rangstatistik darstellt, bei der die Daten der Größe nach sortiert werden. Damit geht der zeitliche Bezug nicht in die Auswertungen mit ein (STEDINGER ET AL. 1993).

Die zeitliche Abfolge und der zeitliche Bezug der auszuwertenden Daten sind jedoch insofern von großer Bedeutung, da alle gängigen Verfahren der Extremwertstatistik stationäre und unabhängige Zeitreihen (*engl.: independent and identically distributed values, iid*) voraussetzen. Die Verwendung von instationären oder abhängigen Datensätzen für eine Rang- und Extremwertstatistik, die aber genau die oben genannten Voraussetzungen fordert, führt zu unsicheren Ergebnissen, die die tatsächlichen Verhältnisse nicht nachbilden und somit zu Über- oder Unterdimensionierungen von wasserbaulichen Anlagen (z.B. Hochwasserrückhaltebecken, Deichen) führen können.

Insofern muss im Vorfeld einer extremwertstatistischen Analyse von Daten eine detaillierte Zeitreihenanalyse mit Überprüfung auf Stationarität und Unabhängigkeit erfolgen. In der Hydrologie kann die Forderung der Unabhängigkeit oftmals mit hinreichender Genauigkeit angenommen werden, insbesondere wenn jährliche Extremwerte ausgewertet werden sollen. Da in diesem Fall nur ein Maximalwert eines jeden Jahres berücksichtigt wird, ist aufgrund des zeitlichen Abstandes davon auszugehen, dass eine Unabhängigkeit gegeben ist. Wie die Analysen in Abschnitt 6.4 zeigen, können jedoch auch bei jährlichen Extremwerten signifikante Abhängigkeiten nicht grundsätzlich ausgeschlossen werden. Bei der Verwendung anderer Extremwerte, wie zum Beispiel bei Daten, die über ein Schwellenwertverfahren (*engl.: peak over threshold, POT*) ermittelt wurden, muss eine genauere Überprüfung der Unabhängigkeit der Daten erfolgen.

Instationaritäten können bei jährlichen Extremwerten nicht ausgeschlossen werden, sondern sind gerade im Zusammenhang mit einem Klimawandel sehr wahrscheinlich. Durch klimatische Änderungen werden insbesondere hydro-meteorologische Daten beeinflusst, was sich darin widerspiegelt, dass Mittelwerte oder Varianzen der Datensätze zeitlichen Änderungen unterliegen sind (KHALIQ ET AL. 2006).

Die Gründe für Instationaritäten in Zeitreihen können vielfältig sein. Klimatische Veränderungen können ebenso wie langfristige Landsenkungen zu stetigen Änderungen in den Zeitreihen führen, die in der Regel in Form von linearen oder nichtlinearen Trends nachgewiesen werden können. Anthropogene Maßnahmen (z.B. Baumaßnahmen im Bereich des Pegels) können zu mehr oder weniger sprunghaften Änderungen im Systemverhalten führen (vgl. Abschnitt 7.1). In der vorliegenden Arbeit werden nur stetige Instationaritäten analysiert.

Liegen signifikante Instationaritäten oder Abhängigkeiten in den Datensätzen vor, so müssen diese entweder vor der Durchführung einer extremwertstatistischen Analyse um diese Einflüsse bereinigt werden (vgl. Abschnitt 7), oder aber durch spezielle Verfahren in die Analysen integriert werden (vgl. Abschnitt 9).

Die statistischen Auswertungen in der vorliegenden Arbeit basieren auf jährlichen Extremwerten, so dass der Analyse von Instationaritäten mehr Gewicht beigemessen wird als der Abhängigkeit der Daten. Dementsprechend wird im Folgenden zunächst eine ausführliche Definition des Stationaritätsbegriffs gegeben, woran sich Verfahren zur Identifizierung von stetigen Instationaritäten in Zeitreihen anschließen (vgl. Abschnitt 6.3). In Abschnitt 6.4 werden Verfahren zur Detektion von Abhängigkeiten und Möglichkeiten zur Bereinigung dieser vorgestellt, wobei diese Ausführungen knapper gehalten sind.

6.2 Definition von Stationarität

Als Zeitreihe wird allgemein eine geordnete Folge $(x_t)_{t \in T}$ von Beobachtungen eines Parameters bezeichnet. Für jeden Zeitpunkt t aus einer Menge von T Beobachtungszeitpunkten liegt dabei genau eine Beobachtung vor. Zeitreihen werden in der Regel als eine Datenmenge in diskreten Zeitabständen analysiert (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999). Eine Zeitreihe wird als eine mögliche Realisation eines stochastischen Prozesses (X_t) aufgefasst, aus dem wiederum nur ein Ausschnitt $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$ der Länge N bekannt ist. Da bei einer Zeitreihe eines natürlichen Prozesses nur diese eine Realisation bekannt ist, kann kein Vergleich von statistischen Kennziffern verschiedener Realisationen erfolgen (*Quervergleich*), sondern nur ein Vergleich längs der Zeitachse innerhalb der bekannten Realisation (*Längsvergleich*, vgl. Abschnitt 5.2).

Eine **strenge Stationarität** einer Zeitreihe oder eines Prozesses liegt vor, wenn die gemeinsame Verteilungsfunktion jedes endlichen Systems von Zufallsvariablen $(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n})$ des Prozesses identisch ist mit der gemeinsamen Verteilungsfunktion des um k Zeitpunkte verschobenen Systems $(X_{t_1+k}, X_{t_2+k}, \dots, X_{t_n+k})$ (BOX UND JENKINS 1976, BROCKWELL UND DAVIS 1987, SCHLITGEN UND STREITBERG 1999, COLES 2001, STIER 2001) (Abbildung 6.1). Bei der Definition zur strengen Stationarität ist zu beachten, dass keinerlei Aussagen zu den Momenten gemacht werden (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999).

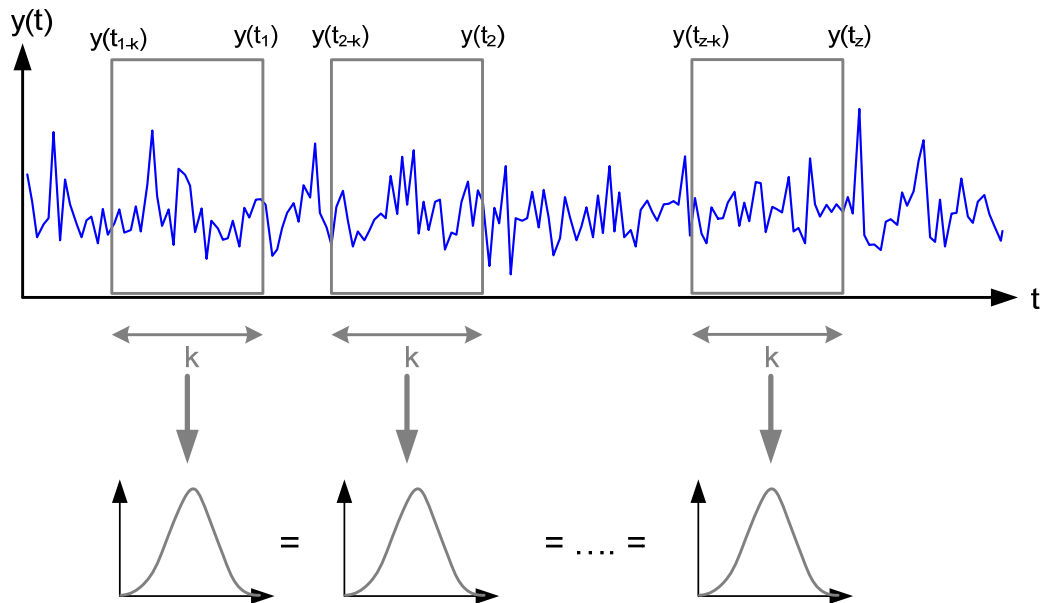


Abbildung 6.1: Prinzipdarstellung der Definition einer strengen Stationarität.

Eine Zeitreihe wird als **schwach stationär** bezeichnet, wenn die Momente 1. und 2. Ordnung (Erwartungswerte, Varianzen, Kovarianzen) invariant gegenüber Verschiebungen entlang der Zeitachse (*zeittranslationsinvariant*) sind (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999). Dies bedeutet, dass die Mittelwertfunktion und die Varianzfunktion über die Zeit konstant sind (Abbildung 6.2). Zusätzlich wird gefordert, dass die Kovarianzfunktion nur von der Zeitdifferenz (*Lag*) und nicht von der Zeit selbst abhängt. Dementsprechend geben SCHLITGEN UND STREITBERG (1999) folgende Definitionen für schwache Stationarität an (vgl. BROCKWELL UND DAVIS 1987):

Ein stochastischer Prozess (X_t) ist

- **mittelwertstationär**, wenn μ_t konstant ist: $\mu_t =: \mu$
- **varianzstationär**, wenn σ_t^2 konstant ist: $\sigma_t^2 =: \sigma^2$
- **kovarianzstationär**, wenn die Kovarianzfunktion $\gamma(s,t)$ des Prozesses nur von der Entfernung $s-t$ abhängt: $\gamma(s,t) =: \gamma(s-t)$

Es ist zu beachten, dass ein Prozess kovarianzstationär sein kann, ohne mittelwertstationär zu sein. Dieses Verhalten ist bei vielen Praxisanwendungen zu finden, wenn die zu untersuchende Zeitreihe einen Trend aufweist. Dadurch ist die Annahme der Mittelwertstationarität zweifelhaft. Bleibt jedoch die Kovarianzstruktur invariant über die Zeit, so kann nach einer Trendbereinigung von einer schwach stationären Zeitreihe ausgegangen werden (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999).

In praktischen Anwendungen der Zeitreihenanalyse hat die strenge Stationarität eine nur untergeordnete Bedeutung, da meistens die Momente 1. und 2. Ordnung von größerem Interesse sind und somit der Nachweis der schwachen Stationarität geführt werden kann. Das

Vorliegen einer schwachen Stationarität ist somit in den meisten Fällen zufrieden stellend, weshalb vielfach auch statt **schwacher Stationarität** einfach nur von **Stationarität** gesprochen wird (SCHLITZGEN UND STREITBERG 1999).

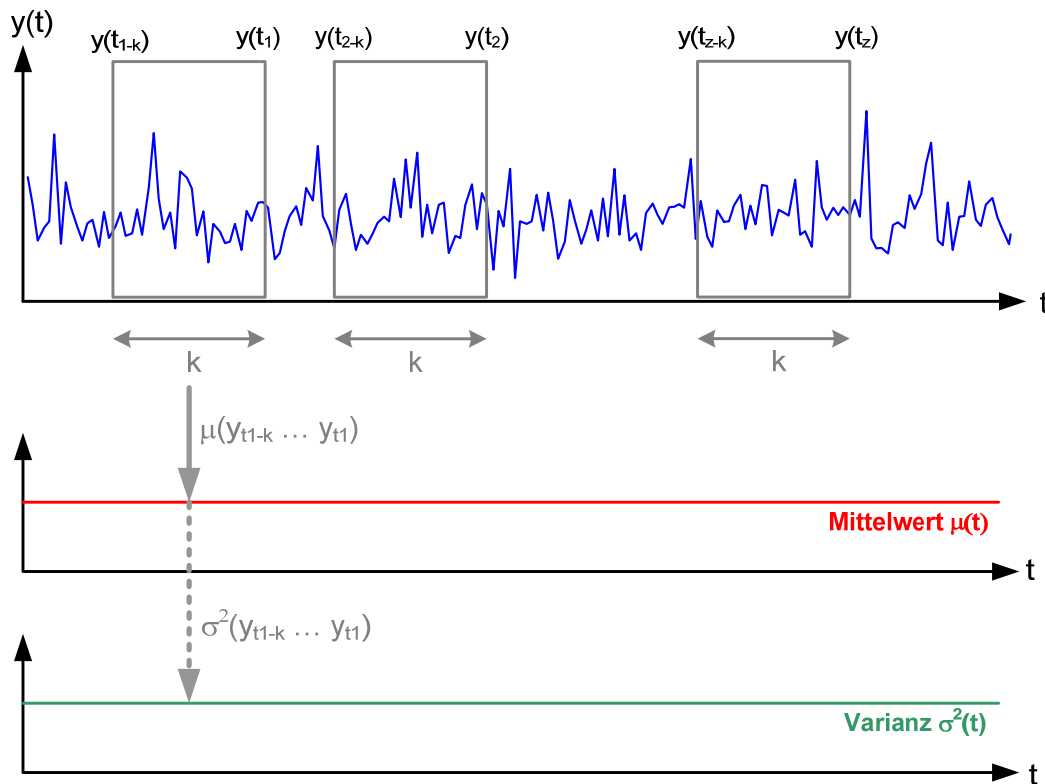


Abbildung 6.2: Prinzipdarstellung der Definition einer schwachen Stationarität.

Neben den oben aufgeführten Definitionen zur Stationarität finden sich in der Literatur weitere Beschreibungen, die weniger als streng mathematische Definitionen zu werten sind, sondern vielmehr als verbale Beschreibungen einzelner Ausprägungen. So bezeichnen SCHLITZGEN UND STREITBERG (1999) eine Zeitreihe als stationär, wenn sie keine systematischen Veränderungen im Gesamtbild entlang der Zeitachse aufweist (vgl. BOX UND JENKINS 1976, PLATE 1993, STAHEL 1995, WITT ET AL. 1998, COLES 2001). SALAS (1993) beschreibt eine Zeitreihe als stationär, wenn keine Trends, Verschiebungen oder periodischen Schwankungen vorhanden sind. In Abbildung 6.3 sind als Beispiel eine stationäre (links) und eine instationäre (rechts) Zeitreihe dargestellt. Die stationäre Zeitreihe ergibt sich aus einer Monte-Carlo-Simulation einer Normalverteilung mit dem Mittelwert $m = 100$ cm und einer Standardabweichung von $s = 20$ cm. Über eine zeitabhängige Entwicklung des Mittelwertes und der Standardabweichung kann eine instationäre Zeitreihe gebildet werden. Die dargestellten Zeitreihen dienen als Beispiel dafür, dass eine visuelle Prüfung der Daten einen ersten Hinweis auf Stationarität oder Instationarität geben kann – jedoch nicht geben muss.

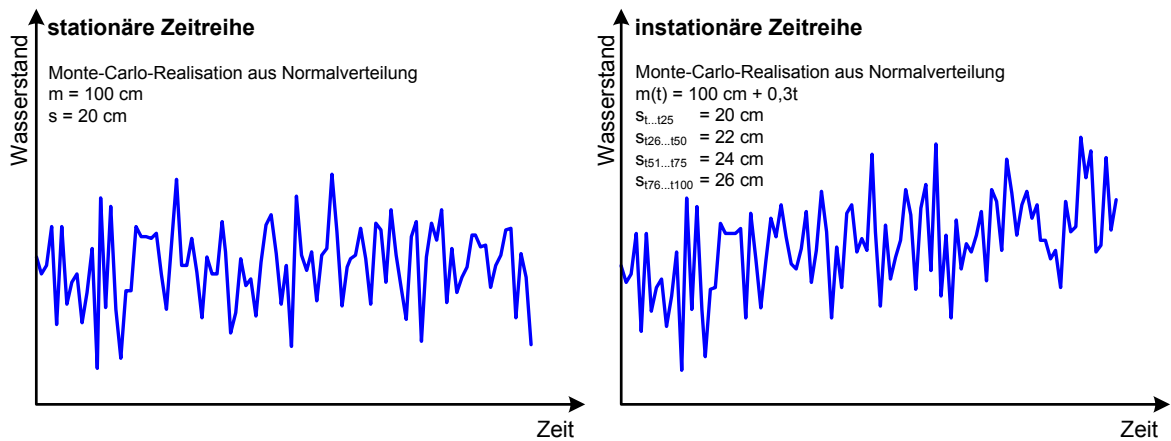


Abbildung 6.3: Beispiel einer stationären und instationären Zeitreihe.

In der Praxis der Hochwasserrisikoanalyse ist neben der Analyse der Belastungsparameter (z.B. Wasserstand, Abfluss) auch die Analyse der potenziellen Schäden gebräuchlich. Zu einem Schaden kommt es, wenn der Belastungsparameter einen bestimmten Widerstandsparameter (auch: Toleranzschwelle) überschreitet. In MERZ (2006) ist dargestellt, dass die Zeitreihe der Hochwasserschäden in der Regel instationär ist, wobei die Ursache sowohl in Veränderungen in dem Belastungsparameter (hier: Abfluss) als auch in der Toleranzschwelle liegen kann. In Abbildung 6.4 sind vier Beispiele zu sehen, die zu einer instationären Entwicklung einer Hochwassergefährdung führen können. In Abbildung 6.4 (oben links) verändert sich die Häufigkeit der Hochwasserschäden durch einen Trend in dem Belastungsparameter, wobei die Toleranzschwelle über die Zeit konstant bleibt. Diese Effekte sind zum Beispiel durch Verringerung von Retentionsflächen im Einzugsgebiet eines Flusses möglich. Abbildung 6.4 (oben rechts) zeigt einen ähnlichen Effekt, jedoch steigt die Hochwassergefährdung hier nicht durch einen Trend in dem Belastungsparameter, sondern durch eine höhere Variabilität (Varianz), welche zum Beispiel auch durch eine Klimaänderung hervorgerufen werden kann. In Abbildung 6.4 (unten links) weist der Belastungsparameter ein stationäres Verhalten auf, jedoch sinkt die Toleranzschwelle stetig. Dies kann zum Beispiel durch eine wachsende Werteanhäufung im gefährdeten Bereich entstehen, womit die Vulnerabilität steigt und somit die Toleranzschwelle sinkt. Weiterhin können Alterungen der Schutzmaßnahmen oder ein abnehmendes Gefahrenbewusstsein der gefährdeten Personen ursächlich hierfür sein. Abbildung 6.4 (unten rechts) zeigt einen realistischen Effekt der stetigen Abnahme der Toleranzschwelle mit wiederum sprunghaften Zunahmen. Dies kann entstehen, wenn nach einem Hochwasserereignis mit einhergehenden Schäden das Gefahrenbewusstsein plötzlich steigt und mit zunehmender Zeit wieder geringer wird (MERZ 2006).

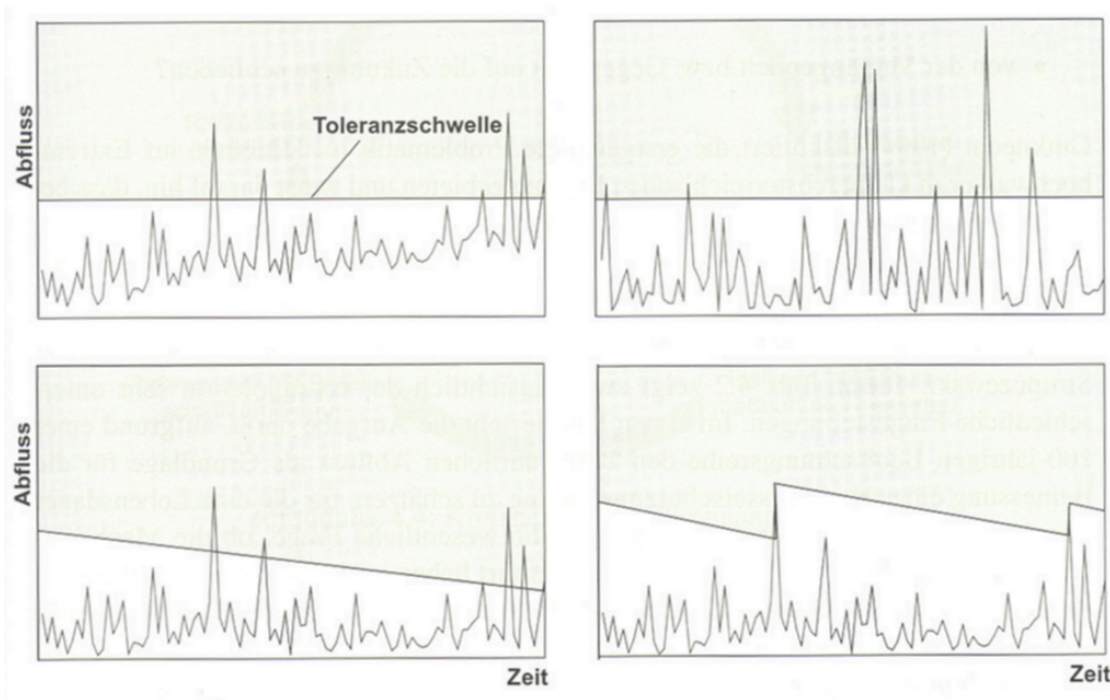


Abbildung 6.4: Beiträge zur Instationarität des Hochwasserrisikos. o.l.: Anstieg der mittleren Hochwasserabflüsse, o.r.: Anstieg der Variabilität der Hochwasserabflüsse, u.l.: Abnahme der Toleranzschwelle, u.r.: stetige Abnahme der Toleranzschwelle, überlagert mit einem schnellen Anstieg durch Schadenerfahrung (MERZ 2006).

6.3 Test auf Stationarität einer Zeitreihe

6.3.1 Allgemeines

Bei einem Test eines natürlichen Prozesses auf Stationarität ist es wichtig zu beachten, dass das zugrunde liegende physikalische System in der Regel nicht hinreichend bekannt ist. Es ist ungewiss, ob der zugrunde liegende Prozess ein stochastisches oder deterministisches Verhalten aufweist, wobei häufig Mischformen wahrscheinlich sind (WITT ET AL. 1998). Der Test kann daher nicht auf die Grundgesamtheit des Prozesses angewendet werden, sondern nur auf einzelne Stichproben. In vielen Fällen liegt sogar nur eine einzelne Stichprobe vor (Beispiel: Wasserstandszeitreihe an einem Pegel). Es muss zunächst angenommen werden, dass die vorliegende Stichprobe das Verhalten des zugrunde liegenden Prozesses hinreichend beschreibt und somit eine repräsentative Stichprobe darstellt. Diese Annahme kann bei zu kurzen Zeitreihen nicht zutreffend sein. Beispiel: Vorausgesetzt das Verhalten eines natürlichen Prozesses wäre bekannt und es wären Schwankungen mit einer Periodendauer von 100 Jahren in der Zeitreihe enthalten, so wären diese mit einer Stichprobenlänge von zum Beispiel 20 Jahren nicht nachzuweisen. Diese Unsicherheiten sind bei Tests auf Stationarität immer vorhanden und müssen in die Bewertung mit einbezogen werden. Grundsätzlich sollten Zeitreihen analysiert werden, die im Vergleich zum zugrunde liegenden Prozess möglichst lang sind.

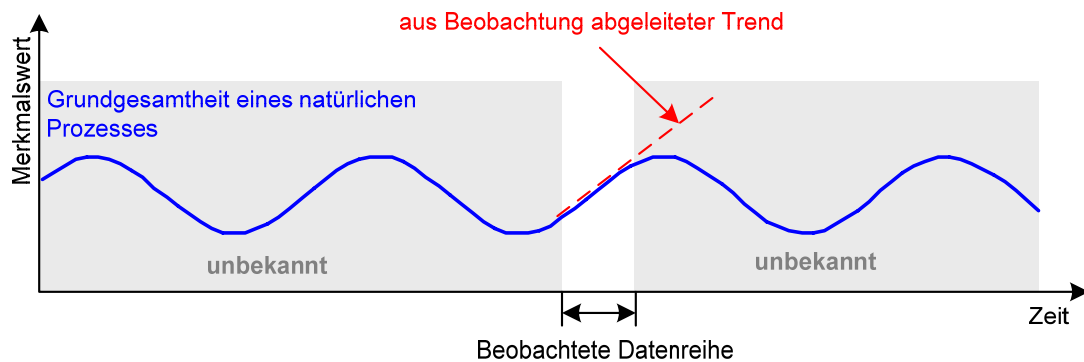


Abbildung 6.5: Beispiel einer beobachteten Datenreihe, die den zugrunde liegenden Prozess nicht hinreichend beschreibt.

Aufgrund der Tatsache, dass der zugrunde liegende Prozess in der Regel nicht bekannt ist, kann ein Test auf Stationarität keine absolut objektive Aussage liefern. Vielmehr kann der Nachweis der Stationarität bzw. Instationarität nur anhand der vorliegenden Stichprobe auf einem zu wählenden Signifikanzniveau erfolgen.

Eine Zeitreihe kann grundsätzlich durch zwei unterschiedliche Methoden auf Stationarität bzw. Instationarität getestet werden:

- **Zerlegung der Zeitreihe in Segmente**

Die Zeitreihe wird in i Segmente der Länge n zerlegt, wobei jedes Segment als in sich stationär angenommen wird. Für die i Segmente werden charakteristische statistische Werte bestimmt und miteinander verglichen. Überschreiten die Abweichungen der statistischen Werte bestimmte Schwellenwerte (Signifikanzniveaus), so wird die Zeitreihe als instationär angenommen (vgl. CHEN UND RAO 2002).

- **Analyse der gesamten Zeitreihe ohne Zerlegung in Segmente**

Zur Analyse der Zeitreihe ohne die Zerlegung in Segmente stehen etliche Testmethoden zur Verfügung. Diese Methoden haben in der Regel gemeinsam, dass die Zeitreihe zunächst durch ein geeignetes Modell beschrieben werden muss, wozu vielfach autoregressive Prozesse (AR) n -ter Ordnung verwendet werden. Anhand dieses Modells wird die Stationaritätsannahme zum Beispiel über den ADF²- oder KPSS-Test³ geprüft (vgl. VAN GELDER ET AL. 2008).

Der entscheidende Nachteil des zweitgenannten Verfahrens ist, dass eine Modellwahl (z.B. AR(1)) für die vorliegende Zeitreihe getroffen werden muss, wodurch zusätzliche Unsicherheiten entstehen können. Der Nachteil der erstgenannten Methode liegt in der Wahl einer geeigneten Zeitfensterlänge. In der vorliegenden Arbeit sind im wesentlichen Testmethoden auf Basis der Zerlegung in einzelne Segmente verwendet worden (Abschnitte

² ADF = Augmented Dickey-Fuller-Test

³ KPSS = Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin-Test

6.3.3 und 6.3.4), um die erforderliche Wahl eines Zeitreihenmodells zu vermeiden. Hingegen lassen sich für die Zerlegung der Pegelzeitreihen an der Deutschen Küste geeignete Zeitreihenlängen als Vielfaches der Nodaltide ($T = 18,6$ Jahren) bestimmen (vgl. Abschnitt 6.3.3).

Als erstes wird die vorliegende Zeitreihe auf einen Trend hin untersucht. Dieses Verfahren ist in der Regel mit üblichen Softwarelösungen schnell durchzuführen und gibt einen ersten Hinweis auf Stationarität oder Instationarität der Zeitreihe. Hiermit wird im wesentlichen die Mittelwertstationarität der Zeitreihe getestet (vgl. Abschnitt 6.3.2), wobei die Signifikanz des Testergebnisses nachgewiesen werden muss.

Der zweidimensionale Kolmogorov-Smirnov-Test ist im Vergleich zum Trendtest aussagefähiger, weil nicht einzelne Parameter, sondern eine Stichprobe (Segmente einer Zeitreihe) in ihrer Gesamtheit gegenüber einer Referenzstichprobe getestet wird. Nachteile des Verfahrens bestehen insbesondere in der Festlegung der Referenzzeitreihe und zulässigen Anzahl der Verwerfungen der Nullhypothese (vgl. Abschnitt 6.3.3).

Die Ermittlung der zeitlichen Entwicklungen von Mittelwert und Varianz bzw. Standardabweichung ist nicht nur für die Beurteilung der Stationarität, sondern auch für eine eventuelle Berücksichtigung von Instationaritäten in weitergehenden Analysen von Bedeutung. Daher werden die Parameter über Zeitfenstermodelle analysiert (vgl. Abschnitt 6.3.4).

Die Anwendung nur eines einzelnen Verfahrens zur Identifikation von Instationaritäten in einer Zeitreihe ist mit großen Unsicherheiten verbunden, weshalb zur Reduzierung dieser Unsicherheiten stets mehrere Verfahren anzuwenden sind. Es ist zu beachten, dass die Unsicherheiten damit nur reduziert, jedoch keinesfalls beseitigt werden können.

Die Testverfahren werden nachfolgend beschrieben und die Ergebnisse jeweils exemplarisch an einer beobachteten und einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten stationären Zeitreihe angewendet.

6.3.2 Linearer Trend

Ein erster wichtiger Hinweis auf Vorliegen einer Instationarität ist ein Trend in der zu untersuchenden Zeitreihe. Ein linearer Trend wird im Allgemeinen mit einer linearen Ausgleichs- oder Regressionsrechnung bestimmt. Dabei wird eine Ausgleichsfunktion der Form

$$y(t) = at + b \qquad \text{Gleichung 6.1}$$

angenommen, wobei der Parameter a die Steigung und damit den Trend der Zeitreihe darstellt. Die Parameter a und b werden über die *Gaußsche Methode der kleinsten Quadrate* so bestimmt, dass die Summe der Abstandsquadrate ihren kleinsten Wert annimmt. (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999).

Das Vorliegen eines Trends gibt nur Aufschluss über das zeitliche Verhalten des Mittelwertes der analysierten Zeitreihe. Eine Instationarität der Varianz kann trotz eines nicht signifikanten Trends der gesamten Zeitreihe vorhanden sein. Mittelwertstationarität bedingt also keine Varianzstationarität. Die Trendanalyse ist dennoch ein wichtiges Hilfsmittel in der Zeitreihenanalyse, da nach Abschnitt 6.1 nach einer Trendbereinigung von einer schwach stationären Zeitreihe ausgegangen werden kann.

Neben der Bestimmung des Trends muss zusätzlich ein Test erfolgen, ob dieser Trend signifikant ist. SALAS (1993) empfiehlt für diese Aufgabe den *Mann-Kendall-Test*, der ein nichtparametrischer Test ist, bei dem die Zeitreihe auf Vorliegen eines linearen oder nichtlinearen Trends ausgewertet wird. Aus einer gegebenen Zeitreihe $\{x_1, \dots, x_n\}$ wird das Maß der Abhängigkeit τ zwischen einzelnen Datenpaaren ermittelt, indem die Teststatistik S des Mann-Kendall-Tests berechnet wird aus

$$S = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \text{sgn}(x_j - x_i) \quad \text{mit: } \text{sgn}(x) = \begin{cases} +1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad \text{Gleichung 6.2}$$

und

$$\tau = \frac{2S}{N(N-1)} \quad \text{Gleichung 6.3}$$

Die Signifikanz des Wertes τ wird über eine Teststatistik auf einem zu wählenden Signifikanzniveau (z.B. $p = 95\%$) berechnet. Weitere Ausführungen hierzu sind in SALAS (1993) und VAN GELDER ET AL. (2008) zu finden. In Abbildung 6.6 und Abbildung 6.7 sind exemplarisch die beobachtete HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 und eine über Monte-Carlo-Simulation erzeugte Zeitreihe mit einer linearen Regression analysiert worden. Für die beobachtete HThw-Zeitreihe ergibt sich ein linearer Trend von $s = 0,41 \text{ cm/a}$, der nach dem *Mann-Kendall-Test* mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% signifikant ist. Die synthetische HThw-Zeitreihe (Monte-Carlo-Simulation) hat lediglich einen Trend von $s = 0,08 \text{ cm/a}$, welcher mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% als nicht signifikant bewertet werden kann.

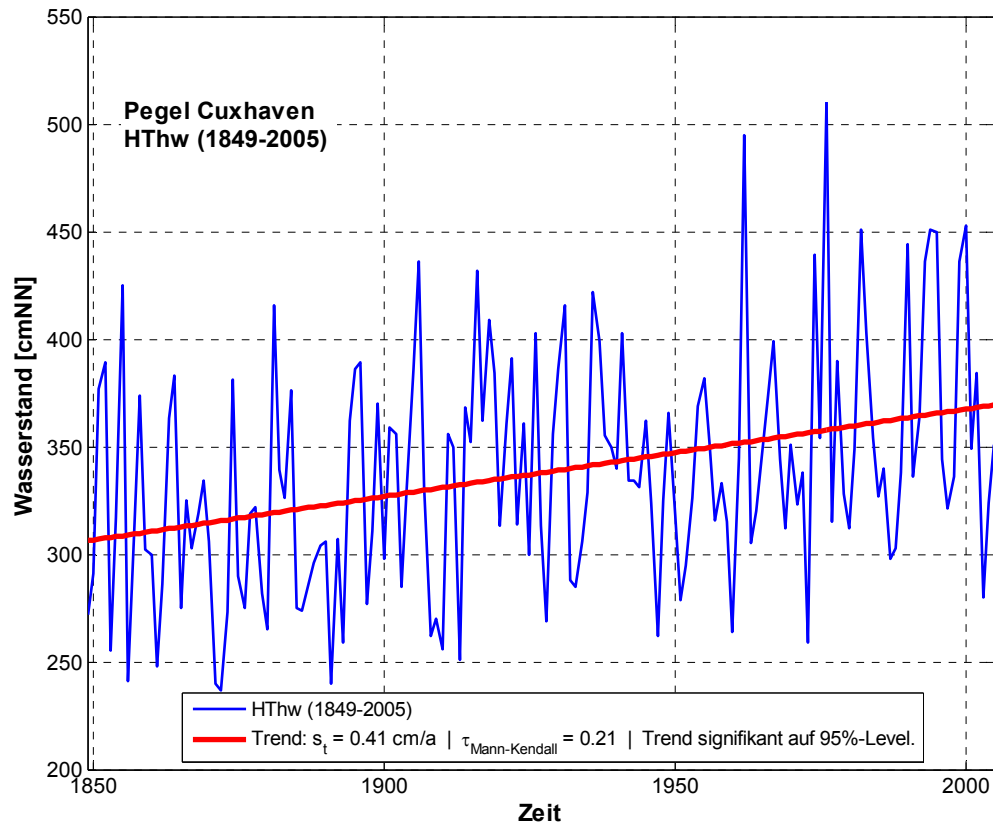


Abbildung 6.6: Ermittlung des linearen Trends der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 und *Mann-Kendall-Test*.

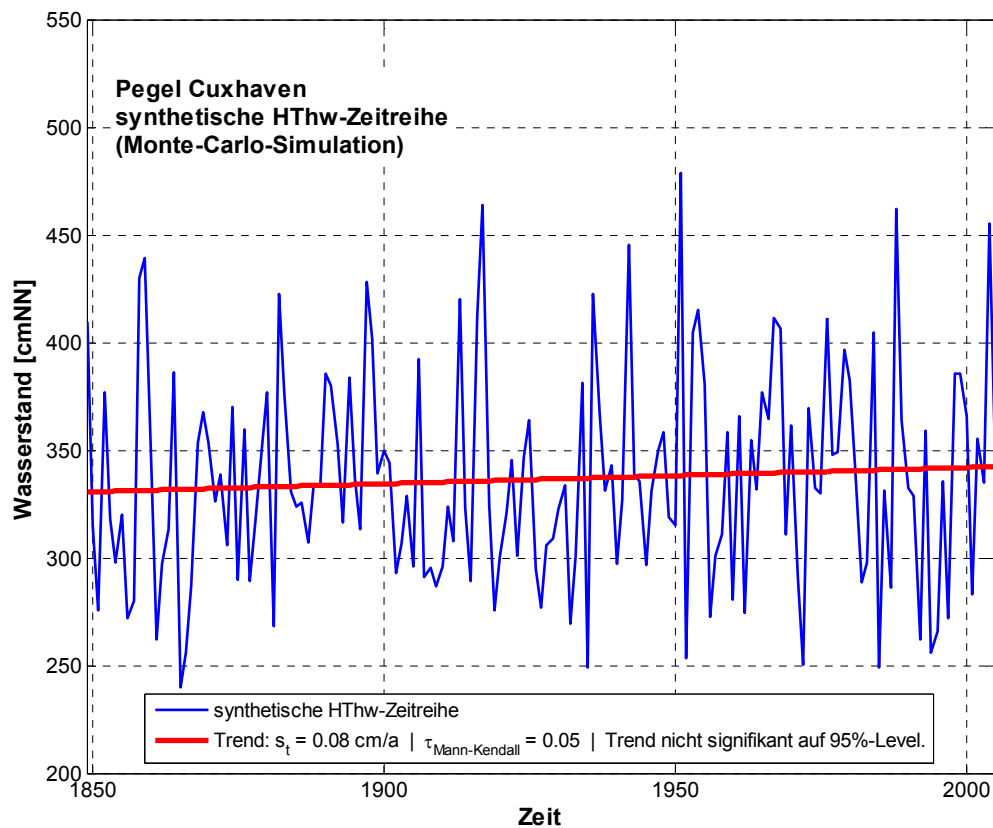


Abbildung 6.7: Ermittlung des linearen Trends einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven und Signifikanztest nach *Mann-Kendall*.

Neben dem *Mann-Kendall-Test* werden in der Literatur noch weitere Signifikanztestverfahren empfohlen. In DVWK (1999) wird nach der Ermittlung des linearen Trends durch eine Regressionsanalyse der *Student-Test* zur Überprüfung herangezogen, ob der errechnete Trend zufällig oder nicht zufällig von Null abweicht. CLARKE (2002) diskutiert auf Basis umfangreicher Monte-Carlo-Simulationen spezielle Verfahren zum Test auf Signifikanz von linearen Trends in Daten, die einer Gumbel-Typ I-Verteilung entsprechen. Eine Zeitreihe, die außer eines vorhandenen Trends keine Instationaritäten aufweist, wird auch als trendstationär bezeichnet, da nach einer Trendkorrektur von einer stationären Zeitreihe ausgegangen werden kann (SCHLITTGEN UND STREITBERG 1999).

6.3.3 Kolmogorov-Smirnov-Test

Der *Kolmogorov-Smirnov-Test* für zweidimensionale Stichproben testet eine Stichprobe gegen eine als Referenzzeitreihe definierte Stichprobe. Bei Vorliegen verschiedener Stichproben werden die kumulierten Wahrscheinlichkeitsverteilungen der Stichproben berechnet und die Differenzen jeweils zu einer als Referenz definierten Stichprobe ermittelt. Bewegen sich die Differenzen unterhalb eines bestimmten Signifikanzniveaus, so kann angenommen werden, dass die Stichproben aus einer gemeinsamen Grundverteilung stammen (LOPES ET AL. 2007).

Wie oben bereits dargestellt, ergibt sich bei hydrologischen Zeitreihenanalysen oftmals die Problemstellung, dass statt mehrerer Stichproben nur eine einzelne vorliegt. Um innerhalb einer Zeitreihe zeitliche Veränderungen feststellen zu können, muss die Zeitreihe in mehrere Teilzeitreihen zerlegt werden. Dazu wird eine Zeitfensterlänge k definiert, mit der entweder eine Anzahl x aneinander gereihter oder um jeweils 1 Jahr verschobener Zeitfenster (gleitendes Zeitfenster) gebildet werden (Abbildung 6.8).

Für die Größe der Zeitreihenfensterlänge k gibt es keine festgelegten Vorgaben. Der Wert sollte nicht zu klein gewählt werden, um repräsentative Abschnitte untersuchen zu können, und er sollte nicht zu groß sein, da die Abschnitte als in sich stationär angenommen werden. Für die Auswertung von Pegelzeitreihen an der Deutschen Küste bieten sich vielfache Werte der Nodaltide mit $T = 18,6$ Jahren (JENSEN ET AL. 1992) an, wie zum Beispiel $x = 19$ Jahre oder 37 Jahre.

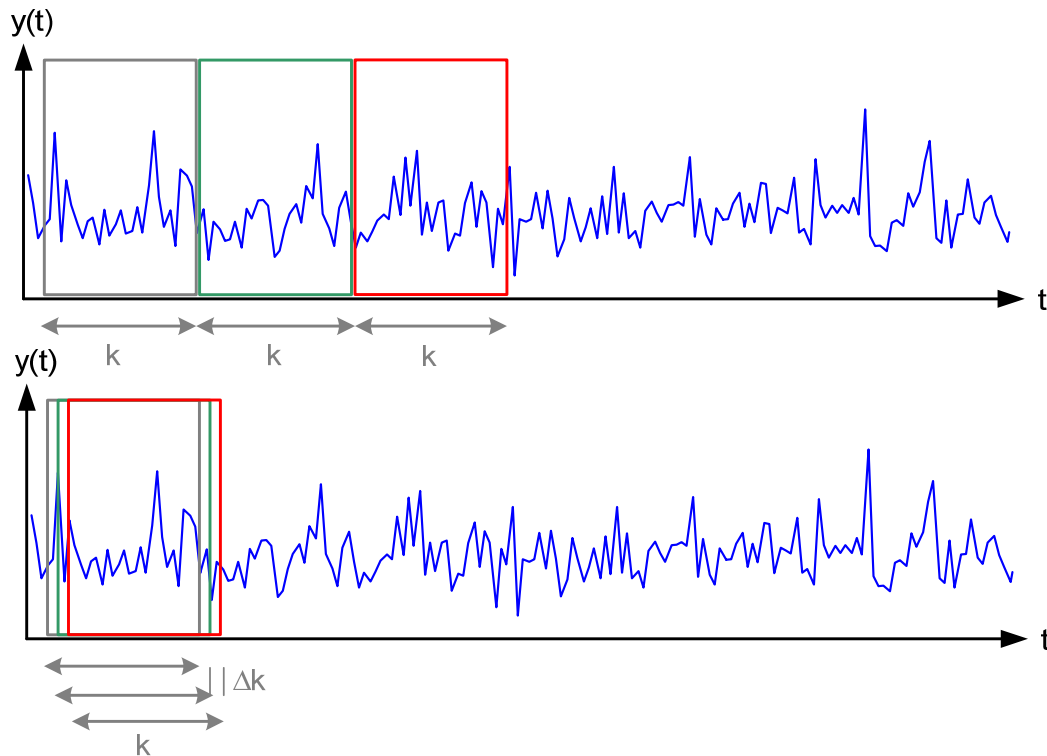


Abbildung 6.8: Zur Definition von Zeitfenstermodellen; oben: Aneinanderreihung von Zeitfenstern; unten: gleitendes Zeitfenster.

Der zweidimensionale *Kolmogorov-Smirnov-Test* kann durchgeführt werden, indem das erste Zeitfenster der Länge k als Referenzdatenreihe gesetzt und daraus die kumulative Wahrscheinlichkeitsverteilung $F(x)$ berechnet wird. Für alle weiteren Zeitfenster werden ebenfalls die kumulativen Wahrscheinlichkeitsverteilungen $G_i(x)$ berechnet. Die Nullhypothese H_0 des Tests besagt, dass die kumulativen Wahrscheinlichkeitsverteilungen von $F(x)$ und $G_i(x)$ identisch sind:

$$H_0: F(x) = G_i(x) \quad \text{für } i = 1 \dots n$$

Die Gegenhypothese lautet damit:

$$H_1: F(x) \neq G_i(x) \quad \text{für } i = 1 \dots n$$

Der *Kolmogorov-Smirnov-Test* benutzt als Testkriterium die maximale absolute Differenz D_{KS} zwischen den beiden kumulativen Wahrscheinlichkeitsverteilungen (LOPES ET AL. 2007, Abbildung 6.9):

$$D_{KS} = \max |F(x) - G_i(x)| \quad \text{Gleichung 6.4}$$

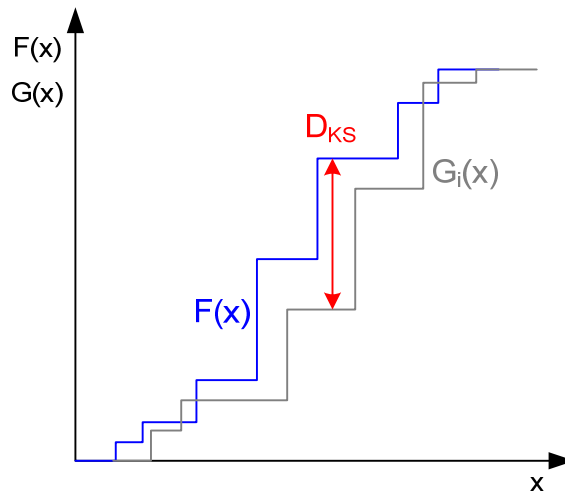


Abbildung 6.9: Zur Definition des *Kolmogorov-Smirnov-Tests* (Prinzipiskizze).

Wenn der Wert D_{KS} ein für eine gewählte Irrtumswahrscheinlichkeit p zugehöriges Signifikanzniveau überschreitet, wird die Nullhypothese H_0 verworfen, was ein Kriterium für ein instationäres Verhalten der Zeitreihe ist. In Tabelle 6.1 sind die Signifikanzniveaus für den Wert D_{KS} in Abhängigkeit des Stichprobenumfangs und einiger ausgewählter Irrtumswahrscheinlichkeiten angegeben (WITTENBERG 1998).

Tabelle 6.1: Signifikanzniveaus für *Kolmogorov-Smirnov-Test*.

Umfang der Stichprobe (j)	Signifikanzniveau für D_{KS}			
	$p = 0,20$	$p = 0,10$	$p = 0,05$	$p = 0,01$
19	0,237	0,272	0,301	0,363
> 35	$\frac{1,07}{\sqrt{j}}$	$\frac{1,22}{\sqrt{j}}$	$\frac{1,36}{\sqrt{j}}$	$\frac{1,63}{\sqrt{j}}$

In Abbildung 6.10 und Abbildung 6.11 ist der Test exemplarisch für die Zeitreihe der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven und für eine aus Monte-Carlo-Simulation erzeugte synthetische HThw-Zeitreihe durchgeführt worden. Die Zeitreihen wird in Teilzeitreihen mit jeweils einer Zeitreihenlänge von 37 Jahren unterteilt, indem ein 37-Jahres-Zeitfenster um jeweils 1 Jahr verschoben wird. Dadurch ergeben sich bei einer Zeitreihe von 1849 – 2005 insgesamt 120 Teilzeitreihen, wovon die erste als Referenzzeitreihe herangezogen wird. Dementsprechend wird der *Kolmogorov-Smirnov-Test* 120 mal durchgeführt, wobei ein Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS} gewählt wurde. In Abbildung 6.10 ist zu sehen, dass die Differenz D_{KS} (rote Linie) zwischen den untersuchten Teilzeitreihen zunehmend größer wird. Das Signifikanzniveau wird danach zunächst mehrfach, im späteren Verlauf der Analysen stetig überschritten und damit die Nullhypothese verworfen. Insgesamt wird die Nullhypothese in 70 von 120 Fällen verworfen (blaue Linie), was einem Anteil von 58% entspricht. Es ist zu erkennen, dass die Nullhypothese dann verworfen wird, wenn die Wahrscheinlichkeit der Nullhypothese kleiner als 5% wird. Aus den Ergebnissen leitet sich ab, dass in 58% der Fälle mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% nicht davon ausgegangen

werden kann, dass die untersuchten Teilzeitreihen aus einer gemeinsamen Verteilung stammen und somit eine Instationarität vorliegt.

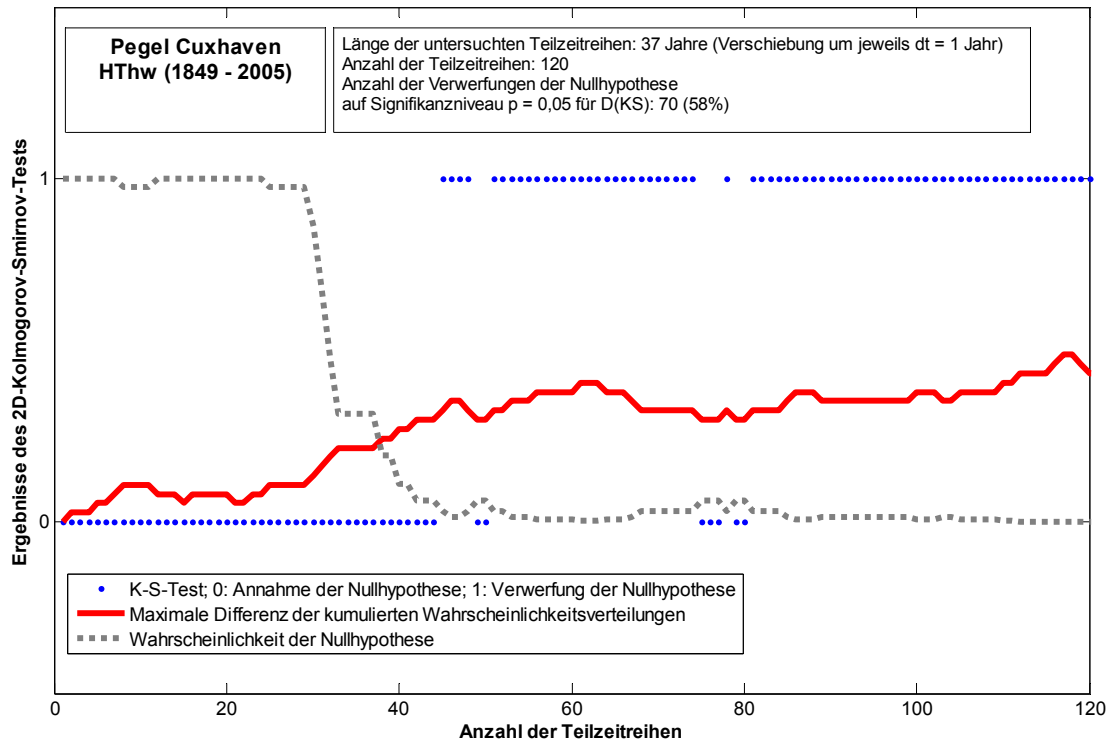


Abbildung 6.10: Ergebnis des zweidimensionalen Kolmogorov-Smirnov-Tests für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven.

In Abbildung 6.11 ergibt sich bei der Analyse der synthetische HThw-Zeitreihe im Gegensatz zur beobachteten HThw-Zeitreihe keine Ablehnung der Nullhypothese, so dass die Annahme einer gemeinsamen Grundverteilung mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% in 100% der Fälle bestätigt werden kann und somit ein stationäres Verhalten abgeleitet werden kann.

Die Durchführung des *Kolmogorov-Smirnov-Tests* führt jedoch nicht in jedem untersuchten Fall zu einem eindeutigen Ergebnis. Auch die Analyse einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten stationären Extremwertzeitreihe muss nicht in 100% der Fälle eine Annahme der Nullhypothese ergeben. Es ist durchaus möglich, dass auch hier Ablehnungen der Nullhypothese auftreten, die jedoch aufgrund der stochastischen Eigenart der Zeitreihen nicht zwangsläufig zu der Annahme eines instationären Prozesses führen können. Zur Analyse der Anzahl der möglichen Ablehnungen der Nullhypothese bei stationären Zeitreihen wurde der *Kolmogorov-Smirnov-Test* an einer großen Anzahl von stationären Zeitreihen durchgeführt, die über Monte-Carlo-Simulationen erzeugt wurden. Es wurden jeweils 20.000 stationäre Zeitreihen über eine Allgemeine Extremwertverteilung (GEV) mit dem Lageparameter $a = 315,22$ cm, dem Streuungsparameter $b = 48,19$ cm und dem Krümmungsparameter $k = 0,12$ simuliert. Die Parameter wurden aus der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849-2005 abgeleitet. Desweiteren wurden die Simulationen für unterschiedliche Zeitreihenlängen (50 Jahre, 100 Jahre, 150 Jahre und 200 Jahre) durchgeführt, um einen eventuellen Einfluss der Zeitreihenlänge bestimmen zu können. Die Zeitreihen

wurden jeweils mit dem oben beschriebenen *Kolmogorov-Smirnov-Test* analysiert, wobei zum einen Teilzeitreihen mit 19 Jahren und zum anderen Teilzeitreihen mit 37 Jahren gebildet wurden (jeweils Verschiebung um 1 Jahr). Die Variation der Teilzeitreihenlängen ist von Bedeutung, da die Teilzeitreihen als in sich stationär angenommen werden und dies somit Auswirkungen auf das Endergebnis haben kann. Eine Anzahl von 20.000 simulierten Zeitreihen ist für die vorliegende Analyse ausreichend, da auch eine mehrfache Wiederholung der Tests gleiche Ergebnisse lieferte.

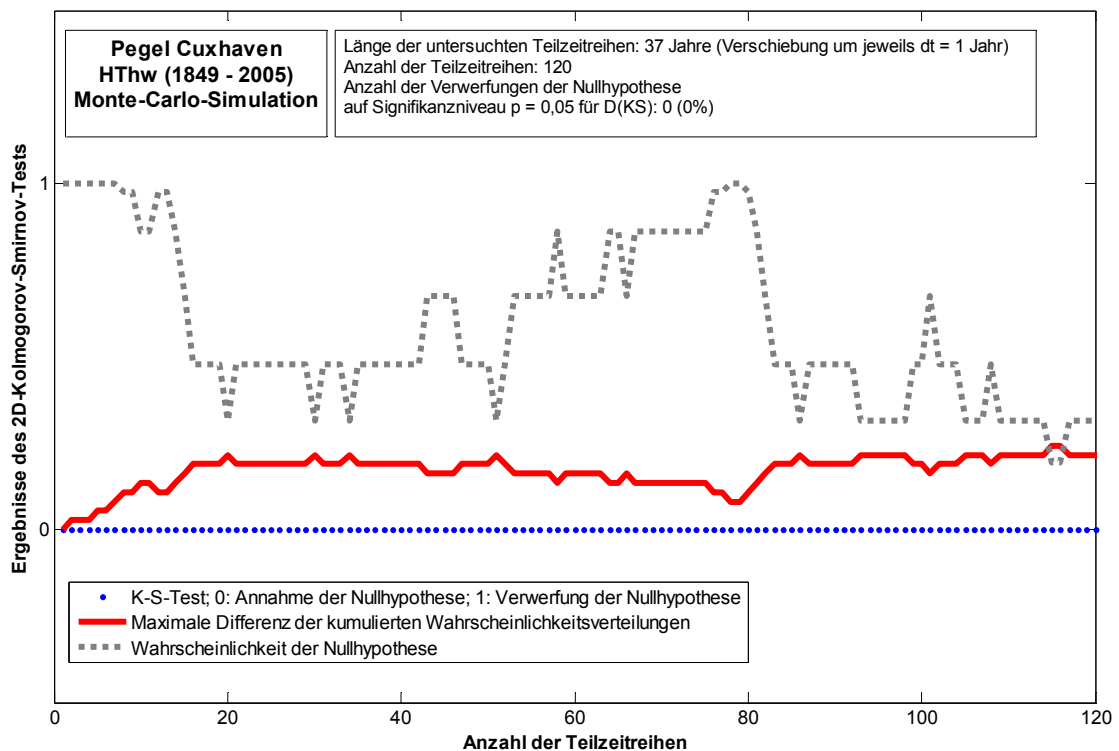


Abbildung 6.11: Ergebnis des zweidimensionalen Kolmogorov-Smirnov-Tests für eine aus Monte-Carlo-Simulationen erzeugte Realisation der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven.

Für alle durchgeführten Analysen wurde jeweils der Anteil der Ablehnungen von der Nullhypothese bestimmt. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6.2 zusammenfassend dargestellt. Im oberen Viertel der Tabelle sind die Ergebnisse für die Zeitreihen mit einer Gesamtlänge von 50 Jahren dargestellt, während darunter die Ergebnisse für die 100-, 150- und 200-Jahres-Zeitreihen zu sehen sind. Für alle Tests gilt ein Signifikanzniveau des Wertes D_{KS} von $p = 0,05$. Für beide Zeitfenstermodelle (19 Jahre und 37 Jahre) wurden die Ablehnungen der Nullhypothesen aus allen Tests der 20.000 simulierten Zeitreihen gezählt.

Es ist zu erkennen, dass bei den 50-Jahres-Zeitreihen mit Anwendung des 19-jährigen Zeitfenstermodells eine Ablehnungsrate der Nullhypothese von 25% in 95% aller Tests unterschritten wurde. Eine Ablehnungsrate von 46% wurde in 99% der Fälle unterschritten. Diese Ergebnisse bleiben für die 100-, 150- und 200-Jahres-Zeitreihen nahezu konstant. Die Ablehnungsraten mit einer Unterschreitungswahrscheinlichkeit von 95% liegen jeweils im Bereich von 30%, während Ablehnungsraten im Bereich von 50% in 99% der Fälle unterschritten werden. Es kann zunächst festgestellt werden, dass bei der Analyse durch ein

19-jähriges Zeitfenstermodell die Länge der Zeitreihen (50, 100, 150 oder 200 Jahre) keinen signifikanten Einfluss auf die Ablehnungsraten hat.

Dieses Ergebnis wird teilweise auch bei der Analyse mit einem 37-jährigen Zeitfenstermodell bestätigt. Es werden Ablehnungsraten im Bereich von 20% (95%-Quantil) und 40% (99%-Quantil) erreicht. Die Ablehnungsraten sind niedriger als bei der Anwendung eines 19-jährigen Zeitfenstermodells, da längere Zeitabschnitte als in sich stationär angenommen werden und somit weniger sensitiv auf Veränderungen reagieren. In Abbildung 6.12 sind die ermittelten Ablehnungsraten beispielhaft für alle 20.000 simulierten 150-jährigen Zeitreihen abgebildet (Analyse mit einem 37-jährigen Zeitfenstermodell). Es ist zu erkennen, dass vereinzelt auch hohe Ablehnungsraten im Bereich von 50% bis 80% auftreten, jedoch das 95%-Quantil bei einer Ablehnungsrate von 19% liegt. Eine Ausnahme bilden die Ergebnisse für die 50-jährigen Zeitreihen (Tabelle 6.2), die offensichtlich für die Anwendung eines 37-jährigen Zeitfenstermodells zu kurz sind.

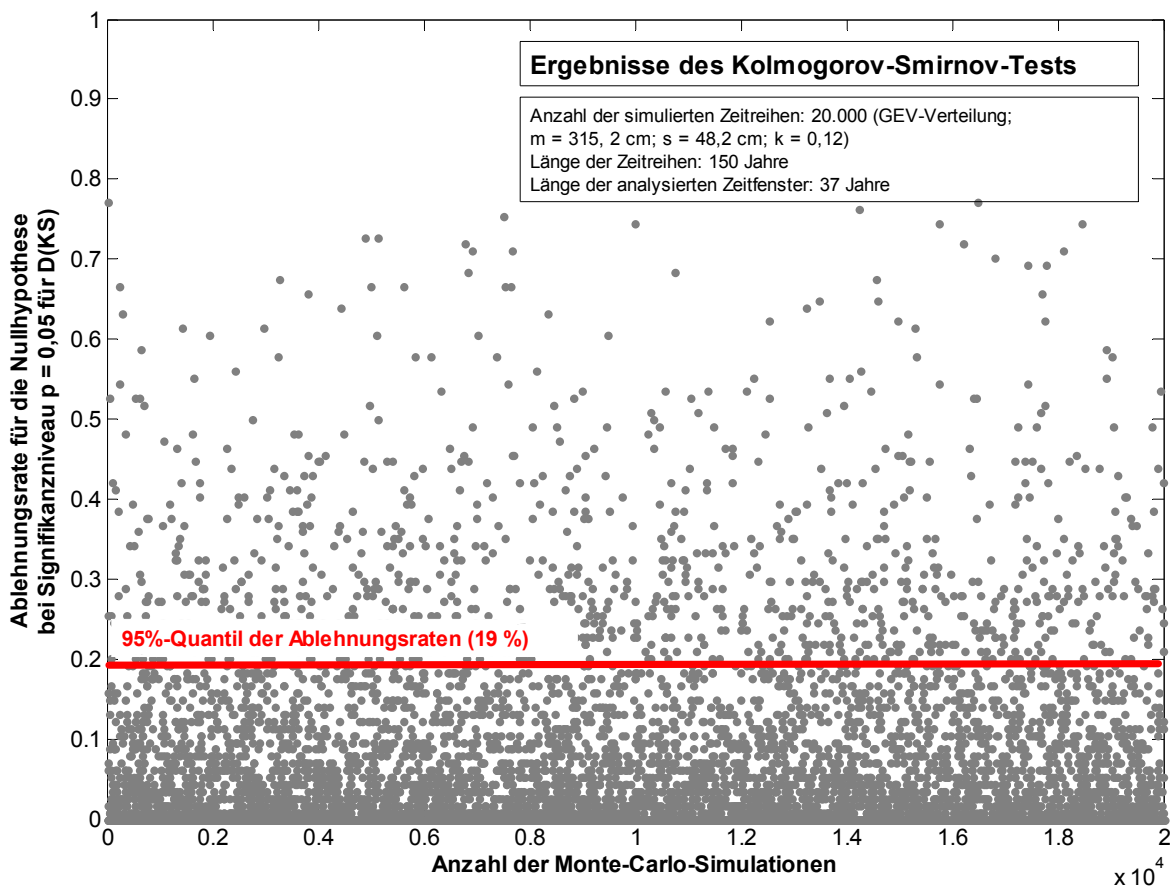


Abbildung 6.12: Ermittelte Ablehnungsraten des Kolmogorov-Smirnov-Tests bei Analyse von 20.000 simulierten stationären Zeitreihen (Länge der Zeitreihen: 150 Jahre, Zeitfenstermodell: 37 Jahre).

Tabelle 6.2: Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen zur Bestimmung der Ablehnungsrate der Nullhypothese bei stationären Zeitreihen.

Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen: 20.000 (GEV-Verteilung: $a=315,22$ cm; $b=48,19$ cm; $k=0,12$)		
Länge der simulierten Zeitreihen: 50 Jahre		
Länge der Zeitfenster (gleitendes Zeitfenstermodell mit Verschiebung um $dt = 1$ Jahr)	19 Jahre	37 Jahre
	Prozentsatz der Ablehnungen der Nullhypothese $[F(x) = G_i(x)]$ bei Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS}	
95%-Quantil	25%	0%
99%-Quantil	46%	0%
Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen: 20.000 (GEV-Verteilung: $a=315,22$ cm; $b=48,19$ cm; $k=0,12$)		
Länge der simulierten Zeitreihen: 100 Jahre		
Länge der Zeitfenster (gleitendes Zeitfenstermodell mit Verschiebung um $dt = 1$ Jahr)	19 Jahre	37 Jahre
	Prozentsatz der Ablehnungen der Nullhypothese $[F(x) = G_i(x)]$ bei Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS}	
95%-Quantil	29%	15%
99%-Quantil	51%	40%
Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen: 20.000 (GEV-Verteilung: $a=315,22$ cm; $b=48,19$ cm; $k=0,12$)		
Länge der simulierten Zeitreihen: 150 Jahre		
Länge der Zeitfenster (gleitendes Zeitfenstermodell mit Verschiebung um $dt = 1$ Jahr)	19 Jahre	37 Jahre
	Prozentsatz der Ablehnungen der Nullhypothese $[F(x) = G_i(x)]$ bei Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS}	
95%-Quantil	28%	19% (vgl. Abbildung 6.12)
99%-Quantil	48%	39%
Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen: 20.000 (GEV-Verteilung: $a=315,22$ cm; $b=48,19$ cm; $k=0,12$)		
Länge der simulierten Zeitreihen: 200 Jahre		
Länge der Zeitfenster (gleitendes Zeitfenstermodell mit Verschiebung um $dt = 1$ Jahr)	19 Jahre	37 Jahre
	Prozentsatz der Ablehnungen der Nullhypothese $[F(x) = G_i(x)]$ bei Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS}	
95%-Quantil	26%	19%
99%-Quantil	49%	39%

Unter Zugrundelegung der Ergebnisse der beschriebenen umfangreichen Monte-Carlo-Simulationen und Verwendung der 95%-Quantile kann eine Zeitreihe daher als stationär bezeichnet werden, wenn bei der Anwendung eines

- 19-jährigen Zeitfenstermodells (Verschiebung des Zeitfensters um jeweils $dt = 1$ Jahr) eine Ablehnungsrate des Kolmogorov-Smirnov-Tests ($p = 0,05$ für D_{KS}) von 30% unterschritten wird.

Und bei der Anwendung eines

- 37-jährigen Zeitfenstermodells (Verschiebung des Zeitfensters um jeweils $dt = 1$ Jahr) eine Ablehnungsrate des Kolmogorov-Smirnov-Tests ($p = 0,05$ für D_{KS}) von 20% unterschritten wird (Tabelle 6.3).

Tabelle 6.3: Wahl der zulässigen Ablehnungsraten des Kolmogorov-Smirnov-Tests bei stationären Zeitreihen und unterschiedlichen Zeitfenstermodellen.

Zulässige Ablehnungsraten des Kolmogorov-Smirnov-Tests für stationäre Zeitreihen bei Signifikanzniveau von $p = 0,05$ für D_{KS}		
Länge der Zeitfenster (gleitendes Zeitfenstermodell mit Verschiebung um $dt = 1$ Jahr)	19 Jahre (Länge der Gesamtzeitreihe > 50 Jahre)	37 Jahre (Länge der Gesamtzeitreihe > 100 Jahre)
	30%	20%

6.3.4 Zeitliche Entwicklung von Mittelwert und Standardabweichung

Wie in Abschnitt 6.1 ausgeführt, kommt der Analyse der Zeitabhängigkeit des 1. und 2. Momentes einer Zeitreihe zur Beurteilung der Stationarität eine besondere Bedeutung zu. Die Analyse der zeitlichen Entwicklung des Mittelwertes und der Varianz bzw. Standardabweichung kann erfolgen, indem die Zeitreihe in Teilzeitreihen (vgl. Abschnitt 6.3.3) zerlegt wird und für jede Teilzeitreihe die Momente 1. und 2. Ordnung berechnet werden. Im Folgenden werden drei verschiedene Zeitfenstermodelle zur Analyse der zeitlichen Abhängigkeiten des 1. und 2. Momentes diskutiert. Zunächst werden (1) Mittelwert und Standardabweichung für die gesamte Zeitreihe berechnet, woraus sich keine Aussagen zur zeitlichen Abhängigkeit ableiten lassen, diese Ergebnisse jedoch zur Einordnung der Ergebnisse der Modelle (2) und (3) benötigt werden. Im Modell (2) wird ein Zeitfenster der Länge k (hier: 19 und 37 Jahre) über die Zeitreihe geschoben (gleitendes Zeitfenster, Abbildung 6.13), wobei der Zeitversatz jeweils 1 Jahr beträgt (vgl. auch Zeitfenstermodell „vergesslicher Chronist“ nach FÜHRBÖTER 1976). Für jedes Zeitfenster werden Mittelwert und Standardabweichung berechnet und aufgetragen. Weiterhin wird (3) ein Modell verwendet, welches mit einem Zeitfenster der Länge k (hier: 19 und 37 Jahre) beginnt und sich stetig um 1 Jahr vergrößert (vgl. auch Zeitfenstermodell „langlebiger Chronist“ nach FÜHRBÖTER 1976). Es werden ebenfalls für jedes Zeitfenster Mittelwert und Standardabweichung berechnet. Da jede stationäre Zeitreihe zeitliche Schwankungen in Mittelwert und Standardabweichung infolge

der stochastischen Variabilität aufweisen kann, wird das 95%-Konfidenzintervall für den Mittelwert und die Standardabweichung des ersten Zeitfensters berechnet, welches als Referenzzeitreihe gesetzt wird. Bewegen sich die errechneten Parameter der darauf folgenden Zeitfenster innerhalb dieses Konfidenzintervalls, so wird ein stationärer Prozess angenommen.

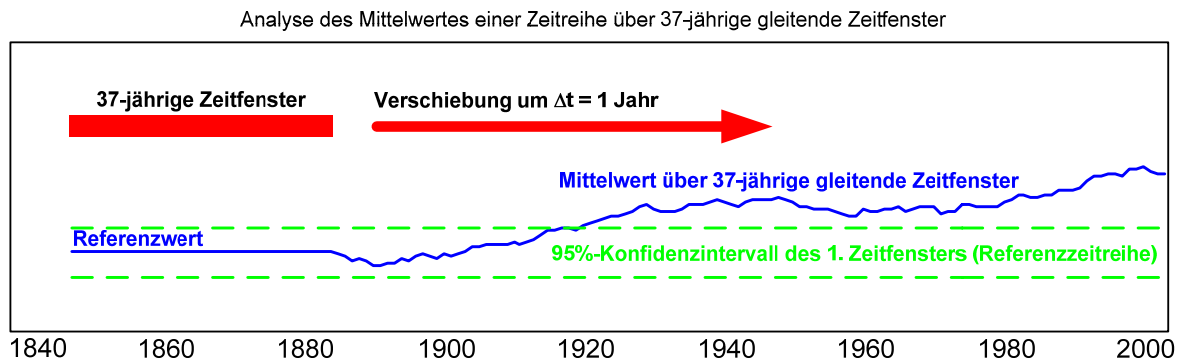


Abbildung 6.13: Prinzipdarstellung der Analyse von Momenten über Zeitfenstermodell (hier: Zeitfenstermodell *vergesslicher Chronist*).

Das Konfidenzintervall für den Mittelwert wird näherungsweise über das Konfidenzintervall einer Normalverteilung berechnet, wobei eine bekannte Varianz des Prozesses vorausgesetzt wird. Danach berechnet sich das Konfidenzintervall für den Mittelwert m der zu untersuchenden Zeitreihe nach (PAPULA 2001):

$$m - c \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq m \leq m + c \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad \text{Gleichung 6.5}$$

mit: σ : Standardabweichung der (näherungsweise) normalverteilten Grundgesamtheit (hier als bekannt vorausgesetzt)

n : Umfang der Teilzeitreihe

Die Konstante c berechnet sich aus der Standardnormalverteilung und ist in einschlägiger Literatur tabelliert (PAPULA 2001); für das 95%-Konfidenzintervall ergibt sich c zu 1,96.

Das Konfidenzintervall für die Standardabweichung errechnet sich näherungsweise aus dem Konfidenzintervall der unbekanntem Varianz einer Normalverteilung, welches gegeben ist durch (PAPULA 2001):

$$\sqrt{\frac{(n-1)s^2}{c_2}} \leq s \leq \sqrt{\frac{(n-1)s^2}{c_1}} \quad \text{Gleichung 6.6}$$

mit: s^2 : Varianz der Stichprobe

n : Umfang der Teilzeitreihe

Die Konstanten c_1 und c_2 leiten sich aus der Chi-Quadrat-Verteilung mit $f = n-1$ Freiheitsgraden ab, welche ebenfalls in einschlägiger Literatur tabelliert sind (PAPULA 2001); für das 95%-Konfidenzintervall und $f = 37-1 = 36$ Freiheitsgraden ergibt sich $c_1 = 21,3$ und $c_2 = 54,4$.

Zur Beurteilung der Stationarität muss ein zulässiges Maß an Über- oder Unterschreitungen des Konfidenzintervalls definiert werden. Hierzu eignen sich Monte-Carlo-Simulationen, indem der Test für eine große Anzahl stationärer Zeitreihen durchgeführt wird und die Überschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls (Signifikanzniveau) für die verschiedenen Zeitfenstermodelle analysiert werden (vgl. Abschnitt 6.3.3). Der Test wurde durchgeführt, indem jeweils 20.000 stationäre Zeitreihen über eine Allgemeine Extremwertverteilung (GEV) mit einer Länge von 200 Jahren und mit dem Lageparameter $a = 315,22$ cm, dem Streuungsparameter $b = 48,19$ cm und dem Krümmungsparameter $k = 0,12$ simuliert wurden (vgl. Abschnitt 6.3.3). Für jede Zeitreihe wurde die zeitliche Entwicklung des Mittelwertes und der Standardabweichung über gleitende Zeitfenster (19 und 37 Jahre) und zunehmende Zeitfenster (Länge des Startzeitfensters 19 und 37 Jahre) nach oben beschriebenen Verfahren bestimmt. Bei jeder Analyse wurde die Anzahl der Über- oder Unterschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls bestimmt, wobei dies auf die Gesamtanzahl der untersuchten Zeitfenster einer Zeitreihe bezogen wurde und somit eine Über- bzw. Unterschreitungsrates ermittelt werden konnte.

Die Ergebnisse zeigen (Tabelle 6.4), dass die Länge des Zeitfensters (19 oder 37 Jahre) im Wesentlichen nur bei dem Zeitfenstermodell mit zunehmenden Zeitfenstern einen deutlichen Unterschied erzeugt. In der Summe ergeben sich für alle durchgeführten Analysen hohe Unter- bzw. Überschreitungsrates für stationäre Zeitreihen. So wurde zum Beispiel beim Zeitfenstermodell mit gleitendem Zeitfenster eine Über- bzw. Unterschreitungsrates von 70% bis 80% für das Signifikanzniveau bei 99% der untersuchten Zeitreihen unterschritten.

Beim Modell der gleitenden Zeitfenster kann kein signifikanter Unterschied zwischen der Wahl der Zeitfensterlänge festgestellt werden. Für den Mittelwert und die Standardabweichung liegt die Überschreitungsrates des Signifikanzniveaus im Bereich von 60% (95%-Quantil) bzw. 70% bis 80% (99%-Quantil).

Das Modell des langlebigen Chronisten (zunehmende Zeitfenster) weist hingegen Unterschiede bei der Wahl der Zeitfensterlänge auf. Während die Überschreitungsrates bei der Mittelwertanalyse mit einem 19-jährigen Startzeitfenster bei 41% (95%-Quantil) bzw. 88% (99%-Quantil) liegt, beträgt diese bei einem 37-jährigen Startzeitfenster nur 11% (95%-Quantil) bzw. 67% (99%-Quantil). Bei den Standardabweichungen sind ähnliche Effekte vorhanden.

Durch die Verwendung eines 37-jährigen Zeitfensters ist in dem berechneten 95%-Konfidenzintervall bereits eine größere Variabilität enthalten, sodass das Verfahren weniger sensitiv auf weitere Veränderungen reagiert.

Insgesamt kann festgestellt werden, dass stationäre simulierte Zeitreihen ein hohes Maß an Über- oder Unterschreitungen des definierten 95%-Konfidenzintervalls von Mittelwert und Standardabweichung aufweisen, sodass der vorliegende Test als nicht sehr belastbar gewertet werden kann. Der Test gibt jedoch zusätzlich Hinweise auf die Form des zeitlichen Verhaltens von Mittelwert und Standardabweichung. Aufgrund der in Tabelle 6.4 aufgeführten Ergebnisse wird eine Zeitreihe auf Basis der 95%-Quantile als stationär bewertet, wenn bei der Auswertung mit gleitenden Zeitfenstern eine Über- oder Unterschreitungsrate des 95%-Konfidenzintervalls von Mittelwert und Standardabweichung kleiner 60% vorliegt und bei der Auswertung mit zunehmenden Zeitfenstern Über- oder Unterschreitungsraten kleiner 40% (Länge der Zeitfenster: 19 Jahre) bzw. kleiner 15% (Länge der Zeitfenster: 37 Jahre) vorliegen (Tabelle 6.5).

Tabelle 6.4: Ergebnisse der Monte-Carlo-Simulationen zur Bestimmung der Über- bzw. Unterschreitungen des Konfidenzintervalls.

		Anzahl der Monte-Carlo-Simulationen: 20.000 (GEV-Verteilung: a=315,22 cm; b = 48,19 cm; k = 0,12)		
		Länge der simulierten Zeitreihen: 200 Jahre		
		Länge des Zeitfensters	19 Jahre	37 Jahre
		Prozentsatz der Über- bzw. Unterschreitungen des Konfidenzintervalls		
Zeitfenstermodell: Gleitende Zeitfenster	Mittelwert	95%-Quantil	57%	55%
		99%-Quantil	80%	70%
	Standard- abweichung	95%-Quantil	57%	57%
		99%-Quantil	76%	80%
Zeitfenstermodell: Zunehmendes Zeitfenster	Mittelwert	95%-Quantil	41%	11%
		99%-Quantil	88%	67%
	Standard- abweichung	95%-Quantil	44%	17%
		99%-Quantil	88%	70%

Tabelle 6.5: Festlegungen zur Bestimmung der Stationarität über Über- bzw. Unterschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls.

		Länge der analysierten Zeitfenster	
		19 Jahre	37 Jahre
Zeitreihe ist stationär, wenn Prozentsatz der Über- bzw. Unterschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters kleiner ist als:			
Zeitfenstermodell: Gleitende Zeitfenster	Mittelwert	60%	60%
	Standard- abweichung	60%	60%
Zeitfenstermodell: Zunehmendes Zeitfenster	Mittelwert	40%	15%
	Standard- abweichung	40%	15%

In Abbildung 6.14 und Abbildung 6.15 sind die oben beschriebenen Analysen für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 durchgeführt worden. In Abbildung 6.14 (oben) ist das arithmetische Mittel der HThw-Zeitreihe zu $m_{1849-2005} = 338$ cmNN berechnet worden, wobei das 95%-Konfidenzintervall dieses Wertes $\pm 8,5$ cm beträgt. In Abbildung 6.14 (Mitte) ist der Mittelwert der Zeitreihe über ein gleitendes Zeitfenster mit einer Länge von 37 Jahren berechnet worden. Der Mittelwert des ersten Zeitfensters beträgt $m_{1849-1885} = 314$ cmNN und hat ein 95%-Konfidenzintervall von $\pm 16,2$ cm. Die Mittelwerte der Zeitfenster ab ca. 1920 bewegen sich außerhalb dieses Konfidenzintervalls, was in diesem Beispiel zu einer Überschreitungsrate von 69% führt und nach Tabelle 6.5 als instationäres Verhalten zu bewerten ist. In Abbildung 6.14 (unten) wurde die Analyse mit einem zunehmenden Zeitfenstermodell durchgeführt, wobei das Startzeitfenster ebenfalls eine Länge von 37 Jahren besitzt und demnach die gleichen statistischen Werte aufweist wie in Abbildung 6.14 (Mitte). Es ist zu erkennen, dass die Überschreitungsrate des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters mit 26% deutlich geringer ausfällt als bei der Analyse mit einem gleitenden Zeitfenster, das Verhalten nach Tabelle 6.5 dennoch als instationär gewertet werden kann.

Abbildung 6.15 zeigt die identische Analyse zur Bestimmung der zeitlichen Abhängigkeit der Standardabweichung. Die Standardabweichung für die Zeitreihe von 1849 bis 2005 errechnet sich zu $s_{1849-2005} = 54$ cm mit einem unteren 95%-Konfidenzintervall von 5,5 cm und einem

oberen von 6,5 cm (Abbildung 6.15, oben). In Abbildung 6.15 (Mitte) ist die Standardabweichung für gleitende 37-Jahres-Zeitfenster durchgeführt worden, wobei das erste Zeitfenster eine Standardabweichung von $s_{1849-1885} = 50$ cm besitzt. Das 95%-Konfidenzintervall hierzu beträgt 10 cm (unten) und 14 cm (oben) und wird von keinem Wert der folgenden Zeitfenster über- oder unterschritten, womit sich eine Über- bzw. Unterschreitungsrate des Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters von 0% ergibt. Ein ähnliches Ergebnis zeigt sich in Abbildung 6.15 (unten) bei der Analyse mit zunehmenden Zeitfenstern, wo ebenfalls eine Über- bzw. Unterschreitungsrate von 0% berechnet wird. Die Standardabweichung der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 ist nach den durchgeführten Analysen demnach als stationär zu bewerten.

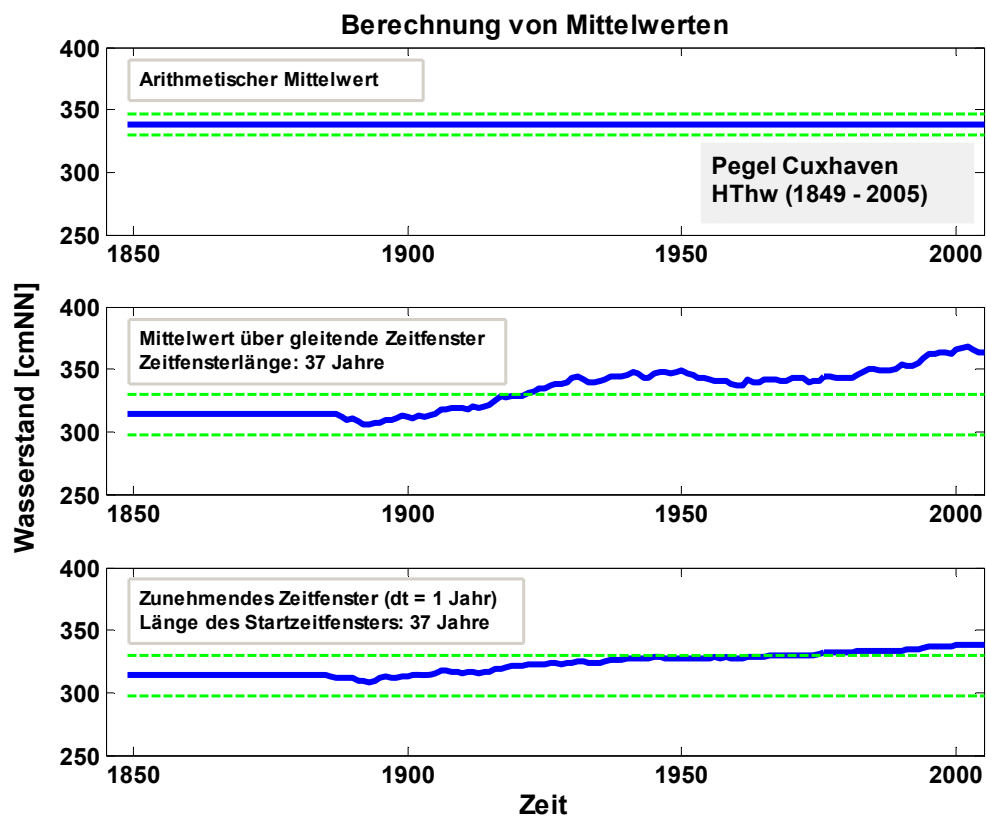


Abbildung 6.14: Berechnung von Mittelwerten der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung des arithmetischen Mittelwertes. Mitte: Berechnung des Mittelwertes über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung des Mittelwertes über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre.

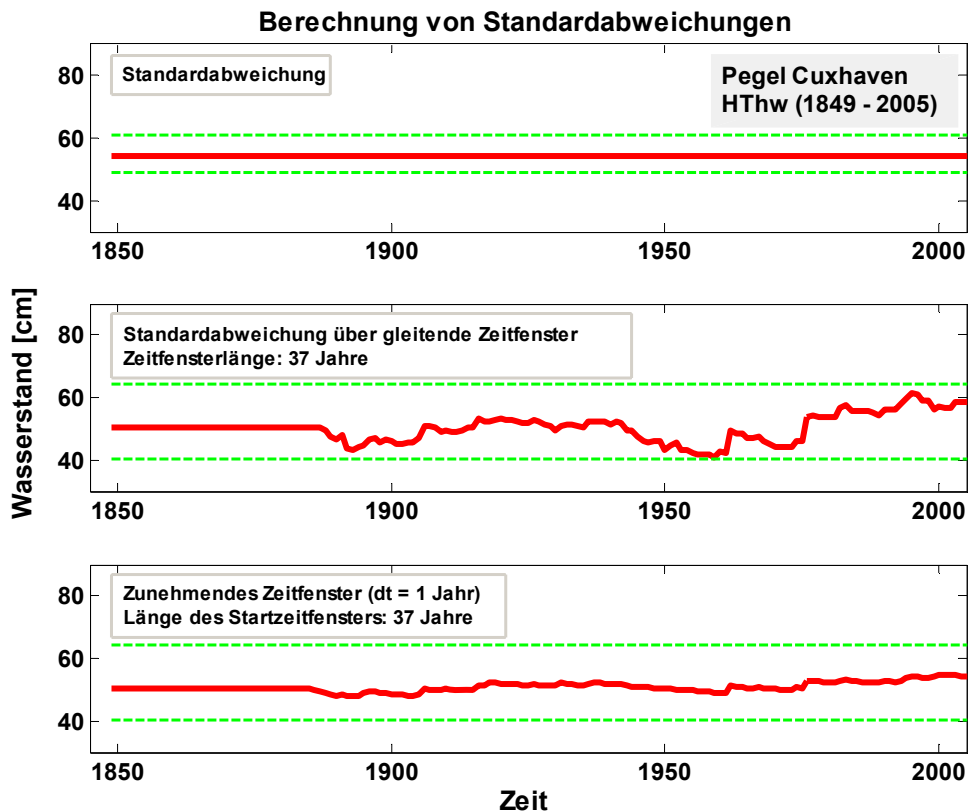


Abbildung 6.15: Berechnung von Standardabweichungen der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung der Standardabweichung für die gesamte Zeitreihe. Mitte: Berechnung der Standardabweichung über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung der Standardabweichung über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre.

In Abbildung 6.16 und Abbildung 6.17 ist die Testmethodik an einer synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven durchgeführt worden, die über eine Monte-Carlo-Simulation erzeugt wurde. Die Monte-Carlo-Simulation basiert auf einer Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV) mit dem Lageparameter $a = 315,22$ cm, dem Streuungsparameter $b = 48,19$ cm und dem Krümmungsparameter $k = 0,12$. Die Parameter wurden aus der beobachteten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849-2005 abgeleitet. In Abbildung 6.16 ist in allen drei Analysen ein stabiles zeitliches Verhalten der Mittelwerte der simulierten Zeitreihe zu erkennen (Über- bzw. Unterschreitungsrate: 0%), sodass die Mittelwertstationarität der Zeitreihe bestätigt wird. Tabelle 6.4 zeigt jedoch, dass das stabile Verhalten des Mittelwertes nicht zwangsläufig ein typisches Verhalten für stationäre Zeitreihen sein muss, sondern auch hier große Schwankungen auftreten können. Abbildung 6.17 zeigt ebenfalls ein stabiles Verhalten der Standardabweichung, wo sich lediglich bei der Analyse mit gleitenden Zeitfenstern einige Unterschreitungen des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters im Bereich von 9% ergeben und somit als stationär betrachtet werden kann (vgl. Tabelle 6.5).

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass der Test auf Stationarität einer Zeitreihe auf alleiniger Grundlage der zeitlichen Beschreibung von Mittelwert und Standardabweichung nicht belastbar geführt werden kann, der auch bei stationären Zeitreihen hohe Überschreitungsrate des 95%-Konfidenzintervalles auftreten können. Im Zusammenwirken mit weiteren Tests (vgl. Abschnitte 6.3.2, 6.3.3) können jedoch Hinweise auf Stationarität oder Instationarität abgeleitet werden.

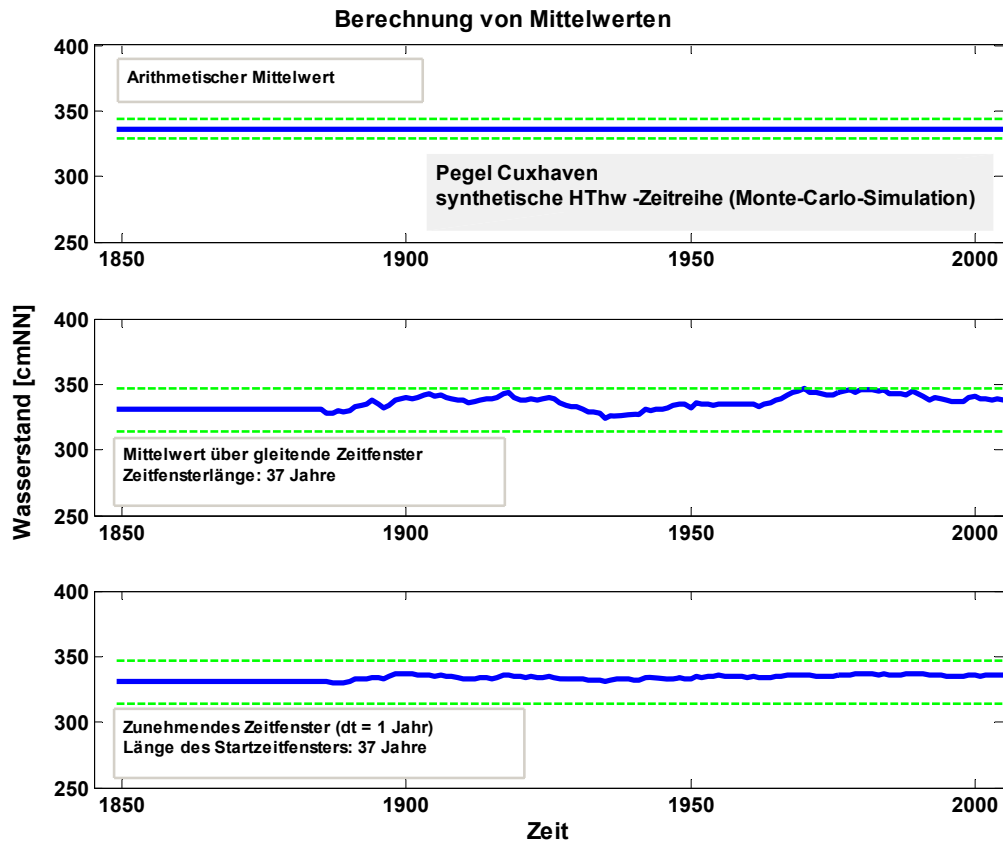


Abbildung 6.16: Berechnung von Mittelwerten einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung des arithmetischen Mittelwertes. Mitte: Berechnung des Mittelwertes über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung des Mittelwertes über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre.

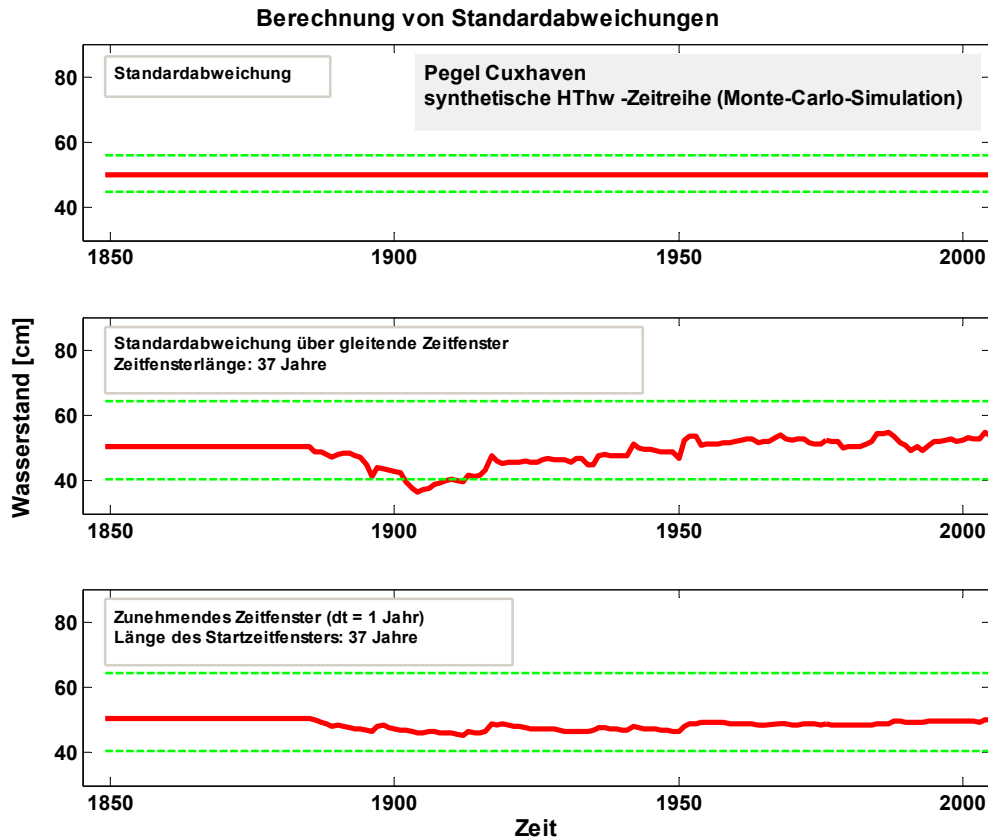


Abbildung 6.17: Berechnung von Standardabweichungen einer über Monte-Carlo-Simulation erzeugten synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven. Grüne Linie: 95%-Konfidenzintervall des Referenzzeitfensters. Oben: Darstellung der Standardabweichung für die gesamte Zeitreihe. Mitte: Berechnung der Standardabweichung über ein gleitendes Zeitfenster mit Zeitfensterlänge von 37 Jahren. Unten: Berechnung der Standardabweichung über ein Zeitfenster, welches sich um jeweils 1 Jahr verlängert, die Länge des Startzeitfensters beträgt 37 Jahre.

6.4 Test auf Unabhängigkeit einer Zeitreihe

Zur Analyse der Abhängigkeit oder Unabhängigkeit einer Zeitreihe kann die Autokorrelationsfunktion (*engl.: autocorrelation function, acf*) verwendet werden.

Die Berechnung und Interpretation von Autokorrelationsfunktionen wurde bereits in Abschnitt 5.2 beschrieben. Eine Autokorrelation wird als signifikant beschrieben, wenn der Korrelationskoeffizient außerhalb des 95%-Signifikanzbereiches liegt, der gegeben ist zu (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999):

$$-\frac{1,96}{\sqrt{N}} < \rho_k < +\frac{1,96}{\sqrt{N}} \quad \text{Gleichung 6.7}$$

Die endgültige Interpretation der Autokorrelationsfunktion ist jedoch eine subjektive Entscheidung der analysierenden Person, da auch bei einem reinen White-Noise-Prozess (streng stationärer Prozess) ein Anteil von 5% der Korrelationen außerhalb dieses Bereiches liegen kann (SCHLITGEN UND STREITBERG 1999).

In Abbildung 6.18 ist die Autokorrelationsfunktion für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005 dargestellt. Für eine Zeitverschiebung von 0 Jahren ergibt sich per Definition eine Korrelation von 1. Für eine Zeitverschiebung von einem Jahr ergibt sich ebenfalls ein von Null signifikant abweichender Wert von über 0,2. Weiterhin ergibt sich rein formal bei einer Zeitverschiebung von 12 und 20 Jahren eine signifikante Korrelation, wobei diese Werte nur schwach über dem Signifikanzniveau liegen. Auffällig ist, dass bis zu einer Zeitverschiebung von 21 Jahren keine alternierenden Korrelationskoeffizienten festzustellen sind, die für größere Zeitverschiebungen jedoch vorhanden sind.

Vergleichend wurde auch bei diesem Test eine stationäre Realisation aus einer Monte-Carlo-Simulation analysiert (Abbildung 6.19), die außer der Korrelation bei der Zeitverschiebung um $k = 0$ Jahre keine signifikanten Korrelationen aufweist und zudem von Beginn an ein alternierendes Verhalten besitzt.

Die Ergebnisse zeigen, dass die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven (1849 bis 2005) nicht als Datensatz mit komplett unabhängigen Daten angesehen werden kann, wenngleich die bei einem Lag von $k = 1$ gefundene Abhängigkeit nur schwach über dem Signifikanzniveau liegt. Wenn eine signifikante Autokorrelationsfunktion acf bei $k = 1$ vorhanden ist, so kann nach VON STORCH UND ZWIERS (1999) davon ausgegangen werden, dass es sich um einen autoregressiven Prozess erster Ordnung $AR(1)$ (*engl.: autoregressive model*) handelt. Um die untersuchte Zeitreihe in einen Datensatz unabhängiger Ereignisse zu überführen, können die einzelnen Werte nach folgender Formel korrigiert werden:

$$W_{t,neu} = W_{t,beob.} - acf_1 \cdot W_{t-1,beob.} \quad \text{Gleichung 6.8}$$

Diese Korrektur ist jedoch nur zutreffend, wenn keine Autokorrelationen höherer Ordnungen vorliegen, die jedoch bei natürlichen Zeitreihen auftreten können, wie Abbildung 6.18 zeigt.

YU UND WANG (2002, in: KHALIQ ET AL. 2006) und FLEMING UND CLARK (2002, in: KHALIQ ET AL. 2006) zeigten, dass durch die Anwendung dieser Transformation Trendeigenschaften, die in den Originaldaten vorhanden sind, verloren gehen. In KHALIQ ET AL. (2006) wird ausgeführt, dass gerade dann, wenn Instationaritäten von Zeitreihen untersucht werden sollen, die in Gleichung 6.8 angegebene Transformation nicht zielführend ist.

Da in der vorliegenden Arbeit die Instationaritäten von hydrologischen Zeitreihen im Vordergrund stehen (vgl. Abschnitt 6), werden die untersuchten Zeitreihen nicht mit der Autokorrelationsfunktion korrigiert.

Eine vorhandene Instationarität und eine signifikante Autokorrelationsfunktion in einer Zeitreihe sind nicht zwingend miteinander verbunden. Ein autoregressiver Prozess erster Ordnung $AR(1)$ kann auch stationär sein. Stationaritätsbedingungen autoregressiver Prozesse sind bei VON STORCH UND ZWIERS (1999) oder SCHLITZGEN UND STREITBERG (1999) zu finden.

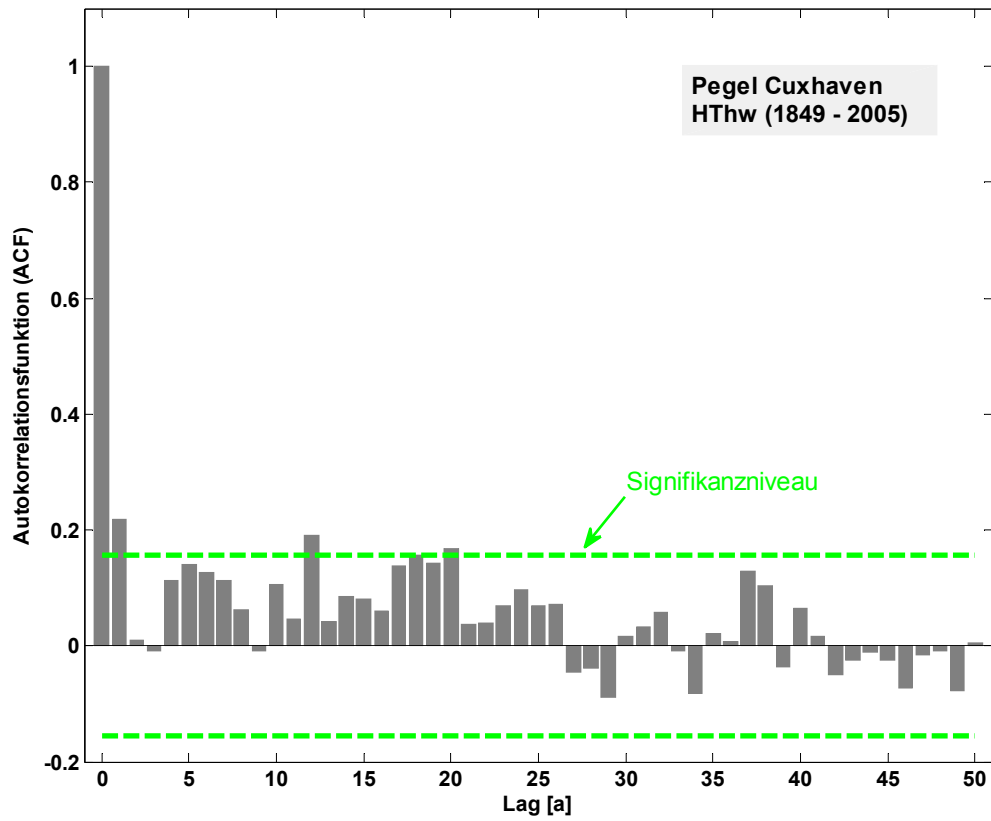


Abbildung 6.18: Autokorrelationsfunktion der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2005.

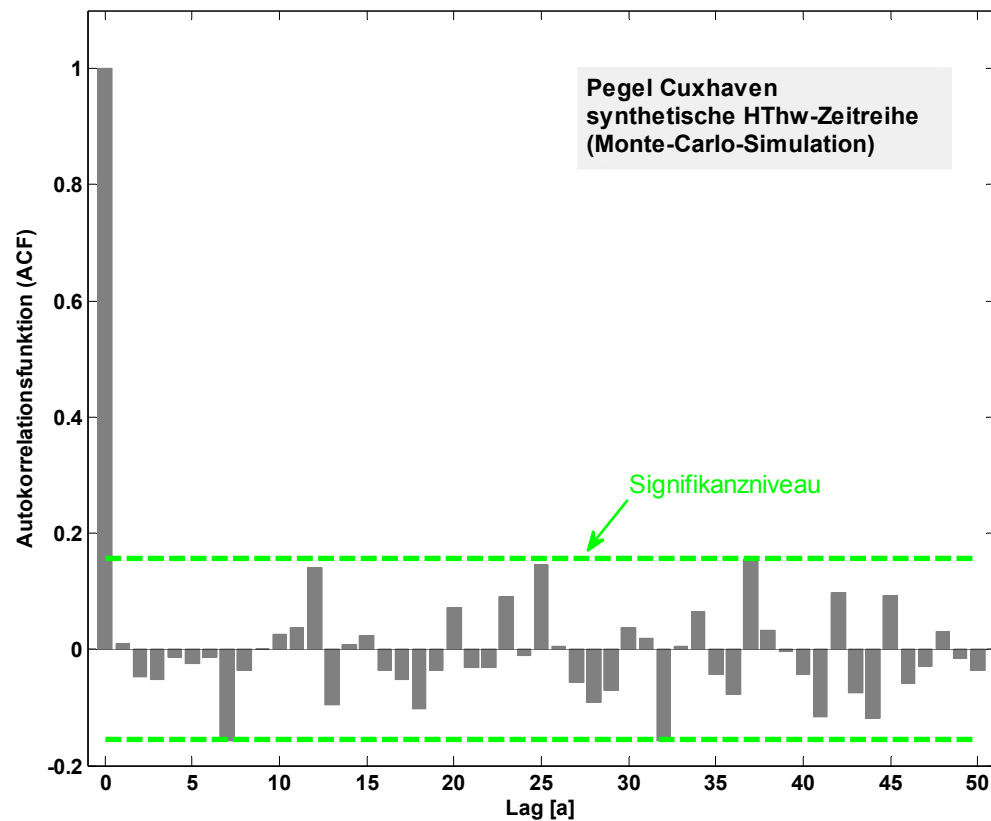


Abbildung 6.19: Autokorrelationsfunktion einer synthetischen HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven.

6.5 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass jedes der drei diskutierten Testverfahren zur Überprüfung der Stationarität oder Instationarität Vor- und Nachteile hat. Die Ermittlung des linearen Trends ist schnell und mit verhältnismäßig einfachen mathematischen Werkzeugen durchzuführen, gibt jedoch nur Aufschluss über das zeitliche Verhalten des Mittelwertes. Änderungen in der Varianz können hiermit nicht erkannt werden. Der Kolmogorov-Smirnov-Test ist demgegenüber aussagefähiger, weil die Zeitreihen hinsichtlich des gesamten Systemverhaltens analysiert werden, jedoch entstehen durch die Wahl der Zeitfensterlängen und Signifikanzniveaus Unsicherheiten im Ergebnis. Die Analyse der zeitlichen Entwicklung von Mittelwert und Standardabweichung ist wiederum mit verhältnismäßig einfachen mathematischen Methoden und Werkzeugen durchzuführen und gibt insbesondere einen guten visuellen Eindruck der Zeitabhängigkeiten, jedoch sind auch hier Unsicherheiten durch die Wahl des Zeitfenstermodells (vergesslicher oder langlebiger Chronist) sowie durch die Signifikanzniveaus vorhanden.

Zur Überprüfung der Stationarität sollte deshalb nicht nur ein Verfahren herangezogen werden, sondern es sollten mehrere Testmethoden angewendet werden, um zu einer belastbaren Aussage zu gelangen. In Abbildung 6.20 sind die diskutierten Testverfahren mit den zugeordneten Entscheidungskriterien dargestellt. Im optimalen Fall führen alle Verfahren zu dem Ergebnis der Stationarität oder Instationarität, was jedoch nicht zwangsläufig gegeben sein muss. Falls nicht alle Testverfahren ein eindeutiges Ergebnis liefern, wird entweder das mehrheitliche Ergebnis maßgebend sein, oder die analysierende Person muss anhand der zu bearbeitenden Aufgabenstellung eine Gewichtung der Ergebnisse vornehmen, womit ein gewisses Maß an Subjektivität nicht ausgeschlossen werden kann.

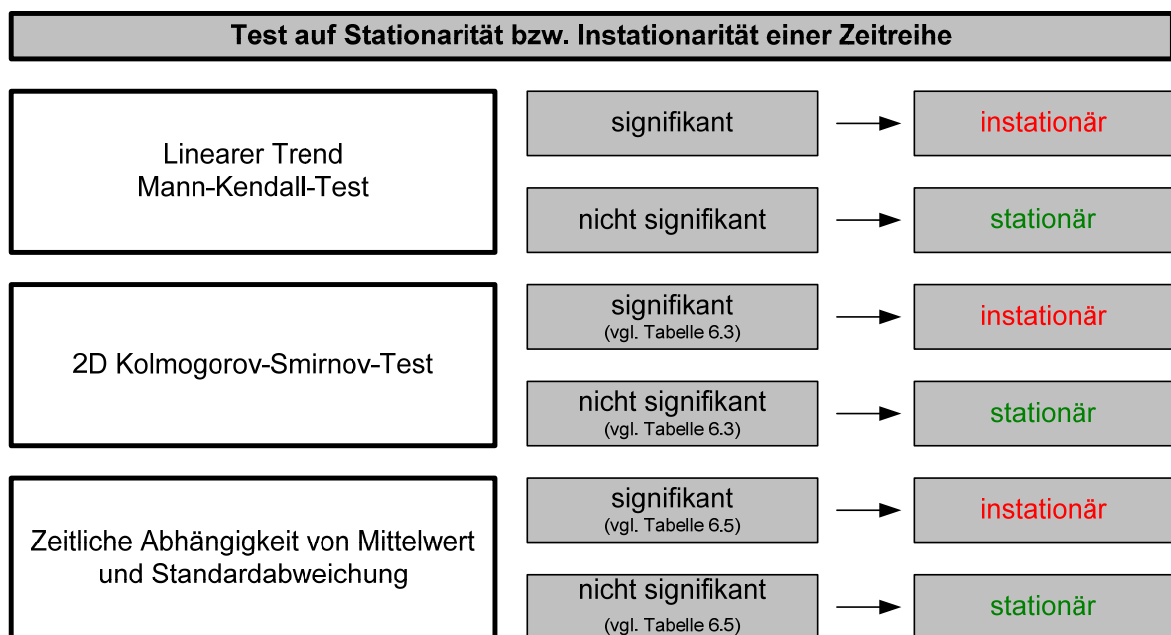


Abbildung 6.20: Zusammenfassende Darstellung und Entscheidungskriterien der diskutierten Testverfahren.

Grundvoraussetzung aller Testverfahren ist und bleibt, dass die zu untersuchende Zeitreihe den zugrunde liegenden Prozess repräsentativ beschreiben muss. Die genannten Testverfahren können diese Voraussetzung nicht prüfen und können somit bei falschen Voraussetzungen zu Fehlentscheidungen führen. Liegen jedoch ausreichend lange Zeitreihen vor, so bieten die diskutierten Testverfahren belastbare Entscheidungsgrundlagen.

Für eine schnelle Entscheidungsfindung in der Praxis werden der Trendtest (vgl. Abschnitt 6.3.2) und die Analyse der zeitlichen Abhängigkeiten von Mittelwert und Standardabweichung (vgl. Abschnitt 6.3.4) empfohlen.

7 Homogenisierung von Zeitreihen

7.1 Allgemeines

Werden in einer zu analysierenden Datenzeitreihe signifikante instationäre Anteile oder Abhängigkeiten identifiziert und soll eine stationäre Extremwertanalyse durchgeführt werden, so müssen die Instationaritäten aus den Daten entfernt werden. Die instationäre Zeitreihe wird also in eine stationäre Zeitreihe überführt. Dieser Vorgang wird in der Hydrologie häufig als *Homogenisierung* (auch: *Beschickung*, z.B. HUNDT 1955) einer Zeitreihe bezeichnet (z.B. MANIAK 2005). Wie in Abschnitt 6.4 dargestellt, werden Abhängigkeiten in den Daten in der vorliegenden Arbeit nicht intensiver analysiert, weshalb sich die vorgestellten Methoden der Homogenisierung ausschließlich auf die Bereinigung von instationären Effekten beziehen.

Neben stetigen zeitlichen Veränderungen in einer Zeitreihe (Trends) können auch unstetige Änderungen (Sprünge) zu instationären Effekten führen. Sprünge in Zeitreihen sind in der Regel jedoch nicht klimatisch bedingt, sondern häufig anthropogen. Beispielsweise können bauliche Veränderungen an dem Pegel zu Sprüngen in der Wasserstandsaufzeichnung führen oder Änderungen des Höhenbezugssystems. Diese Änderungen stellen jedoch keine plötzlichen Änderungen im hydrologischen System, sondern nur im System der Wasserstandsaufzeichnungen dar. Diese werden in der Regel im Vorfeld einer Analyse aus den Zeitreihen gefiltert, indem zum Beispiel entsprechende Höhenkorrekturen an die Daten angebracht werden. Im Gegensatz zu direkten Einflüssen am Messsystem, können sich durch Baumaßnahmen im Einflussbereich der Wasserstandsmessungen (z.B. Eindeichungen, Baggerungen) die tatsächlichen hydrologischen Bedingungen verändern. Diese Änderungen können sich in mehr oder weniger stetigen Änderungen widerspiegeln, deren genaue Quantifizierung oftmals nur durch einen relativen Vergleich (A-B-Vergleich) über numerische Simulationen bestimmt werden kann. So werden beispielsweise bei geplanten Ausbaumaßnahmen an der Tideelbe umfangreiche numerische Studien durchgeführt, um die Wirkungen jeder einzelnen Maßnahme auf die Tidewasserstände, den Sedimenttransport und weitere Parameter quantifizieren zu können. Sind die Wirkungen bekannt und kann zugleich der Zeitpunkt in der gemessenen Zeitreihe bestimmt werden, können die Zeitreihen um diese Effekte bereinigt werden. In der wasserbaulichen Praxis zeigt sich jedoch häufig, dass eine belastbare Homogenisierung der Zeitreihen hinsichtlich solcher anthropogenen Einflüsse nicht zufrieden stellend durchgeführt werden kann, weil der Wissensstand über Wirkungen und Zeitpunkte nicht ausreichend ist. Solche anthropogenen Effekte sind an der Deutschen Nordseeküste mehr auf die Tideästuare von Ems, Weser und Elbe beschränkt, während

Pegelstationen an der offenen Küste hiervon weniger betroffen sind (vgl. JENSEN ET AL. 2003). In dieser Arbeit werden daher nur Verfahren der Homogenisierung für stetige instationäre Veränderungen (Trends) vorgestellt und angewendet, die auch als Beschickung bezeichnet werden.

Um eine Homogenisierung durchzuführen, muss zunächst ein Bezugsjahr definiert werden. Häufig wird hierzu das letzte Jahr der Beobachtungszeitreihe verwendet, um eine Homogenisierung auf den aktuellen klimatischen Zustand zu erreichen. Für bestimmte Fragestellungen kann aber auch ein zurückliegendes oder zukünftiges Bezugsjahr gewählt werden.

Zur Homogenisierung können mehrere Verfahren verwendet werden, wobei zu beachten ist, dass diese Verfahren in der Regel nur eine Instationarität des Mittelwertes über einen Trend (linear oder nichtlinear) berücksichtigen und nach einer Bereinigung dieses Trends von einer stationären Zeitreihe ausgegangen wird. In Abschnitt 6 wurde gezeigt, dass für eine Analyse der schwachen Stationarität das erste und zweite Moment einer Zeitreihe untersucht werden müssen. Exemplarische Untersuchungen der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven (Abbildung 6.14 und Abbildung 6.15) zeigen jedoch, dass der Mittelwert größeren zeitlichen Änderungen unterliegt als die Standardabweichung. Für eine solche Zeitreihe kann daher nach der Bereinigung der zeitlichen Entwicklung des Mittelwertes von einer stationären Zeitreihe ausgegangen werden. Sie wird auch als *trendstationär* bezeichnet.

Neben der mathematischen Notwendigkeit der Homogenisierung von Zeitreihen zur Anwendung von stationären Verfahren ergibt sich eine weitere aus ingenieurmäßiger Sicht: Für alle Planungsaufgaben ist es von zentraler Bedeutung, das Verhalten eines hydrologischen Systems für den heutigen Zustand zu beschreiben. Dies soll anhand eines einfachen Beispiels illustriert werden. Am 16./17. Februar 1962 wurde die Deutsche Nordseeküste von einer katastrophalen Sturmflut heimgesucht. Der maximale Scheitelwasserstand am Pegel Cuxhaven erreichte einen Wert von $HW_{1962} = 495 \text{ cmNN}$. Von 1962 bis zum Jahr 2009 kann ein mittlerer Meeresspiegelanstieg von $\Delta s_{T, \text{Cuxhaven}} = 47 \text{ a} \cdot 0,3 \text{ cm/a} = 14 \text{ cm}$ angenommen werden. Es kann daher in guter Näherung davon ausgegangen werden, dass ein Sturm gleichen Ausmaßes zum heutigen Datum zu maximalen Wasserständen am Pegel Cuxhaven von $HW_{2009, \text{fiktiv}} = HW_{1962} + \Delta s_{T, \text{Cuxhaven}} = 495 \text{ cmNN} + 14 \text{ cm} = 509 \text{ cmNN}$ führen würde.

Der auf das Jahr 2009 umgerechnete Scheitelwasserstand der Sturmflut vom 16./17. Februar 1962 ist offensichtlich für aktuelle Planungs- und Bemessungsaufgaben von entscheidenderer Bedeutung als der Originalwert. Ähnliches gilt für Planungsaufgaben, die für einen bestimmten Zeithorizont Gültigkeit besitzen sollen. Soll ein Bauwerk mit einer Lebensdauer von zum Beispiel 100 Jahren dimensioniert werden, so ist für diese Aufgabe der auf das Jahr 2009 umgerechnete Wert von Bedeutung. Unter der Annahme eines gleichbleibenden Meeresspiegelanstieges von $s_T = 0,3 \text{ cm/a}$ (beispielhaft gewählt) ergibt sich von 1962 bis 2109 ein Meeresspiegelanstieg von 44 cm, was zu einem fiktiven Sturmflutscheitelwasserstand von $HW_{2109, \text{fiktiv}} = HW_{1962} + \Delta s_{T, \text{Cuxhaven}} = 495 \text{ cmNN} + 44 \text{ cm} = 539 \text{ cmNN}$ führt.

Die Beispiele verdeutlichen, dass eine Homogenisierung immer mit der Wahl eines Bezugszeitpunktes verbunden ist und die sich daran anschließenden Analysen und Ergebnisse nur für diesen Bezugszeitpunkt Gültigkeit besitzen.

Praktikabel anzuwendende Verfahren zur Trendbereinigung von Zeitreihen sind

- Homogenisierung über einen linearen Trend und
- Homogenisierung über ein gleitendes Mittel

Ein weiteres Verfahren ist die

- Homogenisierung über Differenzenbildung,

welches jedoch nur eingeschränkt Anwendung findet. Es sei angemerkt, dass sich die vorgestellten Methoden auf die Homogenisierung von mittel- und langfristigen Trends beziehen. Saisonale Trendbereinigungsverfahren sind nicht Gegenstand dieser Arbeit.

7.2 Homogenisierung über linearen Trend

Zur Homogenisierung einer Zeitreihe über einen linearen Trend muss zunächst eine lineare Ausgleichsgerade an die Ausgangszeitreihe angepasst werden (vgl. Abschnitt 6.3.2). Anschließend wird jeder Wert der Zeitreihe um die Differenz des Wertes der Ausgleichsgeraden für ein gewähltes Bezugsjahr i und dem Funktionswert für einen Zeitpunkt t korrigiert (vgl. JENSEN 1985).

$$W_{t,\text{neu}} = W_{t,\text{beob.}} + (i - t) \cdot s_T \quad \text{Gleichung 7.1}$$

mit: $W_{t,\text{neu}}$ homogenisierter Wert für Zeitpunkt t
 $W_{t,\text{beob.}}$ beobachteter Wert für Zeitpunkt t
 i gewähltes Bezugsjahr
 s_T Trend der Ausgleichsgeraden

In Abbildung 7.1 ist die Homogenisierung einer beobachteten Wasserstandszeitreihe über einen linearen Trend beispielhaft dargestellt. Als Bezugszeitpunkt ist das Endjahr der Beobachtungszeitreihe $i = 2008$ gewählt. Da die Zeitreihe einen positiven Trend s_T aufweist, ergibt sich unter Berücksichtigung des Bezugsjahres 2008 für alle Werte der Zeitreihe ein positiver Korrekturwert. Das Bezugsjahr i kann anschaulich als Drehpunkt beschrieben werden, um den die Beobachtungszeitreihe gedreht wird, sodass sich der lineare Trend der korrigierten Zeitreihe zu Null ergibt.

Die Homogenisierung über einen linearen Trend bietet den Vorteil, dass eine Homogenisierung auch für zukünftige Bezugsjahre erfolgen kann, da die lineare Ausgleichsfunktion leicht extrapoliert werden kann. Geeignet ist das Verfahren jedoch nur für solche Zeitreihen, deren Trendverhalten sich hinreichend genau mit einem linearen Trend beschreiben lässt. Möglich ist auch eine Homogenisierung über abschnittsweise ermittelte lineare Trends, jedoch ist dann die Zulässigkeit der Extrapolation genau zu prüfen. Weiterhin

muss eine Zeitreihe nicht zwangsläufig mit dem eigenen Trend homogenisiert werden, sondern es können auch andere Trends herangezogen werden, wenn dies physikalisch begründet werden kann. Im Küsteningenieurwesen ist es beispielsweise gebräuchlich, die Zeitreihe der jährlichen Tidehöchstwasserstände (HThw) mit dem Trend der jährlichen mittleren Tidehochwasserstände (MThw) zu homogenisieren. Die Zeitreihe der HThw soll in der Regel um den Einfluss des säkularen Meeresspiegelanstieges korrigiert werden. Dieser spiegelt sich jedoch mehr in einer Zeitreihe der mittleren Tidehochwasserstände wider als in der mehr durch stochastische Einflüsse geprägten Zeitreihe der jährlichen Tidehöchstwasserstände.

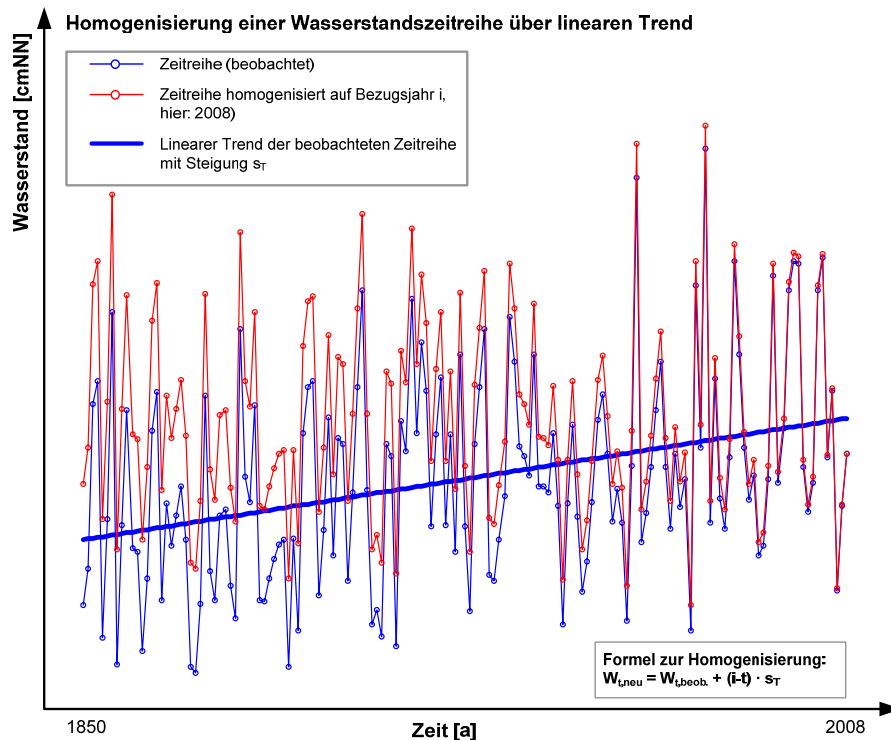


Abbildung 7.1: Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über einen linearen Trend (Beispiel).

7.3 Homogenisierung über gleitendes Mittel

Für die Homogenisierung einer Beobachtungszeitreihe über ein gleitendes Mittel wird ein Zeitfensterintervall festgelegt, mit dem das gleitende Mittel berechnet werden kann. Hierbei sollte das Zeitfenster möglichst so gewählt werden, dass Vielfache von bekannten Perioden verwendet werden. Bei der Analyse von Wasserstandszeitreihen an den Deutschen Küsten bieten sich hier vielfache Werte der Nodaltide mit $T = 18,6$ Jahren (JENSEN ET AL. 1992) an, wie zum Beispiel 19 Jahre oder 37 Jahre (vgl. Abschnitt 6.3.3). Für die Trendkorrektur muss auch hier ein Bezugsjahr i gewählt werden, auf welches die Zeitreihe homogenisiert wird. Jeder Wert der Beobachtungszeitreihe wird mit der Differenz zwischen dem Funktionswert des gleitenden Mittels des Bezugsjahres und dem Funktionswert zum entsprechenden Zeitpunkt t korrigiert.

$$W_{t,\text{neu}} = W_{t,\text{beob.}} + (G_i - G_t)$$

Gleichung 7.2

- mit: $W_{t,\text{neu}}$ homogenisierter Wert für Zeitpunkt t
 $W_{t,\text{beob.}}$ beobachteter Wert für Zeitpunkt t
 i gewähltes Bezugsjahr
 G_i Funktionswert des gleitenden Mittels im Bezugsjahr i
 G_t Funktionswert des gleitenden Mittels zum Zeitpunkt t

In Abbildung 7.2 ist analog zu Abbildung 7.1 die Homogenisierung einer Zeitreihe auf das Bezugsjahr 2008 über ein 19-jähriges gleitendes Mittel dargestellt. Dabei ist der Funktionswert des gleitenden Mittels immer dem letzten Jahr des betrachteten Zeitintervalls zugeordnet. Beispiel: Der Mittelwert des 19-jährigen Zeitintervalls von 1982 bis 2000 ist dem Jahr 2000 zugeordnet. Dies ermöglicht, dass auch am Ende der Beobachtungszeitreihe ein Wert berechnet wird, der aus einem vollen Zeitintervall von 19 Jahren besteht. Nachteilig ist hingegen, dass für die ersten 18 Jahre der Zeitreihe keine Werte des gleitenden Mittels zur Verfügung stehen. Näherungsweise wird daher für diese 18 Werte der Wert des ersten vollen 19-Jahres-Intervalls angesetzt. Es ist anzumerken, dass sowohl für die Wahl des Zeitintervalls als auch für die Wahl der zeitlichen Zuordnung des Funktionswertes des gleitenden Mittels keine konkreten Vorgaben vorliegen.

Der Vorteil der Homogenisierung über gleitende Mittel besteht in einer guten Abbildbarkeit der zeitlichen Veränderungen innerhalb der Zeitreihe, jedoch ist eine Homogenisierung auf zukünftige Bezugszeitpunkte nicht möglich, da eine Extrapolation ausgeschlossen ist. Auch bei diesem Verfahren kann eine Homogenisierung über das gleitende Mittel einer sekundären Zeitreihe erfolgen (vgl. Abschnitt 7.2).

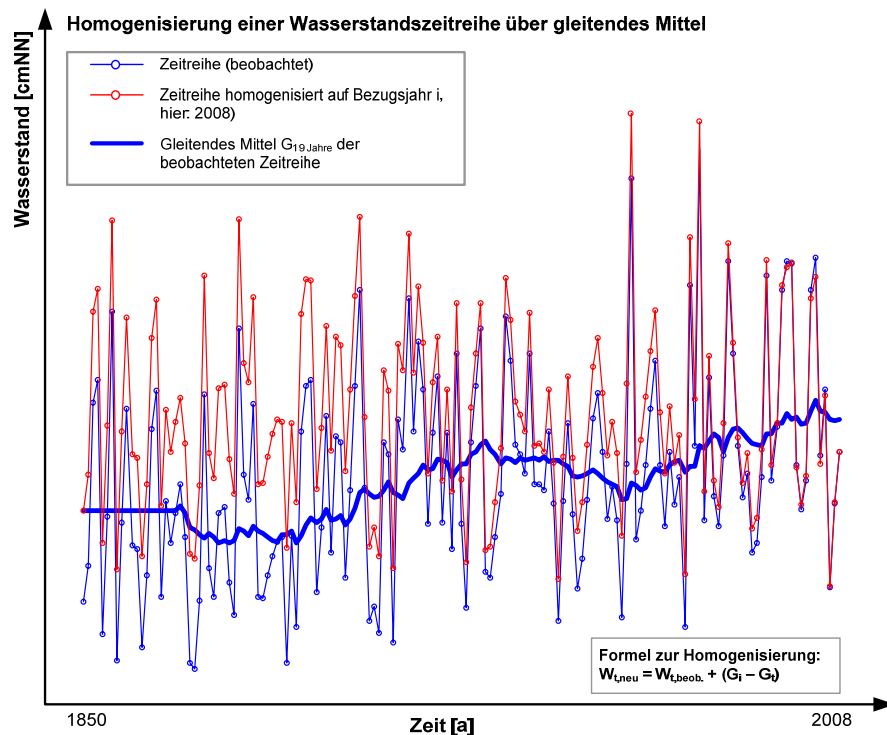


Abbildung 7.2: Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über ein gleitendes Mittel (Beispiel).

7.4 Homogenisierung über Differenzenbildung

In der Zeitreihenanalyse und –modellierung ist die Homogenisierung einer Zeitreihe über ein- oder mehrmalige Differenzenbildung gebräuchlich. Dabei wird jeweils die Differenz zwischen den beobachteten Werten zum Zeitpunkt t und $t-1$ gebildet.

$$W_{t,\text{neu}} = W_{t,\text{beob.}} - W_{t-1,\text{beob.}} \quad \text{Gleichung 7.3}$$

mit: $W_{t,\text{neu}}$ homogenisierter Wert für Zeitpunkt t
 $W_{t,\text{beob.}}$ beobachteter Wert für Zeitpunkt t
 $W_{t-1,\text{beob.}}$ beobachteter Wert für Zeitpunkt $(t-1)$

Bei vielen hydrologischen Zeitreihen ist eine einmalige Differenzenbildung ausreichend, um einen stationären Prozess zu erhalten. Für diese Methode muss kein Bezugsjahr gewählt werden, jedoch muss für eine Rücktransformation der homogenisierten Werte in absolute Höhen der Zeitbezug der Datenreihe erhalten bleiben. Wird mit den homogenisierten Daten eine statistische Analyse durchgeführt, so geht der Zeitbezug der Werte durch die Rangstatistik verloren und eine Rücktransformation ist nicht mehr möglich. Aus diesem Grund hat das dargestellte Verfahren für statistische Analysen nur eine untergeordnete Bedeutung.

In Abbildung 7.3 ist die Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über einmalige Differenzenbildung dargestellt. Es ist zu erkennen, dass sich der Trend der homogenisierten Zeitreihe näherungsweise zu Null ergibt.

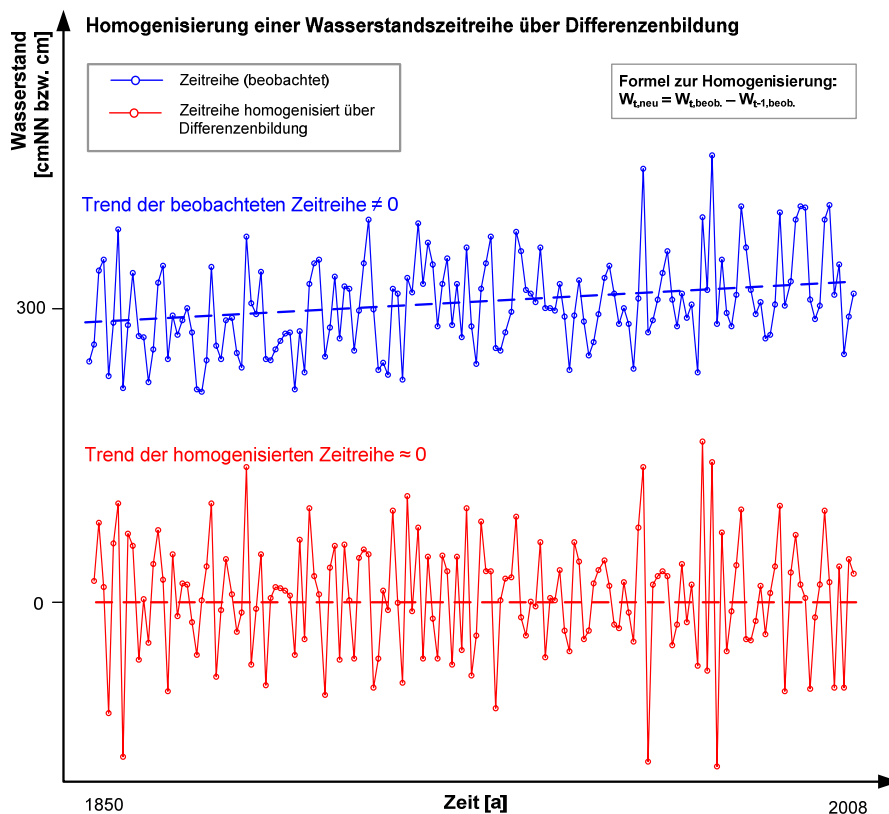


Abbildung 7.3: Homogenisierung einer Wasserstandszeitreihe über Differenzenbildung (Beispiel).

7.5 Auswirkungen von Instationaritäten des Lageparameters auf die Ergebnisse der stationären Extremwertstatistik

Im Rahmen einer Sensitivitätsstudie wird nachfolgend dargestellt, wie groß der Einfluss eines zeitabhängigen Mittelwertes auf die Ergebnisse einer stationären Extremwertstatistik ist (Abbildung 7.4). Für die Analyse wurde eine synthetische stationäre Referenzzeitreihe (Z1) aus einer Allgemeinen Extremwertverteilung über Monte-Carlo-Simulation erzeugt, die zusätzlich trendkorrigiert wurde und somit einen zeitlich stationären Mittelwert von $m_{Z1} = 336$ cm hat. Die Standardabweichung der Zeitreihe liegt bei $s_{Z1} = 46,72$ cm. Die Zeitreihen Z2 bis Z7 sind Modifikationen der Zeitreihe Z1, bei denen verschiedene Variationen des Mittelwertes angebracht wurden. Die Variationen der Mittelwerte wurden in der Größenordnung und Ausprägung so gewählt, dass sie den an Pegeln tatsächlich vorhandenen Einflüssen ähneln.

Die Auswertungen sind angelehnt an die Untersuchungen von JENSEN (1984), der synthetische Zeitreihen mit aufgeprägten Instationaritäten verwendet hat, um die Säkulartrendfunktionen an Pegeln der Deutschen Nordseeküste beurteilen zu können. Die Säkulartrendfunktion eines Pegels beschreibt das zeitliche Verhalten des linearen Trends einer Zeitreihe, indem ein gleitendes Zeitfenster verwendet und für jedes Zeitfenster der lineare Trend ermittelt wird. JENSEN (1984) hat eine synthetische Zeitreihe mit einem Sprung um $\Delta h = 10$ cm in der Mitte der Zeitreihe und eine Zeitreihe mit einem Doppelsprung ($\Delta h = +10$ cm und -10 cm) für die Analysen verwendet und gleitende Zeitfenster von 25 bzw. 50 Jahren analysiert. Für beide künstlich aufgeprägten Instationaritäten ergibt sich ein charakteristisches Abbild in den Säkulartrendfunktionen, womit Änderungen in den beobachteten Zeitreihen interpretiert werden können.

Die hier vorliegenden Analysen sollen jedoch im Gegensatz zu den Arbeiten von JENSEN (1984) keine Aussagen zu Zeitpunktveränderungen des Mittelwertes und des Säkulartrends liefern, sondern die Auswirkungen von Instationaritäten auf die Ergebnisse einer stationären Extremwertstatistik zeigen, ohne dass eine Homogenisierung der Zeitreihen erfolgt. Da die Fülle von möglichen Instationaritäten innerhalb beobachteter Zeitreihen sehr groß ist, sind die hier dargestellten Ergebnisse als eine Auswahl zu verstehen. Insbesondere werden nur exemplarische Änderungen des Mittelwertes untersucht, wohingegen Instationaritäten in der Varianz oder höheren Momenten der Zeitreihen unberücksichtigt bleiben.

Die Zeitreihe Z2 enthält einen Sprung um $\Delta h = +10$ cm in der Mitte der Zeitreihe (1950). Diese Instationarität im Dezimeterbereich kann an Pegelzeitreihen zum Beispiel durch Ablese- oder Umrechnungsfehler auftreten. Beispielsweise ist im Jahr 2000 das Höhenbezugssystem auf der Insel Helgoland vom Helgoland Null (HN) auf das System Normal Null (Null) umgestellt worden. Zwischen beiden Systemen ist eine Differenz von 27 cm vorhanden. Diese Umstellung bedingt in den Wasserstandsaufzeichnungen einen entsprechenden Sprung (ULLRICH UND WÜSTER 2003). In Zeitreihe Z3 ist ein Doppelsprung ($\Delta h = +10$ cm, $\Delta h = -20$ cm) vorhanden, der ebenfalls zum Beispiel durch Umrechnungsfehler entstehen kann. Ein möglicher Einfluss des Klimawandels ist durch verschiedene Modelle in den Zeitreihen Z4 bis Z6 dargestellt: Z4 beinhaltet einen linearen Trend über die gesamte Zeitreihe; Z5 weist

einen linearen Trend ab Mitte der Zeitreihe auf und Z6 hat einen exponentiellen Trend. In der Zeitreihe Z7 ist demgegenüber keine Instationarität enthalten, sondern der Mittelwert ist im Vergleich zur Referenzzeitreihe um $\Delta h = +30$ cm erhöht (Abbildung 7.4).

Für alle Zeitreihen wurde eine Extremwertanalyse mit der stationären Allgemeinen Extremwertfunktion (GEV) durchgeführt (vgl. Abschnitt 8) und die Ergebnisse der 100-, 200- und 1.000-jährlichen Ereignisse dargestellt. Im Rahmen der durchgeführten Extremwertstatistik wird angenommen, dass alle Zeitreihen stationär sind und somit die Anwendung der stationären GEV zulässig ist.

Für die Zeitreihen Z2 bis Z6 ist zu erkennen, dass sich die Abweichungen im Vergleich zur Zeitreihe Z1 in einer Größenordnung bis über einem Dezimeter bewegen. Die Ergebnisse der Zeitreihe Z7 liegen erwartungsgemäß konstant 30 cm über den Werten der Referenzzeitreihe Z1 (Abbildung 7.5 und Tabelle 7.1). Insbesondere die Ergebnisse der Zeitreihen Z4 und Z6 zeigen deutlich, dass die nicht berücksichtigten Instationaritäten zu signifikanten Abweichungen führen können, wobei die Abweichungen bei den geringeren Jährlichkeiten höher ausfallen als bei den größeren Jährlichkeiten. Dies ist durch eine im Vergleich zur Referenzzeitreihe Z1 verdrehten Verteilungsfunktion zu erklären. Bei den Zeitreihen Z4 und Z6 ergeben sich im Bereich der 100-jährlichen Ereignisse Abweichungen bis 12 cm, die zwar noch innerhalb des 95%-Konfidenzintervalls der Analysen liegen (± 30 cm), jedoch für praktische Anwendungen dennoch als signifikant bewertet werden können.

Die durchgeführte Sensitivitätsstudie zeigt, dass die Berücksichtigung von nachgewiesenen Instationaritäten (vgl. Abschnitt 6) bei der Extremwertstatistik notwendig ist, um belastbare Aussagen zu T-jährlichen Extremwerten zu erhalten. Die Bedeutung wird insbesondere dann größer, wenn nicht nur für den aktuellen Zustand, sondern für einen zukünftigen Zeithorizont Aussagen zu T-jährlichen Ereignissen abgeleitet werden sollen.

Grundsätzlich bieten sich zwei Verfahren zur Berücksichtigung von Instationaritäten innerhalb der Extremwertstatistik an:

(1) Die Zeitreihen werden um ihre instationären Einflüsse korrigiert (vgl. Abschnitt 7), sodass eine stationäre Zeitreihe gebildet wird, die mit den Verfahren einer stationären Extremwertstatistik analysiert werden können.

(2) Das instationäre Verhalten der Zeitreihe wird durch geeignete Verfahren in die Parameterschätzung der Extremwertstatistik integriert, wodurch ein instationärer Ansatz entsteht, der als Ergebnis zeitabhängige T-jährliche Ereignisse liefert (vgl. Abschnitt 9).

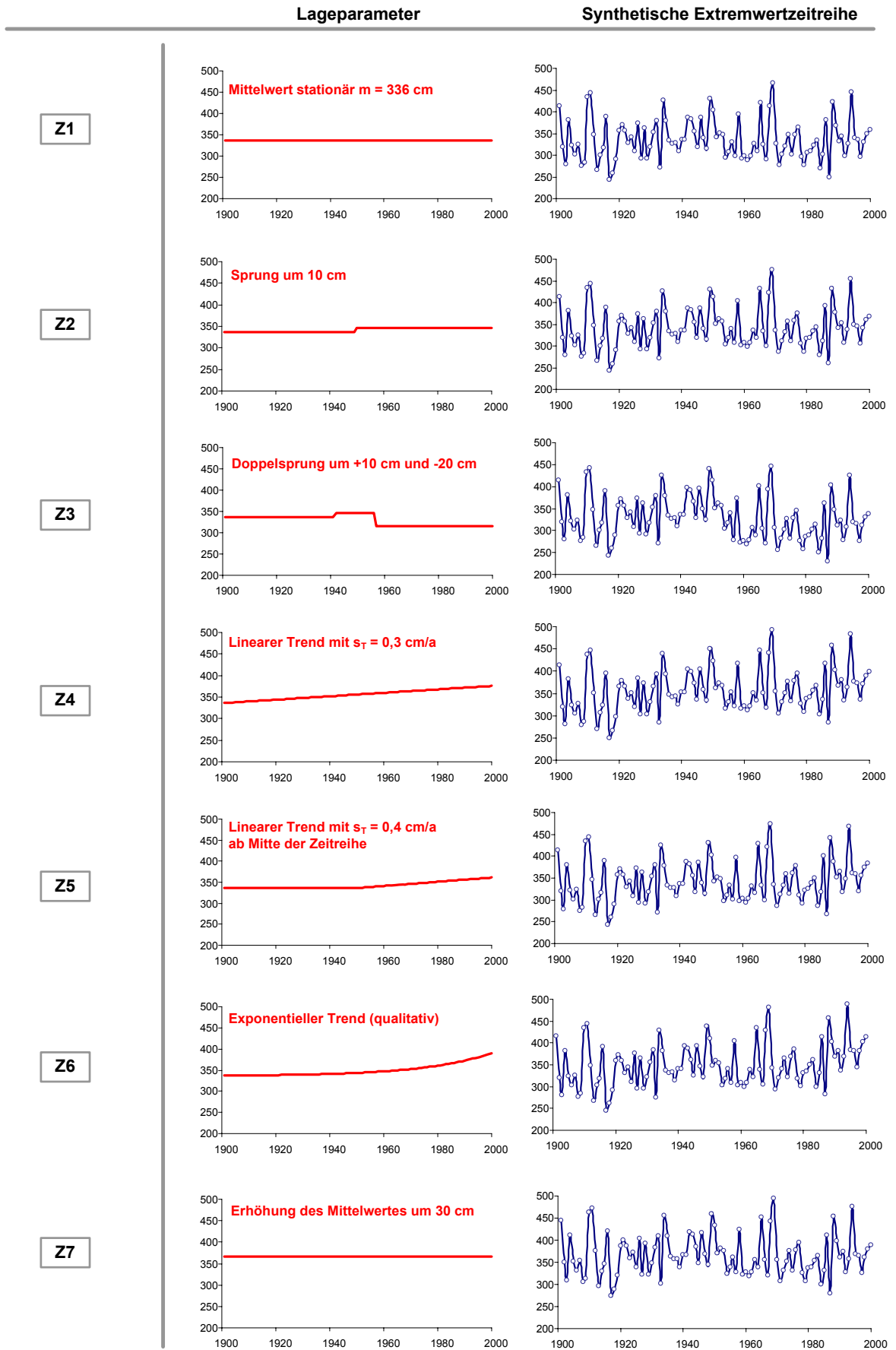


Abbildung 7.4: Generierung synthetischer Zeitreihen mit Änderungen des Lageparameters.

Tabelle 7.1: Ergebnisse der Extremwertstatistik (GEV) für die synthetischen Zeitreihen Z1 bis Z7.

	T	Differenz zur Referenz-zeitreihe Z1	T	Differenz zur Referenz-zeitreihe Z1	T	Differenz zur Referenz-zeitreihe Z1
	100		200		1.000	
	cm	cm	cm	cm	cm	
Z1	475		496		541	
Z2	478	+3	497	+1	539	-2
Z3	472	-3	492	-4	534	-7
Z4	487	+12	504	+8	537	-4
Z5	479	+4	498	+2	539	-2
Z6	487	+12	506	+10	544	+3
Z7	505	+30	526	+30	571	+30

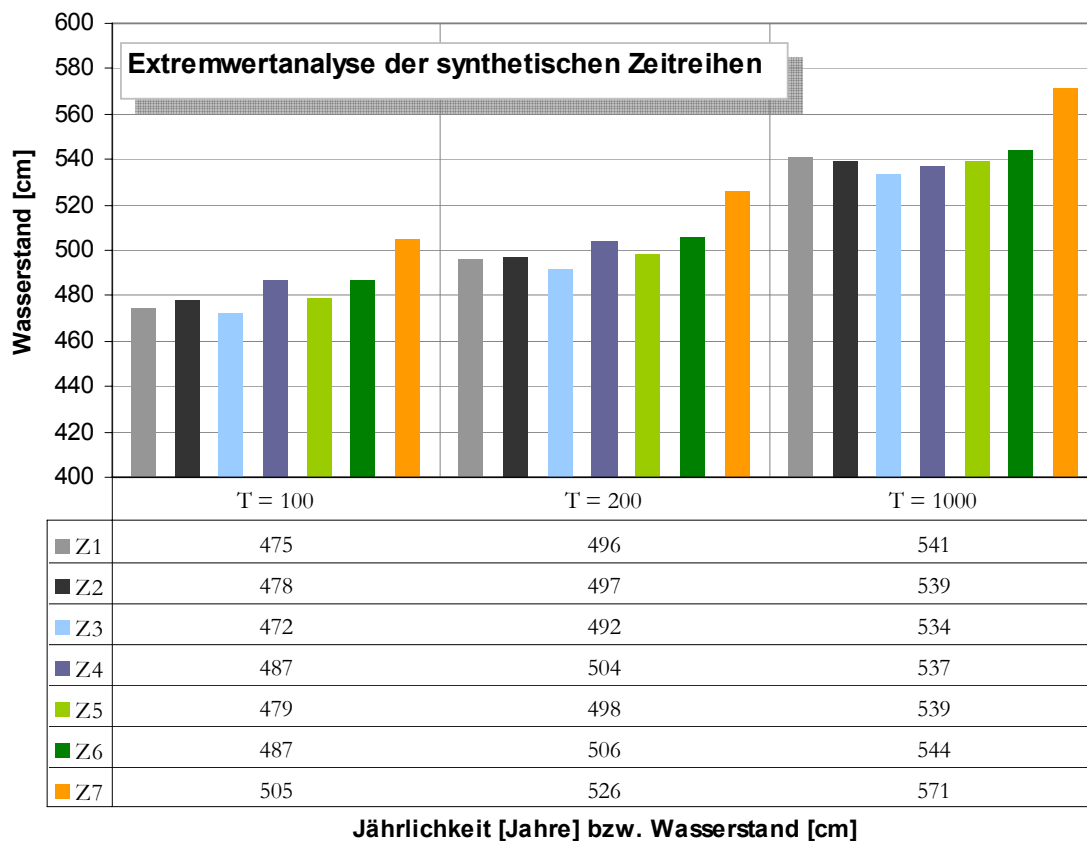


Abbildung 7.5: Ergebnisse der Extremwertstatistik (GEV) für die Zeitreihen Z1 bis Z7.

7.6 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Die Ausführungen und Ergebnisse zeigen, dass die Homogenisierung von Zeitreihen eine geeignete und ebenso notwendige Methodik darstellt, um die Daten einer stationären Extremwertanalyse zuführen zu können. Werden die in den Datenreihen vorhandenen Änderungen nicht über eine Homogenisierung ausgeglichen, so resultieren verfälschte Ergebnisse der Extremwertstatistik. Insofern bildet die Homogenisierung eine Möglichkeit, in den Daten enthaltene Instationaritäten in einem stationären Ansatz zu berücksichtigen. Der Nachteil dieser Methodik besteht darin, dass die Abschätzung von zukünftigen Bemessungswerten nur unzureichend möglich ist. Zwar bietet die Homogenisierung über einen linearen Trend grundsätzlich auch die Möglichkeit, die Daten auf einen zukünftigen Zeithorizont zu beschicken, jedoch kann dies nur als grobe Näherungslösung betrachtet werden. Ein fundiertes instationäres Extremwertmodell sollte in der Lage sein, sowohl Änderungen im Trend, als auch in der Varianz oder Schiefe der Daten abbilden zu können. Dies ist über die Homogenisierung der Daten allein nicht möglich.

8 Stationäre Extremwertstatistik

8.1 Allgemeines

Die Extremwertstatistik beschreibt nicht das komplette Verhalten einer Zufallsvariablen, sondern lediglich die Ausläufer (*engl.: tail*) der Verteilung, sodass nur Extremwerte (Maxima oder Minima) beschrieben werden (Abbildung 8.1). Im Folgenden wird die Beschreibung von Minima nicht weiter verfolgt, sondern ausschließlich auf Maxima Bezug genommen. Weitere Ausführungen zur Extremwertstatistik von Minima sind zum Beispiel zu finden in COLES (2001). Die Extremwerte werden entweder über ein Blockmodell oder ein Schwellenwertmodell aus der Menge der Zufallsvariablen gewonnen. Das in der Hydrologie gebräuchlichste Verfahren ist das Blockmodell, bei dem aus einer Menge von unabhängigen Zufallsvariablen die maximalen Werte eines Zeitabschnittes herausgefiltert werden (COLES 2001):

$$M_n = \max [X_1, \dots, X_n]$$

Gleichung 8.1

wobei $[X_1, \dots, X_n]$ n Zeitreihen mit regelmäßig aufgezeichneten Messwerten sein können. So kann X_i beispielsweise die Zeitreihe von stündlich gemessenen Wasserständen an einem Pegel über ein Jahr sein. Die über das Blockmodell gewonnene Zeitreihe M_n der Maxima wäre in dem genannten Beispiel somit die Zeitreihe der jährlichen Höchstwasserstände an einem Pegel über n Jahre.

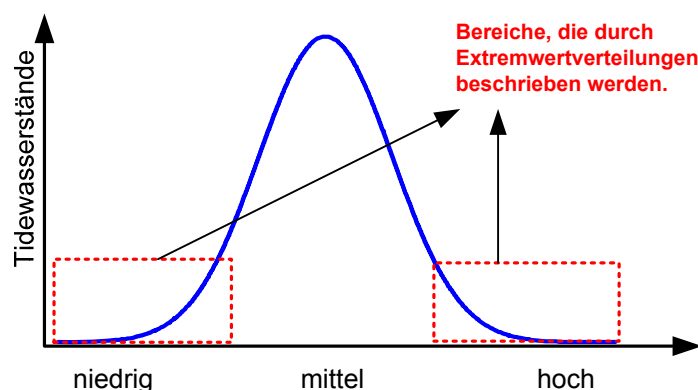


Abbildung 8.1: Zur Definition von Extremwertverteilungen (qualitativ).

Die Maxima einer Stichprobe sind immer im rechten auslaufenden Teil der Stichprobendichtefunktion zu finden. Auch wenn die zugrunde liegende Stichprobe nach dem Zentralen Grenzwertsatz einer Normalverteilung genügt, so lassen sich die Maxima M_n immer mit einer Extremwertverteilung beschreiben (FISHER UND TIPPETT 1928). Dies wird als *Hauptsatz der Extremwerttheorie* bezeichnet.

Da die Grundgesamtheit von M_n nicht bekannt ist und damit auch das grundlegende Systemverhalten nicht exakt beschrieben werden kann, muss dieses über die vorliegenden Stichproben abgeschätzt werden. Diese Vorgehensweise ist dann gerechtfertigt, wenn die Stichprobe des Umfangs n hinreichend groß ist, sodass angesetzt werden kann $n \rightarrow \infty$; somit kann der Hauptsatz der Extremwerttheorie Anwendung finden.

Die Ausführungen machen deutlich, dass bei der Anwendung der Extremwerttheorie, immer ausgehend von einem unbekanntem Prozess, dieser über geeignete Daten und Methoden geschätzt werden soll. Eine Verifikation der Ergebnisse kann nur selten erfolgen, da der zugrunde liegende Prozess unbekannt ist und bleibt. Dennoch stellt die Extremwerttheorie ein für praktische Anwendungen unerlässliches Hilfsmittel dar, mit dem große und extreme Ereignisse hinsichtlich Größe und Eintrittswahrscheinlichkeit abgeschätzt werden können. Eine Alternative zur Extremwertstatistik ist bislang nicht entwickelt worden (COLES 2001).

8.2 Rangstatistik und empirische Verteilungsfunktionen

Die Grundlage der Extremwertstatistik bildet die Rangstatistik (auch: Ordnungsstatistik). Dabei werden die zu untersuchenden Daten x_i mit $i=1 \dots n$ der Größe nach sortiert, sodass x_1 der kleinste und x_n der größte Wert ist. Durch diesen Schritt geht der zeitliche Bezug der Daten verloren und es wird angenommen, dass die auszuwertenden Daten voneinander unabhängig sind und den gleichen Zeitabstand (*Aquidistanz*) aufweisen.

Ausgangssituation der Verfahren der empirischen Wahrscheinlichkeitsrechnung ist, dass bei vielen praktischen Anwendungen eine beliebige Messreihe vorliegt und die zugehörige Verteilungsfunktion nicht bekannt ist. Aus den vorliegenden Messwerten soll dann auf den zugrunde liegenden stochastischen Prozess geschlossen werden.

Aus der geordneten Stichprobe wird die empirische Verteilungsfunktion $F(x)$ bestimmt, die eine Treppenfunktion darstellt (LEHN UND WEGMANN 2006). Diese ermittelte Verteilungsfunktion kann in einem sogenannten Wahrscheinlichkeitsnetz (auch: Wahrscheinlichkeitspapier) aufgetragen werden, woran anschließend eine Ausgleichsfunktion angepasst werden kann. Der Wert der empirischen Verteilungsfunktion wird auch als *plotting position (plp)* bezeichnet. Diese Verfahren der graphischen Ermittlung von Verteilungsfunktionen sind unter anderem ausführlich beschrieben in GUMBEL (1958).

Da in der hydrologischen Praxis oft nur eine Stichprobe zur Analyse zur Verfügung steht, ist auch jeder einzelne Wert $F(x_i)$ der empirischen Verteilungsfunktion nur ein Schätzer für den Wert der Verteilungsfunktion der Grundgesamtheit. Würden zum Beispiel 5 Stichproben

vorliegen, so ergäben sich in der Regel auch 5 verschiedene Werte der empirischen Verteilungsfunktion für jeden einzelnen Messwert.

Sind die Stichproben der Größe nach sortiert mit

$$x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n \quad \text{Gleichung 8.2}$$

sodass x_n das größte Element in der Stichprobe ist, dann ergibt sich die Unterschreitungswahrscheinlichkeit für das i -te Element einer Stichprobe zu

$$P_U = F_X(x_i) \quad \text{Gleichung 8.3}$$

Liegen verschiedene Stichproben vor, so ergibt sich der Erwartungswert der Unterschreitungswahrscheinlichkeit P_U für das i -te Element aus (STEDINGER ET AL. 1993)

$$E[P_U] = \frac{i}{n+1} = plp \quad \text{Gleichung 8.4}$$

Diese Formel ist auch bekannt als WEIBULL-Formel. Darüber hinaus wurden für verschiedene Verteilungsfunktionen und Wahrscheinlichkeitsnetze (nicht logarithmiert, logarithmiert, doppelt-logarithmiert) verschiedene optimierte Formeln für *plotting positions* entwickelt, die allgemein die Form haben

$$plp = \frac{i-a}{n+b} \quad \text{Gleichung 8.5}$$

und sich nur in den Parametern a und b unterscheiden. In Tabelle 8.1 sind die bekanntesten Formeln mit Namen und Zielsetzung angegeben.

Tabelle 8.1: Verschiedene Formeln für *plotting positions* (nach STEDINGER ET AL. 1993).

Name	a	b	Zielsetzung
Weibull	0	1	Biasfreie Schätzung für alle Verteilungen
Cunnane	0,40	0,20	Biasfreie Schätzung der Quantile
Gringorten	0,44	0,12	Optimiert für Gumbel-Verteilung
Hazen	0,50	0	Häufig verwendete Schätzung

Neben der empirischen Ermittlung von *plotting positions* können diese auch über Monte-Carlo-Simulationen abgeleitet werden. Der Vorteil dieses Verfahrens besteht darin, dass über eine hohe Anzahl von erzeugten Realisationen der Erwartungswert der *plotting positions* über einfache Mittelwertbildung berechnet werden kann. GOEL UND DE (1993) haben über Monte-Carlo-Simulationen eine biasfreie *plotting position*-Formel für die Allgemeine Extremwertverteilung entwickelt, die den Krümmungsparameter k mit berücksichtigt

$$plp_{\text{Goel/De}} = \frac{i - 0,02 \cdot k - 0,32}{n - 0,04 \cdot k + 0,36} \quad \text{Gleichung 8.6}$$

In JENSEN ET AL. (2006) wurde gezeigt, dass für die Verwendung der Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV) und eines doppelt-logarithmierten Maßstabes die über Monte-Carlo-Simulationen ermittelten *plotting positions* nahezu identisch sind mit den nach der Formel von GRINGORTEN ermittelten *plotting positions*. In der vorliegenden Arbeit wurde daher zur Vereinfachung der Berechnungen (Einsparung von Rechenzeit am PC) die Formel nach GRINGORTEN verwendet

$$p_{\text{pGringorten}} = \frac{i - 0,44}{n + 0,12} \quad \text{Gleichung 8.7}$$

8.3 Allgemeine Extremwertverteilung

Die hier durchgeführte extremwertstatistische Analyse basiert auf der Allgemeinen Extremwertverteilung (*engl.: Generalized Extreme Value distribution, GEV*), die in den letzten Jahren insbesondere im Bereich der hydrologischen Statistik breite Anwendung findet, da sie verschiedene Klassen von hydrologischen Verteilungsfunktionen in einer Gleichung vereint. Der Vorteil besteht somit darin, im Vorfeld keine Festlegung auf eine bestimmte Klasse der Extremwertverteilungen vornehmen zu müssen. Die GEV basiert auf den Arbeiten von JENKINSON (1955). In den folgenden Jahren wurde die GEV verbreitet angewendet und Verfahren zur Parameterschätzung erarbeitet. Eine ausführliche Zusammenstellung der Arbeiten zur GEV ist in KOTZ UND NADARAJAH (2000) und COLES (2001) zu finden.

Die GEV ist definiert zu

$$\text{GEV}(x) = \left\{ \begin{array}{ll} \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x-a}{b} \right)^{\frac{1}{k}} \right] & \text{für } 1 + k(x-a)/b > 0 \\ & \text{mit } -\infty < a < \infty, b > 0, -\infty < k < \infty \\ \exp \left[- \exp \left(- \frac{x-a}{b} \right) \right] & \text{für } -\infty < x < \infty, k = 0 \end{array} \right\} \quad \text{Gleichung 8.8}$$

Die drei Parameter der Allgemeinen Extremwertverteilung sind der Lageparameter a , der Streuungsparameter b und der Krümmungsparameter k . Der Krümmungsparameter k beschreibt maßgeblich die Form des rechten Endes der Verteilungsfunktion. Für den Fall $k > 0$ besitzt die Funktion keinen oberen Grenzwert und entspricht damit dem Typ II der Klasse der Gumbel'schen Extremwertverteilungen. Das rechte Ende der Funktion hat eine auslaufende polynomische Form. Das linke Ende der Verteilungsfunktion ist begrenzt durch $a - (b/k)$. Für $k < 0$ existiert eine obere Grenze der Funktion bei $a - (b/k)$ und definiert somit den Typ III der Gumbel'schen Extremwertverteilungen. Der Spezialfall $k = 0$ führt auf die bekannte Gumbel'sche Extremwertverteilung des Typ I, welche häufig auch nur als Gumbelverteilung bezeichnet wird und in einem doppelt-logarithmierten Wahrscheinlichkeitsplot eine Gerade ergibt. Es existiert ebenfalls kein oberer Grenzwert. Das

rechte Ende der Verteilungsfunktion besitzt eine exponentielle Form (KOTZ UND NADARAJAH 2000).

Die GEV ist formelmäßig in der Literatur auch mit anderen Vorzeichen angegeben, sodass neben der in dieser Arbeit verwendeten Darstellung

$$\text{GEV}(x) = \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x-a}{b} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 8.9}$$

auch die folgende Form der GEV zu finden ist:

$$\text{GEV}(x) = \exp \left[- \left(1 - k \cdot \frac{x-a}{b} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 8.10}$$

Mit der Verwendung von Gleichung 8.10 kehren sich die Aussagen zum Krümmungsparameter k vorzeichenmäßig um. In Abbildung 8.2 sind die Dichtefunktionen der GEV beispielhaft für konstante Werte von a und b und für verschiedene Werte der Krümmung k dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Krümmung insbesondere das auslaufende Ende der Dichtefunktion beeinflusst. In Abbildung 8.3 sind in Analogie die zugehörigen Verteilungsfunktionen dargestellt. Auf der doppelt-logarithmierten Abszisse ergibt die GEV mit $k = 0$ (Typ I) eine Gerade, wohingegen Werte für $k \neq 0$ zu Krümmungen der Verteilungsfunktion führen. Nach mathematischer Definition wird eine Funktion als konvex bezeichnet, wenn die Funktionswerte $\text{GEV}(x)$ zwischen zwei Punkten x_1 und x_2 unterhalb der Verbindungsgeraden zwischen diesen zwei Punkten liegen. Demnach ist die GEV vom Typ II als *konkav* und Typ III als *konvex* zu bezeichnen.

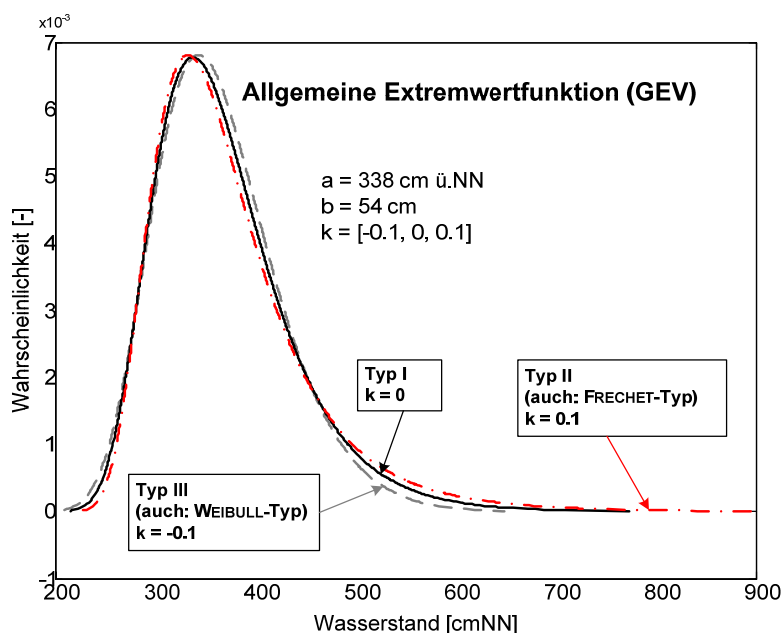


Abbildung 8.2: Darstellung der Dichtefunktionen der GEV für unterschiedliche Werte der Krümmung k .

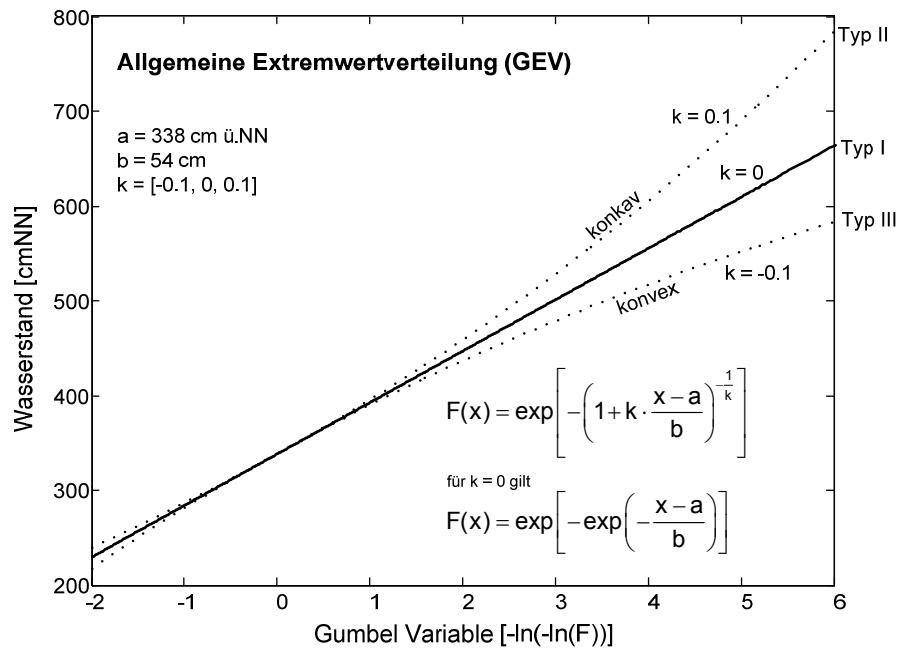


Abbildung 8.3: Darstellung der Verteilungsfunktionen der GEV für unterschiedliche Werte der Krümmung k .

Anwendungen der GEV finden sich zum Beispiel bei DE HAAN (1990), COLES UND TAWN (1990), DIXON UND TAWN (1998) und COLES (2001), die sich eingehend mit der Analyse von extremen Wasserständen und extremem Seegang an der Küste beschäftigt haben. Eine Anwendung der GEV auf Sturmflutwasserstände an der Deutschen Nordseeküste mit der Berücksichtigung von physikalischen Grenzzuständen ist bei JENSEN ET AL. (2006) zu finden.

8.4 Parameterschätzung der GEV

8.4.1 Allgemeines

Eine zentrale Aufgabe innerhalb der Extremwertanalyse ist die Bestimmung der Parameter der Verteilungsfunktion. Im Fall der GEV sind dies der Lageparameter a , der Streuungsparameter b und der Krümmungsparameter k . Da die Parameter nur aus einer oder mehreren Stichproben geschätzt und nicht aus der Grundgesamtheit abgeleitet werden können, spricht man von einer Parameterschätzung. Für die Parameterschätzung stehen verschiedene Methoden zur Verfügung, die von grafischen Verfahren bis hin zu numerisch komplexen Lösungsalgorithmen reichen. Die bekanntesten und meistgebräuchlichen numerischen Methoden sind die Momentenmethode (MM), die Methode der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (*engl.: probability weighted moments, PWM*), die Methode der L-Momente (LM) und die Maximum-Likelihood-Schätzung (*engl.: maximum-likelihood-estimation, MLE*). Die Grundlagen der genannten Parameterschätzmethoden werden im Folgenden kurz vorgestellt. Eine detaillierte Zusammenstellung der Parameterschätzmethoden für verschiedene Verteilungsfunktionen ist zum Beispiel bei RAO UND HAMED (2000) zu finden.

Die GEV-Auswertungen in der vorliegenden Arbeit werden ausschließlich mit den L-Momenten vorgenommen, die eine Weiterentwicklung der wahrscheinlichkeitsgewichteten

Momente darstellen. STEDINGER ET AL. (1993) führen aus, dass bei der extremwertstatistischen Analyse von Hochwasserereignissen diese Methode die besten Ergebnisse liefert. Darüber hinaus haben die L-Momente insbesondere Vorteile bei der Schätzung der Parameter aus kleinen Stichprobenumfängen (vgl. KATZ ET AL. 2002). Diese Eigenschaft ist für die in Abschnitt 9 dargestellte instationäre Extremwertstatistik von Bedeutung, da die Parameterschätzung über Zeitfenster erfolgt.

8.4.2 Momentenmethode

Bei der Momentenmethode werden die Parameter der Verteilungsfunktion über die statistischen Momente (Mittelwert, Varianz, usw.) der Stichprobe geschätzt. Diese Methode wird insbesondere deshalb häufig angewendet, weil sie einfach anzuwenden ist und in der Regel gute Schätzwerte für die Parameter liefert (z.B. EAK 2007). Dies ist insbesondere dann gegeben, wenn sich die Stichprobe über eine zweiparametrische Dichtefunktion beschreiben lässt.

Das erste Moment der GEV lässt sich mit der Momentenmethode ermitteln über (RAO UND HAMED 2000):

$$\mu_1 = \int_{a+b/k}^{\infty} f(x)x \, dx \quad \text{Gleichung 8.11}$$

Über die Substitution

$$y = \left[1 + k \left(\frac{x-a}{b} \right)^{-1/k} \right] \quad \text{Gleichung 8.12}$$

lässt sich das erste Moment der GEV angeben zu

$$\mu_1 = a + \frac{b}{k} [1 - \Gamma(1+k)] \quad \text{Gleichung 8.13}$$

Das zweite und dritte Moment ergeben sich zu

$$\mu_2 = \frac{b^2}{k^2} [\Gamma(1+2k) - \Gamma^2(1+k)] \quad \text{Gleichung 8.14}$$

$$\mu_3 = \frac{b^3}{k^3} [-\Gamma(1+3k) + 3\Gamma(1+k)\Gamma(1+2k) - 2\Gamma^3(1+k)] \quad \text{Gleichung 8.15}$$

Der Schiefekoeffizient lässt sich damit errechnen zu

$$C_s = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}} \quad \text{Gleichung 8.16}$$

Über eine iterative Ermittlung von k und der Umformung der Gleichung 8.13 und Gleichung 8.14 nach a bzw. b ergeben sich die Parameter der GEV.

8.4.3 Wahrscheinlichkeitsgewichtete Momente und L-Momente

Die Schätzung der Parameter für die Allgemeine Extremwertfunktion aus den beobachteten Daten erfolgt in der vorliegenden Arbeit mit Hilfe der L-Momente, die nach STEDINGER ET AL. (1993) generell gleichwertige bis bessere Ergebnisse liefern als die Schätzung über die Momentenmethode. Zusätzlich stellen die L-Momente eine sehr robuste Schätzung der Parameter dar. Für den Fall, dass die zu analysierenden Daten einer Gumbelverteilung entsprechen, liefern Maximum-Likelihood-Schätzungen die besten Ergebnisse, jedoch konnten für Hochwasserereignisse mit den L-Momenten die besten Ergebnisse erzielt werden (STEDINGER ET AL. 1993).

Der Krümmungsparameter k der Allgemeinen Extremwertverteilung lässt sich nach STEDINGER ET AL. (1993) über folgende Gleichungen ermitteln

$$k = 7,8590 \cdot c + 2,9554 \cdot c^2$$

mit

$$c = \frac{2\lambda_2}{\lambda_3 + 3\lambda_2} - \frac{\ln(2)}{\ln(3)}$$

Gleichung 8.17

Der Lageparameter a und der Streuungsparameter b ergeben sich aus

$$a = \lambda_1 + \frac{b \cdot [\Gamma(1+k) - 1]}{k}$$

$$b = \frac{k \cdot \lambda_2}{\Gamma(1-k)(1 - 2^{-k})}$$

Gleichung 8.18

mit

$\Gamma(\cdot)$ Gammafunktion

Zur Lösung der genannten Gleichungen werden die L-Momente λ_1 bis λ_3 benötigt. HOSKING (1990, in: HOSKING UND WALLIS 1997) entwickelte die Theorie der L-Momente auf Basis der Rangstatistik und definierte die L-Momente wie folgt:

$$\lambda_1 = E[X_{1:1}]$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} E[X_{2:2} - X_{1:2}]$$

$$\lambda_3 = \frac{1}{3} E[X_{3:3} - 2X_{2:3} + X_{1:3}]$$

Gleichung 8.19

$$\lambda_4 = \frac{1}{4} E[X_{4:4} - 3X_{3:4} + 3X_{2:4} - X_{1:4}]$$

Dabei ist E der Erwartungswert und $X_{j:m}$ der j -kleinste Werte in einer Stichprobe vom Umfang m . Nach WANG (1996) können die L-Momente wie folgt interpretiert werden: Wenn in einer Stichprobe nur ein Wert vorhanden ist, dann gibt dieser Wert einen Hinweis auf den absoluten Betrag der Stichprobe. Liegen hingegen zwei Werte in einer Stichprobe vor, so gibt die Differenz dieser Werte einen Hinweis auf die Streuung. Bei drei vorhandenen Werten kann eine Aussage über die Asymmetrie der Stichprobe gemacht werden. Schließlich kann über vier Werte eine Abschätzung des Gesamtverhaltens vorgenommen werden. Werden viele Stichproben in dieser Art analysiert, so ist der Erwartungswert von λ_1 ein Maß für die Lage und der Erwartungswert von λ_2 ein Maß für die Streuung der Grundgesamtheit. Ein Maß für die Schiefe und Kurtosis kann abgeleitet werden über die Verhältnisse τ_3 und τ_4

$$\tau_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_4}$$

$$\tau_4 = \frac{\lambda_4}{\lambda_2}$$

Gleichung 8.20

HOSKING (1990, in: HOSKING UND WALLIS 1997) zeigte, dass die L-Momente mit folgender Beziehung über die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente (*engl.: probability weighted moments PWM*) abgeleitet werden können

$$\lambda_1 = \beta_0$$

$$\lambda_2 = 2\beta_2 - \beta_0$$

$$\lambda_3 = 6\beta_2 - 6\beta_1 + \beta_0$$

$$\lambda_4 = 20\beta_3 - 30\beta_2 + 12\beta_1 - \beta_0$$

Gleichung 8.21

Nach WANG (1996) und SCHUMANN (2007) ergeben sich die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente einer Zufallsvariable X mit der Verteilungsfunktion $F(x)=P(X<x)$ wie folgt

$$\beta_r = \int_0^1 x(F)^r F^r dF$$

Gleichung 8.22

Eine biasfreie Schätzung der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente für eine der Größe nach geordneten Stichprobe vom Umfang n kann nach LANDWEHR ET AL. (1979) berechnet werden aus

$$b_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)(i-2)\dots(i-r)}{(n-1)(n-2)\dots(n-r)} x_i$$

mit Gleichung 8.23

$$r = 1 \dots (n-1)$$

$$(x_1 \leq x_2 \leq x_3 \leq \dots \leq x_n)$$

Eine Schätzung der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente b_0 bis b_3 kann somit über die Gleichungen erfolgen

$$\begin{aligned}
b_0 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \\
b_1 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)}{(n-1)} \cdot x_i \\
b_2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1) \cdot (i-2)}{(n-1) \cdot (n-2)} \cdot x_i \\
b_3 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1) \cdot (i-2) \cdot (i-3)}{(n-1) \cdot (n-2) \cdot (n-3)} \cdot x_i
\end{aligned}$$

Gleichung 8.24

WANG (1996) hat neben der indirekten Schätzung der L-Momente eine direkte Methode entwickelt, die jedoch zu gleichen Ergebnissen wie die indirekte Methode kommt. WANG (1997) führte die LH-Momente ein, die eine Verallgemeinerung der L-Momente darstellen und Vorteile haben sollen, wenn aus kleinen Datensätzen große Wiederkehrintervalle abgeschätzt werden sollen. Aufgrund der Tatsache, dass die LH-Momente bislang keine breite Anwendung gefunden haben, werden diese in dieser Dissertation nicht weiter verfolgt.

8.4.4 Maximum-Likelihood-Schätzung

Eine weit verbreitete Methode der Parameterschätzung ist die Maximum-Likelihood-Schätzung (*engl.: Maximum-Likelihood-Estimation, MLE*). Die Maximum-Likelihood-Schätzung geht von der Annahme aus, dass die einzelnen Beobachtungsdaten voneinander unabhängig sind und durch eine Dichtefunktion $f(x)$ beschrieben werden können. Da die Dichtefunktion der Grundgesamtheit nicht bekannt ist, muss auch hier eine Dichtefunktion gewählt werden, die einen oder mehrere Parameter besitzen kann, die allgemein durch θ gekennzeichnet werden. Die Wahrscheinlichkeit eines beobachteten Wertes, die sich aus einer Dichtefunktion in Abhängigkeit von θ ergibt, nennt man Likelihood-Funktion. Es werden innerhalb der Maximum-Likelihood-Schätzung diejenigen Werte für θ gesucht, bei denen sich die höchsten Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten der Stichprobenelemente x_i ergeben (PLATE 1993, COLES 2001). Die Likelihood-Funktion muss also für jedes Stichprobenelement hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit maximiert werden

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$

Gleichung 8.25

Der Parameter θ der Likelihood-Funktion entspricht bei der Anwendung der GEV dem Lageparameter a , Streuungsparameter b und Krümmungsparameter k , sodass sich die Likelihood-Funktion der GEV ergibt zu COLES (2001)

$$L(a, b, k) = -n \cdot \log b - \left(1 - \frac{1}{k}\right) \sum_{i=1}^n \log \left[1 + k \left(\frac{x_i - a}{b}\right)\right] - \sum_{i=1}^n \left[1 + k \left(\frac{x_i - a}{b}\right)\right]^{-\frac{1}{k}}$$

Gleichung 8.26

Für die Maximierung der Likelihood-Funktion existiert keine analytische Lösung, so dass eine Lösung über numerische Optimierungsmethoden erfolgen muss.

8.5 Extrapolation von Verteilungsfunktionen

Eine Grundaufgabe der hydrologischen Extremwertstatistik besteht darin, Aussagen zu Wahrscheinlichkeiten von Ereignissen abzuleiten, die bisher noch nicht aufgetreten sind. Häufig liegen Datenreihen aus einer Beobachtungszeitspanne von 50 bis 100 Jahren vor, in seltenen Fällen auch darüber. Über die empirischen Wahrscheinlichkeiten ergibt sich daraus, dass Ereignisse mit einem mittleren Wiederkehrintervall (Jährlichkeit) von 50 bis 100 Jahren direkt abgeleitet werden können. Diese Wiederkehrintervalle sind jedoch für viele Bemessungsfragen zu gering. So müssen zum Beispiel im Talsperrenwesen Lastfälle mit mittleren Wiederkehrintervallen von 1.000 oder 10.000 Jahren bestimmt werden (DIN 19700-11). Für die Hochwassersicherheit von kerntechnischen Anlagen müssen Pegelwasserstände mit einem Wiederkehrintervall von 10.000 Jahren festgelegt werden (KTA 2207). Im Bereich des Küsteningenieurwesens ist davon auszugehen, dass zukünftig auch Bemessungswasserstände mit mittleren Wiederkehrintervallen von bis zu 10.000 Jahren definiert werden müssen.

Die Verteilungsfunktionen müssen demnach über den Bereich der Beobachtungswerte hinaus extrapoliert werden. Nach DVWK (1999) ist eine Extrapolation bis zum 2,5- bis 3-fachen des Beobachtungszeitraumes zulässig. PUGH (2004) gibt eine zulässige Extrapolation bis zum 4-fachen des Beobachtungszeitraumes an. HAWKES ET AL. (2008) geben einen Überblick über stationäre Verfahren der Extremwertstatistik und diskutieren ebenfalls das Problem, wie aus hydrologischen Messungen über einige Jahrzehnte Bemessungsereignisse mit mittleren Wiederkehrintervallen von 1.000 bis 10.000 Jahren ermittelt werden können. Hierzu geben sie Empfehlungen hinsichtlich der zu verwendenden Verteilungsfunktionen und Parameterschätzungen, jedoch wird keine Einschränkung zur Extrapolationslänge vorgenommen. In STEDINGER ET AL. (1993) sind ebenfalls keine Angaben zu maximalen Extrapolationslängen vorhanden, wenngleich auf wachsende Unsicherheiten bei zunehmender Extrapolationslänge hingewiesen wird.

MERZ (2006) überprüft die gängige Einschränkung der zulässigen Extrapolation auf das 3-fache des Beobachtungszeitraumes beispielhaft an einer extremwertstatistischen Auswertung der jährlichen Höchstabflüsse am Pegel Dresden (Elbe). Die zur Verfügung stehende 150-jährige Abflusszeitreihe des Pegels Dresden wird in fünf 30-jährige Zeitreihen unterteilt, um anschließend für jede dieser Teilzeitreihen das 100-jährliche Ereignis abzuleiten. MERZ (2006) nutzt zur extremwertstatistischen Analyse die Allgemeine Extremwertfunktion (GEV) mit der Methode der L-Momente. Die statistischen Kennwerte der gebildeten fünf Teilzeitreihen variieren im Mittelwert von 1345 m³/s bis 1806 m³/s und in der Standardabweichung von 549 m³/s bis 985 m³/s. Die Ergebnisse der Extremwertanalyse für das 100-jährliche Ereignis liegen zwischen 2829 m³/s und 5493 m³/s. MERZ (2006) kommt auf Grundlage dieser Ergebnisse zu dem Schluss, dass die Extrapolation bis zum 3-fachen des Beobachtungszeitraumes zu weit gefasst sein könnte und kritisch zu hinterfragen ist. In den dargestellten durchgeführten Analysen von MERZ (2006) finden sich keine Tests auf Stationarität oder Trendanalysen zu der ausgewerteten Zeitreihe des Pegels Dresden. Weitere Unsicherheiten in den Extrapolationsergebnissen sind nach MERZ (2006) bedingt durch die

Wahl unterschiedlicher Verteilungsfunktionen und unterschiedlicher Ansätze für die empirischen Wahrscheinlichkeiten der beobachteten Daten.

Für die in der Literatur angegebenen Beschränkungen des Extrapolationszeitraumes finden sich keine theoretisch begründeten Ansätze. Vielmehr basieren sie auf der Tatsache, dass bei der Verwendung unterschiedlicher Verteilungsfunktionen eine große Divergenz in den Ergebnissen auftritt, die über dem zulässigen Extrapolationszeitraum liegen (Abbildung 8.4). Gegenwärtig gibt es daher kein objektives Entscheidungskriterium, ob eine Extrapolation *zulässig* oder *unzulässig* ist. Bei jeder extremwertstatistischen Analyse muss dies im Einzelfall kritisch geprüft werden.

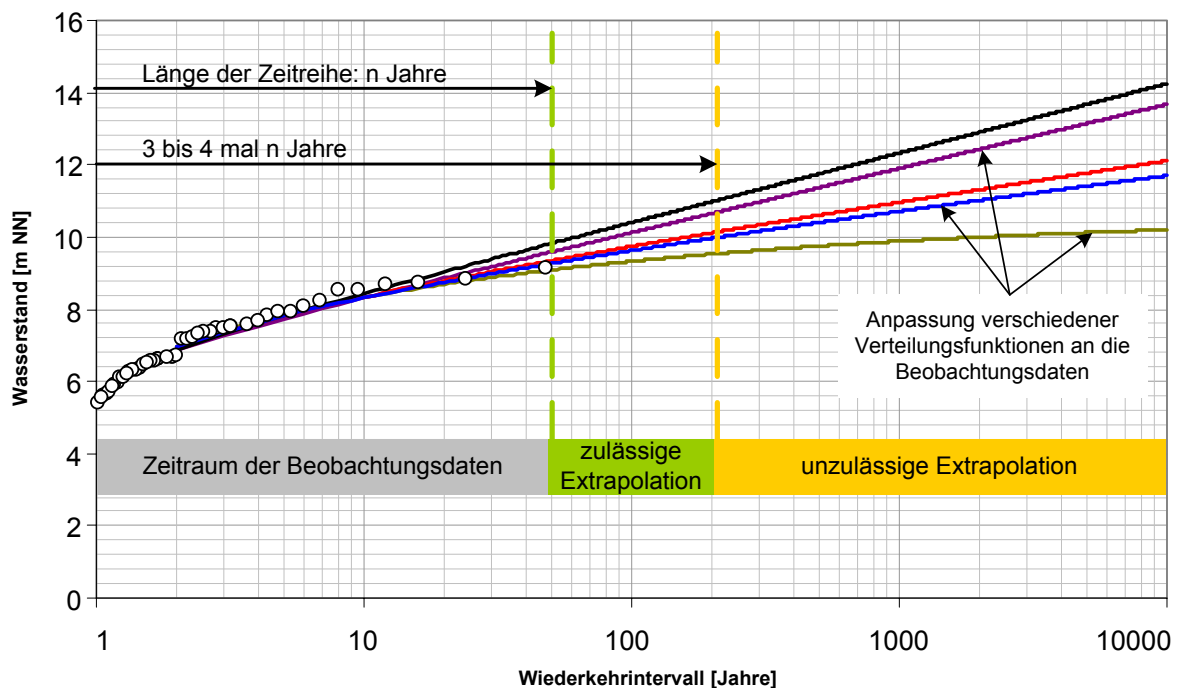


Abbildung 8.4: Beispielhafte Anpassung mehrerer Verteilungsfunktionen an einen Datensatz mit Wasserstandsdaten über 50 Jahre. Extrapolation der Verteilungsfunktionen bis zu einem mittleren Wiederkehrintervall von 10.000 Jahren mit Angabe von zulässigem und unzulässigem Extrapolationszeitraum nach DVWK (1999) und PUGH (2004).

Die Extrapolation über den Bereich der beobachteten Daten hinaus kann entscheidend verbessert werden, wenn zusätzliche Informationen über extreme Ereignisse vorliegen und diese in die Extremwertstatistik integriert werden können. Solche zusätzlichen Informationen können historische Ereignisse sein, die vor Beginn der systematischen Aufzeichnungen stattgefunden haben und aufgrund ihrer besonderen Folgen (großflächige Überschwemmungen, starke Schäden) überliefert sind. Höhenangaben zu historischen Hochwasserereignissen finden sich häufig in Chroniken oder an Gebäuden in Form von Hochwassermarken. Methoden zur Einbeziehung von historischen Ereignissen in die Extremwertstatistik werden in Abschnitt 8.7 dargestellt.

Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung der Extremwertstatistik ist die Einbeziehung physikalischer Grenzzustände (vgl. Abschnitt 8.6)

8.6 Einbeziehung physikalischer Grenzzustände in die Extremwertanalyse

Bei extremwertstatistischen Auswertungen von Wasserstands- oder Abflusszeitreihen kann oftmals eine Tatsache vorausgesetzt werden: Wasserstände und Abflüsse können nicht bis ins Unendliche steigen. Insofern bilden Verteilungsfunktionen, die sich einem oberen Grenzwert asymptotisch annähern eine gute Grundlage. Wenngleich die Tatsache der Existenz eines Grenzwertes bekannt ist, ist es in vielen Fällen nicht möglich eine fundierte Schätzung dieses Grenzwertes vorzunehmen. Da die Festlegung eines Grenzwertes direkte Auswirkungen auf die Ergebnisse der Extremwertstatistik hat, kann eine leichtfertige Annahme eines Grenzwertes zu starken Verfälschungen der Ergebnisse führen. Zuverlässige und belastbare Aussagen zu Grenzzuständen können teilweise über prozessorientierte numerische Modelle abgeleitet werden. Im Binnenbereich erfolgt dies häufig über die Annahme eines „vermutlich größten Gebietsniederschlages“ (*engl.: probable maximum precipitation, PMP*), der über ein Niederschlags-Abflussmodell in einen Abfluss (*engl.: probable maximum flood, PMF*) transformiert werden kann. Zur Ermittlung des maximierten Gebietsniederschlages werden diejenigen Werte der einzelnen meteorologischen Parameter gesucht, deren Kombination zu einem physikalisch oberen Grenzwert des Niederschlages führt (DVWK 1983).

Im Bereich des Küsteningenieurwesens haben JENSEN ET AL. (2006) mithilfe von umfangreichen meteorologischen und hydrodynamischen Modellierungen extreme Belastungsszenarien für Sturmflutwasserstände an der Deutschen Nordseeküste ermittelt. Zur Simulation der sturmflutrelevanten Wetterlagen und der sich anschließenden Wasserstandsmodellierung wurden operationelle Vorhersagemodelle verwendet, die physikalisch konsistente Ergebnisse erzeugen. Mit den durchgeführten Analysen wurden extreme Wasserstände ermittelt, die bis zu 1,40 m über den bisher höchsten bekannten Sturmflutwasserständen (Stand: 2006) liegen. Die Modellergebnisse konnten zwar nicht mit hinreichender Genauigkeit als Obergrenzen von möglichen Sturmflutwasserständen definiert werden, jedoch wurden auf Grundlage der Gesamtheit der durchgeführten Simulationsstunden Wahrscheinlichkeiten bestimmt, die diesen Werten zugeordnet werden konnten. Es wurden mittlere Wiederkehrintervalle für die modellierten Extremwerte im Bereich von 100.000 Jahren ermittelt. Mit diesen Informationen konnte die Extrapolation der verwendeten GEV-Verteilung auf Grundlage physikalischer Annahmen verbessert werden (Abbildung 8.5).

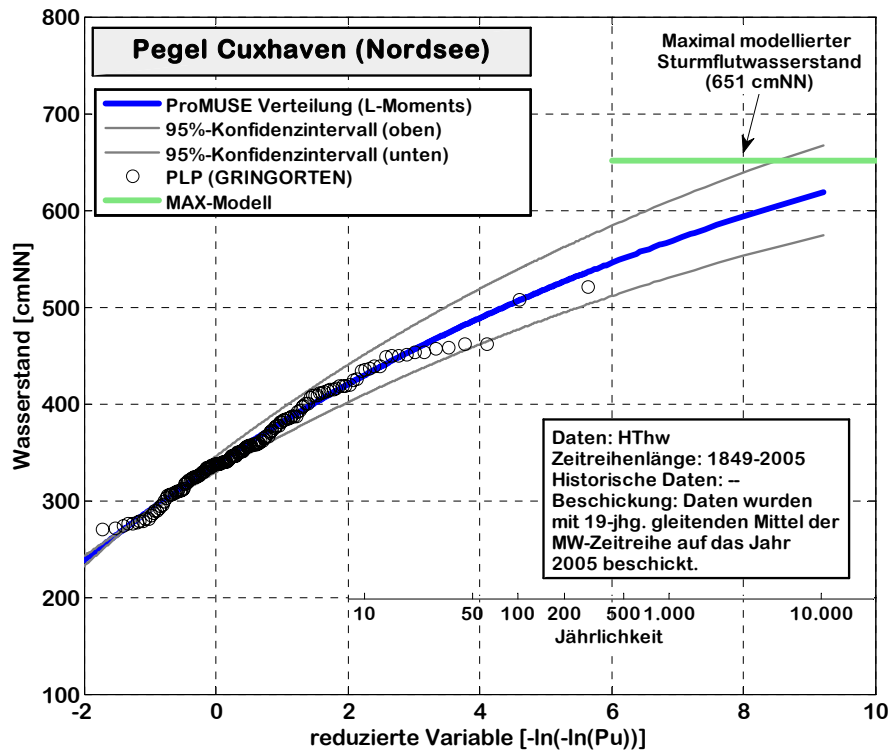


Abbildung 8.5: Einbeziehung von modellierten physikalisch möglichen Extremsturmfluten in die Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven (überarbeitet nach JENSEN ET AL. 2006).

Um die ermittelten Grenzzustände in der statistischen Analyse direkt berücksichtigen zu können, muss die verwendete Verteilungsfunktion auf einen Maximalwert begrenzt werden, dem sie sich asymptotisch nähert. Die Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}}$ des Grenzwertes geht per Definition gegen Null, womit sich der Grenzzustand $x_{L\text{limit}}$ der GEV-Verteilung ergibt zu

$$x_{L\text{limit}} = a + \left(\frac{b}{k} \right) \quad \text{Gleichung 8.27}$$

mit: $x_{L\text{limit}}$ Obergrenze mit Überschreitungswahrscheinlichkeit $P_{\bar{U}} = 0$

Wenngleich die Verwendung einer Verteilungsfunktion mit einem oberen Grenzwert aus genannten physikalischen Überlegungen heraus empfehlenswert ist, so ist dennoch nicht in jedem Fall eine asymptotische Annäherung an diesen Wert zu erreichen. Insbesondere wenn eine Verteilungsfunktion Anwendung findet, die sowohl negative als auch positive Krümmungen annehmen kann, können Funktionsverläufe entstehen, bei denen der Merkmalswert mit zunehmendem Wiederkehrintervall nicht gegen einen oberen Grenzwert konvergiert. In solchen Fällen muss der jeweilige Bearbeiter sorgfältig abwägen, bis zu welchem mittleren Wiederkehrintervall eine belastbare Extrapolation durchgeführt werden kann.

8.7 Einbeziehung historischer Ereignisse in die Extremwertanalyse

Als historische Ereignisse werden Ereignisse definiert, die nicht in den Zeitraum der systematischen Aufzeichnungen fallen. Informationen zu solchen historischen Ereignissen befinden sich zum Beispiel in lokalen Zeitschriften und Handaufzeichnungen. Der Grund der Erfassung dieser Ereignisse steht meist in einem Zusammenhang mit größeren Schäden an Gebäuden, Verlusten von Menschenleben oder Landverlusten. Damit waren häufig nicht zum Beispiel die alleinige Höhe des erreichten Wasserstandes, sondern vielmehr die damit einhergehenden Konsequenzen maßgebend.

Es ist zu beachten, dass die Genauigkeit der Höhenangaben historischer Ereignisse in der Regel deutlich geringer ist als die Genauigkeit aus systematischen Pegelaufzeichnungen. Zudem bedingen weitgehende Unkenntnis über Homogenität und Stationarität der Daten weitere Unsicherheiten. Die Anforderung der Homogenität kann zum Beispiel dadurch verletzt sein, dass die Küstenform anders aussah und sich heutige Wasserstände an gleicher Stelle deutlich anders ausprägen. Stationarität kann ebenfalls nicht vorausgesetzt werden, da über langfristige Trends, die zur Korrektur der Daten notwendig sind, bei weit zurückliegenden Daten oftmals keine Angaben vorhanden sind. Bevor historische Daten einer statistischen Analyse zugeführt werden, müssen diese entsprechend aufbereitet werden. Hierbei müssen Anforderungen, die an die Daten gestellt werden, überprüft werden. Die Prüfung sollte die Unabhängigkeit, die Homogenität, die Repräsentanz sowie die Freiheit von sogenannten Ausreißern miteinbeziehen (DWA 2008). Die zur Verfügung stehenden Informationsquellen müssen dahingehend sorgfältig analysiert werden, um eine entsprechende Korrektur der Daten vornehmen zu können. Es bleibt jedoch in der Praxis häufig die Tatsache bestehen, dass nicht alle Anforderungen, die an die Daten gestellt werden, hinreichend genau erfüllt werden können.

Trotzdem stellen historische Ereignisse eine wertvolle Zusatzinformation dar, die die statistische Analyse verbessern kann. DALRYMPLE (1960, in SCHUMANN 2007) stellt fest: „...historische Hochwasser sind vermutlich die effektivsten Daten, um Hochwasserhäufigkeiten zu ermitteln und, falls diese Daten zuverlässig sind, sollte ihnen das größte Gewicht bei der graphischen Ermittlung der Hochwasserverteilungen gegeben werden.“ Einige methodische Ansätze zur Einbeziehung historischer Daten bei der Ermittlung von Bemessungswerten sind in DWA (2008) dargestellt, wobei auch der in der vorliegenden Arbeit verwendete Ansatz nach SCHUMANN (2007) erwähnt wird.

Die Zeitreihe der historischen Aufzeichnungen ist in der Regel eine partielle Zeitreihe, da meist für einen langen Zeitraum nur einige extreme Ereignisse überliefert wurden. Es stehen also deutlich weniger Werte zur Verfügung als zugrunde liegende Jahre. Wird die Zeitreihe der systematischen Pegelaufzeichnungen um diese Reihe ergänzt, so resultiert in der Summe auch eine partielle Zeitreihe. WANG (1990b) veröffentlichte einen Ansatz zur Schätzung der wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente für die Allgemeine Extremwertfunktion auf Basis einer partiellen Zeitreihe.

In der Regel basiert eine partielle Zeitreihe in der hydrologischen Statistik auf einem Schwellenwertverfahren (*engl.: peak over threshold*). Dabei wird das Datenkollektiv in einen Bereich oberhalb des Schwellenwertes x_0 und einen Bereich unterhalb von x_0 zerlegt. Der Datensatz oberhalb von x_0 hat somit einen unteren Grenzwert bei x_0 , während der Datensatz unterhalb von x_0 einen oberen Grenzwert bei x_0 vorweist.

Die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente einer partiellen Zeitreihe $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ mit einem unteren Grenzwert x_0 ergeben sich aus

$$\beta'_r = \int_{F_0}^1 x(F) F^r dF \quad \text{Gleichung 8.28}$$

Dabei gilt als erwartungstreue Schätzung

$$b'_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)(i-2)\dots(i-r)}{(n-1)(n-2)\dots(n-r)} x_i \quad \text{Gleichung 8.29}$$

$$\text{mit } x_i = \begin{cases} 0 & x_i \leq x_0 \\ x_i & x_i > x_0 \end{cases}$$

Die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente für den Datensatz mit einer oberen Grenze x_0 ergeben sich aus

$$\beta''_r = \int_0^{F_0} x(F) F^r dF \quad \text{Gleichung 8.30}$$

Hier berechnet sich der erwartungstreue Schätzer aus:

$$b''_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(i-1)(i-2)\dots(i-r)}{(n-1)(n-2)\dots(n-r)} x_i \quad \text{Gleichung 8.31}$$

$$\text{mit } x_i = \begin{cases} x_i & x_i \leq x_0 \\ 0 & x_i > x_0 \end{cases}$$

Dieser Ansatz zur Ermittlung von partiellen wahrscheinlichkeitsgewichteten Momenten kann verwendet werden, um historische Informationen in der Extremwertstatistik zu berücksichtigen (WANG 1990b, SCHUMANN 2007).

In Abbildung 8.6 ist die prinzipielle Methodik zur Erstellung der Datenkollektive aus systematischen und historischen Daten anhand eines Beispiels illustriert. Der Zeitraum s der systematischen Pegelaufzeichnungen wird um historische Informationen aus dem Zeitraum h erweitert. Der betrachtete Gesamtzeitraum ist damit $n=h+s$. Durch die Festlegung eines Grenzwertes x_0 ergibt sich ein Datensatz oberhalb dieses Grenzwertes, der aus einer Anzahl von e' Überschreitungen des Grenzwertes im historischen Zeitraum h und einer Anzahl e Überschreitungen im Zeitraum der systematischen Pegelaufzeichnungen s besteht. Der

Datensatz oberhalb des Grenzwertes hat somit insgesamt $g=e'+e$ Elemente (SCHUMANN 2007).

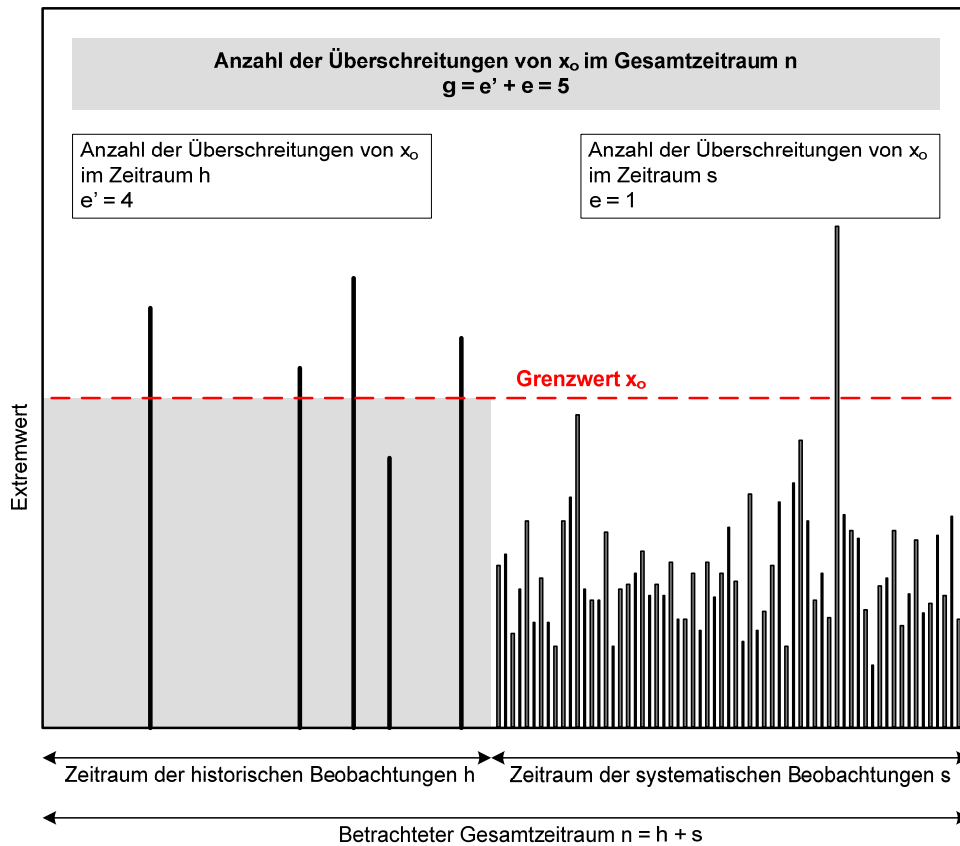


Abbildung 8.6: Beispiel einer Informationserweiterung einer systematischen Pegelzeitreihenaufzeichnung durch historische Werte (verändert, nach ENGLAND 2003 in SCHUMANN 2007).

Der Datensatz x^h oberhalb des Grenzwertes x_0 wird der Größe nach sortiert und enthält dann die g Elemente:

$$x_{s-e+1}^h \leq x_{s-e+2}^h \leq \dots \leq x_{s-e}^h \tag{Gleichung 8.32}$$

Dieser Datensatz kann Werte aus der systematischen Zeitreihenaufzeichnung enthalten, wenn sie über dem Grenzwert x_0 liegen und somit als historische Ereignisse gewertet werden. In der Zeitreihe der systematischen Aufzeichnungen x_i werden diese Ereignisse durch Nullwerte ersetzt.

Die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente β_r werden über eine Addition der partiellen wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente ermittelt:

$$\beta_r = \int_0^{F_0} x(F)F^r dF + \int_{F_0}^1 x(F)F^r dF = \beta_r'' + \beta_r' \tag{Gleichung 8.33}$$

Für β_r werden auch hier die erwartungstreuen Schätzer b_r verwendet, womit sich die partiellen wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente mit Einbeziehung der historischen Daten ergeben zu

$$b'_r = \frac{1}{n} \sum_{i=s-e+1}^{s+e'} \frac{(i-1)(i-2)\dots(i-r)}{(n-1)(n-2)\dots(n-r)} x_i^h \quad \text{Gleichung 8.34}$$

und

$$b''_r = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s \frac{(i-1)(i-2)\dots(i-r)}{(s-1)(s-2)\dots(s-r)} x_i \quad \text{Gleichung 8.35}$$

$$\text{mit } x_i = \begin{cases} x_i & x_i \leq x_0 \\ 0 & x_i > x_0 \end{cases}$$

Eine sich anschließende Addition führt zu

$$b_r = b'_r + b''_r \quad \text{Gleichung 8.36}$$

Die Bestimmung der L-Momente für die Allgemeine Extremwertverteilung erfolgt analog nach Abschnitt 8.4.3 über die von HOSKING (1990, in: HOSKING ND WALLIS 1997) abgeleitete indirekte Methode über die wahrscheinlichkeitsgewichteten Momente.

Als empirische Wahrscheinlichkeiten (*engl.: plotting positionen*) können die Formeln nach HIRSCH (1987), STEDINGER (1987) und SALAS ET AL. (1994) (alle in: BAYLISS UND REED 2001) verwendet werden.

Die empirischen Wahrscheinlichkeiten für den Datensatz oberhalb des Grenzwertes x_0 ergeben sich danach zu

$$p_i = \frac{i-0,44}{g+1-2\cdot 0,44} \cdot \frac{g}{n} \quad \text{mit } i = 1, \dots, g \quad \text{Gleichung 8.37}$$

Die empirischen Wahrscheinlichkeiten für den Datensatz unterhalb des Grenzwertes x_0 lassen sich ermitteln mit

$$p_i = \frac{g}{n} + \frac{n-g}{n} \cdot \frac{i-g-0,44}{s-e+1-2\cdot 0,44} \quad \text{mit } i = g+1, \dots, g+s+e \quad \text{Gleichung 8.38}$$

JENSEN UND MUDERSBACH (2009) haben den vorgestellten Ansatz zur Einbeziehung historischer Daten an verschiedenen Pegeln entlang der Deutschen Ostseeküste angewendet. In Abbildung 8.7 ist eine Extremwertstatistik für den Pegel Wismar auf Grundlage 2-jährlicher Extremwerte und Einbeziehung historischer Ereignisse dargestellt. Über Sensitivitätsstudien wurde der zu wählende Schwellenwert x_0 zu 227 cmNN bestimmt, wodurch sich eine partielle Zeitreihe mit drei Ereignissen oberhalb dieses Wertes ergibt. JENSEN UND MUDERSBACH (2009) zeigen, dass mit der Einbeziehung historischer Ereignisse sich insbesondere eine Plausibilitätsbetrachtung zur Extremwertstatistik ohne historische Ereignisse durchführen lässt. Weichen die Ergebnisse mit und ohne historische Ereignisse stark voneinander ab, so kann zur weiteren Überprüfung eine integrierte Extremwertstatistik durchgeführt werden (vgl.

Abschnitt 8.8), bei der Daten aus regelmäßigen Aufzeichnungen, historischen Ereignissen und ermittelte Grenzzustände miteinander verknüpft werden.

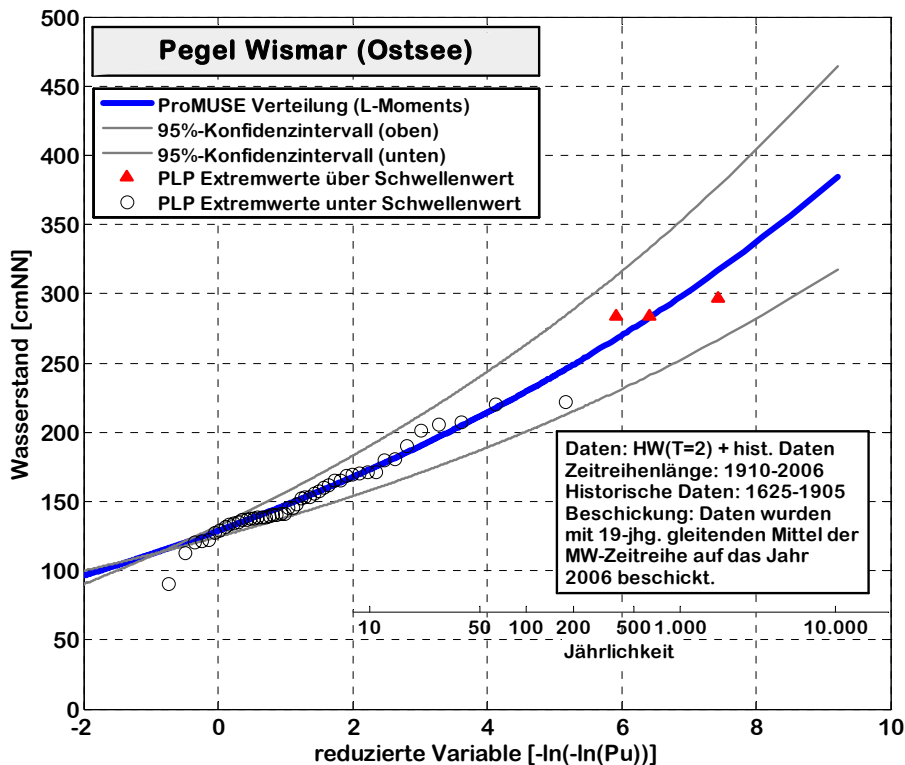


Abbildung 8.7: Extremwertstatistik am Pegel Wismar mit Einbeziehung historischer Hochwasserereignisse von 1304 bis 1905 (JENSEN UND MUDERSBACH 2009).

8.8 Integrierte stationäre Extremwertstatistik

Bei der sogenannten integrierten Extremwertstatistik (JENSEN UND MUDERSBACH 2009) werden die Ansätze aus den Abschnitten 8.4, 8.6 und 8.7 miteinander verknüpft. Dabei müssen die einbezogenen Grenzzustände nicht zwingend absolute obere Grenzen darstellen, sondern es können auch extreme Zustände sein, die zum Beispiel über numerische Modelle ermittelt wurden, denen dann Eintrittswahrscheinlichkeiten zugeordnet werden können. Aus diesem Grund führt die Verwendung von Grenzzuständen nicht immer zu konvergierenden Verläufen (konvex) der Verteilungsfunktion, sondern kann auch zu konkaven Verläufen führen (vgl. Abschnitt 8.3). In Abbildung 8.8 ist eine Prinzipskizze dieser integrierten Extremwertstatistik dargestellt. JENSEN UND MUDERSBACH (2009) führen die Methode der integrierten Extremwertstatistik ein und wenden diese an zehn Pegeln entlang der Deutschen Ostseeküste an. In Abbildung 8.9 sind die Ergebnisse verschiedener stationärer Verfahren der Extremwertstatistik beispielhaft am Pegel Wismar dargestellt. Neben den beobachteten und historischen Daten wurden zwei unterschiedliche Zusatzinformationen über extreme Grenzzustände miteinbezogen, die über umfangreiche numerische Modellierungen erzielt wurden: Zum einen wurden aus Wetterlagen, die ein hohes Sturmflutpotenzial aufweisen, extreme Wasserstände berechnet. Der jeweils höchste modellierte Wasserstand MAX_{Modell} an einem Pegel wurde in die Extremwertstatistik integriert, indem diesem Wert ein mittleres

Wiederkehrintervall von 1370 Jahren zugeordnet wurde. Dieses Wiederkehrintervall ließ sich aus der Gesamtzahl der Simulationsstunden ableiten. Zum anderen wurde das Extremereignis vom 12./13. November 1872 mit guter Übereinstimmung zu beobachteten Wasserständen rekonstruiert (Rea1872). Die modellierten Höchstwasserstände MAX_{Modell} liegen an einigen Pegeln über den rekonstruierten Wasserständen von 1872 und an anderen darunter (BORK UND MÜLLER-NAVARRA 2009).

Die durchgeführten Untersuchungen zeigen, dass die Ergebnisse einer Extremwertstatistik nur auf Grundlage von beobachteten Daten signifikant von einem integrierten Ansatz abweichen können. Durch die hinzugenommene breitere Datenbasis können, insbesondere für Wasserstände mit sehr geringen Eintrittswahrscheinlichkeiten, die Unsicherheiten eingeschränkt werden.

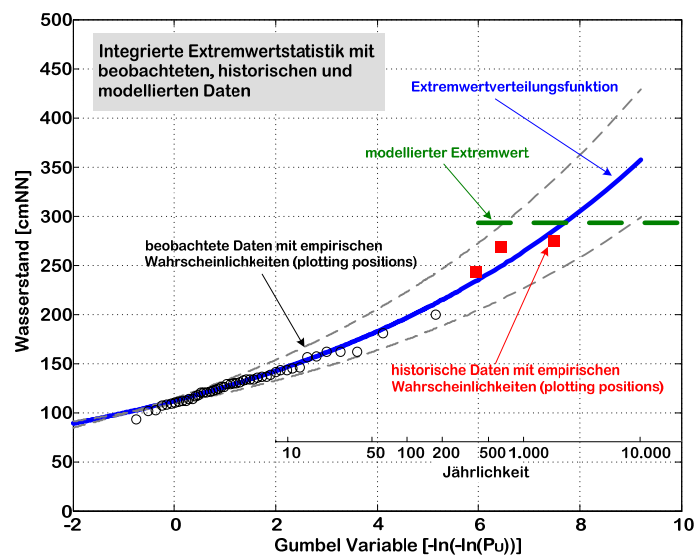


Abbildung 8.8: Prinzipische Skizze der integrierten Extremwertstatistik mit Einbeziehung beobachteter, historischer und modellierter Daten.

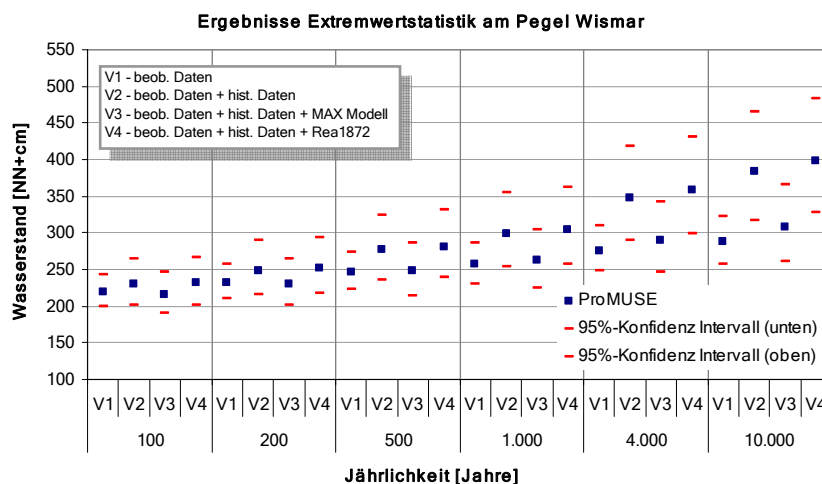


Abbildung 8.9: Ergebnisse verschiedener Verfahren der stationären Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Wismar (JENSEN UND MUDERSBACH 2009).

8.9 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Die stationäre Extremwertstatistik ist eine etablierte und weitentwickelte Methodik zur Ableitung von Bemessungswerten. Die Ausführungen zeigen dabei, dass neben den direkt beobachteten Daten auch eine Reihe von Zusatzinformationen in die Extremwertstatistik integriert werden können. Dies reicht von historisch überlieferten Hochwasserinformationen bis hin zu Ergebnissen aus numerischen Modellen. Diese methodischen Erweiterungen dienen in der Regel dazu, die Unsicherheiten von statistischen Analysen zu reduzieren. In Verbindung mit einer Homogenisierung der Daten können auch beobachtete zeitliche Veränderungen in den Datenreihen berücksichtigt und ausgeglichen werden. Im Zuge des Klimawandels sind jedoch die Methodiken der stationären Statistik nicht ausreichend, um zukünftige aussagekräftige Bemessungswasserstände ableiten zu können. Es erscheint notwendig, Verfahren anzuwenden, die auch mögliche, stärkere zukünftige Änderungen in den Daten berücksichtigen können. An dieser Stelle setzt das Konzept der instationären Extremwertstatistik an, welches grundsätzlich beliebige Zeitabhängigkeiten in den Parametern der Extremwertverteilung berücksichtigen kann.

9 Instationäre Extremwertstatistik

9.1 Allgemeines

Die für die stationäre Extremwertstatistik notwendigen Annahmen der Stationarität und Unabhängigkeit können insbesondere im Zuge eines Klimawandels bei hydro-meteorologischen Zeitreihen nicht vorausgesetzt werden (KHALIQ ET AL. 2006). Instationäre Entwicklungen in hydro-meteorologischen Zeitreihen können zu extremeren klimatischen und hydrologischen Bedingungen führen. In Abbildung 9.1 ist schematisch eine normalverteilte Häufigkeitsfunktion von Wasserständen für einen beliebigen Referenzzeitpunkt dargestellt. Eine Vergrößerung des Mittelwertes führt zu einer Rechtsverschiebung der Häufigkeitsfunktion, was insbesondere Auswirkungen auf Niedrig- und Höchstwasserstände hat (Abbildung 9.1, oben). Während extreme Niedrigwasserstände seltener auftreten, kommt es zu einer Häufung von extremen Hochwasserereignissen. Wird von einem konstanten Mittelwert ausgegangen, jedoch die Streuung der Daten zunimmt, so führt dies sowohl zu mehr extremen Niedrigwasserständen als auch zu mehr extremen Hochwasserständen (Abbildung 9.1, Mitte). Eine Zunahme des Mittelwertes und der Streuung hat starke Auswirkungen auf die extremen Hochwasserstände (Abbildung 9.1, unten).

In Abbildung 9.2 ist die prinzipielle Wirkung von Instationaritäten auf die Verteilungsfunktionen extremer Wasserstände dargestellt. Die Zunahme des Mittelwertes eines Extremwertkollektives führt zu einer Parallelverschiebung der Verteilungsfunktion, so dass moderat hohen und extrem hohen Wasserständen kleinere Wiederkehrintervalle zugeordnet werden und damit im Mittel häufiger auftreten (Abbildung 9.2, oben). Die alleinige Zunahme der Streuung bedingt bei den moderat hohen und extrem hohen Wasserständen tendenziell gegenläufige Entwicklungen, weil hierdurch die Verteilungsfunktion verdreht wird. Extrem hohe Wasserstände treten häufiger ein, während moderat hohe Ereignisse etwas seltener zu verzeichnen sind (Abbildung 9.2, Mitte). Bei der gleichzeitigen Zunahme von Mittelwert und Streuung eines Datenkollektives ist mit einer deutlich höheren Wahrscheinlichkeit extrem und moderat hoher Wasserstände zu rechnen (Abbildung 9.2, unten). Bei einer gegenteiligen Entwicklung der Parameter des Datenkollektives (Abnahme von Mittelwert und/oder Streuung) gelten die Aussagen entsprechend umgekehrt.

Liegt ein signifikantes instationäres Verhalten einer Zeitreihe vor, so können die klassischen stationären Methoden der Extremwertstatistik nicht verwendet werden, sondern müssen auf

einen instationären Ansatz erweitert werden, um Abschätzungen von zukünftigen Bemessungsparametern vornehmen zu können (vgl. STRUPCZEWSKI ET AL. 2001, KATZ ET AL. 2002, CUNDERLIK UND BURN 2003, KHALIQ ET AL. 2006, NOGAJ ET AL. 2007, MENDEZ ET AL. 2007, EL ADLOUNI ET AL. 2007, PETROW ET AL. 2008, RIBEREAU ET AL. 2008).

Neben der Homogenisierung von instationären Zeitreihen (vgl. Abschnitt 7) können die vorhandenen Zeitabhängigkeiten in den Kennwerten der Zeitreihen (vgl. Abschnitt 6) durch einen instationären Ansatz direkt in die Extremwertstatistik integriert werden (vgl. JENSEN UND MUDERSBACH 2007b). Die instationäre Extremwertstatistik gilt als ein neuer Ansatz, zu dem gegenwärtig nur wenige Arbeiten vorliegen, wobei die Anzahl der Publikationen ständig wächst (KHALIQ ET AL. 2006). Der instationäre Ansatz unterscheidet sich deutlich vom stationären Ansatz, da sich die Parameter der Verteilungsfunktion und damit die Verteilungsfunktion selbst mit der Zeit ändern. Damit sind die Ergebnisse der Verteilungsfunktionen zeitabhängig, sodass zum Beispiel keine generelle Aussage zu einem 100-jährlichen Wasserstand HW_{100} gemacht werden kann, sondern dieser mit der Zeit variiert und somit immer ein Jahresbezug angegeben werden muss. Beispiel: $HW_{100(2007)} = 510$ cmNN und $HW_{100(2050)} = 530$ cmNN. Wie im Beispiel dargestellt, wird in der Ingenieurpraxis häufig das Konzept des mittleren Wiederkehrintervalls verwendet, welches bei einem instationären Ansatz fragwürdig ist. Mathematisch korrekter ist die konsequente Verwendung der Eintritts- oder Überschreitungswahrscheinlichkeit eines Ereignisses, welche auf ein Jahr bezogen wird. Beispiel: Ein 100-jährliches Ereignis hat eine Überschreitungswahrscheinlichkeit von $P_{\bar{U}} = 0,01/a$. Im Folgenden wird dennoch das Konzept des mittleren Wiederkehrintervalls weitergeführt, da dies die Anschaulichkeit der ermittelten Ergebnisse erhöht und die Lesbarkeit für in der Praxis tätige Personen verbessert.

Die ingenieurtechnischen Planungsaufgaben führen zu der Notwendigkeit, Aussagen zu zukünftigen Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen zu treffen. Dies bedingt, dass nicht-parametrische Ansätze nicht zielführend sind, da sie keine Extrapolation der Ergebnisse ermöglichen. Dies kann nur durch einen parametrischen Ansatz erreicht werden, wobei hier das Problem der geeigneten Modellwahl entsteht.

Im Weiteren wird zunächst das instationäre Modell der Allgemeinen Extremwertverteilung beschrieben (Abschnitt 9.2). Anschließend wird ein nicht-parametrischer Ansatz auf Basis von Zeitfenstern vorgestellt (Abschnitt 9.3), der danach auf einen parametrischen Ansatz erweitert wird (Abschnitt 9.4). Dieser erlaubt bei der Extrapolation auch die Möglichkeit, Klimaszenarien mit in die Extremwertstatistik einzubeziehen (Abschnitt 9.5, vgl. MUDERSBACH UND JENSEN 2008b).

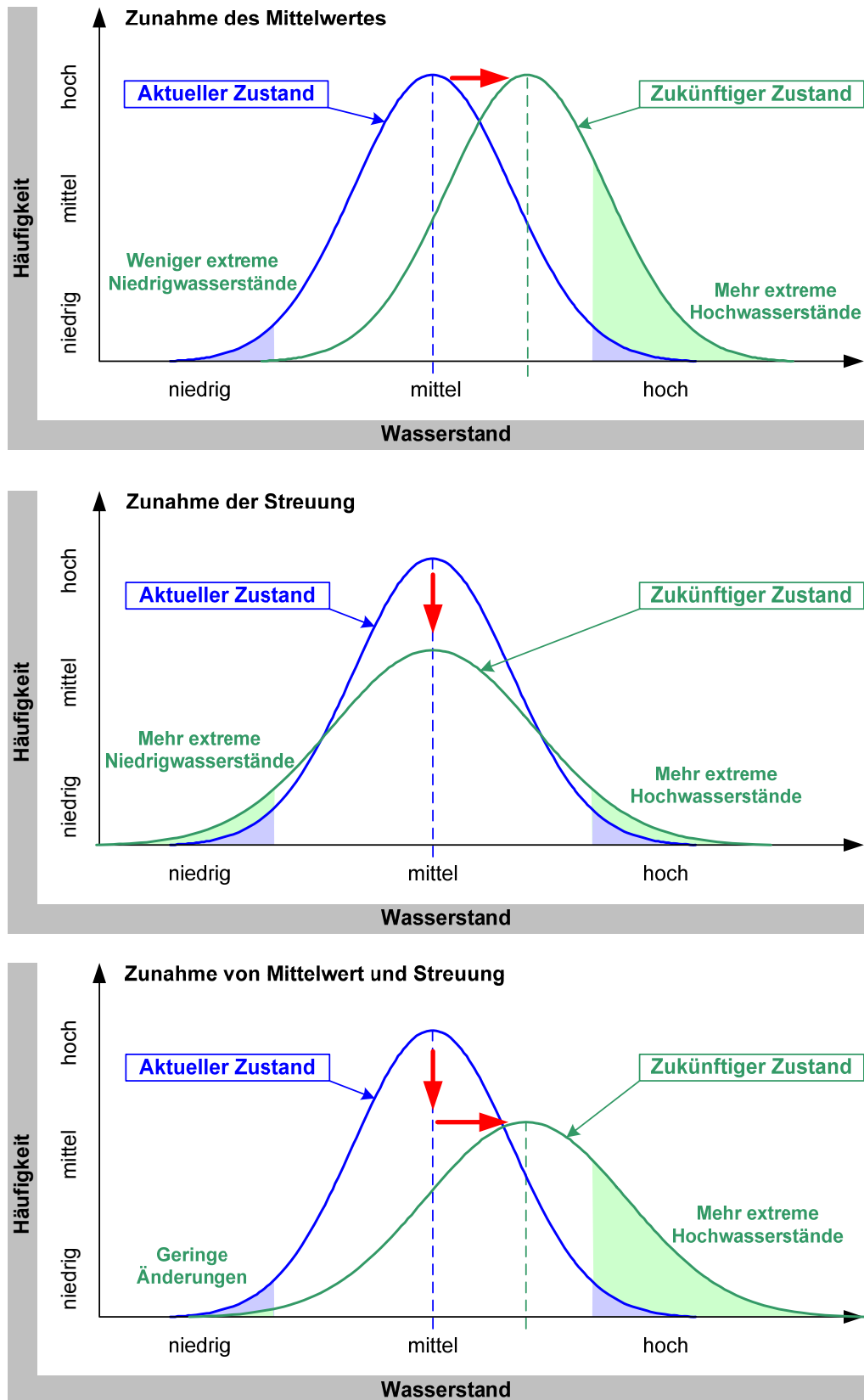


Abbildung 9.1: Schematische Darstellung der möglichen Änderungen von Wasserstandshäufigkeiten infolge eines Klimawandels (ergänzt nach UBA 2005).

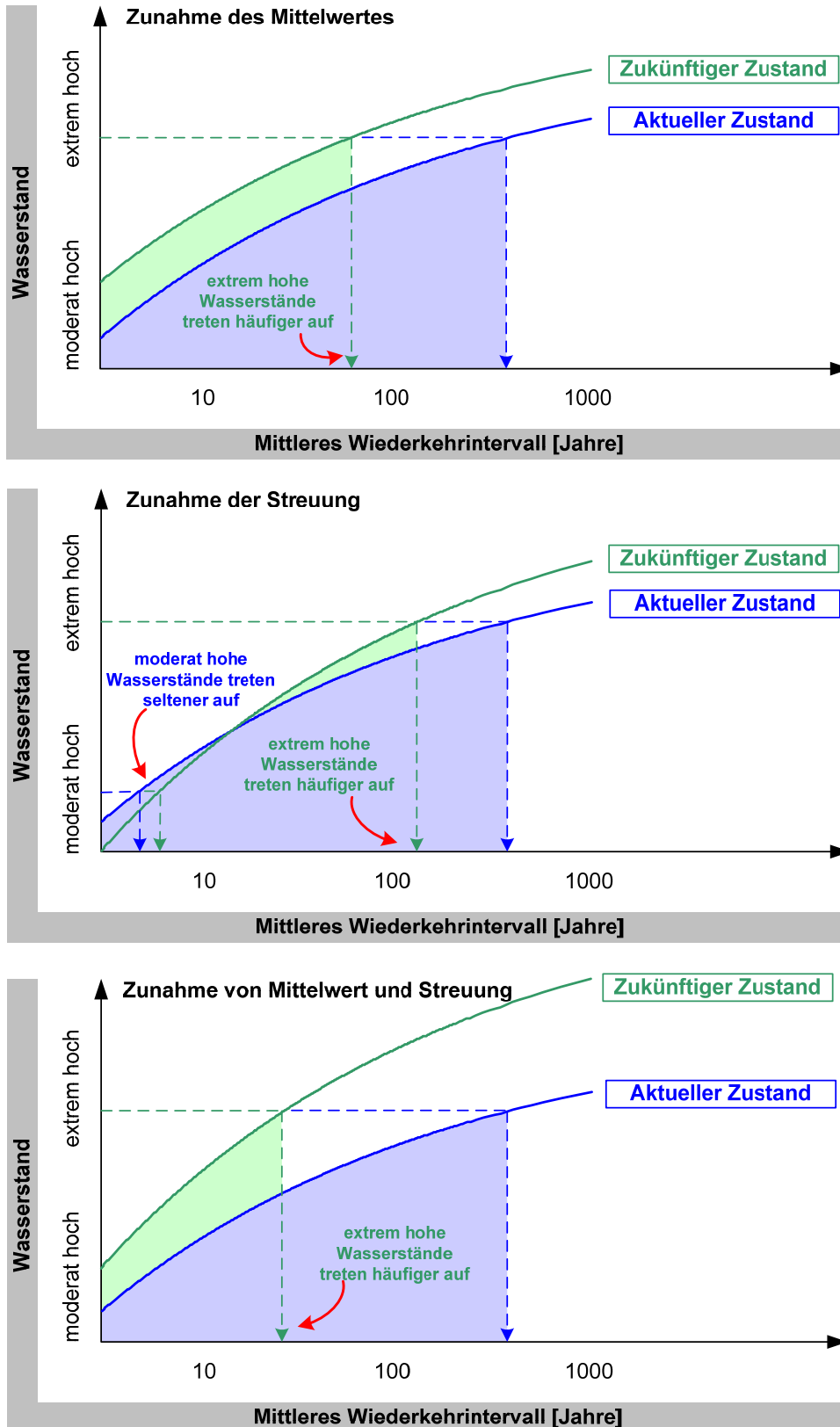


Abbildung 9.2: Schematische Darstellung der möglichen Änderungen von Wiederkehrintervallen infolge eines Klimawandels.

9.2 Instationäre GEV-Verteilung

In der vorliegenden Dissertation wird ein instationäres Modell der in Abschnitt 8.3 dargestellten Allgemeinen Extremwertverteilung verwendet (COLES 2001, KATZ ET AL. 2002, CUNDERLIK UND BURN 2003, MENEDEZ ET AL. 2007, NOGAJ ET AL. 2007, PETROW ET AL. 2008):

$$\text{GEV}(x, t) = \exp \left[- \left(1 + k(t) \cdot \frac{x - a(t)}{b(t)} \right)^{\frac{1}{k(t)}} \right] \quad \text{Gleichung 9.1}$$

mit: $a(t)$ zeitabhängiger Lageparameter
 $b(t)$ zeitabhängiger Streuungsparameter
 $k(t)$ zeitabhängiger Krümmungsparameter
 x Merkmalswert (z.B. Wasserstand)

Für die zeitabhängigen Parameter $a(t)$, $b(t)$ und $k(t)$ können unterschiedliche zeitliche Verläufe angesetzt werden. Zum einen können die Parameter über Zeitfensterfunktionen geschätzt werden, womit jedoch kein funktionaler Zusammenhang entsteht und somit eine Extrapolation der Parameter für zukünftige Zeitpunkte nicht möglich ist (nicht-parametrischer Ansatz, Abschnitt 9.3). Zum anderen können funktionale Verläufe angesetzt werden (parametrischer Ansatz, Abschnitt 9.4), die sowohl linear als auch nicht-linear sein können. Die einfachste Form ist die Verwendung eines linearen Ansatzes in Form von (am Beispiel des Lageparameters a):

$$a(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t \quad \text{Gleichung 9.2}$$

Grundsätzlich sind auch nicht-lineare polynomische Ansätze möglich, die allgemein die folgende Form haben:

$$a(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t^1 + \alpha_2 t^2 + \dots + \alpha_{n-1} t^{n-1} + \alpha_n t^n \quad \text{Gleichung 9.3}$$

Bei Gleichung 9.2 und Gleichung 9.3 ist der stationäre Zustand als Sonderfall mit $\alpha_1 \dots \alpha_n = 0$ in die Parameterschätzung integriert.

Aktuelle Klimastudien (MEEHL ET AL. 2007) gehen davon aus, dass sich bestimmte hydro-meteorologische Parameter zum Ende des 21. Jahrhunderts stärker ändern als in der ersten Hälfte des 21. Jahrhunderts. Dementsprechend sind auch exponentielle Ansätze denkbar:

$$a(t) = \alpha_0 \cdot e^{\alpha_1 t} \quad \text{Gleichung 9.4}$$

$$a(t) = e^{(\alpha_0 + \alpha_1 t)} \quad \text{Gleichung 9.5}$$

Zusätzlich zu den in den Daten selbst enthaltenen Trendmodellen können über zeitabhängige Parameterschätzmethoden weitere physikalisch begründete Anteile mit eingebunden werden.

Hierzu zählen unter anderem langperiodische klimatische Einflüsse wie zum Beispiel der *Southern Oscillation Index* (SOI) oder die *North Atlantic Oscillation* (NAO).

$$a(t) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \text{SOI}(t)$$

Gleichung 9.6

COLES (2001) untersuchte mit einem zeitabhängigen GEV-Modell die jährlichen Höchstwasserstände am Pegel Fremantle (Australien), wobei für den Lageparameter ein lineares Modell verwendet wird, während der Streuungs- und der Krümmungsparameter konstant angesetzt werden. Zusätzlich wird in einer weiteren Analyse der SOI mit in die Analysen einbezogen, sodass die Ergebnisse der Extremwertstatistik mit zunehmendem SOI ebenfalls steigen. KATZ ET AL. (2002) wendeten ein instationäres GEV-Modell auf die jährlichen Maximalniederschläge von Fort Collins (USA) an, wobei für den Lage- und logarithmierten Streuungsparameter ein lineares Modell angesetzt wurde und der Krümmungsparameter konstant gehalten wurde. Die Ergebnisse zeigen, dass sich die Ansätze als geeignet. Daher werden auch in der vorliegenden Arbeit lineare und exponentielle Modelle verwendet.

In den bisherigen Arbeiten zur instationären Extremwertstatistik mit GEV-Modellen wird aufgrund der sensitiven Schätzung des Krümmungsparameters k empfohlen, nur für die ersten beiden Momente (Lage- und Streuungsparameter) der GEV zeitabhängige Modelle anzusetzen und den Krümmungsparameter als Konstante in die Berechnungen einzubeziehen (COLES 2001).

In dieser Arbeit werden daher für den Lage- und Streuungsparameter ($a(t)$ und $b(t)$) der GEV sowohl lineare als auch exponentielle Modelle untersucht, während der Krümmungsparameter k als zeitinvariant angesetzt wird (Tabelle 9.1). Langperiodische Anteile werden nicht berücksichtigt, da Ozeanzirkulationen oder auch die Nodaltide mit einer Periode von 18,61 Jahren keine signifikanten Einflüsse auf die hier untersuchten Jahreshöchstwasserstände an der Deutschen Nord- und Ostseeküste haben (PUGH 2004).

Tabelle 9.1: Untersuchte Zeitmodelle für die Parameter der GEV.

Zeitabhängige Modelle für den Lageparameter a	
$a_{\text{GEV}}(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t$	Gleichung 9.7
$a_{\text{GEV}}(t) = \alpha_0 \cdot e^{\alpha_1 t}$	Gleichung 9.8
Zeitabhängige Modelle für den Streuungsparameter b	
$b_{\text{GEV}}(t) = \beta_0 + \beta_1 t$	Gleichung 9.9
$b_{\text{GEV}}(t) = \beta_0 \cdot e^{\beta_1 t}$	Gleichung 9.10
Modell für den Krümmungsparameter k	
$k_{\text{GEV}}(t) = k$	Gleichung 9.11

9.3 Methode der nicht-parametrischen instationären Extremwertstatistik

Die Methodik zur Analyse von Stationaritäten in den ersten beiden Momenten einer Zeitreihe ist in Abschnitt 6.3 vorgestellt. Liegen signifikante Instationaritäten vor, so ist die Anwendung eines instationären Extremwertmodells gerechtfertigt. Für die Anwendung eines instationären Extremwertmodells müssen jedoch nicht die zeitlichen Verläufe der ersten beiden Momente der zugrundeliegenden Zeitreihe, sondern die zeitlichen Verläufe der Parameter (Lage-, Streuungs- und Krümmungsparameter) der gewählten Verteilungsfunktion bekannt sein. Wie in Abschnitt 8.4 erläutert wird, gibt es mehrere Möglichkeiten für eine Parameterschätzung. In der vorliegenden Arbeit wird auch bei dem instationären Extremwertmodell die Parameterschätzung über die L-Momente verwendet (vgl. Abschnitt 8.4.3). Die statistischen Momente einer Zeitreihe sind jedoch in der Regel nicht identisch mit den Parametern der Verteilungsfunktionen, weshalb deren zeitlicher Verlauf gesondert ermittelt werden muss. Analog zur Ermittlung der zeitlichen Verläufe der Momente der Zeitreihe werden auch die Zeitverläufe der Verteilungsfunktion über Zeitfenstermodelle bestimmt. In Abbildung 9.3 sind die GEV-Parameter der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über Zeitfenstermodelle ermittelt worden. Dabei ist im dargestellten Beispiel zunächst ein 19-jähriges gleitendes Zeitfenster über die Zeitreihe geschoben worden. Jedes 19-Jahresfenster wird als in sich stationär angenommen, wobei über das Verfahren der L-Momente der jeweilige Lage-, Streuungs- und Krümmungsparameter geschätzt wurde und dem letzten Jahr des Zeitfensters zugeordnet wurde. Eine analoge Auswertung wurde mit einem wachsenden Zeitfenstermodell vorgenommen, wobei mit einem 19-jährigen Zeitfenster begonnen wurde, welches sich stetig um ein Jahr vergrößert. Die resultierenden Zeitverläufe sind in Abbildung

9.3 mit dem jeweiligen stationären Wert aus der homogenisierten Zeitreihe dargestellt. Die Homogenisierung der HThw-Zeitreihe erfolgte mit dem 19-jährigen gleitenden Mittel der zugehörigen MThw-Zeitreihe auf das Bezugsjahr 2007. Aufgrund der Tatsache, dass für die Parameter kein funktionaler zeitlicher Zusammenhang ermittelt wird und somit auch keine Extrapolation über den Bereich der beobachteten Daten hinaus möglich ist, wird dieser Ansatz als nicht-parametrisch bezeichnet.

Der Vorteil des Modells mit wachsenden Zeitfenstern liegt darin, dass langfristige Trends auch visuell gut identifiziert werden können, da einzelne Ereignisse keine starke Gewichtung innerhalb der Analyse erfahren. Ein wesentlicher Nachteil des Verfahrens ist darin begründet, dass unterschiedlich lange Zeitfenster analysiert werden, welche alle als in sich stationär angenommen werden. Diese Annahme ist jedoch bei zunehmender Länge der Zeitfenster fragwürdig. Es ist daher davon auszugehen, dass die Anwendung des wachsenden Zeitfensters einen Hinweis auf die Tendenz von zeitlichen Entwicklungen gibt, die absoluten Werte aber nicht aussagekräftig sind. FÜHRBÖTER (1976) hat versucht diese Nachteile des wachsenden Zeitfenstermodells („*langlebiger Chronist*“) zu beseitigen, indem die Zeitreihe zuvor auf ein definiertes Bezugsjahr homogenisiert wurde. Dieser Ansatz ist im Hinblick auf die Analyse von instationären Bemessungswerten als kritisch zu bewerten, da durch die Homogenisierung insbesondere die Mittelwertinstationarität der Zeitreihe beseitigt wird, die maßgeblich die Ergebnisse des instationären Extremwertmodells beeinflusst.

Die Stationaritätsannahme des gleitenden Zeitfenstermodells kann durch die Verwendung gleichbleibender Fensterlängen belastbarer aufrecht erhalten werden. Die Wahl der Länge des Zeitfensters hat einen Einfluss auf den zeitlichen Verlauf der Parameter der Verteilungsfunktion, weshalb für Untersuchungen an Küstengebieten das Ein- oder Zweifache eines Nodaltidezyklus ($T = 18,61$ Jahre) geeignet erscheint. Dies führt zu empfohlenen Zeitfensterlängen von 19 oder 37 Jahren (vgl. Abschnitt 6.3.3). Im dargestellten Beispiel (Abbildung 9.3) ist für den Lageparameter ein positiver Trend festzustellen, der ab circa 1990 über dem stationären Wert des Lageparameters liegt. Prinzipiell weisen die Parameterschätzungen aus dem gleitenden Zeitfenstermodell größere Schwankungen als aus dem wachsenden Zeitfenstermodell auf.

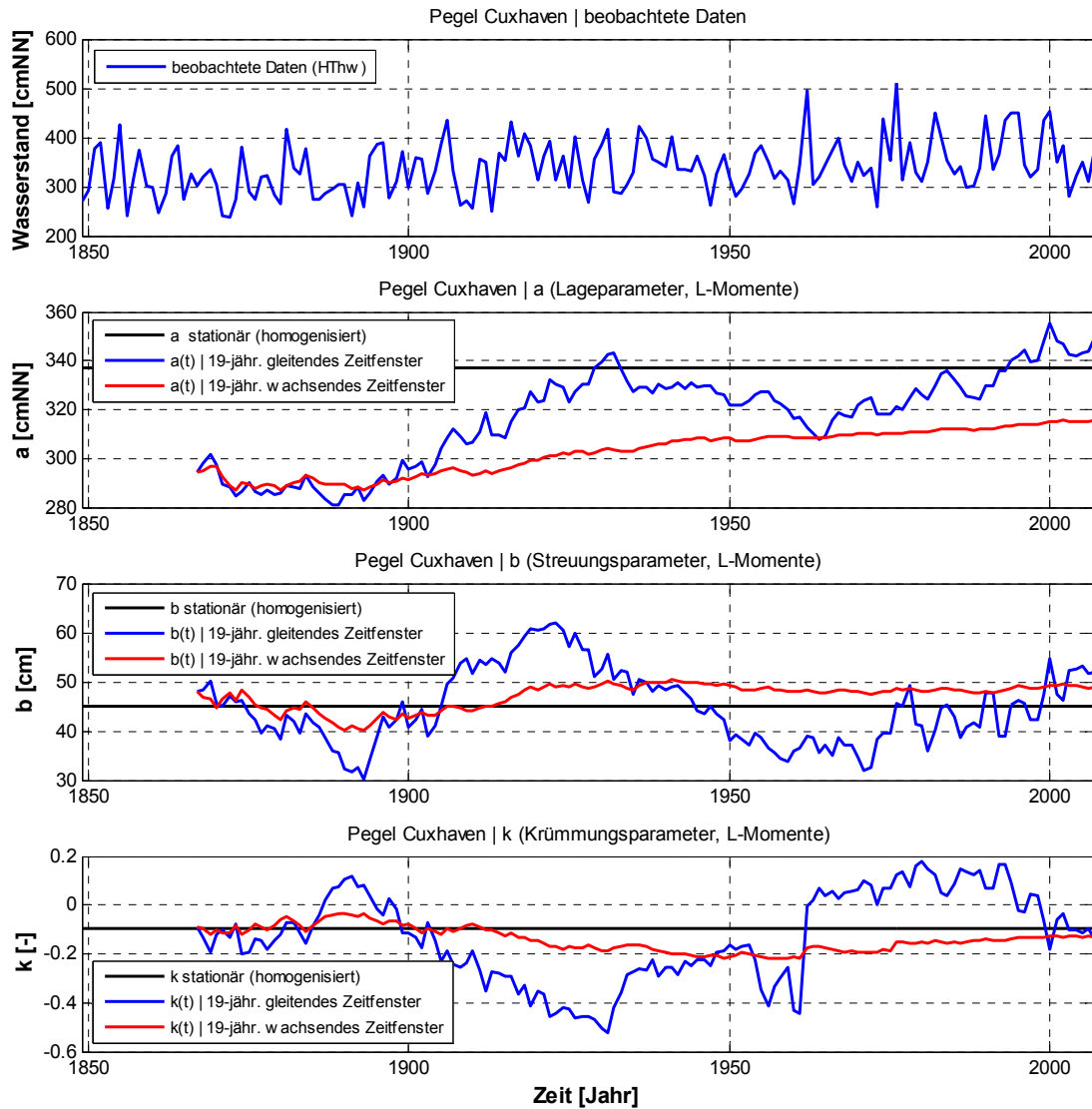


Abbildung 9.3: Zeitliche Entwicklung der GEV-Parameter a , b und k über 19-jährige gleitende Zeitfenster und wachsende Zeitfenster (Start mit 19-jährigem Zeitfenster) am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung über L-Momente.

Die in Abbildung 9.3 dargestellten Zeitverläufe können genutzt werden, um eine instationäre Extremwertanalyse durchzuführen. Dazu wird entsprechend dem jeweils verwendeten Zeitfenstermodell eine stationäre Extremwertverteilung für die einzelnen Zeitfenster berechnet, wofür die zuvor ermittelten Parameter verwendet werden können. In Abbildung 9.4 und Abbildung 9.5 ist ein instationäres Modell auf Basis der GEV-Verteilung auf die bereits erwähnte HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven angewendet worden. Es wurden für die unterschiedlichen Zeitfenstermodelle jeweils drei maßgebliche Fälle berechnet (Tabelle 9.2). Zunächst wurde für die homogenisierte HThw-Zeitreihe der stationäre 100-jährliche Wasserstand berechnet. Danach wurde der Lageparameter als zeitlich variant angesetzt und schließlich wurden Lage- und Streuungsparameter als zeitabhängige Größen angenommen. Der Krümmungsparameter war für alle Modellrechnungen konstant. Für die instationären Modelle wurden die jeweiligen 95%-Konfidenzintervalle berechnet.

Tabelle 9.2: Beschreibung der nicht-parametrischen Extremwertanalysen am Beispiel des Pegels Cuxhaven.

Beschreibung	Bezeichnung	Gleitendes Zeitfenster	Wachsendes Zeitfenster
(1) stationäres GEV-Modell mit homogenisierten Daten	$GEV(a, b, k)$	Abbildung 9.4	Abbildung 9.5
(2) instationäres GEV-Modell mit zeitabhängigem Lageparameter	$GEV(a(t), b, k)$	Abbildung 9.4	Abbildung 9.5
(3) instationäres GEV-Modell mit zeitabhängigem Lage- und Streuungsparameter	$GEV(a(t), b(t), k)$	Abbildung 9.4	Abbildung 9.5

In Abbildung 9.4 ist die beschriebene instationäre GEV-Extremwertanalyse für die Parameter aus dem 19-jährigen gleitenden Zeitfenstermodell dargestellt. Der stationäre Wert ist zu $HW_{100,stat} = 505$ cmNN bestimmt worden. Da die zugrundeliegende Zeitreihe des Pegels Cuxhaven im Jahr 1849 beginnt und 19-jährige Zeitfenster verwendet wurden, liegt das erste Ergebnis aus der instationären Analyse für das Jahr 1867 vor. Die instationären Modelle auf Basis der 19-jährigen gleitenden Zeitfenster beginnen im Jahr 1867 zwischen $HW_{100,a(t),b,k,(1867)} = 462$ cmNN und $HW_{100,a(t),b(t),k,(1867)} = 473$ cm NN und liegen damit signifikant unter dem stationär ermittelten Wert. Beide instationären Modelle weisen einen tendenziell positiven Trend auf und weisen im Jahr 2007 Werte zwischen $HW_{100,a(t),b,k,(2007)} = 519$ cmNN und $HW_{100,a(t),b(t),k,(2007)} = 544$ cmNN auf und liegen damit über dem stationären Wert. Die Analyse mit zeitlich variantem Lage- und Streuungsparameter hat größere Schwankungen in den Ergebnissen, was eine Folge des zeitlich abhängigen Streuungsparameters ist. Trotz des insgesamt positiven Trends wird der Maximalwert beim Modell mit zeitlich abhängigem Lage- und Streuungsparameter nicht im Jahr 2007 erreicht, sondern hat sein Maximum in den Jahren 1922 und 1923 mit jeweils $HW_{100,a(t),b(t),k,(1922/1923)} = 562$ cmNN, was durch einige extreme Ereignisse in dieser Zeit begründet ist. In den darauf folgenden Jahren ist ein starker Abfall der Ergebnisse bis circa 1960 festzustellen, woraufhin ein erneuter Anstieg bis zum Jahr 2007 folgt. Ein tendenziell ähnlicher Verlauf ist bei dem instationären Modell mit zeitlich abhängigem Lageparameter zu sehen. Das berechnete 95%-Konfidenzintervall ist unter anderem abhängig von der Länge des Zeitfensters und beträgt im ausgewerteten Beispiel circa ± 30 cm.

Die ermittelten Variationen im HW_T -Wasserstand in der Zeit erscheinen im Zuge des Klimawandels in einer ersten Betrachtung zunächst nicht plausibel, da hierdurch Maximalwerte zum Ende der Zeitreihe erwartet werden könnten. Diese Schlussfolgerung ist

jedoch nicht zulässig, da die untersuchte Zeitreihe der jährlichen Höchstwasserstände einen hohen rein stochastisch bedingten Anteil hat, der maßgebend für die Ausprägung der Wasserstände verantwortlich ist.

In Abschnitt 6.3.4 wurde für die beispielhaft verwendete HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven gezeigt, dass der Mittelwert als instationär und die Varianz bzw. Standardabweichung als stationär angenommen werden kann. Ausgehend von diesem Ergebnis kann geschlussfolgert werden, nur ein instationäres GEV-Modell mit zeitlich abhängigem Mittelwert zu verwenden. Dazu sei an dieser Stelle darauf verwiesen, dass die Momente der Zeitreihe nicht identisch mit den Parametern der Verteilungsfunktion sind (vgl. Abschnitt 9.3). Auch wenn kein instationäres Verhalten im zweiten Moment der Zeitreihe nachgewiesen werden kann, ist es dennoch hilfreich, die Auswirkungen der Variationen im Streuungsparameter quantifizieren zu können.

Die Analysen zeigen, dass mit dem nicht-parametrischen instationären Ansatz auf Basis gleitender Zeitfenster das zeitliche Verhalten von Bemessungswasserständen $HW_{T,(Jahr)}$ zwar beschrieben werden kann, die Ableitung konkreter Bemessungswerte für die Praxis jedoch insbesondere aus drei Gründen kritisch zu sehen ist:

- Die Bemessungswerte $HW_{T,(Jahr)}$ werden immer nur aus einer Zeitreihe extrapoliert, deren Länge durch die Wahl der Zeitfensterlänge bestimmt wird. Im vorliegenden Beispiel wurden die $HW_{100,(Jahr)}$ -Werte aus 19-jährigen Zeitfenstern berechnet. Nach den üblichen Regeln der Extremwertstatistik kann aber aus einer 19-jährigen Zeitreihe bis maximal auf ein circa 80-jährliches Ereignis geschlossen werden (vgl. Abschnitt 8.5). Die 100-jährlichen Ergebnisse liegen damit knapp außerhalb der zulässigen Extrapolationslänge. Wenngleich diese moderate Überschreitung der maximal zulässigen Extrapolationslänge im Einzelfall begründet werden kann, so ist die Ableitung von Ereignissen mit deutlich größeren Wiederkehrintervallen – wie sie zum Teil gefordert werden (vgl. Abschnitt 8.5) – auf Grundlage dieser Methodik nicht möglich.
- Die Festlegung eines konkreten Bemessungswertes kann nicht auf Grundlage objektiver Kriterien erfolgen. Somit werden folgende Fragen aufgeworfen: *Soll der aktuell gültige Bemessungswert für das Jahr 2007 verwendet werden, obwohl der Maximalwert im Jahr 1922/1923 aufgetreten ist? Kann der Maximalwert aus dem Jahr 1922/1923 verwendet werden, obwohl seitdem ein Anstieg des Meeresspiegels nachgewiesen wurde?*
- Durch den nicht-parametrischen Ansatz kann keine Extrapolation der Ergebnisse für einen zukünftigen Zeitpunkt erfolgen (vgl. STRUPCZEWSKI ET AL. 2001). Gerade für die Planung wasserbaulicher Anlagen ist dies jedoch erforderlich, da das Bauwerk auch zum Ende der geplanten Lebensdauer noch ein gefordertes Sicherheitsniveau aufweisen soll.

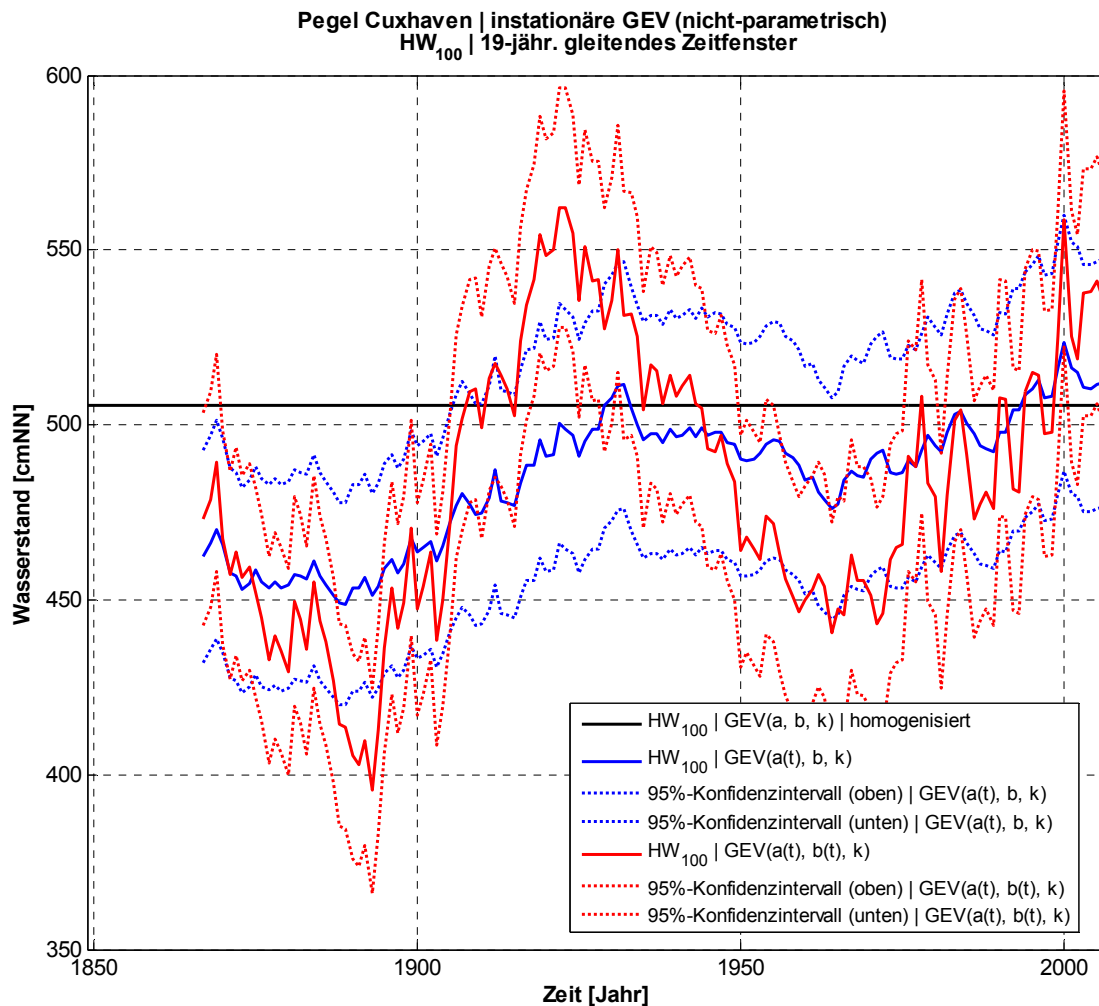


Abbildung 9.4: Zeitliche Entwicklung des 100-jährlichen Wasserstandes über einen nicht-parametrischen GEV-Ansatz am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Darstellung der Konfidenzintervalle. Schwarz: stationäres GEV-Ergebnis. Blau: Lageparameter zeitabhängig, Streuungs- und Krümmungsparameter konstant. Rot: Lage- und Streuungsparameter zeitabhängig, Krümmungsparameter konstant. Schätzung der Parameter a und b über 19-jährige gleitende Zeitfenster und L-Momente.

Die aufgezeigten Nachteile des nicht-parametrischen Ansatzes können durch eine parametrische Methode teilweise behoben werden. Bevor dieser Ansatz in Abschnitt 9.4 eingehend erläutert wird, sind in Abbildung 9.5 die Ergebnisse des instationären GEV-Modells mit wachsendem Zeitfenster dargestellt. Im Vergleich zu Abbildung 9.4 weisen die ermittelten Verläufe des 100-jährlichen Wasserstandes einen deutlich glatteren Verlauf auf. Durch die zunehmende Länge der Zeitfenster werden mit fortschreitender Analyse die Konfidenzintervalle kleiner. Ein wesentliches Ergebnis ist, dass beide Modelle (nur zeitabhängiger Lageparameter und zeitabhängiger Lage- und Streuungsparameter) im Jahr 2007 signifikant unterhalb des Wertes aus der stationären GEV-Analyse mit homogenisierten Daten liegen. Dies resultiert aus der Tatsache, dass die Stationaritätsannahme der analysierten Zeitfenster beim Modell des wachsenden Zeitfensters nicht gerechtfertigt ist. Das instationäre GEV-Modell mit wachsenden Zeitfenstern ist geeignet, um Tendenzen für längerfristige Trends zu detektieren, führt jedoch zu ungeeigneten Ergebnissen für absolute Werte. Aus

diesen Gründen wird das instationäre Modell des wachsenden Zeitfensters nicht für weitere Analysen verwendet.

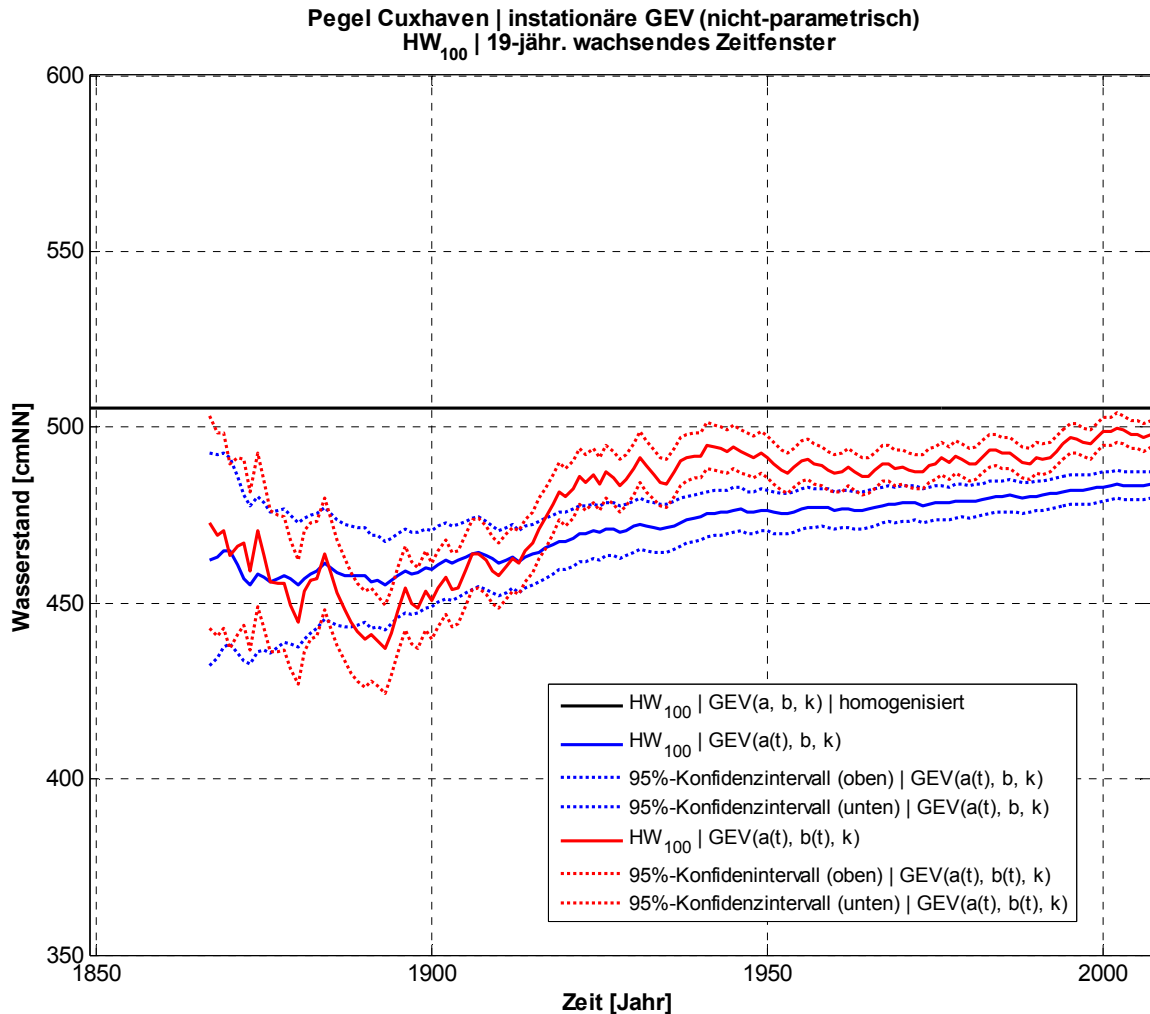


Abbildung 9.5: Zeitliche Entwicklung des 100-jährlichen Wasserstandes über einen nicht-parametrischen GEV-Ansatz am Beispiel der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Darstellung der Konfidenzintervalle. Schwarz: stationäres GEV-Ergebnis. Blau: Lageparameter zeitabhängig, Streuungs- und Krümmungsparameter konstant. Rot: Lage- und Streuungsparameter zeitabhängig, Krümmungsparameter konstant. Schätzung der Parameter a und b über wachsendes Zeitfenster und L-Momente; Start mit 19-jährigem Zeitfenster.

9.4 Methode der parametrischen instationären Extremwertstatistik

Bei der Methode der parametrisierten Extremwertstatistik werden die zeitlichen Verläufe der Parameter über funktionale Zusammenhänge beschrieben, womit auch eine Extrapolation in die Zukunft möglich wird. Prinzipiell eignen sich zur Beschreibung der funktionalen Verläufe der Parameter lineare und exponentielle Funktionen (vgl. Abschnitt 9.2).

In Abbildung 9.6 sind die zeitlichen Verläufe des Lage- und Streuungsparameters (a, b) über 19-jährige gleitende Zeitfenster der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven dargestellt (vgl. Abbildung 9.3), an die jeweils eine lineare und eine exponentielle Funktion (vgl. Tabelle 9.1)

mittels eines Regressionsmodells angepasst wurden. In dem hier verwendeten Beispiel sind die Unterschiede zwischen dem linearen und dem exponentiellen Modell für beide Parameter nicht signifikant. Für den Lageparameter ergeben sich Standardfehler (*engl.: root mean squared error, RMSE*) von $RMSE_{a,LIN} = 10,70$ cm für das lineare Modell und $RMSE_{a,EXP} = 10,82$ cm für das exponentielle Modell. Die Standardfehler für den Streuungsparameter sind identisch und betragen $RMSE_{b,LIN/EXP} = 7,48$ cm. Die Verwendung von exponentiellen Modellen in der Parameterschätzung liegt darin begründet, dass sich zum Beispiel nach Aussage von MEEHL ET AL. (2007) klimatische Änderungen in der zweiten Hälfte dieses Jahrhunderts stärker auswirken werden als in der ersten Hälfte. Diese Aussage begründet ferner die Verwendung von zeitabhängigen Parametern, auch wenn diese im Bereich der beobachteten Daten keine signifikanten Zeitabhängigkeiten aufweisen. Im gewählten Beispiel trifft dies für den Streuungsparameter zu, der nach Abschnitt 6.3.4 als stationär angenommen werden kann, jedoch trotzdem Modelle zum zeitvarianten Verhalten angesetzt werden. Der stationäre Fall ist als Sonderfall in den Zeitmodellen für $\alpha_1 = 0$ bzw. $\beta_1 = 0$ integriert. Die ermittelten Zeitmodelle für den Lage- und Streuungsparameter des hier dargestellten Beispiels sind in Tabelle 9.3 zusammengefasst.

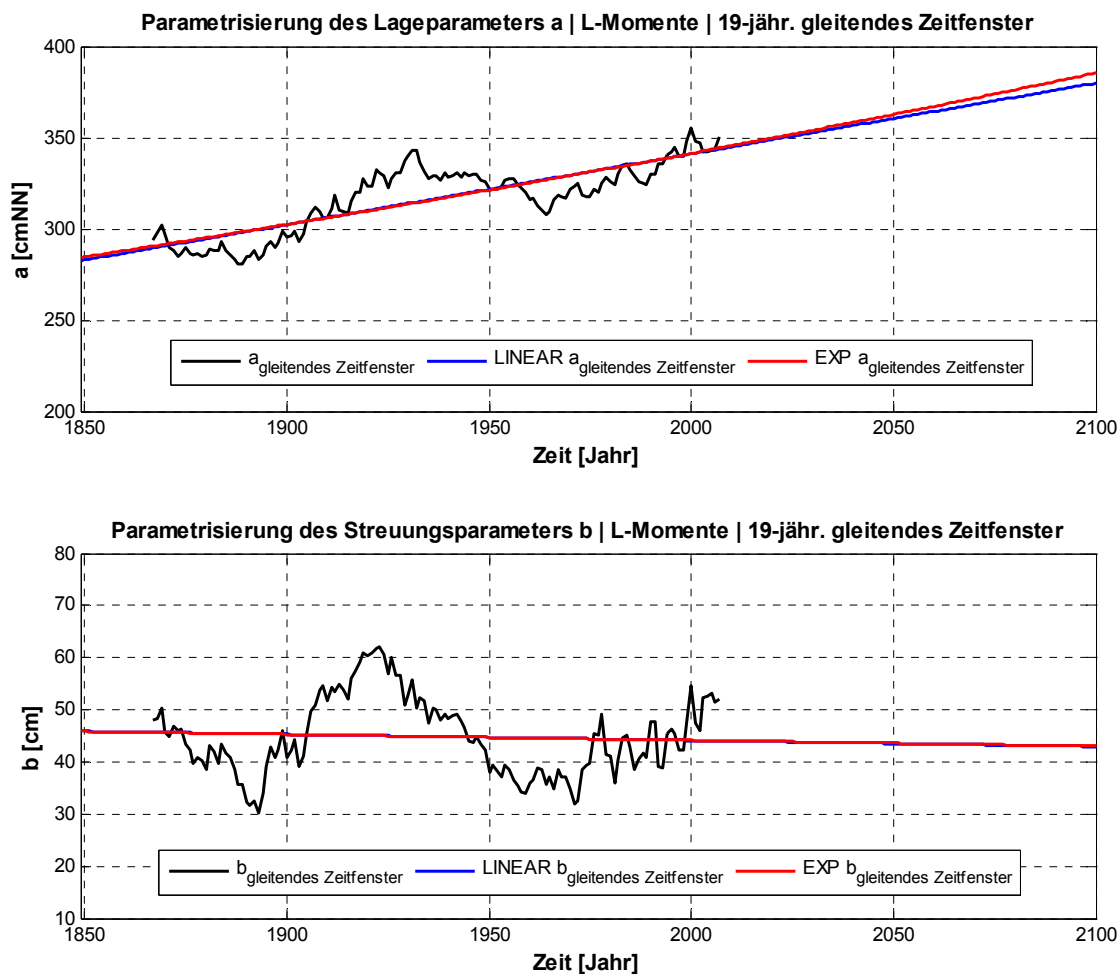


Abbildung 9.6: Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100.

Tabelle 9.3: Parameter der linearen und exponentiellen Anpassungen des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 mit Anpassungsgüte (*Root Mean Squared Error, RMSE*).

	Lineare Anpassung			Exponentielle Anpassung		
	α_0	α_1	Anpassungsgüte (RMSE)	α_0	α_1	Anpassungsgüte (RMSE)
Lageparameter a	-434,6	0,3878	10,70 cm	30,21	0,0012	10,82 cm
	β_0	β_1		β_0	β_1	
Streuungsparameter b	67,56	-0,0117	7,48 cm	73,65	-0,0003	7,48 cm

Entsprechend der in Tabelle 9.1 angegebenen linearen und exponentiellen Zeitmodelle für die Parameter der GEV ergeben sich vier instationäre Ansätze, die wie folgt definiert sind:

- 1 $GEV_{LIN}(a(t), b, k)$: Lineares Zeitmodell für Lageparameter a, Streuungsparameter b konstant, Krümmungsparameter k konstant.

$$GEV(x, t) = \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x - (\alpha_0 + \alpha_1 t)}{b} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 9.12}$$

- 2 $GEV_{LIN}(a(t), b(t), k)$: Lineares Zeitmodell für Lageparameter a, lineares Zeitmodell für Streuungsparameter b, Krümmungsparameter k konstant.

$$GEV(x, t) = \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x - (\alpha_0 + \alpha_1 t)}{\beta_0 + \beta_1 t} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 9.13}$$

- 3 $GEV_{EXP}(a(t), b, k)$: Exponentielles Zeitmodell für Lageparameter a, Streuungsparameter b konstant, Krümmungsparameter k konstant.

$$GEV(x, t) = \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x - \alpha_0 \cdot e^{\alpha_1 t}}{b} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 9.14}$$

- 4 GEV_{EXP} (a(t), b(t), k): Exponentielles Zeitmodell für Lageparameter a, exponentielles Zeitmodell für Streuungsparameter b, Krümmungsparameter k konstant.

$$\text{GEV}(x, t) = \exp \left[- \left(1 + k \cdot \frac{x - \alpha_0 \cdot e^{\alpha_1 t}}{\beta_0 \cdot e^{\beta_1 t}} \right)^{\frac{1}{k}} \right] \quad \text{Gleichung 9.15}$$

In Abbildung 9.7 ist die zeitliche Entwicklung des 100-jährlichen Wasserstandes von 1849 bis 2100 am Pegel Cuxhaven mit den vier instationären GEV-Ansätzen zu sehen. Die Ermittlung der instationären 100-jährlichen Wasserstände von 2008 bis 2100 basiert auf der Extrapolation der aus den Beobachtungsdaten ermittelten linearen oder nichtlinearen Trends. Eine Extrapolation von Trends ist prinzipiell ein praktikables Instrument und kann in vielen Fällen als hinreichend gerechtfertigte Annahme bewertet werden. Dennoch ist stets kritisch zu prüfen, ob eine Extrapolation von beobachteten Trends plausibel erscheint. Dies ist umso wichtiger, je weiter der Extrapolationszeitraum gefasst wird. Im vorliegenden Beispiel ist Extrapolation bis zum Jahr 2100 aufgrund der langen Beobachtungszeitreihe gerechtfertigt.

Neben den instationären Ansätzen ist in Abbildung 9.7 der 100-jährliche Wasserstand aus der stationären Extremwertanalyse, mit den auf das Jahr 2007 homogenisierten Daten, dargestellt. Der Bemessungswasserstand für das Jahr 2100 ergibt sich nach EAK (2007) aus dem maßgebenden Hochwasserstand für das Berechnungsdatum (hier: 2007) zuzüglich einem Sicherheitszuschlag, der dem zukünftigen Anstieg des Tidehochwassers (M_{Thw}) bzw. des Mittelwassers (Mean Sea Level) entspricht. Für den Fall, dass der maßgebende Sturmflutwasserstand für das Berechnungsdatum auf Grundlage des 100-jährlichen Wasserstandes bestimmt wird, ergibt sich hieraus ein Bemessungswasserstand für das Bemessungsdatum 2100 von $\text{BHW}_{2100, \text{stat}} = \text{HW}_{100(2007, \text{stat})} + \Delta = 505 \text{ cmNN} + \Delta$. Für den Sicherheitszuschlag Δ wird ein mittlerer Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/Jahr angesetzt, der für die Deutsche Nordseeküste ein Mittelwert zwischen dem Anstieg des Mittleren Wasserstandes ($\text{SMT}_{\text{mw}} \approx 0,2 \text{ cm/Jahr}$) und des Mittleren Tidehochwasserstandes ($\text{SMT}_{\text{Thw}} \approx 0,4 \text{ cm/Jahr}$) (JENSEN UND MUDERSBACH 2007a) ist. Somit ergibt sich der Bemessungswasserstand für das vorliegende Beispiel zu $\text{BHW}_{2100, \text{stat}} = 533 \text{ cmNN}$. Nach EAK (2002) sollten für Bauwerke, die später nicht mehr oder nur mit unverhältnismäßig großem Aufwand angepasst werden können, Werte des Meeresspiegelanstieges „in der Größe von bis zu etwa einem Meter in Betracht gezogen werden“ (EAK 2007). Eine detaillierte Darstellung zur Entwicklung des mittleren Meeresspiegels an der Deutschen Nordseeküste erfolgt in der vorliegenden Arbeit nicht, da hier lediglich ein Vergleich zwischen den in der Praxis gebräuchlichen Methoden der stationären Extremwertstatistik und instationären Ergebnissen erfolgt. Weitere Untersuchungen zur Entwicklung des mittleren Meeresspiegels sind zum Beispiel bei BINDOFF et al. (2007) zu finden.

Eine eingehende Beschreibung und Diskussion der Ergebnisse für die extremwertstatistischen Auswertungen am Pegel Cuxhaven erfolgt in Abschnitt 11. Ein wesentlicher Unterschied der

instationären Extremwertanalyse im Vergleich zum stationären Ansatz liegt darin, dass nicht nur maßgebende Sturmflutwasserstände für ein Berechnungs- und Bemessungsdatum angegeben werden, sondern für jedes Jahr ein Ergebnis produziert wird. Die Addition eines Sicherheitszuschlages, der dem Meeresspiegelanstieg entspricht, kann entfallen, da diese Information indirekt in den Daten selbst enthalten ist und somit durch den instationären Ansatz in die Zukunft extrapoliert wird.

In Abbildung 9.8 sind die instationären GEV-Verteilungen auf Basis des linearen Parameteransatzes für die Jahre 2010, 2050 und 2100 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die alleinige zeitliche Veränderung des Lageparameters zu einer Parallelverschiebung der Verteilungsfunktionen führt, hingegen eine Veränderung von Lage- und Streuungsparameter eine zusätzliche Verdrehung der Verteilungsfunktionen zueinander zu Folge hat. Im hier gezeigten Beispiel werden durch einen leicht negativen Trend des Streuungsparameters die Differenzen im Bereich der höheren Wiederkehrintervalle kleiner.

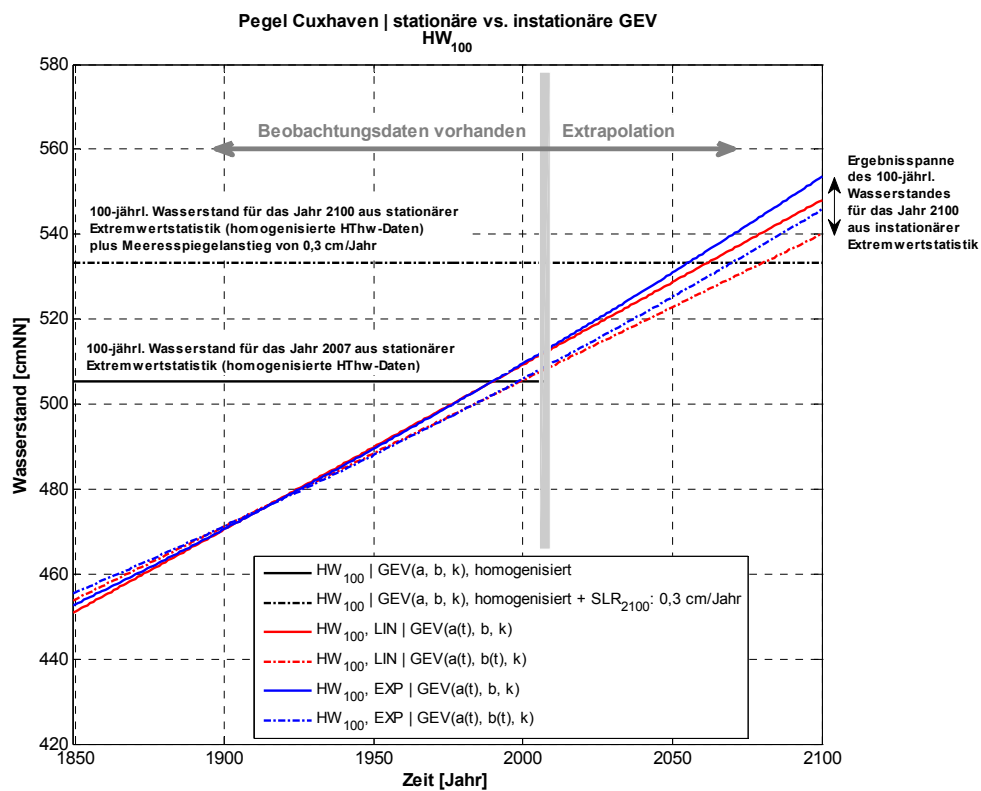


Abbildung 9.7: Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstandes von 1849 bis 2100 des Pegels Cuxhaven auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare und exponentielle Modelle.

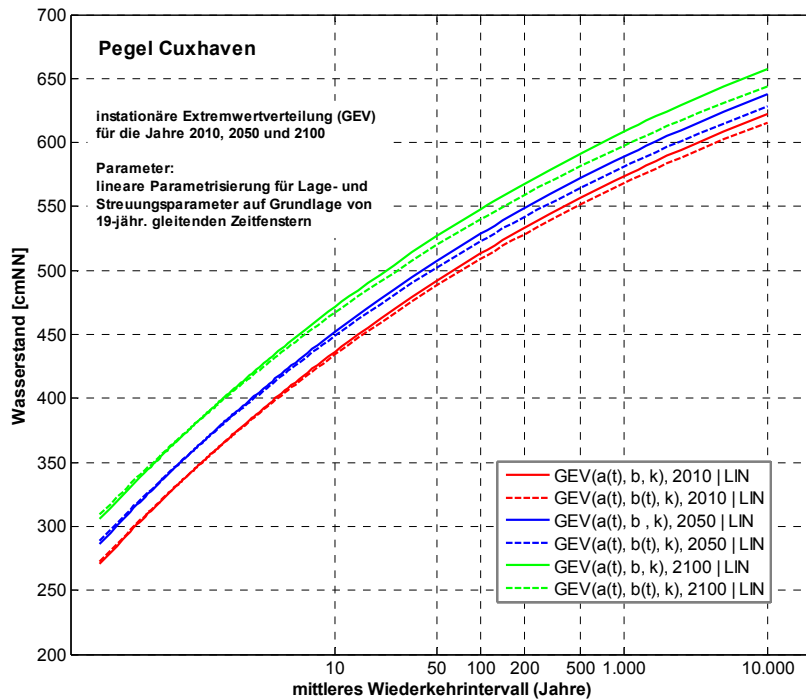


Abbildung 9.8: Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen auf Basis der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare und exponentielle Modelle.

9.5 Einbeziehung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik

Der parametrische Ansatz der instationären Extremwertstatistik kann nicht nur dafür genutzt werden, um die in den Daten selbst enthaltenen Trends zu extrapolieren, sondern ebenso, um anders physikalisch begründete Trends mit einzubeziehen. Solche physikalisch begründeten Angaben zu Trends stellen Wasserstandsentwicklungen auf Grundlage von Klimaszenarien dar, wie sie zum Beispiel vom *Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)* veröffentlicht werden. Im vierten Sachstandsbericht des IPCC (MEEHL ET AL. 2007) sind verschiedene Szenarien zur Entwicklung des mittleren Meeresspiegels angegeben, die auf sechs Klimaszenarien beruhen. Die Klimaszenarien selbst sind Projektionen von klimabeeinflussenden Faktoren, welche auf möglichen zukünftigen Entwicklungen der Weltbevölkerung und Weltwirtschaft beruhen. Diese Klimaszenarien wurden im *IPCC Special Report on Emissions Scenarios (SRES 2000, in: IPCC 2007)* veröffentlicht. Die SRES-Klimaszenarien sind in unterschiedliche Gruppen aufgeteilt, die nachfolgend beschrieben sind (zitiert aus IPCC 2007):

A1. Die A1-Modellgeschichte bzw. -Szenarien-Familie beschreibt eine zukünftige Welt mit sehr raschem Wirtschaftswachstum, einer Mitte des 21. Jahrhunderts kulminierenden und danach rückläufigen Weltbevölkerung, und rascher Einführung neuer und effizienterer Technologien. Wichtige grundlegende Themen sind Annäherung von Regionen, Entwicklung von Handlungskompetenz sowie zunehmende kulturelle und soziale Interaktion bei gleichzeitiger substantieller Verringerung regionaler Unterschiede der Pro-Kopf-Einkommen. Die A1-Szenarien-Familie teilt sich in drei Gruppen auf, die unterschiedliche Ausrichtungen technologischer Änderungen im Energiesystem beschreiben. Die drei A1-Gruppen unterscheiden sich in ihrer

technologischen Hauptstossrichtung: fossil-intensiv (A1FI), nichtfossile Energiequellen (A1T) oder eine ausgewogene Nutzung aller Quellen (A1B) (wobei ausgewogene Nutzung definiert ist als eine nicht allzu große Abhängigkeit von einer bestimmten Energiequelle und durch die Annahme eines ähnlichen Verbesserungspotentials für alle Energieversorgungs- und -verbrauchstechnologien).

A2. Die A2-Modellgeschichte bzw. -Szenarien-Familie beschreibt eine sehr heterogene Welt. Das Grundthema ist Autarkie und Bewahrung lokaler Identitäten. Regionale Fruchtbarkeitsmuster konvergieren nur sehr langsam, was eine stetig zunehmende Bevölkerung zur Folge hat. Die wirtschaftliche Entwicklung ist vorwiegend regional orientiert und das Pro-Kopf-Wirtschaftswachstum und technologische Veränderungen sind bruchstückhafter und langsamer als in anderen Modellgeschichten. **B1.** Die B1- Modellgeschichte bzw. -Szenarien-Familie beschreibt eine sich näher kommende Welt, mit der gleichen, Mitte des 21. Jahrhunderts kulminierenden und danach rückläufigen Weltbevölkerung wie in der A1-Modellgeschichte, jedoch mit raschen Änderungen der wirtschaftlichen Strukturen in Richtung einer Dienstleistungs- und Informationswirtschaft, bei gleichzeitigem Rückgang des Materialverbrauchs und Einführung von saubereren und ressourcen-effizienten Technologien. Das Schwergewicht liegt auf globalen Lösungen für eine wirtschaftliche, soziale und umweltgerechte Nachhaltigkeit, einschließlich erhöhter sozialer Gerechtigkeit, aber ohne zusätzliche Klimainitiativen. **B2.** Die B2-Modellgeschichte bzw. -Szenarien-Familie beschreibt eine Welt mit Schwerpunkt auf lokalen Lösungen für eine wirtschaftliche, soziale und umweltgerechte Nachhaltigkeit. Es ist eine Welt mit einer stetig, jedoch langsamer als in A2 ansteigenden Weltbevölkerung, wirtschaftlicher Entwicklung auf mittlerem Niveau und weniger raschem, dafür vielfältigerem technologischem Fortschritt als in den B1- und A1-Modellgeschichten. Obwohl das Szenario auch auf Umweltschutz und soziale Gerechtigkeit ausgerichtet ist, liegt der Schwerpunkt auf der lokalen und regionalen Ebene.

Für jede der sechs Szenarien-Gruppen A1B, A1FI, A1T, A2, B1 und B2 wurde ein illustratives Szenario gewählt. Alle sollten als gleich stichhaltig betrachtet werden.

In MEEHL ET AL. (2007) wurden für alle sechs Szenarien Projektionen des Meeresspiegelanstieges für den Zeithorizont 2090 bis 2099 relativ zum Vergleichszeitraum 1980 bis 1999 berechnet (Abbildung 9.9). Neben der thermischen Ausdehnung des Wasserkörpers wurden verschiedene Komponenten aus Landeis- und Meereismassen berücksichtigt, die zu einem Meeresspiegelanstieg beitragen. Es ist zu erkennen, dass die thermische Ausdehnung des Wasserkörpers den größten Anteil am Meeresspiegelanstieg ausmacht.

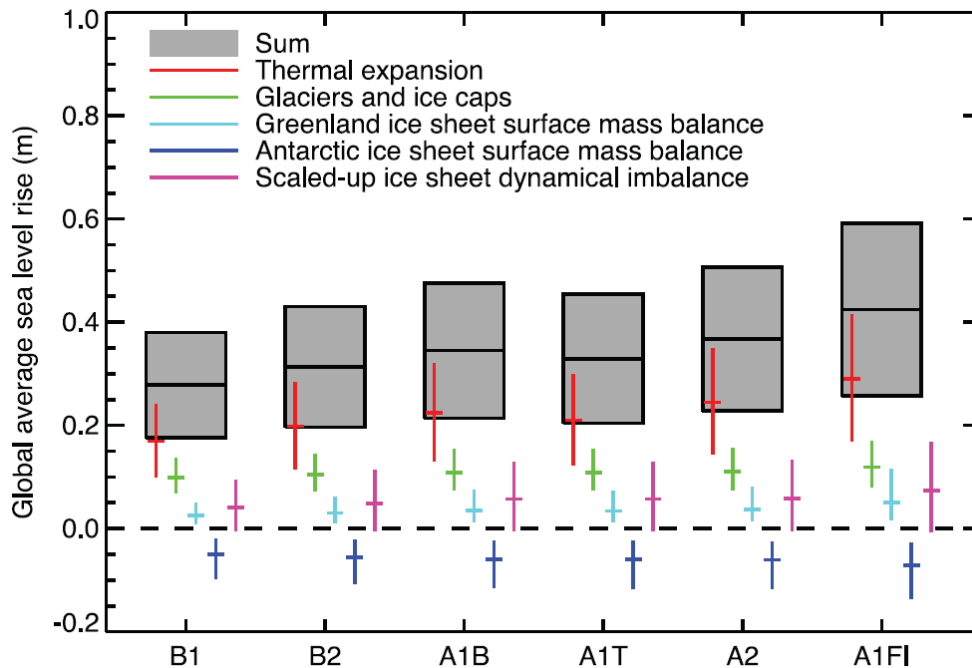


Abbildung 9.9: Projektionen des globalen mittleren Meeresspiegelanstieges auf Basis von sechs Klimaszenarien (B1, B2, A1B, A1T, A2, A1FI). Die Angaben beziehen sich auf den Zeithorizont 2090 bis 2099 relativ zum Vergleichszeitraum 1980 bis 1999. Die breiten Balken geben den Gesamtwert des Anstiegs mit mittlerem Wert und oberem/unterem 95%-Konfidenzintervall wieder. Die dünnen Balken stellen die Einzelkomponenten des Gesamtwertes dar (MEEHL ET AL. 2007).

Für die vorliegende Arbeit wurden die Szenarien B1 (geringster Meeresspiegelanstieg) und A1FI (größter Meeresspiegelanstieg) im Rahmen einer Sensitivitätsstudie in die instationäre Extremwertstatistik integriert. Im Mittel gibt das Szenario B1 einen Meeresspiegelanstieg von 28 cm (95%-Konfidenzintervall: 18 cm bis 38 cm) bis zum Jahr 2090-2099 relativ zu 1980 bis 1999 an. Das Szenario A1FI gibt einen mittleren Meeresspiegelanstieg von 43 cm (95%-Konfidenzintervall: 26 cm bis 59 cm) bis zum Jahr 2090-2099 relativ zu 1980 bis 1999 an.

Im Rahmen der durchgeführten Sensitivitätsstudie wird angenommen, dass der in den SRES-Szenarien projizierte Meeresspiegelanstieg als repräsentativ für die weitere Entwicklung des Lageparameters der untersuchten HThw-Zeitreihen angenommen werden kann. Diese Annahme ist jedoch nur als grobe Näherung zu verstehen, da der Trend des mittleren Meeresspiegels an der Deutschen Nordseeküste nicht mit dem Trend der HThw-Zeitreihen übereinstimmt. Nach JENSEN UND MUDERSBACH (2007a) liegt der Trend des mittleren Meeresspiegels an der Deutschen Nordseeküste zwischen 1,4 mm/Jahr und 1,9 mm/Jahr und der Trend der MThw-Zeitreihe weist Werte zwischen 3,3 mm/Jahr bis 4,1 mm/Jahr auf (Datengrundlage jeweils jährliche Daten von 1950 bis 2005). Der Trend der HThw-Zeitreihen kann demgegenüber weitere Abweichungen aufweisen, da eine HThw-Zeitreihe mehr durch stochastische Einflüsse (z.B. Wind) geprägt ist.

Für eine bessere Implementierung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik müssen belastbare Szenarien für die Entwicklung der Tidehochwasserstände auf Basis der SRES-Szenarien zur Verfügung stehen. WOTH ET AL. (2006) haben auf Basis der SRES-

Szenarien-Gruppe A2 Analysen zur möglichen Änderung der 99,5%-Quantile der Tidewasserstände infolge der Änderungen der Windverhältnisse an der Deutschen Nordseeküste durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Wasserstandswerte der 99,5%-Quantile in der Deutschen Bucht entlang der 10 m-Tiefenlinie zum Zeitpunkt 2071 bis 2100 relativ zu 1961 bis 1990 signifikant um 20 bis 30 cm ansteigen können. Die Untersuchungen beziehen keinen Anstieg des mittleren Meeresspiegels oder Einflüsse von Fernwellen mit ein. Nach WOTH ET AL. (2006) kann jedoch bei der Annahme einer additiven Überlagerung von Meeresspiegelanstieg und Erhöhung der 99,5%-Quantile von einem möglichen Gesamtanstieg der Wasserstandswerte der 99,5%-Quantile von 60 bis 70 cm ausgegangen werden. Diese Werte haben nach WOTH ET AL. (2006) einen breiten Unsicherheitsbereich, der nicht quantifiziert wird.

Neben den oben erwähnten SRES-Szenarien B1 und A1FI sind in der vorliegenden Arbeit die Ergebnisse von WOTH ET AL. (2006) für den Bereich der Deutschen Bucht mit einem mittleren Wert von 65 cm als ein separates Szenario verwendet worden.

Da den Klimaszenarien der Bezugszeitpunkt 1980 bis 1999 bzw. 1961 bis 1990 zugrunde liegt und die verwendeten Zeitreihen später enden (hier: 2007), müssen die angegebenen Werte des Meeresspiegelanstieges korrigiert werden. Diese Umrechnung führt für das Szenario B1 zu einem relativen Anstieg des Meeresspiegels im Jahr 2100 bezogen auf 2007 von 24 cm. Dementsprechend ergeben sich für das Szenario A1FI 36 cm und das Szenario WOTH ET AL. (2006) 55 cm (Tabelle 9.4). Für alle Szenarien wird ein linearer Verlauf des Meeresspiegelanstieges angenommen. Obwohl für alle Szenarien im Folgenden der jeweils ermittelte angegebene deterministische Wert verwendet wurde, wird darauf hingewiesen, dass alle Szenarien mit breiten Unsicherheiten verbunden sind, die jedoch bei der durchgeführten Sensitivitätsstudie nicht quantitativ berücksichtigt wurden, aber bei der Bewertung der Ergebnisse mit einfließen müssen.

In Abbildung 9.10 ist die Einbeziehung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven gezeigt. Die blauen Linien repräsentieren die zeitabhängigen 100-jährlichen Ereignisse, wie sie sich aus den Trends der beobachteten HThw-Daten ableiten, wobei nur lineare Trends für den Lage- und Streuungsparameter angenommen wurden. Ab dem Jahr 2008 sind zusätzlich die angenommenen Meeresspiegelanstiegsraten der Szenarien B1 und A1FI und WOTH ET AL. (2006) bis zum Jahr 2100 berücksichtigt worden. Eine ausführliche Diskussion der Ergebnisse zum Pegel Cuxhaven findet sich in Abschnitt 11. Es ist zu erkennen, dass durch die Verwendung von Klimaszenarien Ergebnisbandbreiten entstehen können, die einer weiteren Interpretation der Ergebnisse bedürfen. Sowohl extremwertstatistische Analysen als auch Projektionen des Meeresspiegelanstieges durch Klimaszenarien enthalten große Unsicherheiten, die sich bei der Zusammenführung akkumulieren können. Die Implementierung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik ist somit als methodischer Ansatz zu sehen, der es erlaubt, die Bandbreiten möglicher Meeresspiegeländerungen in Bezug auf die Ermittlung von Bemessungswasserständen einschätzen zu können. Es können jedoch keine belastbaren Aussagen dazu getroffen werden,

welches die wahrscheinlichste Entwicklung ist, da Klimaszenarien selbst ebenfalls keine Wahrscheinlichkeiten enthalten.

Unter der oben genannten Annahme, dass die angenommenen Meeresspiegelanstiegsraten repräsentativ für das zukünftige Verhalten des Lageparameters der untersuchten Zeitreihe sind, kann ein Vergleich zwischen der Extrapolation der vorhandenen Trends mit den Klimaszenarien erfolgen. Im Beispiel (Abbildung 9.10) ist zu sehen, dass die Extrapolation der in den Daten selbst vorhandenen Trends zu gleichen Ergebnissen führt wie die Extrapolation über das Szenario A1FI.

Tabelle 9.4: Szenarien des Meeresspiegelanstiegs nach MEEHL ET AL. (2007) und WOTH ET AL. (2006) und verwendete mittlere Werte.

	Gültig für Bereich	Gültig für Parameter	Meeresspiegelanstieg	
			2090-2099 relativ zu 1980-1999 bzw. 2071-2100 relativ zu 1961-1990	verwendeter mittlerer Wert 2100 relativ zu 2007
B1	Global	Mittlerer Meeresspiegel	18 bis 38 cm	24 cm
A1FI	Global	Mittlerer Meeresspiegel	26 bis 59 cm	36 cm
WOTH ET AL. (2006)	Deutsche Bucht (Nordsee)	99,5%-Quantil der Tidewasserstände inkl. Überlagerung mit mittlerem Meeresspiegelanstieg	60 bis 70 cm	55 cm

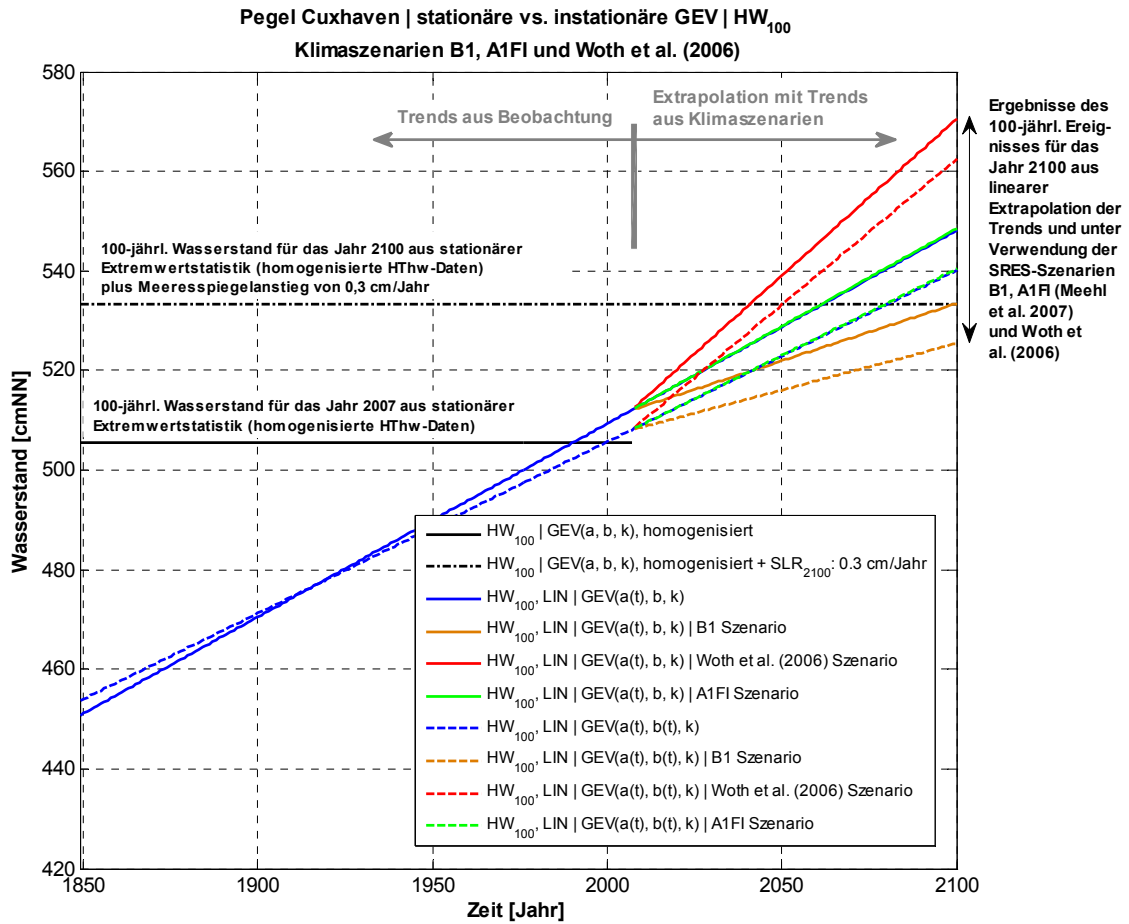


Abbildung 9.10: Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Cuxhaven bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind drei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Orange: SRES-Szenario B1 (MEEHL ET AL. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (MEEHL ET AL. 2007). Rot: Szenario von WOTH ET AL. (2006) auf Basis des SRES-Szenario A2.

9.6 Zusammenfassung und kritische Bewertung

Die instationäre Extremwertstatistik stellt einen geeigneten Ansatz dar, um zukünftige Bemessungsereignisse ableiten zu können. Dabei liegt ein wesentlicher Vorteil in der Möglichkeit, unterschiedliche zukünftige Tendenzen und deren Auswirkungen auf die Bemessungswasserstände analysieren zu können. Beispielsweise können zum einen die in den Daten selbst enthaltenen Trends mit verschiedenen Modellen in die Zukunft extrapoliert werden. Zum anderen können auch Klimaprojektionen berücksichtigt werden, die deutlich stärkere Trends enthalten können. Bei der Anwendung des instationären Ansatzes dürfen jedoch nicht die möglichen Unsicherheiten vernachlässigt werden. Zum einen beinhalten alle Extrapolationen in die Zukunft größere Unsicherheiten und zum anderen sind beim instationären Ansatz eine Vielzahl von Modellentscheidungen zu treffen, die alle zu weiteren Unsicherheiten führen können. Es erscheint daher unerlässlich, bei der Anwendung einer instationären Extremwertstatistik entsprechende Sensitivitätsanalysen durchzuführen, um die Bandbreite der möglichen Ergebnisse einordnen zu können.

10 Unsicherheiten in Extremwertanalysen

10.1 Definition von Unsicherheiten

Alle statistischen Analysen, die als Ergebnis eine Wahrscheinlichkeit haben, sind per Definition unsicher. Das Arbeiten mit Wahrscheinlichkeiten ist gerade Ausdruck dafür, dass konkrete deterministische Aussagen nicht getroffen werden können, weil die zugrunde liegenden Prozesse nicht hinreichend bekannt sind. Trotz dieses Zusammenhangs zwischen Unsicherheiten und den Ergebnissen statistischer Analysen werden die Unsicherheiten oftmals nicht genannt. Dies kann beim Empfänger bzw. Verwerter der Ergebnisse zum Eindruck einer Genauigkeit der Ergebnisse führen, die nicht gegeben ist. Bei der Bemessung von sicherheitsrelevanten Bauwerken kann das Vernachlässigen von Unsicherheitsbereichen gefährlich sein, da es entscheidend sein kann, ob das Ergebnis mit einem Unsicherheitsbereich von zum Beispiel wenigen Zentimetern oder mehreren Dezimetern versehen ist. Es muss jedem Anwender von wasserwirtschaftlichen Bemessungswerten bewusst sein, dass die Angabe eines beispielsweise 10.000-jährlichen Bemessungswasserstandes von $HW_{10.000} = 624 \text{ cmNN}$ auf keinen Fall als „wahrer Wert“ angesehen werden darf, auch wenn die Angabe von Zentimetern dies suggerieren kann. Je nach zugrunde liegender Datenmenge kann ein solcher Wert Unsicherheitsbereiche von $\pm 5 \text{ dm}$ oder mehr aufweisen. Im Idealfall sollten Unsicherheitsbereiche quantifiziert werden oder zumindest qualitativ beschrieben werden.

Trotz des wichtigen Zusammenhangs zwischen Wahrscheinlichkeiten und Unsicherheiten werden Unsicherheiten oftmals nicht kommuniziert, weil entweder die Quellen und Größenordnungen von Unsicherheiten nicht bekannt sind und somit weder eine qualitative noch quantitative Aussage zu Unsicherheitsbereichen gemacht werden kann, oder es werden keine Unsicherheiten angegeben, weil keine Konzepte zum Umgang mit diesen vorliegen. Ein weiterer Grund, keine Unsicherheiten anzugeben, könnte sicher auch in einer vermeintlichen Herabstufung der Qualität der eigenen Analysen liegen. Nach Meinung des Verfassers ist jedoch das Gegenteil zutreffend: Die Angabe von Unsicherheiten erhöht die Transparenz und Seriosität der Untersuchungen.

Im Folgenden werden zum einen die Quellen von Unsicherheiten benannt, Methoden zum Rechnen mit Unsicherheiten vorgestellt und zum anderen Darstellungsformen von Unsicherheiten aufgezeigt. Dabei erheben die folgenden Ausführungen keinen Anspruch auf Vollständigkeit, sollen jedoch die wichtigsten Einflussgrößen und Methoden benennen, um

die Ergebnisse statistischer Extremwertanalysen hinsichtlich ihrer Unsicherheiten bewerten zu können.

10.2 Quellen von Unsicherheiten

Unsicherheiten lassen sich prinzipiell in zwei unterschiedliche Klassen unterteilen: aleatorische und epistemische Unsicherheiten (z.B. MERZ 2006, ANG UND TANG 2007). Als aleatorische Unsicherheiten werden diejenigen Unsicherheiten definiert, die aus der Variabilität eines zugrunde liegenden Prozesses resultieren. Die epistemische Unsicherheit ergibt sich aus dem unvollständigen Wissen über die zugrunde liegenden Prozesse eines natürlichen Systems. Daraus resultiert, dass aleatorische Unsicherheiten nicht zu reduzieren sind, wohingegen sich epistemische Unsicherheiten reduzieren lassen, wenn bessere Erkenntnisse über das System selbst und dessen Beschreibung vorliegen.

Die Quellen von Unsicherheiten bei einer Extremwertanalyse beginnen daher bei aleatorischen Unsicherheiten und setzen sich über epistemische Unsicherheiten fort, sodass die Unsicherheitsbereiche der Ergebnisse jeweils beide Formen beinhalten. Nachfolgend sind die wichtigsten Unsicherheitsquellen der Reihe nach aufgeführt, wobei kein Anspruch auf Vollständigkeit erhoben werden kann, da je nach Aufgabenstellung oder zu analysierenden Daten weitere Unsicherheitsquellen hinzukommen können.

- Stichprobenunsicherheit und Variabilität

Die zu untersuchenden Daten liegen meist in Form einer Zeitreihe vor. Die Zeitreihen sollten ausreichend lang sein, um den zugrunde liegenden Prozess repräsentativ beschreiben zu können. In der Regel stellt die vorliegende Zeitreihe nur eine Stichprobe aus einer unbekanntem Grundgesamtheit dar, woraus Unsicherheiten in der Datenanalyse entstehen können. Dieser Sachverhalt kann an einem Beispiel verdeutlicht werden: Angenommen eine bekannte Grundgesamtheit besteht aus 100 einzelnen Elementen. Aus dieser Grundgesamtheit werden jeweils Stichproben im Umfang von $n = 20$ gezogen und statistisch analysiert. Die Ergebnisse werden zeigen, dass jede einzelne Stichprobe leichte Unterschiede in den statistischen Momenten (z.B. Mittelwert und Streuung) aufweisen wird. Erst über eine Mittelwertbildung der Ergebnisse aller Stichproben wird eine gute Schätzung für die Parameter der Grundgesamtheit erreicht, obwohl auch hier noch eine Abweichung (Bias) auftreten kann. Bei vielen hydro-meteorologischen Zeitreihen liegt jedoch nur eine einzelne Zeitreihe (Stichprobe) vor, wodurch zwangsläufig Unsicherheiten entstehen. Durch die begrenzte Datenmenge können daher in der Regel auch nicht alle natürlichen Variabilitäten in vollem Umfang beschrieben werden.

- Zufällige oder systematische Messfehler

Die auszuwertenden Zeitreihen bestehen in der Regel aus Messwerten, die durch verschiedene Messinstrumente aufgezeichnet wurden. Wasserstände werden durch Pegelmessstationen registriert, wobei verschiedene Messsysteme im Laufe der Zeit verwendet wurden und werden. Die gängigsten Messverfahren an Küstenpegeln sind

Lattenpegel, Schwimmerpegel und Druckpegel. Neuere Messmethoden sind Radarpegel oder Altimetermessungen (Satellitenmessungen). Jedes einzelne Messverfahren hat unterschiedliche Genauigkeitsbereiche, die die Messungen beeinflussen können. Die Daten wurden früher analog und heute digital aufgezeichnet. Hierbei entstehen weitere Fehlerquellen wie zum Beispiel der ungenauen Auflegung des Pegelbogens bei einer analogen Aufzeichnung oder Speicherungsfehler bei der digitalen Aufzeichnung. Hinzu kommen Unsicherheiten in den Messungen, die nicht durch die Messsysteme selbst, sondern durch externe Einflüsse entstehen. So können zum Beispiel morphologische oder anthropogen bedingte Änderungen im Einflussbereich des Pegels dazu führen, dass die Aufzeichnungen nicht mehr repräsentativ für ein größeres Gebiet sind. Weiterhin können nicht korrigierte oder nicht erkannte Höhenänderungen der Pegel selbst zu falschen Informationen führen. Zufällige Messfehler spiegeln sich häufig in der Form von Ausreißern wider, die vor einer weitergehenden Datenanalyse detektiert und korrigiert bzw. gelöscht werden müssen.

- Modellunsicherheiten und Approximation

Nach einer entsprechenden Datenaufbereitung werden die Daten mithilfe mathematischer Modelle beschrieben und analysiert. Bei Modellen handelt es sich immer um vereinfachte Prozessabbildungen, die die Komplexität des zugrunde liegenden Prozesses nicht erfassen können und teilweise auch nicht sollen. In der Extremwertstatistik werden zur Analyse der Daten Modelle zu empirischen Wahrscheinlichkeiten, Dichte- und Verteilungsfunktionen, sowie Parameterschätzmethoden verwendet. Für jeden genannten Bereich existieren mehrere, oftmals sogar eine Vielzahl von Ansätzen, die jeweils zu leicht bis signifikant unterschiedlichen Ergebnissen führen. Ein objektives Entscheidungskriterium zur Wahl einer bestimmten Methode existiert nicht, sodass ein subjektiver Einfluss hinzukommt, der schwer zu quantifizieren ist. Die aus den Modellen resultierenden Unsicherheiten nehmen insbesondere dann zu, wenn Extrapolationen der Daten durchgeführt werden, was aber insbesondere ein Ziel der Extremwertstatistik ist. Während bei einer Interpolation die Modellansätze noch durch beobachtete Daten gestützt werden, geben Extrapolationen Aussagen zum Bereich der noch nicht beobachteten oder eingetretenen Verhältnisse und sind somit nicht durch Beobachtungen gestützt.

Die genannten Quellen machen eines deutlich: Unsicherheiten in Extremwertstatistiken sind unvermeidbar! Jedes Ergebnis einer extremwertstatistischen Analyse hat mehr oder weniger große Unsicherheiten, gleichgültig ob diese benannt werden oder nicht. Weitere detaillierte Ausführungen zu Unsicherheiten und deren Implementierung in Analysen und Bemessungsaufgaben sind zu finden bei ANG UND TANG (2007).

10.3 Rechnen mit Unsicherheiten

Wenn Unsicherheiten quantitativ angegeben werden sollen, muss die Frage beantwortet werden, wie sich die Unsicherheiten einzelner Parameter auf das Endergebnis auswirken. Zur Integration von Unsicherheiten in eine Berechnung können unterschiedliche Datenmodelle verwendet werden. Grundsätzlich sind das deterministische Datenmodell, das stochastische Datenmodell und Fuzzy-Methoden zu unterscheiden.

Beim deterministischen Datenmodell wird jeder Wert durch genau einen deterministischen Wert beschrieben, wodurch auch das Ergebnis einen solchen darstellt, der somit keine Aussagen über Unsicherheiten hat. Die Berücksichtigung von Unsicherheiten bei einem deterministischen Datenmodell kann in der Art erfolgen, dass für alle oder einzelne Parameter schlechtestmögliche (*engl.: worst-case*) und bestmögliche (*engl.: best-case*) Werte angenommen und damit die Analysen durchgeführt werden (MERZ 2006). Als Ergebnis erhält man ein Resultat mit einem zugeordneten worst-case und best-case Szenario. Diese Spanne kann als Unsicherheitsbereich angegeben werden, wobei sowohl eine Begründung für die angenommenen Parametervariationen als auch eine Beschreibung der Methodik zu geben ist.

Das stochastische Datenmodell geht von der Annahme aus, dass jeder Parameter einer Untersuchung der Mittelwert einer Zufallsvariable ist und daher alle Parameter durch Dichtefunktionen beschrieben werden können. Falls keine weiteren Informationen vorliegen, wird oftmals von einer normalverteilten Zufallsvariable ausgegangen. Bei normalverteilten Zufallsgrößen werden die Unsicherheitsbereiche oftmals in Form von Sigmapbereichen angegeben. So liegen zum Beispiel 68,3% der Realisationen in einem Bereich von $\pm\sigma$ um den Mittelwert μ . Die Sigmapbereiche sind den Tabellenwerken zur Standardnormalverteilung zu entnehmen (z.B. PAPULA 2001, Abbildung 10.1). Die Aufgabe einer Unsicherheitsanalyse bei Verwendung eines stochastischen Datenmodells liegt darin, die Fortpflanzung der Dichtefunktionen durch das Modell bis hin zum Endergebnis zu analysieren. Das Endergebnis ist dann auch keine deterministische Größe, sondern wird in Form einer Dichte- oder Verteilungsfunktion angegeben. Dadurch ist die Möglichkeit vorhanden, neben dem Mittelwert der Funktion auch $p\%$ -Quantile (z.B. 95%-Quantile) anzugeben, die Aussagen über die Wahrscheinlichkeit des ermittelten Ergebnisses in Bezug zum „wahren aber unbekanntem“ Wert der Grundgesamtheit ermöglichen. Beispiel: Das Ergebnis einer Extremwertstatistik ist angegeben mit $HW_{100} = 500$ cmNN mit einem unteren und oberen 95%-Quantil von 480 cmNN bzw. 520 cmNN. Die Aussage lautet nun nicht, dass der „wahre“ Wert genau 500 cmNN beträgt, sondern dass der „wahre“ Wert mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,95 (95%) im Bereich zwischen 480 cmNN und 520 cmNN liegt.

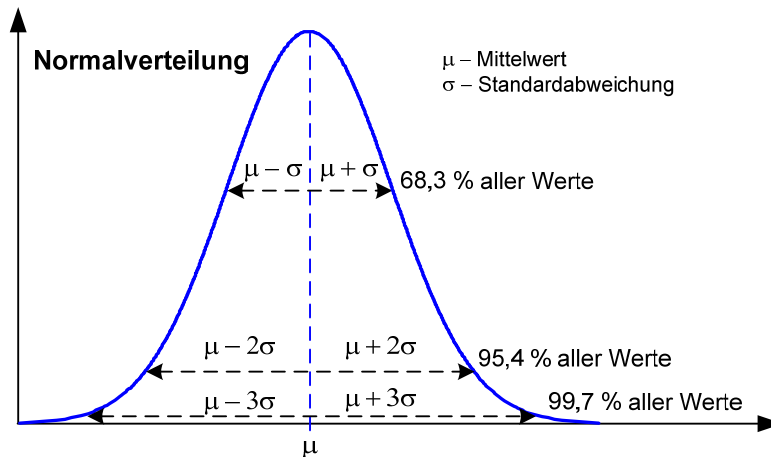


Abbildung 10.1: Darstellung einer Zufallsgröße über eine Normalverteilung mit zugeordneten Sigabereichen (σ , 2σ , 3σ).

Zur Analyse der Fortpflanzungen der Dichtefunktionen durch das Modell gibt es mehrere Methoden. Für einfache Fälle, bei denen wenige Parameter durch Normalverteilungen beschrieben werden können, existieren geschlossene analytische Lösungen (MARTIN UND POHL 2000). Für komplizierte Systeme, bei denen mehrere Parameter mit Unsicherheiten berücksichtigt werden, bieten sich numerische Näherungslösungen an, wie zum Beispiel die Gauß'sche Approximation, die auch unter dem Namen FOSM-Methode (*engl.: First Order Second Moment*) bekannt ist, bei der die Unsicherheiten nur über Mittelwerte und Varianzen der Parameter beschrieben werden. Monte-Carlo-Simulationen (MCS) bieten die Möglichkeit, eine detaillierte Unsicherheitsanalyse mit beliebig vielen Parametern durchzuführen, die durch eine Dichtefunktion beschrieben werden. Das Konzept der Monte-Carlo-Simulationen beruht auf der Durchführung einer Vielzahl von Modellrechnungen mit zufälligen Variationen der Modellparameter. Das Endergebnis stellt sich dann auch in Form einer Dichte- oder Verteilungsfunktion dar. Der Nachteil der Monte-Carlo-Simulationen ist, dass eine sehr große Anzahl von Modellläufen gerechnet werden muss, was nur auf entsprechend leistungsfähigen Computern möglich ist. Ausführlichere Beschreibungen von numerischen Lösungsmethoden sind unter anderem bei KORTENHAUS (2003), ANG UND TANG (2007) und MARTIN UND POHL (2000) zu finden.

Eine dritte Möglichkeit zur Berücksichtigung von Unsicherheiten in Analysen kann durch die Anwendung von Fuzzy-Methoden erfolgen. Unsicherheiten werden im Zusammenhang mit Fuzzy-Methoden auch oft als Unschärfen bezeichnet. Bei der Fuzzy-Methode werden die Parameter nicht durch Dichtefunktionen beschrieben, sondern durch Fuzzy-Zahlen. Fuzzy-Zahlen definieren einen Parameter über einen Wert mit einer bestimmten Zugehörigkeitsfunktion. Der Vorteil der Fuzzy-Zahlen besteht darin, dass es keine Schwänze von Dichtefunktionen wie beim stochastischen Datenmodell gibt, die vielleicht physikalisch unrealistische Werte enthalten können. Die Fuzzy-Methoden sollen hier nicht näher beschrieben werden, da zum gegenwärtigen Zeitpunkt noch nicht belegt ist, dass Fuzzy-Methoden im Bereich der wasserbaulichen Bemessung zielführend sind. Für weitere Betrachtungen wird auf MÖLLER UND BEER (2004) verwiesen.

Grundsätzlich muss angemerkt werden, dass bei einer rechnerischen Ermittlung von Unsicherheiten nur diejenigen Unsicherheitsquellen Berücksichtigung finden können, die sich quantitativ erfassen lassen. Für einen Großteil der Unsicherheitsquellen ist dies jedoch nicht möglich, sodass eine Unsicherheitsanalyse nie alle Unsicherheitsquellen enthalten kann.

10.4 Beschreibung und Darstellung von Unsicherheiten

Im Idealfall sollten die Beschreibungen der Unsicherheiten in extremwertstatistischen Analysen folgende Punkte enthalten:

- die Auflistung aller wesentlichen Unsicherheitsquellen
- die Größe der Unsicherheitsquellen und
- der jeweilige Anteil der einzelnen Unsicherheiten in Bezug zum Gesamtergebnis.

Wenn keine quantitative Bestimmung der Unsicherheiten vorgenommen werden kann, weil zum Beispiel keine ausreichenden Daten zur Verfügung stehen, sollte in jedem Fall eine qualitative Beschreibung der oben genannten Punkte erfolgen. Ergänzend können begründete fachlich basierte Schätzungen der Unsicherheiten angegeben werden oder es kann auf sogenannte Expertenmeinungen zurückgegriffen werden (SCHÜTTRUMPF ET AL. 2006).

Wenn ein deterministisches Datenmodell mit worst-case- und best-case-Szenarien Anwendung findet, müssen die daraus resultierenden Ergebnisbreiten aufgezeigt werden, wobei im Idealfall eine Beschreibung der Szenarien enthalten sein sollte. Es sollte erläutert werden, wie zum Beispiel das worst-case gebildet wurde und warum dieses und kein anderes Szenario als worst-case definiert wurde.

Im Fall einer quantitativen Ermittlung der Unsicherheiten bieten sich zur Darstellung der Unsicherheiten Konfidenzintervalle an (Abbildung 10.2). Konfidenzintervalle geben einen Ergebnisbereich an, innerhalb dessen sich der „wahre“ Wert mit einer vorgegebenen Wahrscheinlichkeit befindet. Dabei gibt es jedoch keine festgelegten Definitionen zur Wahl der Konfidenzintervalle. Gebräuchlich ist die Verwendung von 95%- und 98%-Konfidenzintervallen, aber auch andere Werte sind möglich. Grundsätzlich muss festgehalten werden, dass die alleinige Darstellung von Konfidenzintervallen Interpretationsschwierigkeiten bei Anwendern hervorrufen kann. Neben der graphischen Darstellung sollte auch immer eine verbale Interpretation folgen.

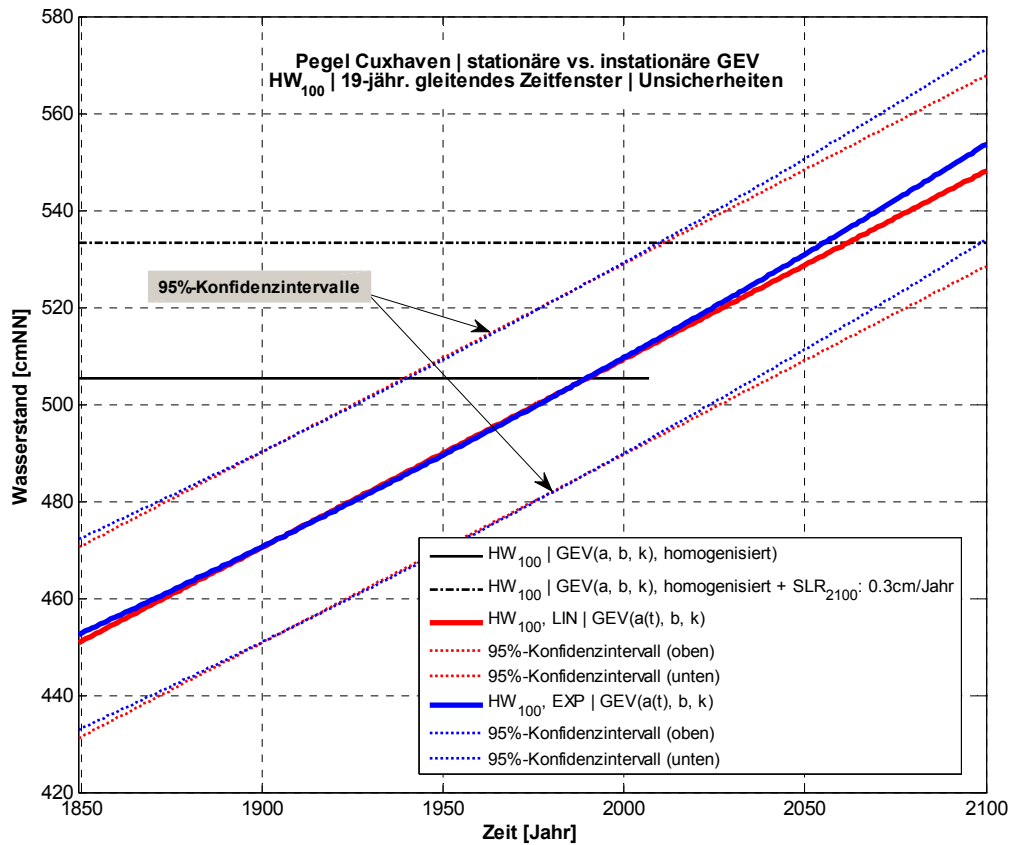


Abbildung 10.2: Darstellung von Unsicherheitsbereichen des HW₁₀₀ mit Konfidenzintervallen bei einer instationären Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven.

11 Anwendungen auf den Pegel Cuxhaven

11.1 Allgemeines

An der Deutschen Nordseeküste existieren circa 970 km Deichlinie (KFKI 2008), die das Hinterland vor Überflutungen infolge von Sturmflutereignissen schützen sollen. Die Festlegung der erforderlichen Deichhöhen liegt in der Verantwortung der jeweiligen Bundesländer und ist unter anderem in den Generalplänen Küstenschutz der Länder Niedersachsen und Schleswig-Holstein dargelegt (MLR 2001 und NLWKN 2007). Die Deichbemessung basiert derzeit auf Verfahren des Level I (vgl. Abschnitt 4.3.1), bei denen die Bemessung auf rein deterministischen Grundlagen oder auf einer Überschreitungswahrscheinlichkeit des Wasserstandes beruht. Für die Deichsollhöhe sind neben dem Bemessungswasserstand insbesondere der Wellenauflauf und Sicherheitsreserven für Setzungen maßgebend, die jedoch nicht Gegenstand der vorliegenden Untersuchung sind. Hierzu wird verwiesen auf EAK (2007), EUROTOP (2007) und SCHÜTTRUMPF (2001). Die Ermittlung des Bemessungswasserstandes erfolgt durch eine statistische Analyse von beobachteten Wasserständen. Zum festgelegten Bemessungswasserstand des aktuellen Jahres wird ein Zuschlag bis zum Bemessungszeitpunkt addiert, der sich aus dem zu erwartenden Meeresspiegelanstieg ergibt. Die statistischen Analysen der beobachteten Wasserstände werden gegenwärtig mit Verfahren der stationären Extremwertstatistik (vgl. Abschnitt 8) durchgeführt. In dieser Arbeit wird ein quantitativer Vergleich zwischen stationären und instationären Verfahren der Extremwertstatistik am Beispiel des Pegels Cuxhaven (Abbildung 11.1) durchgeführt, wobei keine Empfehlungen zu konkreten Bemessungswasserständen gegeben werden, sondern lediglich methodische Aspekte vorgestellt werden. Dies heißt weiter verdeutlicht: Es werden Empfehlungen zur Art der Ermittlung von Wasserständen mit bestimmten Wiederkehrintervallen (z.B. HW_{100}) gegeben, jedoch wird keine Empfehlung dazu gegeben, auf welchem mittleren Wiederkehrintervall (z.B. HW_{100} , HW_{200} , $HW_{1.000}$, ...) die Bemessung erfolgen soll. Die endgültige Festlegung von Bemessungswasserständen ist keine alleinige Frage der Methodik, sondern des gewünschten Sicherheitsniveaus der Küstenschutzanlagen. Das Bemessungsereignis kann sowohl aus wirtschaftlichen als auch aus physikalischen Gründen nicht so hoch gewählt werden, um eine absolute Sicherheit gegen Überflutungen garantieren zu können. Zum einen wären die Kosten für solche Deichhöhen nicht aufzubringen und zum anderen existiert keine gesicherte Kenntnis darüber, welche maximale Höhe ein Sturmflutwasserstand erreichen kann. Es bleibt somit ein Restrisiko. Die Frage eines zu akzeptierenden Restrisikos muss in einem breiten Meinungsbildungsprozess

mit der betroffenen Öffentlichkeit diskutiert werden und darf keine ingenieurmäßige Festlegung sein.

Grundsätzlich sollten für extremwertstatistische Analysen langjährige qualitativ hochwertige Wasserstandsaufzeichnungen vorliegen, um die Unsicherheiten (vgl. Abschnitt 10) in den Ergebnissen möglichst gering zu halten. Über solche Zeitreihen verfügt unter anderem der Pegel Cuxhaven, der aufgrund dieser Eigenschaft bereits Gegenstand vielfältiger Untersuchungen zu Wasserstandsanalysen war (vgl. JENSEN ET AL. 2006) und sich daher für weitergehende Wasserstandsanalysen anbietet. Neben dem guten Datenbestand eignet sich der Pegel Cuxhaven auch aufgrund seiner zentralen Lage in der Deutschen Bucht für grundsätzliche Wasserstandsanalysen, da dieser als Referenzpegel für andere Lokationen verwendet werden kann.

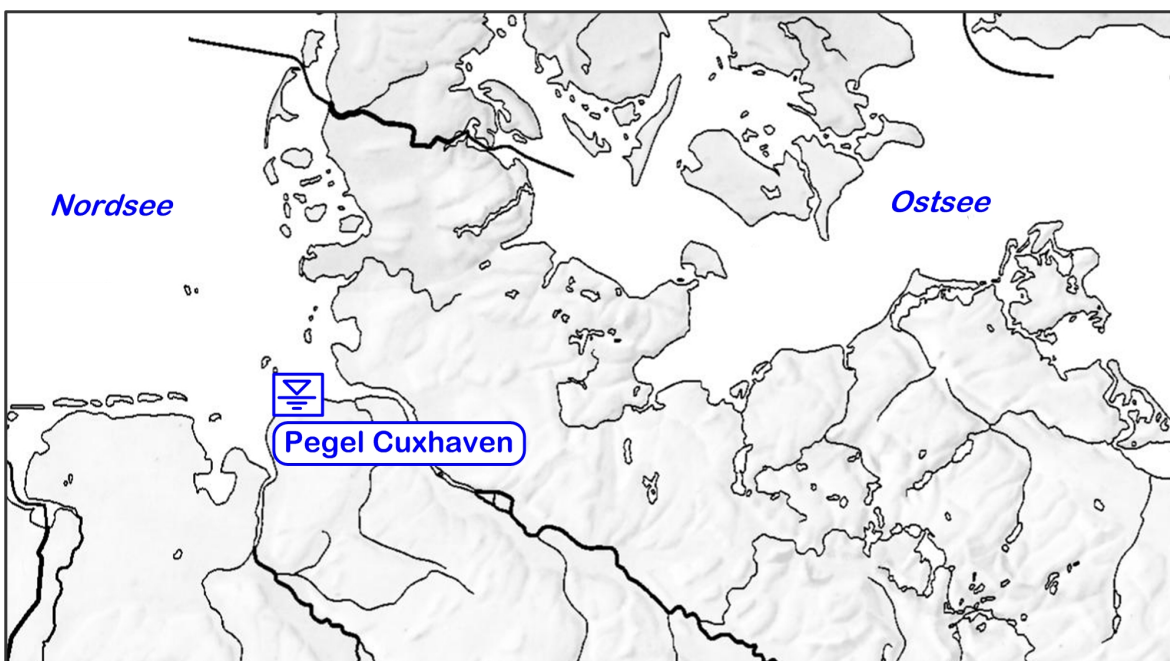


Abbildung 11.1: Lage des Pegels Cuxhaven in der zentralen Deutschen Bucht (Nordsee).

Am Pegel Cuxhaven stehen lückenlose Zeitreihen der jährlichen Werte des höchsten Tidehochwassers (HThw) und mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2007 zur Verfügung (Abbildung 11.2), die dem Datenarchiv des Forschungsinstituts Wasser und Umwelt (fwu), Abt. Wasserbau und Hydromechanik der Universität Siegen entnommen wurden. Die Daten wurden im Zuge verschiedener Forschungsvorhaben in den zurückliegenden Jahren zusammengestellt und stammen ursprünglich von der Wasser- und Schifffahrtsverwaltung (WSV) des Bundes. Diese sind auf Plausibilität geprüft und auf das Höhenbezugssystem Normal Null (NN) einheitlich umgerechnet worden.

Die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 weist einen linearen Trend von $s_{HThw} = 0,40 \text{ cm/a}$ auf. Die bedeutendsten Sturmflutereignisse innerhalb der Zeitspanne der regelmäßigen Pegelaufzeichnungen sind zum einen die Sturmflut vom 16. Februar 1962 mit einem Scheitelwasserstand von $Thw_{16.2.1962} = 495 \text{ cmNN}$ und die Sturmflut vom 3. Januar

1976 mit einem Scheitelwasserstand von $\text{Thw}_{3.1.1976} = 510 \text{ cmNN}$, was den bisher höchsten gemessenen Sturmflutwasserstand darstellt. Der lineare Trend der zugehörigen MThw-Zeitreihe von 1849 bis 2007 ist im Vergleich zur HThw-Zeitreihe geringer und beträgt $s_{\text{MThw}} = 0,26 \text{ cm/a}$.

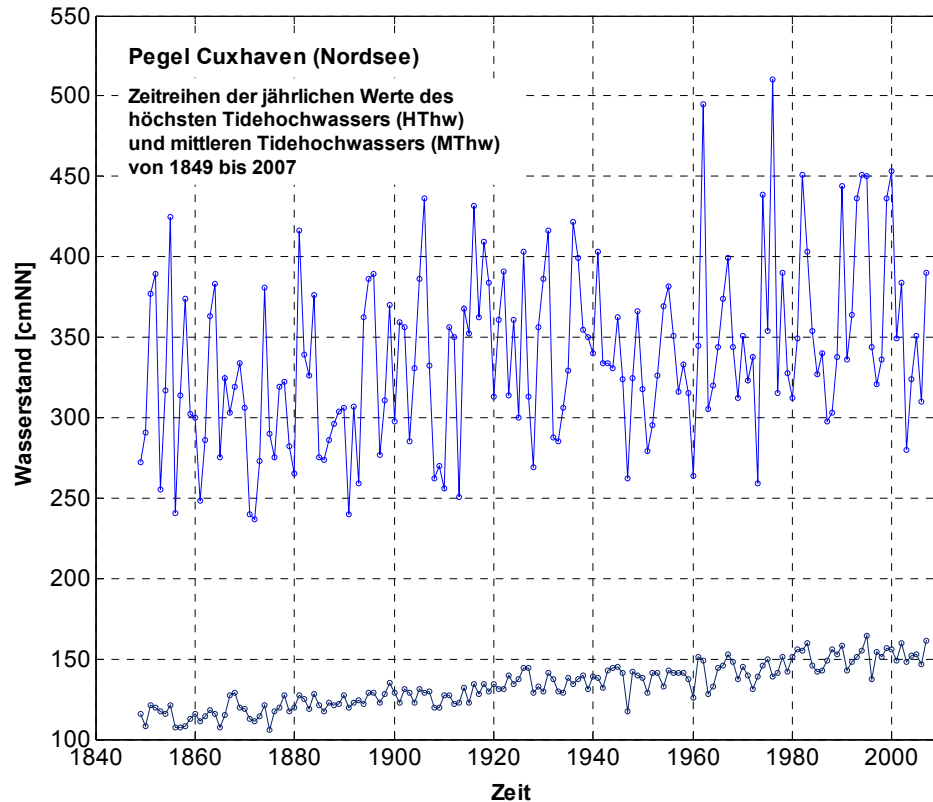


Abbildung 11.2: Zeitreihen der jährlichen Werte des höchsten Tidehochwassers (HThw) und mittleren Tidehochwassers (MThw) von 1849 bis 2007 am Pegel Cuxhaven.

11.2 Test auf Stationarität

Bevor die HThw-Zeitreihe extremwertstatistischen Analysen unterzogen wird, müssen Tests auf Stationarität bzw. Instationarität durchgeführt werden, die in Abschnitt 6.3 vorgestellt wurden.

Der Mann-Kendall-Test auf Signifikanz des Trends der HThw-Zeitreihe von $s_{\text{HThw}} = 0,40 \text{ cm/a}$ führt zu einem Wert der Testvariable von $\tau_b = 0,21$, was auf einem 95%-Signifikanzniveau als signifikant bewertet wird. Der Trend einer Zeitreihe gibt insbesondere Aufschluss über das Zeitverhalten des Lageparameters der Zeitreihe und weniger über den Streuungsparameter. Es kann nach dem Ergebnis des Mann-Kendall-Tests davon ausgegangen werden, dass der Lageparameter der HThw-Zeitreihe als instationär angenommen werden kann.

Der Kolmogorov-Smirnov-Test wurde auf Grundlage von 37-jährigen Zeitfenstern durchgeführt, was dem Zweifachen des Nodaltidezyklus (vgl. Abschnitt 6.3.3) entspricht. Dabei wird das erste Zeitfenster als Referenzzeitreihe angenommen, während alle weiteren

Zeitfenster daraufhin getestet werden, ob sie die gleichen statistischen Eigenschaften des Referenzzeitfensters besitzen und daher angenommen werden kann, dass die Daten aus einer Grundgesamtheit stammen. Wird diese Nullhypothese abgelehnt, so liegt ein instationäres Verhalten der Zeitreihe vor, wobei eine zulässige Rate von Ablehnungen der Nullhypothese überschritten werden muss. Der Kolmogorov-Smirnov-Test zeigt bei 72 Zeitfenstern eine Ablehnung der Nullhypothese auf einem 95%-Signifikanzniveau, was einer Ablehnungsrate von 59% entspricht. In Abschnitt 6.3.3 (vgl. Tabelle 6.3) wurde über umfangreiche Monte-Carlo-Simulationen ermittelt, dass stationäre Zeitreihen eine Ablehnungsrate bis zu 20% aufweisen können (95%-Quantil bei der Analyse über 37-jährige gleitende Zeitfenster). Da die hier ermittelte Ablehnungsrate von 59% über dem zulässigen Wert von 20% liegt, kann nach Durchführung des Kolmogorov-Smirnov-Tests von einer instationären Zeitreihe ausgegangen werden.

Der Kolmogorov-Smirnov-Test liefert keine Aussage darüber, welche statistischen Parameter eine Instationarität aufweisen, weshalb zusätzlich Mittelwert und Standardabweichung der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven auf Stationarität entsprechend der in Abschnitt 6.3.4 vorgestellten Verfahren analysiert wurden. Dabei wurden Mittelwerte und Standardabweichungen für jeweils 37-jährige Zeitfenster berechnet, wobei das erste Zeitfenster wiederum als Referenzzeitfenster angesetzt wurde. Für das erste Zeitfenster wurde für den Mittelwert und die Standardabweichung das 95%-Konfidenzintervall berechnet. Bewegen sich Mittelwerte und Standardabweichungen der anderen Zeitfenster innerhalb dieses Bereiches, so wird von einer Stationarität ausgegangen. Bewegen sich die Werte außerhalb des 95%-Konfidenzbereiches des ersten Zeitfensters, so kann von einem instationären Verhalten des Parameters ausgegangen werden, wobei zulässige Überschreitungsrate (vgl. Tabelle 6.5) überschritten werden müssen. Die Analyse des Mittelwertes der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven über 37-jährige gleitende Zeitfenster ist in Abbildung 11.3 dargestellt. Die Ergebnisse zeigen, dass sich 70% der über Zeitfenster berechneten Mittelwerte außerhalb des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters bewegen. In Abschnitt 6.3.4 wurde über umfangreiche Monte-Carlo-Simulationen gezeigt, dass stationäre Zeitreihen eine Überschreitungsrate von bis zu 60% aufweisen können (95%-Quantil bei der Analyse über 37-jährige Zeitfenster). Demnach ist der Mittelwert der untersuchten Zeitreihe als instationär zu bewerten. Die Analyse der Standardabweichung nach gleicher Methode zeigt, dass sich die Standardabweichungen immer innerhalb des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters bewegen und somit nicht als instationär gewertet werden können (Abbildung 11.4).

In Abschnitt 6.3.4 wurde erläutert, dass der durchgeführte Test zum zeitlichen Verhalten von Mittelwerten und Standardabweichungen aufgrund der hohen möglichen Überschreitungsrate bei stationären Zeitreihen als nicht sehr belastbar bewertet werden kann, jedoch zusätzlich einen guten visuellen Eindruck vom Zeitverhalten der statistischen Parameter der Zeitreihe geben kann.

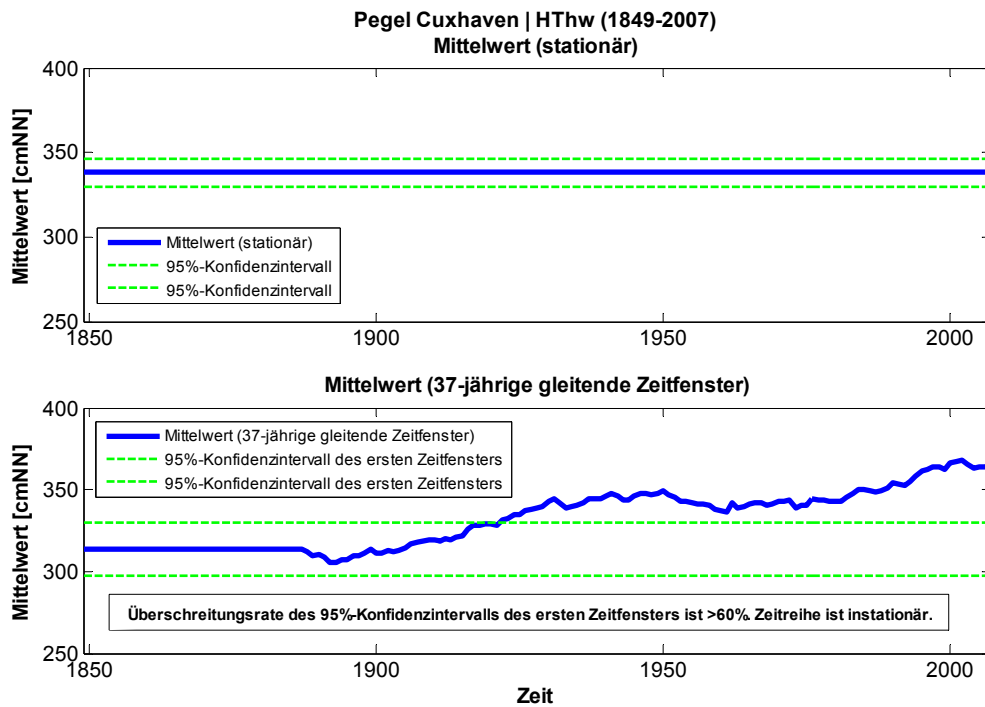


Abbildung 11.3: Analyse des zeitabhängigen Verhaltens des Mittelwertes der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.

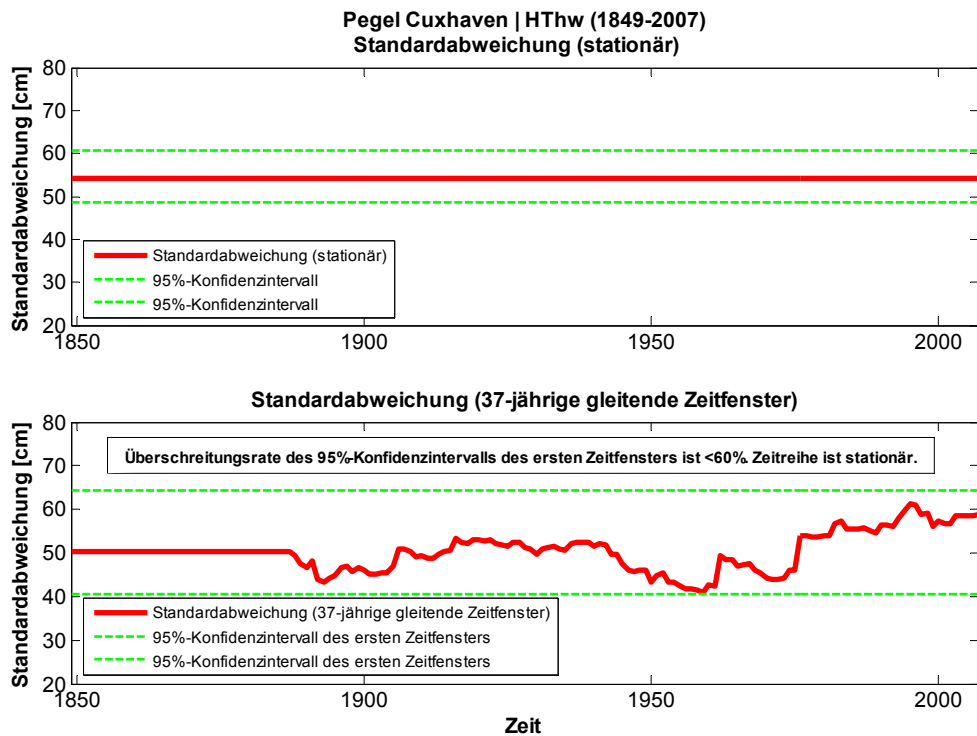


Abbildung 11.4: Analyse des zeitabhängigen Verhaltens der Standardabweichung der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.

Die zusammenfassende Bewertung der durchgeführten Tests auf Stationarität führt zu dem Schluss, dass die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 als instationär angenommen werden kann. Tendenziell lassen die Ergebnisse die Aussage zu, dass der Lageparameter der Zeitreihe stärkeren zeitlichen Veränderungen unterliegt als der Streuungsparameter. In einem instationären Extremwertmodell ist demnach der Lageparameter in jedem Fall als zeitabhängig anzusetzen, wobei auch eine zeitabhängige Modellierung des Streuungsparameters aus zwei Gründen sinnvoll ist: Zum einen lässt sich auch ein stationärer Streuungsparameter in den verwendeten Zeitmodellen der GEV-Verteilung abbilden und zum anderen können sich derzeit nicht signifikante Trends im Streuungsparameter in zukünftigen Jahren stärker ausprägen (vgl. IPCC 2007).

11.3 Stationäre vs. instationäre Extremwertstatistik

In Abschnitt 9.3 wurde erläutert, dass der nicht-parametrische Ansatz der instationären Extremwertstatistik nicht geeignet ist, um konkrete Bemessungswasserstände ableiten zu können. Aus diesen Gründen wurde im Folgenden der parametrische Ansatz auf die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven angewendet.

Für die Anwendung des parametrischen Ansatzes der Extremwertstatistik müssen zunächst der Lage- und Streuungsparameter über einen funktionalen Zusammenhang beschrieben werden. Dazu wurden die zeitlichen Verläufe des über die Methode der L-Momente geschätzten Lage- und Streuungsparameters der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven über 19- und 37-jährige gleitende Zeitfenstermodelle ermittelt. An diese Verläufe wurden jeweils ein lineares und ein exponentielles Modell bestmöglich angepasst. In Abbildung 11.5 sind die zeitlichen Verläufe von Lage- und Streuungsparameter mit ihren Anpassungsfunktionen auf Basis von 19-jährigen gleitenden Zeitfenstern dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Unterschiede zwischen dem linearen und exponentiellen Anpassungsmodell sowohl beim Lageparameter, als auch beim Streuungsparameter nicht signifikant sind. Lediglich bei der Extrapolation des Lageparameters bis zum Jahr 2100 sind leichte Abweichungen zwischen beiden Modellen zu erkennen. Bemerkenswert ist darüber hinaus, dass sich für den Trend des Streuungsparameters ein leicht negativer Wert ergibt. Hier wird deutlich, dass zwischen den statistischen Momenten einer Zeitreihe und den Parametern einer Verteilungsfunktion Differenzen entstehen können, die zu Unterschieden in den Ergebnissen führen. Die Entwicklung der Standardabweichung in Abbildung 11.4 lässt einen leicht positiven Trend erwarten, auch wenn die Zeitreihe formal als stationär bewertet wird. Der Streuungsparameter der L-Momente hingegen weist einen leicht negativen Trend auf (Abbildung 11.5). Grundsätzlich können die Differenzen jedoch als gering bewertet werden.

Auf Basis der durchgeführten Parametrisierung des Lage- und Streuungsparameters können die in Gleichung 9.12 bis Gleichung 9.15 dargestellten vier instationären GEV-Modelle zur Anwendung gebracht werden (vgl. Abschnitt 9.4).

Das erste instationäre GEV-Modell besteht aus einer linearen Funktion des Lageparameters a , während der Streuungs- und Krümmungsparameter konstant gesetzt wird:

$$\text{GEV}_{\text{LIN}}(a(t), b, k)$$

Das zweite Modell berücksichtigt sowohl für den Lage-, als auch für den Streuungsparameter einen linearen zeitlichen Verlauf:

$$\text{GEV}_{\text{LIN}}(a(t), b(t), k)$$

Das dritte und vierte instationäre GEV-Modell ergeben sich analog zum ersten und zweiten Modell, jedoch werden die linearen Beschreibungen der Parameter durch einen exponentiellen Ansatz ersetzt:

$$\text{GEV}_{\text{EXP}}(a(t), b, k) \text{ und } \text{GEV}_{\text{EXP}}(a(t), b(t), k)$$

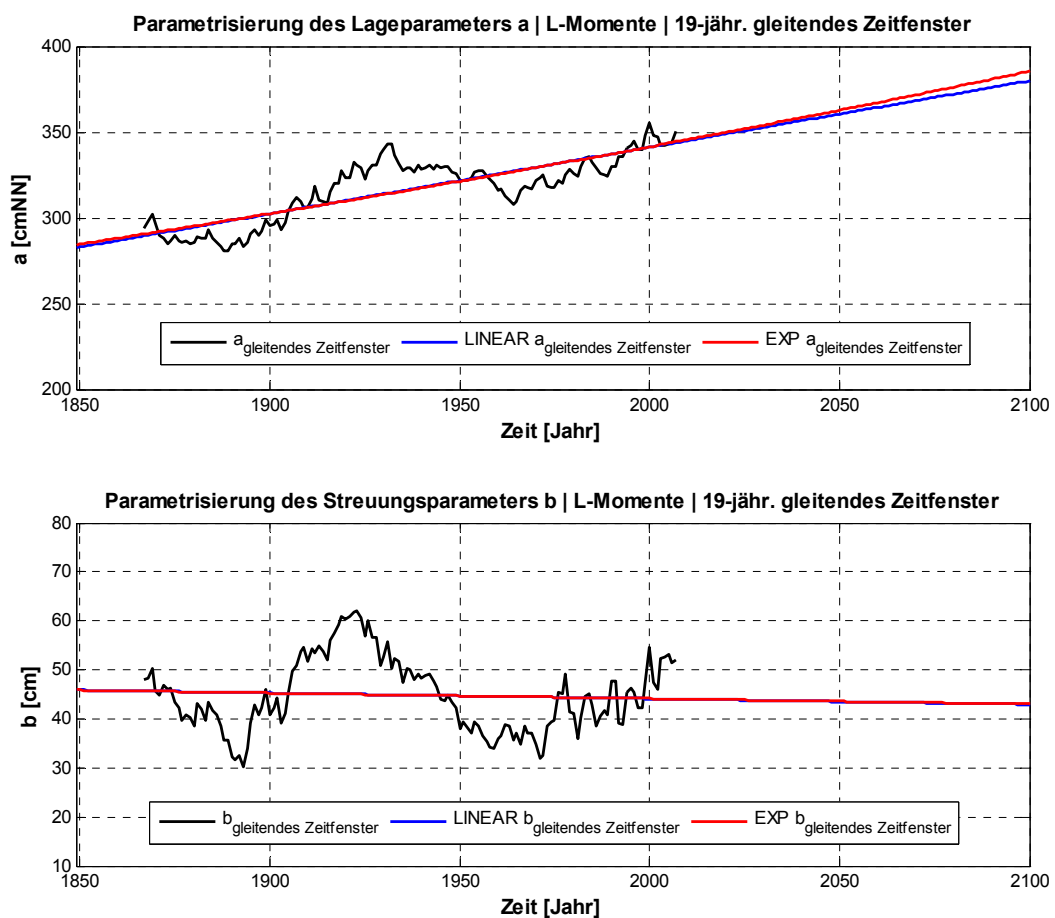


Abbildung 11.5: Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100.

In Tabelle 11.1 sind die Parameter des stationären GEV-Modells der homogenisierten HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 und die Parameter der vier genannten instationären GEV-Modelle dargestellt. Die Funktionswerte der zeitlichen Verläufe des Lageparameters a sind mit α_0 und α_1 bezeichnet und diejenigen des Streuungsparameters b mit β_0 und β_1 (vgl. Abschnitt 9.4). Wie oben beschrieben, wurden die Parameter der

zeitabhängigen Verläufe für a und b sowohl auf Basis von 19-jährigen gleitenden Zeitfenstern, als auch auf 37-jährigen Zeitfenstern ermittelt. Die daraus resultierenden Unterschiede können nicht gänzlich vernachlässigt werden und bedürfen einer Interpretation, führen jedoch nicht zu widersprüchlichen Ergebnissen. Insofern tragen die Differenzen aus den beiden Zeitfenstermodellen zur Quantifizierung der Unsicherheiten der Ergebnisse bei.

Tabelle 11.1: Parameter des stationären GEV-Modells und der instationären GEV-Modelle für die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007.

		Parameter der GEV-Modelle						
		a	α_0	α_1	b	β_0	β_1	k
Stationäres GEV-Modell								
GEV (a, b, k)		337,18			45,11			-0,0946
Instationäre GEV-Modelle								
GEV _{LIN} ($a(t), b, k$)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,3878	-434,60	45,11			-0,0946
(vgl. Gleichung 9.12)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,3688	-401,30	45,11			-0,0946
GEV _{LIN} ($a(t), b(t), k$)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,3878	-434,60		-0,0117	67,56	-0,0946
(vgl. Gleichung 9.13)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,3688	-401,30		-0,0376	117,7	-0,0946
GEV _{EXP} ($a(t), b, k$)	Basis 19-jährige Zeitfenster		30,21	0,0012	45,11			-0,0946
(vgl. Gleichung 9.14)	Basis 37-jährige Zeitfenster		33,79	0,0011	45,11			-0,0946
GEV _{EXP} ($a(t), b(t), k$)	Basis 19-jährige Zeitfenster		31,21	0,0012		73,65	-0,0003	-0,0946
(vgl. Gleichung 9.15)	Basis 37-jährige Zeitfenster		33,79	0,0011		214,60	-0,0008	-0,0946

Der Vergleich der statistischen Ergebnisse für den Pegel Cuxhaven ist am Beispiel des HW₁₀₀-Ereignisses in Abbildung 11.6 und Tabelle 11.2 dargestellt. In Abbildung 11.6 sind die zeitlichen Verläufe der vier instationären GEV-Modelle für das HW₁₀₀-Ereignis zu sehen, wobei die Parametrisierung des Lage- und Streuungsparameters durch 19-jährige gleitende Zeitfenster erfolgte. Zusätzlich ist das Ergebnis des HW₁₀₀-Wasserstandes des stationären GEV-Modells für das Jahr 2007 mit $HW_{100,stat,2007} = 505$ cmNN abgebildet, welches durch

einen angenommenen Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/Jahr bis zum Jahr 2100 auf $HW_{100,stat,2100} = 533$ cmNN erhöht werden kann. Die abgebildeten instationären GEV-Modelle liefern für das Jahr 2007 Werte für das HW_{100} zwischen 508 cmNN und 513 cmNN, was in Bezug auf die vorhandenen Unsicherheiten von etwa 475 cmNN bis 535 cmNN als geringfügige Abweichung bewertet werden kann. Die Unsicherheiten wurden aus dem jeweiligen 95%-Konfidenzintervall der instationären GEV-Modelle und dem Unterschied zwischen Verwendung eines 19-jährigen und 37-jährigen Zeitfenstermodells abgeschätzt (vgl. Tabelle 11.2). Bei der näheren Betrachtung der instationären GEV-Modelle ist zu erkennen, dass das exponentielle Zeitmodell immer leicht höhere Werte liefert als der lineare Ansatz. Aufgrund der Tatsache, dass der Streuungsparameter einen leicht negativen Trend aufweist (Abbildung 11.5), resultieren aus dem instationären Modell, welches nur eine Zeitabhängigkeit für den Lageparameter aufweist, tendenziell höhere HW_{100} -Werte als für das Modell mit einem zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameter. Bei der Extrapolation bis zum Jahr 2100 ergeben sich aus den instationären GEV-Modellen (Basis 19-jährige gleitende Zeitfenster) HW_{100} -Werte zwischen 540 cmNN und 554 cmNN und liegen damit über dem stationären Ergebnis mit der Berücksichtigung eines Meeresspiegelanstiegs von 0,3 cm/Jahr (533 cmNN). Die Ergebnisse, basierend auf 37-jährigen gleitenden Zeitfenstermodellen, zeigen jedoch nicht übereinstimmend Werte über 533 cmNN, sondern liegen zwischen 518 cmNN und 546 cmNN. Die einzelnen HW_{100} -Ergebnisse für die unterschiedlichen GEV-Modelle mit den abgeschätzten Unsicherheiten sind in Tabelle 11.2 im Detail aufgeführt.

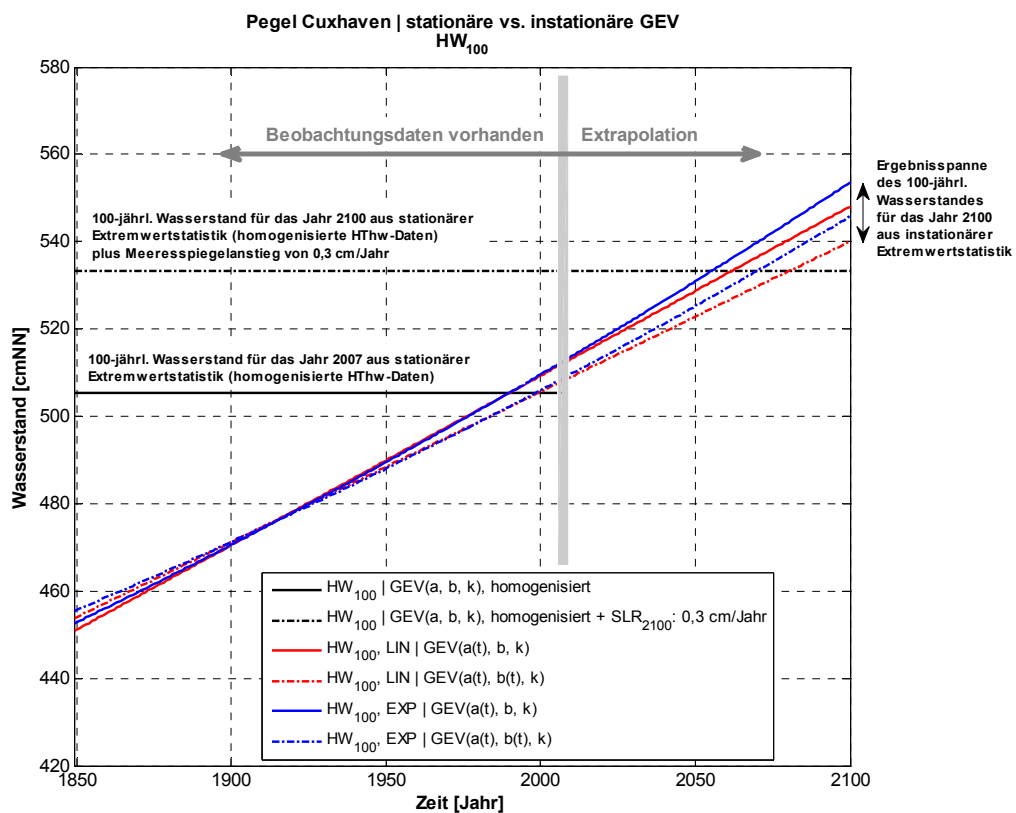


Abbildung 11.6: Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstand von 1849 bis 2100 des Pegels Cuxhaven auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster).

Tabelle 11.2: Ergebnisse des HW_{100} -Ereignisses aus den stationären und instationären GEV-Modellen für die Jahre 2007, 2050 und 2100 des Pegels Cuxhaven.

Extremwertstatistische Analysen des HW_{100} am Pegel Cuxhaven						
Datenbasis: HThw-Zeitreihe von 1849 bis 2007				alle Angaben in cmNN		
Stationäres Ergebnis für das Jahr 2007 (homogenisiert mit 19-jährigem gleitenden Mittel der MThw-Zeitreihe)				505		
Stationäres Ergebnis für das Jahr 2100 (Stationäres Ergebnis für 2007 zuzüglich angenommenem Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/Jahr)				533		
Jahr						
Instationäres GEV-Modell	2007		2050		2100	
	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster
GEV_{LIN} (a(t), b, k)	512	507	529	523	548	542
GEV_{LIN} (a(t), b(t), k)	508	497	523	507	540	518
GEV_{EXP} (a(t), b, k)	513	507	531	525	554	546
GEV_{EXP} (a(t), b(t), k)	509	497	525	509	546	524
Unsicherheiten	475 bis 535		485 bis 550		495 bis 575	
	abgeschätzt aus 95%-Konfidenzintervall und Unterschieden zwischen 19- und 37-jährigem Zeitfenstermodell					
IPCC Szenario B1					525 bis 533	
IPCC Szenario A1FI					540 bis 549	
Szenario Woth et al. (2006)					562 bis 571	

In Abbildung 11.7 sind die oben beschriebenen Ergebnisse der instationären GEV-Modelle auf Basis des 19-jährigen gleitenden Zeitfenstermodells in Form von Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100 dargestellt. Zur besseren Visualisierung sind zudem nur die GEV-Modelle mit den linearen Funktionen für den Lage- und Streuungsparameter abgebildet. Auf der Abszisse ist das mittlere Wiederkehrintervall in Jahren aufgetragen, während die Ordinate den Wasserstand für das jeweilige Ereignis angibt. Die Art der Darstellung verdeutlicht die Veränderung der Verteilungsfunktionen über die Zeit. Wenn positive Trends in den Parametern der Verteilungsfunktion vorhanden sind, führt dies grundsätzlich zu einer Verschiebung der Verteilungsfunktionen hin zu größeren Ordinatenwerten. Wenn sich nur der Lageparameter der Verteilungsfunktion über die Zeit ändert, erfolgt eine parallele Verschiebung der Verteilungsfunktion, so dass sich alle HW_T -Ereignisse um dasselbe Maß ändern. Bei der zusätzlichen Berücksichtigung einer zeitlichen Änderung des Streuungsparameters kommt es zu einer Verdrehung der Verteilungsfunktion, aus der

unterschiedliche Änderungen der HW_T -Ereignisse resultieren können. Da der Streuungsparameter der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007 nur sehr geringe Trends aufweist, ergeben sich im Vergleich keine starken Verdrehungen der Verteilungsfunktionen (Abbildung 11.7).

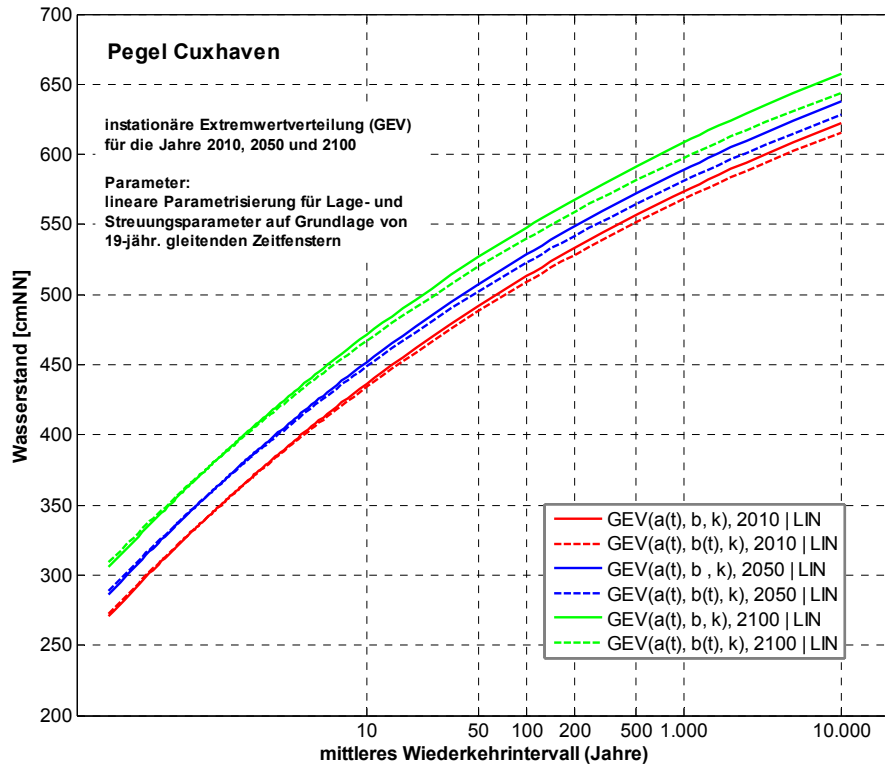


Abbildung 11.7: Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven von 1849 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare Modelle.

Die Einbeziehung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik ist in Abschnitt 9.5 erläutert worden. Zur Extrapolation des Lageparameters des instationären GEV-Modells ab dem Jahr 2008 sind die in Tabelle 9.4 dargestellten Klimaszenarien B1, A1FI und WOTH ET AL. (2006) verwendet worden. In Abschnitt 9.5 wurde bereits diskutiert, dass bei der Implementierung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik große Unsicherheiten vorhanden sind. Diese entstehen zum einen aus den Unsicherheiten der Klimaszenarien selbst, aber auch aus der getroffenen Annahme, die angegebenen Entwicklungen des Meeresspiegelanstiegs oder der Tidehochwasserstände als repräsentative Entwicklungen des Lageparameters der HThw-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven zu sehen. Diese Annahmen sind nicht in vollem Umfang zutreffend (vgl. Abschnitt 9.5), weshalb die hier durchgeführten Analysen mehr als qualitative und nicht als konkrete quantitative Analysen angesehen werden sollten. Dementsprechend erfolgt keine Diskussionsdiskussion zu einzelnen Ergebnissen, sondern lediglich eine vergleichende Betrachtung der unterschiedlichen Klimaszenarien im Vergleich zu den Trends, die sich aus den beobachteten Daten selbst ableiten lassen. In Abbildung 11.8 ist die Einbeziehung der drei Klimaszenarien bei zwei instationären GEV-Modellen (linearer Ansatz, 19-jährige gleitende Zeitfenster) dargestellt.

Unter den oben genannten Annahmen ist zu erkennen, dass das Klimaszenario A1FI zu fast identischen Ergebnissen führt wie die Extrapolation der beobachteten Trends. Das Szenario B1 liefert mit Werten im Bereich von 525 bis 533 cmNN niedrigere Werte für das HW_{100} -Ereignis im Jahr 2100. Die deutlichsten Abweichungen nach oben ergeben sich aus dem Szenario von WOTH ET AL. (2006), welches eine Zunahme der 99,5%-Quantile der Tidehochwasserstände in der Deutschen Bucht infolge des Klimawandels berücksichtigt. Hiermit ergeben sich HW_{100} -Werte für das Jahr 2100 im Bereich von 562 bis 571 cmNN, was in etwa 29 bis 38 cm über dem stationären Wert im Jahr 2100 (533 cmNN) mit Berücksichtigung eines Meeresspiegelanstiegs von 0,3 cm/Jahr liegt.

Die Ergebnisse zeigen eine große Unsicherheit bei der konkreten Ableitung von hydrologischen Bemessungswerten auf Basis von Klimaszenarien unter Zuhilfenahme der instationären Extremwertstatistik, jedoch kann eine prinzipielle Einschätzung der Auswirkungen von klimatischen Änderungen auf die Eintrittswahrscheinlichkeiten von Extremereignissen erfolgen. Für eine belastbarere Analyse der Auswirkungen von Klimaszenarien auf die Wasserstände müssen detaillierte Informationen zu einzelnen Lokationen und Parametern vorliegen.

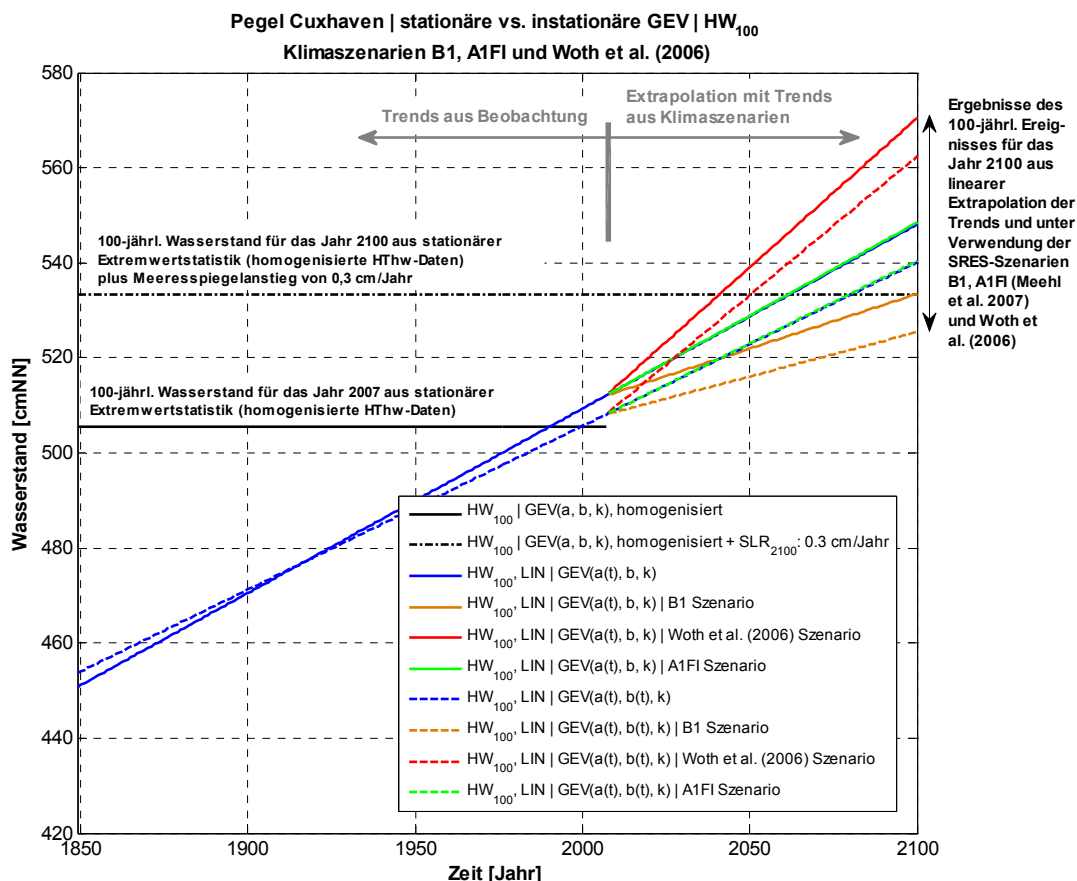


Abbildung 11.8: Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Cuxhaven bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind drei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Braun: SRES-Szenario B1 (Meehl et al. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (Meehl et al. 2007). Rot: Szenario von Woth et al. (2006) auf Basis des SRES-Szenario A2.

12 Anwendungen auf den Pegel Travemünde

12.1 Allgemeines

Die Bemessung von Küstenschutzanlagen basiert an der Deutschen Ostseeküste bis heute im wesentlichen auf dem Sturmflutereignis vom 12./13. November 1872, welches das höchste sicher registrierte Ereignis innerhalb der regelmäßigen Pegelaufzeichnungen ist (UM 2005) und am Pegel Travemünde (Abbildung 12.1) mit einem Scheitelwert von HHW = 316 cmNN 1,0 m über dem zweithöchsten Wert im Jahr 1905 liegt und aus mathematischer Sicht als Ausreißer gewertet werden könnte. Dass auch schon in früheren Jahrhunderten Wasserstände in vergleichbarer Größenordnung aufgetreten sind, belegen jedoch historische Überlieferungen. Die statistische Einordnung der Sturmflut von 1872 ist aufgrund des singulären Charakters des Ereignisses innerhalb der regelmäßigen Beobachtungen eine besonders komplexe Fragestellung, die Gegenstand anderer Untersuchungen ist (vgl. JENSEN UND TÖPPE 1990, JENSEN UND MUDERSBACH 2009). Dieser speziellen Fragestellung wird in der vorliegenden Untersuchung nicht weiter nachgegangen, sondern es sollen analog zum Abschnitt 11 die Unterschiede zwischen einem stationären und instationären Ansatz der Extremwertstatistik diskutiert werden, wobei die Ergebnisse am Beispiel des 100-jährlichen Wasserstandes dargestellt werden. Die Ausführungen in diesem Kapitel sind stark an das vorausgegangene Kapitel angelehnt. Die daraus resultierenden textlichen Doppelungen sind jedoch beabsichtigt, um die Lesbarkeit dieses Kapitels zu verbessern.

Die Analysen werden exemplarisch am Beispiel des Pegels Travemünde durchgeführt, der in der Lübecker Bucht an der Deutschen Ostseeküste liegt. Die Analyse der Wasserstandsdaten am Pegel Travemünde war Gegenstand vieler früherer Untersuchungen (vgl. JENSEN UND TÖPPE 1986, JENSEN UND TÖPPE 1990, HUPFER ET AL. 2003, JENSEN UND MUDERSBACH 2009). In den genannten Arbeiten wurde die Eignung der Daten des Pegels Travemünde aufgrund der Länge der Aufzeichnungen und Qualität der Daten für eine Wasserstandsanalyse dargelegt. Aufgrund des nicht signifikanten Gezeiteneinflusses an der Deutschen Ostseeküste (Tidehub ≈ 10 cm, HUPFER ET AL. 2003), spricht man nicht von Tidehochwasserständen, sondern allgemein von Hochwasserständen. Die Zeitreihe der jährlichen Höchstwasserstände wird demnach mit HW und nicht mit HThw bezeichnet. Entsprechend wird der mittlere Wasserstand mit MW benannt.

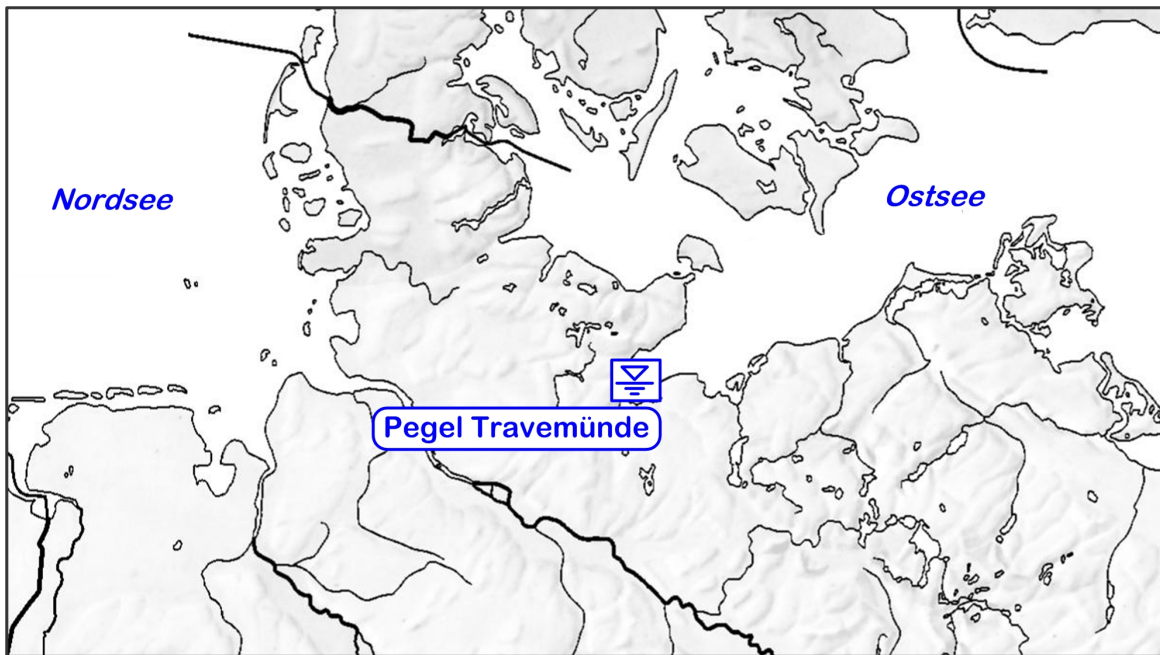


Abbildung 12.1: Lage des Pegels Travemünde an der Deutschen Ostseeküste.

Am Pegel Travemünde stehen lückenlose Zeitreihen der jährlichen Werte des höchsten Hochwassers (HW) und mittleren Wasserstandes (MW) von 1826 bis 2007 zur Verfügung (Abbildung 12.2), die dem Datenarchiv des Forschungsinstituts Wasser und Umwelt (fwu), Abt. Wasserbau und Hydromechanik der Universität Siegen entnommen wurden. Die Daten wurden im Zuge verschiedener Forschungsvorhaben in den zurückliegenden Jahren zusammengestellt und stammen ursprünglich von der Wasser- und Schifffahrtsverwaltung (WSV) des Bundes. Die Daten sind auf Plausibilität geprüft und auf das Höhenbezugssystem Normal Null (NN) einheitlich umgerechnet.

Die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 weist einen linearen Trend von $s_{HW} = 0,22 \text{ cm/a}$ auf. Wie oben bereits erwähnt, ist das größte Sturmflutereignis innerhalb der Zeitspanne der regelmäßigen Pegelaufzeichnungen die Sturmflut vom 12./13. November 1872 mit einem Scheitelwasserstand von $HW_{12./13.11.1872} = 316 \text{ cmNN}$. Der lineare Trend der zugehörigen MW-Zeitreihe von 1826 bis 2007 ist im Vergleich zur HW-Zeitreihe geringer und beträgt $s_{MW} = 0,13 \text{ cm/a}$.

12.2 Test auf Stationarität

Bevor die HW-Zeitreihe extremwertstatistischen Analysen unterzogen wird, müssen Tests auf Stationarität bzw. Instationarität durchgeführt werden, die in Abschnitt 6.3 vorgestellt wurden.

Der Mann-Kendall-Test auf Signifikanz des Trends der HW-Zeitreihe von $s_{HW} = 0,22 \text{ cm/a}$ führt zu einem Wert der Testvariable von $\tau_b = 0,26$, was auf einem 95%-Signifikanzniveau als signifikant bewertet wird. Der Trend einer Zeitreihe gibt insbesondere Aufschluss über das Zeitverhalten des Lageparameters der Zeitreihe und weniger über den Streuungsparameter. Es

kann nach dem Ergebnis des Mann-Kendall-Tests davon ausgegangen werden, dass der Lageparameter der HW-Zeitreihe instationär ist.

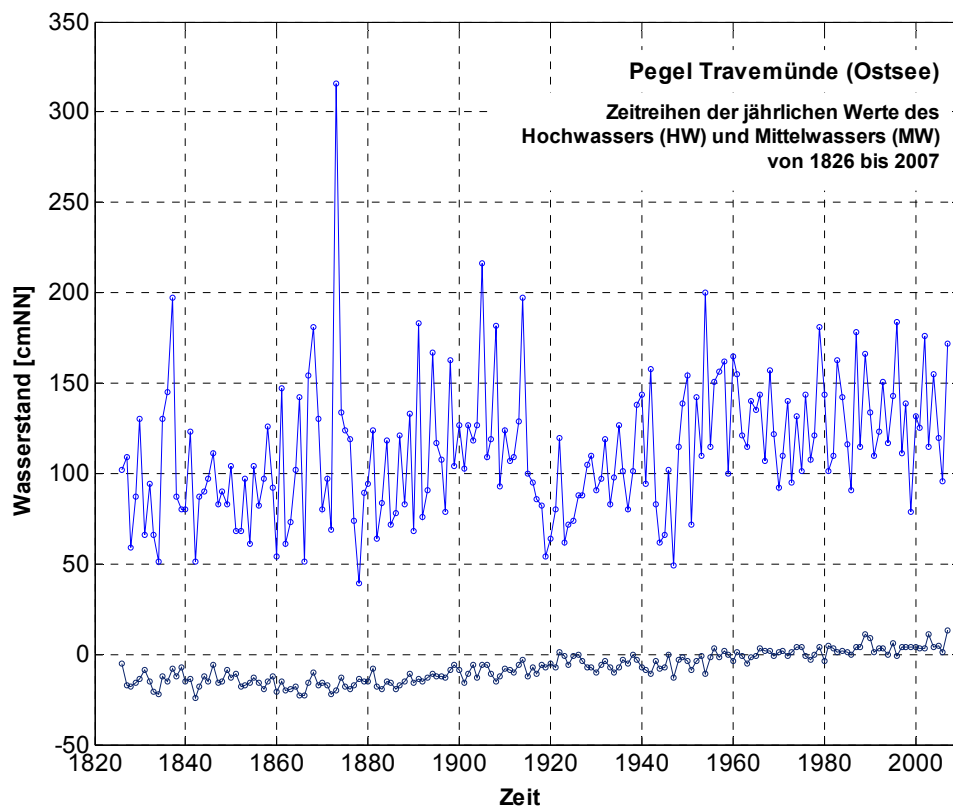


Abbildung 12.2: Zeitreihen der jährlichen Höchstwasserstände (HW) und mittleren Wasserstände (MW) von 1826 bis 2007 am Pegel Travemünde.

Der Kolmogorov-Smirnov-Test wurde auf Grundlage von 37-jährigen Zeitfenstern durchgeführt, was dem Zweifachen des Nodaltidezyklus (vgl. Abschnitt 6.3.3) entspricht. Dabei wird das erste Zeitfenster als Referenzzeitreihe angenommen, während alle weiteren Zeitfenster daraufhin getestet werden, ob sie die gleichen statistischen Eigenschaften des Referenzzeitfensters besitzen und daher angenommen werden kann, dass die Daten aus einer Grundgesamtheit stammen. Wird diese Nullhypothese abgelehnt, so liegt ein instationäres Verhalten der Zeitreihe vor, wobei eine zulässige Rate von Ablehnungen der Nullhypothese überschritten werden muss. Der Kolmogorov-Smirnov-Test zeigt bei 62 Zeitfenstern eine Ablehnung der Nullhypothese auf einem 95%-Signifikanzniveau, was einer Ablehnungsrate von 42% entspricht. In Abschnitt 6.3.3 (vgl. Tabelle 6.3) wurde über umfangreiche Monte-Carlo-Simulationen ermittelt, dass stationäre Zeitreihen eine Ablehnungsrate bis zu 20% aufweisen können (95%-Quantil bei der Analyse über 37-jährige gleitende Zeitfenster). Da die hier ermittelte Ablehnungsrate von 42% über dem zulässigen Wert von 20% liegt, kann nach Durchführung des Kolmogorov-Smirnov-Tests von einer instationären HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde ausgegangen werden.

Der Kolmogorov-Smirnov-Test liefert keine Aussage darüber, welche statistischen Parameter eine Instationarität aufweisen, weshalb zusätzlich Mittelwert und Standardabweichung der

HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde auf Stationarität entsprechend der in Abschnitt 6.3.4 vorgestellten Verfahren analysiert wurden. Dabei wurden die Mittelwerte und die Standardabweichungen für jeweils 37-jährige Zeitfenster berechnet, wobei das erste Zeitfenster wiederum als Referenzzeitfenster angesetzt wurde. Für dieses erste Zeitfenster wurde für den Mittelwert und die Standardabweichung das 95%-Konfidenzintervall berechnet. Bewegen sich die Mittelwerte und die Standardabweichungen der anderen Zeitfenster innerhalb dieses Bereiches, so wird von einer Stationarität ausgegangen. Bewegen sich die Werte außerhalb des 95%-Konfidenzbereiches des ersten Zeitfensters, so kann der Parameter als instationär angenommen werden, wobei zulässige Überschreitungsrate (vgl. Tabelle 6.5) überschritten werden müssen. Die Analyse des Mittelwertes der HW-Zeitreihe des Pegels Cuxhaven über 37-jährige gleitende Zeitfenster ist in Abbildung 12.3 dargestellt. Die Ergebnisse zeigen, dass sich 74% der über Zeitfenster ermittelten Mittelwerte außerhalb des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters bewegen. In Abschnitt 6.3.4 wurde über umfangreiche Monte-Carlo-Simulationen gezeigt, dass stationäre Zeitreihen eine Überschreitungsrate von bis zu 60% aufweisen können (95%-Quantil bei der Analyse über 37-jährige Zeitfenster). Demnach ist der Mittelwert der untersuchten Zeitreihe als instationär zu bewerten. Die Analyse der Standardabweichung nach gleicher Methode zeigt, dass sich die Standardabweichungen immer innerhalb des 95%-Konfidenzintervalls des ersten Zeitfensters bewegen und somit nicht als instationär gewertet werden können (Abbildung 12.4). Der Funktionsverlauf der Standardabweichung ist stark durch die Sturmflut von 1872 geprägt. In denjenigen Zeitfenstern, in denen dieser Wert mit eingeht, ist die Standardabweichung signifikant erhöht.

In Abschnitt 6.3.4 wurde erklärt, dass der durchgeführte Test zum zeitlichen Verhalten von Mittelwerten und Standardabweichungen aufgrund der hohen möglichen Überschreitungsrate bei stationären Zeitreihen als nicht sehr belastbar bewertet werden kann, jedoch zusätzlich einen guten visuellen Eindruck vom Zeitverhalten der statistischen Parameter der Zeitreihe geben kann.

Die zusammenfassende Bewertung der durchgeführten Tests auf Stationarität führt zu dem Schluss, dass die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 als instationär angenommen werden kann. Tendenziell lassen die Ergebnisse die Aussage zu, dass der Lageparameter der Zeitreihe stärkeren zeitlichen Veränderungen unterliegt als der Streuungsparameter. In einem instationären Extremwertmodell ist demnach der Lageparameter in jedem Fall als zeitabhängig anzusetzen, wobei auch eine zeitabhängige Modellierung des Streuungsparameters aus zwei Gründen sinnvoll ist: Zum einen lässt sich auch ein stationärer Streuungsparameter in den verwendeten Zeitmodellen der GEV-Verteilung abbilden und zum anderen können sich derzeit nicht signifikante Trends im Streuungsparameter in zukünftigen Jahren stärker ausprägen (vgl. IPCC 2007).

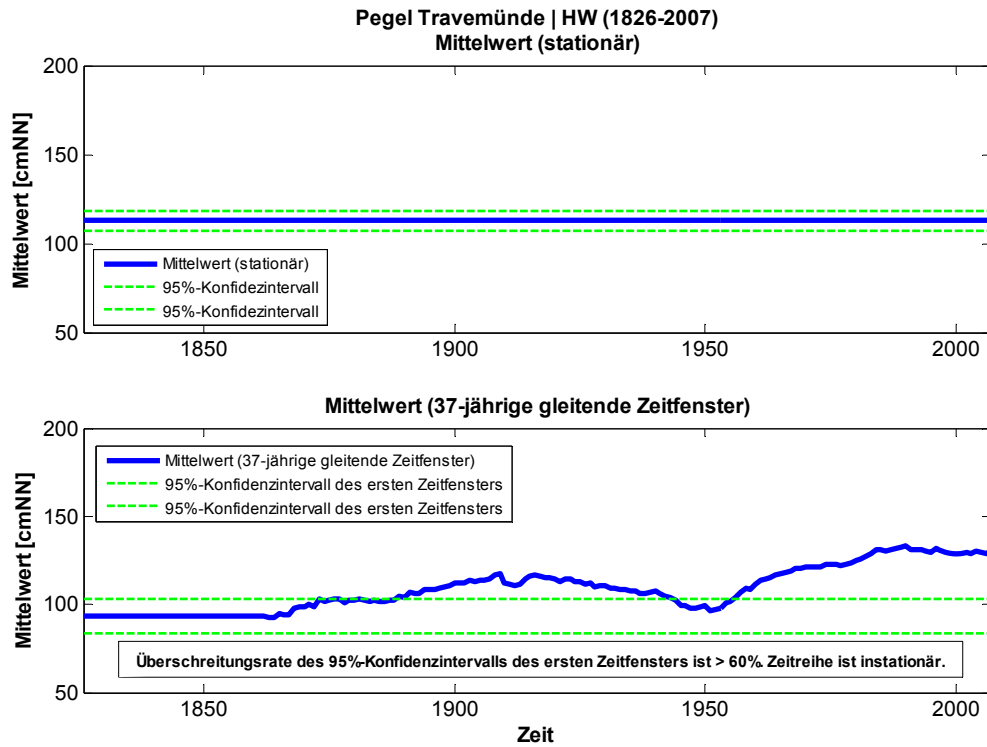


Abbildung 12.3: Analyse des zeitabhängigen Verhaltens des Mittelwertes der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.

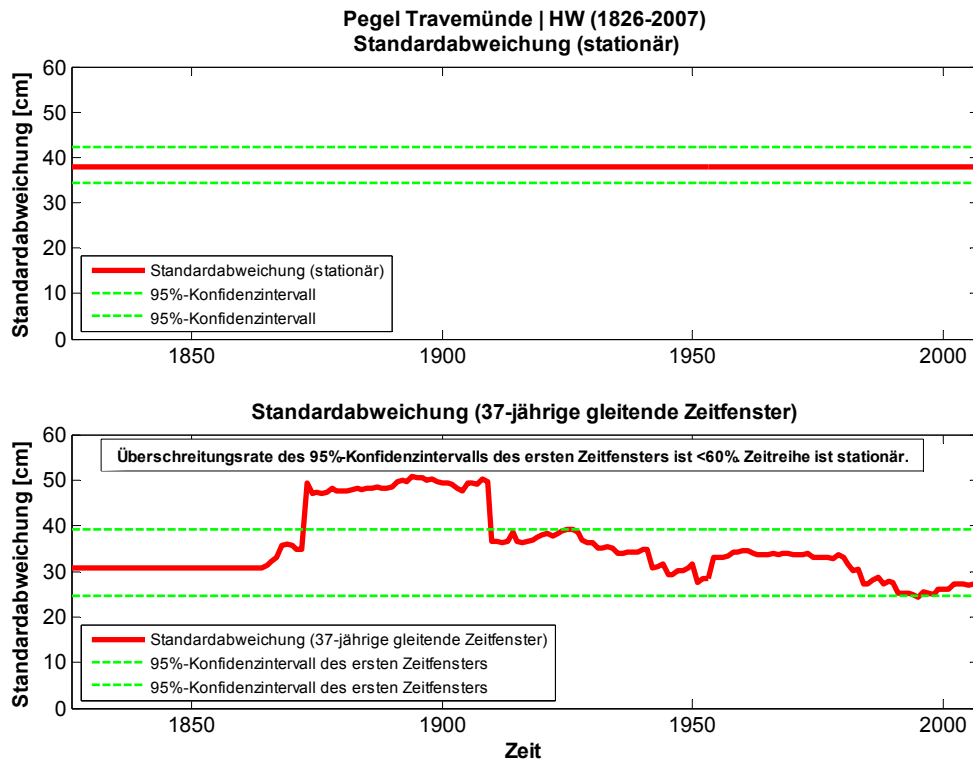


Abbildung 12.4: Analyse des zeitabhängigen Verhaltens der Standardabweichung der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über 37-jährige gleitende Zeitfenster.

12.3 Stationäre vs. instationäre Extremwertstatistik

In Abschnitt 9.3 wurde erläutert, dass der nicht-parametrische Ansatz der instationären Extremwertstatistik nicht geeignet ist, um konkrete Bemessungswasserstände ableiten zu können. Aus diesen Gründen wurde im Folgenden, analog zu Abschnitt 11, nur der parametrische Ansatz auf die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde angewendet.

Zunächst müssen für die Anwendung des parametrischen Ansatzes der Extremwertstatistik der Lage- und Streuungsparameter über einen funktionalen Zusammenhang beschrieben werden. Dazu wurden die zeitlichen Verläufe des über die Methode der L-Momente geschätzten Lage- und Streuungsparameters der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde über 19- und 37-jährige gleitende Zeitfenstermodelle ermittelt. An diese Verläufe wurden jeweils ein lineares und ein exponentielles Modell bestmöglich angepasst. In Abbildung 12.5 sind die zeitlichen Verläufe von Lage- und Streuungsparameter mit ihren Anpassungsfunktionen auf Basis von 19-jährigen gleitenden Zeitfenstern dargestellt.

Es ist zu erkennen, dass die Unterschiede zwischen dem linearen und dem exponentiellen Anpassungsmodell beim Lageparameter im Bereich der beobachteten Daten gering sind, diese sich jedoch bei zunehmender Extrapolationslänge vergrößern. Dahingegen zeigen das lineare und exponentielle Anpassungsmodell beim Streuungsparameter keinen Unterschied und verlaufen darüber hinaus nahezu waagrecht. Wie bereits beim Pegel Cuxhaven erläutert, kann auch beim Pegel Travemünde ein Unterschied zwischen dem funktionalen Verlauf der Standardabweichung und dem Streuungsparameter der Verteilungsfunktion erkannt werden. Während die Standardabweichung in Abbildung 12.4 in hohem Maße von dem Extremereignis in 1872 geprägt ist, weist der Streuungsparameter der L-Momente sein Maximum zwischen 1960 und 1965 auf. Dies ist auf den strukturellen Unterschied zwischen den statistischen Momenten einer Zeitreihe und den L-Momenten zurückzuführen.

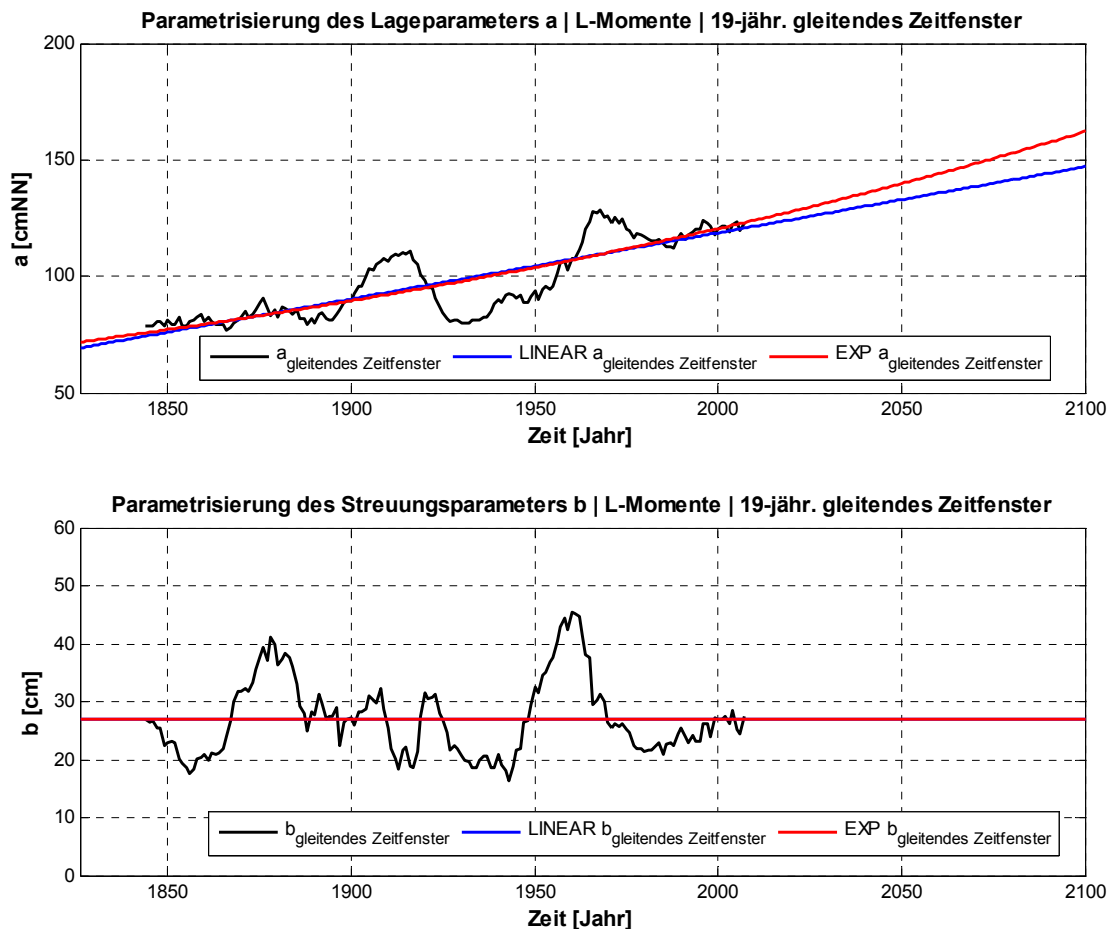


Abbildung 12.5: Parametrisierung des zeitabhängigen Lage- und Streuungsparameters (19-jähr. gleitende Zeitfenster) der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 über lineare und exponentielle Modelle mit Extrapolation bis zum Jahr 2100.

Auf Basis der durchgeführten Parametrisierung des Lage- und Streuungsparameters können die in Gleichung 9.12 bis Gleichung 9.15 dargestellten vier instationären GEV-Modelle zur Anwendung gebracht werden (vgl. Abschnitt 9.4).

Das erste instationäre GEV-Modell besteht aus einer linearen Funktion des Lageparameters a , während der Streuungs- und Krümmungsparameter konstant gesetzt wird:

$$\text{GEV}_{\text{LIN}}(a(t), b, k)$$

Das zweite Modell berücksichtigt sowohl für den Lage-, als auch für den Streuungsparameter einen linearen zeitlichen Verlauf:

$$\text{GEV}_{\text{LIN}}(a(t), b(t), k)$$

Das dritte und vierte instationäre GEV-Modell ergeben sich analog zum ersten und zweiten Modell, jedoch werden die linearen Beschreibungen der Parameter durch einen exponentiellen Ansatz ersetzt:

$$\text{GEV}_{\text{EXP}}(a(t), b, k) \text{ und } \text{GEV}_{\text{EXP}}(a(t), b(t), k)$$

In Tabelle 12.1 sind die Parameter des stationären GEV-Modells der homogenisierten HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 und die Parameter der vier genannten instationären GEV-Modelle dargestellt. Die Funktionswerte der zeitlichen Verläufe des Lageparameters a sind mit α_0 und α_1 bezeichnet und diejenigen des Streuungsparameters b mit β_0 und β_1 (vgl. Abschnitt 9.4). Wie oben beschrieben, wurden die Parameter der zeitabhängigen Verläufe für a und b sowohl auf Basis von 19-jährigen gleitenden Zeitfenstern, als auch auf 37-jährigen Zeitfenstern ermittelt. Die daraus resultierenden Unterschiede können beim Pegel Travemünde vernachlässigt werden. In Tabelle 12.2 ist zu sehen, dass sich die Unterschiede beim HW_{100} -Ereignis im Bereich von 1 bis 3 cm bewegen und damit für praktische Fragestellungen keine Bedeutung haben und die Frage nach der Wahl der korrekten Zeitfensterlänge durch den parametrischen Ansatz in den Hintergrund rückt.

Der Vergleich der statistischen Ergebnisse für den Pegel Travemünde ist am Beispiel des HW_{100} -Ereignisses in Abbildung 12.6 und Tabelle 12.2 abgebildet. In Abbildung 12.6 sind die zeitlichen Verläufe der vier instationären GEV-Modelle für das HW_{100} -Ereignis zu sehen, wobei die Parametrisierung des Lage- und Streuungsparameters durch 19-jährige gleitende Zeitfenster erfolgte. Zusätzlich ist das Ergebnis des HW_{100} -Wasserstandes des stationären GEV-Modells für das Jahr 2007 mit $HW_{100,stat,2007} = 234$ cmNN abgebildet, welches durch einen angenommenen Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/Jahr bis zum Jahr 2100 auf $HW_{100,stat,2100} = 262$ cmNN erhöht werden kann. Die abgebildeten instationären GEV-Modelle liefern für das Jahr 2007 Werte für das HW_{100} zwischen 237 cmNN und 247 cmNN. Die Unsicherheiten wurden aus dem jeweiligen 95%-Konfidenzintervall der instationären GEV-Modelle und dem Unterschied zwischen der Verwendung eines 19-jährigen und 37-jährigen Zeitfenstermodells abgeschätzt (vgl. Tabelle 11.2) und betragen 220 cmNN bis 260 cmNN.

Bei einer näheren Betrachtung der funktionalen Verläufe der instationären GEV-Modelle ist zu erkennen, dass die Modelle mit einem zeitabhängigen Lageparameter parallel zu den Modellen mit zeitabhängigem Lage- und Streuungsparameter verlaufen. Abbildung 12.5 zeigte eine Konstanz des zeitlichen Verlaufs des Streuungsparameters, sodass nahezu identische Ergebnisse zwischen dem Modell $GEV(a(t), b, k)$ und $GEV(a(t), b(t), k)$ erwartet werden könnten. Es zeigt sich jedoch, dass sich durch die Parametrisierung des Streuungsparameters eine Differenz zum stationären Streuungsparameter ergibt. Aus diesem Grund laufen die beiden Zeitmodelle in Abbildung 12.6 mit einem Abstand von etwa 10 cm parallel zueinander. Diese Differenz ist für viele praktische Fragestellungen nicht von besonderer Relevanz, jedoch zeigt sich hier ein Optimierungsbedarf bei der Parameterschätzung des verwendeten instationären Extremwertansatzes.

Bei der Extrapolation bis zum Jahr 2100 ergeben sich aus den instationären GEV-Modellen (Basis 19-jährige gleitende Zeitfenster) HW_{100} -Werte zwischen 262 cmNN und 287 cmNN und liegen damit tendenziell über dem stationären Ergebnis mit der Berücksichtigung eines Meeresspiegelanstiegs von 0,3 cm/Jahr (262 cmNN). Die einzelnen HW_{100} -Ergebnisse für die unterschiedlichen GEV-Modelle mit den abgeschätzten Unsicherheiten sind in Tabelle 12.2 im Detail aufgeführt.

Tabelle 12.1: Parameter des stationären GEV-Modells und der instationären GEV-Modelle für die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007.

Parameter der GEV-Modelle								
		a	α_0	α_1	b	β_0	β_1	k
Stationäres GEV-Modell								
GEV (a, b, k)		110,08			29,22			-0,0343
Instationäre GEV-Modelle								
GEV _{LIN} (a(t), b, k)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,2841	-449,6	29,22			-0,0343
(vgl. Gleichung 9.12)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,2908	-466	29,22			-0,0343
GEV _{LIN} (a(t), b(t), k)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,2841	-449,6		0,0001	26,82	-0,0343
(vgl. Gleichung 9.13)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,2908	-446		-0,0021	32,33	-0,0343
GEV _{EXP} (a(t), b, k)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,3145	0,003	29,22			-0,0343
(vgl. Gleichung 9.14)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,2469	0,003	29,22			-0,0343
GEV _{EXP} (a(t), b(t), k)	Basis 19-jährige Zeitfenster		0,3145	0,003		26,82	0,0000	-0,0343
(vgl. Gleichung 9.15)	Basis 37-jährige Zeitfenster		0,2469	0,003		32,48	0,0000	-0,0343

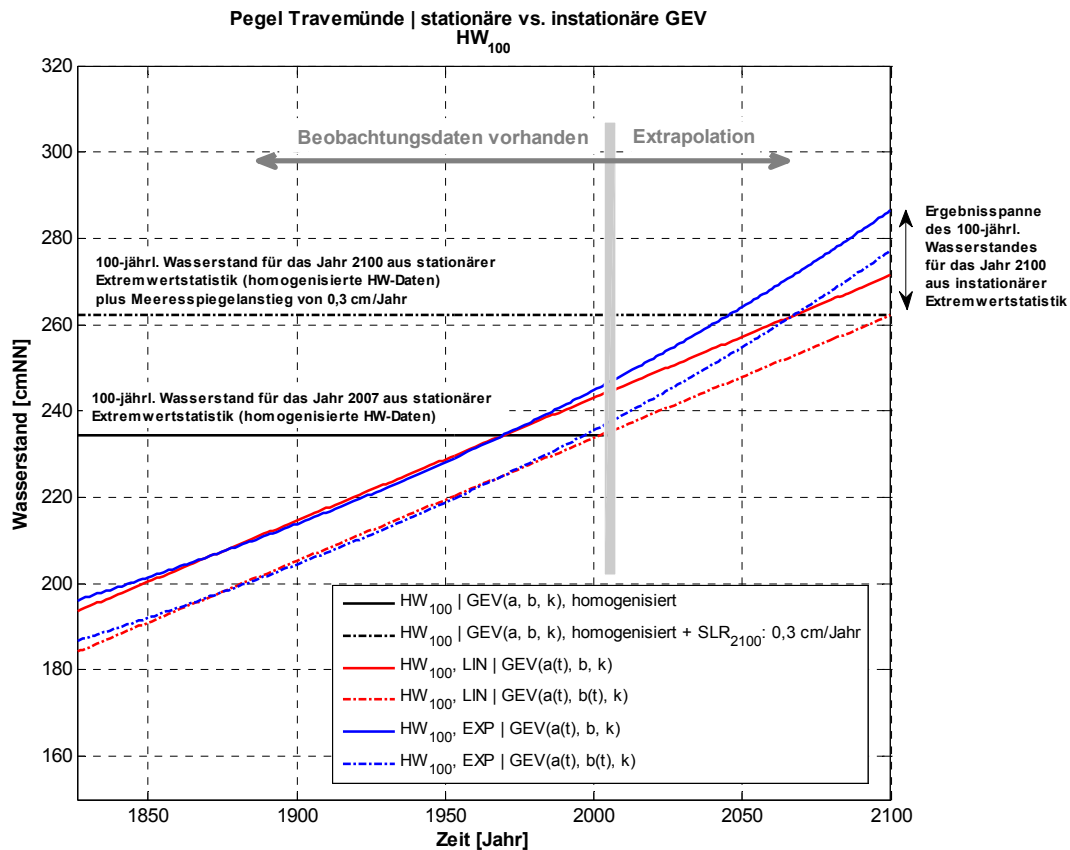


Abbildung 12.6: Vergleich von stationärem und instationärem 100-jährlichen Wasserstandes von 1826 bis 2100 des Pegels Travemünde auf Basis einer GEV-Extremwertanalyse. Datengrundlage ist die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster).

In Abbildung 12.7 sind die oben beschriebenen Ergebnisse der instationären GEV-Modelle auf Basis des 19-jährigen gleitenden Zeitfenstermodells in Form von Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100 dargestellt. Zur besseren Visualisierung sind zudem nur die GEV-Modelle mit den linearen Funktionen für den Lage- und Streuungsparameter abgebildet. Auf der Abszisse ist das mittlere Wiederkehrintervall in Jahren aufgetragen, während die Ordinate den Wasserstand für das jeweilige Ereignis angibt. Die Art der Darstellung verdeutlicht die Veränderung der Verteilungsfunktionen über die Zeit. Wenn positive Trends in den Parametern der Verteilungsfunktion vorhanden sind, führt dies grundsätzlich zu einer Verschiebung der Verteilungsfunktionen hin zu größeren Ordinatenwerten. Wenn sich nur der Lageparameter der Verteilungsfunktion über die Zeit ändert, erfolgt eine parallele Verschiebung der Verteilungsfunktion, sodass sich alle HW_T -Ereignisse um dasselbe Maß ändern. Bei einer zusätzlichen Berücksichtigung der zeitlichen Änderung des Streuungsparameters kommt es zu einer Verdrehung der Verteilungsfunktion, aus der unterschiedliche Änderungen der HW_T -Ereignisse resultieren können. Da der Streuungsparameter der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007 fast keinen Trend aufweist, ergeben sich im Vergleich keine starken Verdrehungen der Verteilungsfunktionen (Abbildung 12.7).

Tabelle 12.2: Ergebnisse des HW_{100} -Ereignisses aus den stationären und instationären GEV-Modellen für die Jahre 2007, 2050 und 2100 des Pegels Travemünde.

Extremwertstatistische Analysen des HW_{100} am Pegel Travemünde						
Datenbasis: HW-Zeitreihe von 1826 bis 2007				alle Angaben in cmNN		
Stationäres Ergebnis für das Jahr 2007 (homogenisiert mit 19-jährigem gleitenden Mittel der MThw-Zeitreihe)				234		
Stationäres Ergebnis für das Jahr 2100 (Stationäres Ergebnis für 2007 zuzüglich angenommenem Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/Jahr)				262		
Jahr						
Instationäres GEV-Modell	2007		2050		2100	
	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster	Basis 19-jährige Zeitfenster	Basis 37-jährige Zeitfenster
GEV_{LIN} (a(t), b, k)	245	242	257	255	271	269
GEV_{LIN} (a(t), b(t), k)	236	237	248	249	262	264
GEV_{EXP} (a(t), b, k)	247	244	264	261	287	284
GEV_{EXP} (a(t), b(t), k)	238	239	255	256	277	278
Unsicherheiten	220 bis 260		230 bis 280		250 bis 305	
	abgeschätzt aus 95%-Konfidenzintervall und Unterschieden zwischen 19- und 37-jährigem Zeitfenstermodell					
IPCC Szenario B1					259 bis 271	
IPCC Szenario A1FI					274 bis 285	
Szenario Woth et al. (2006)					nicht gültig für Ostsee	

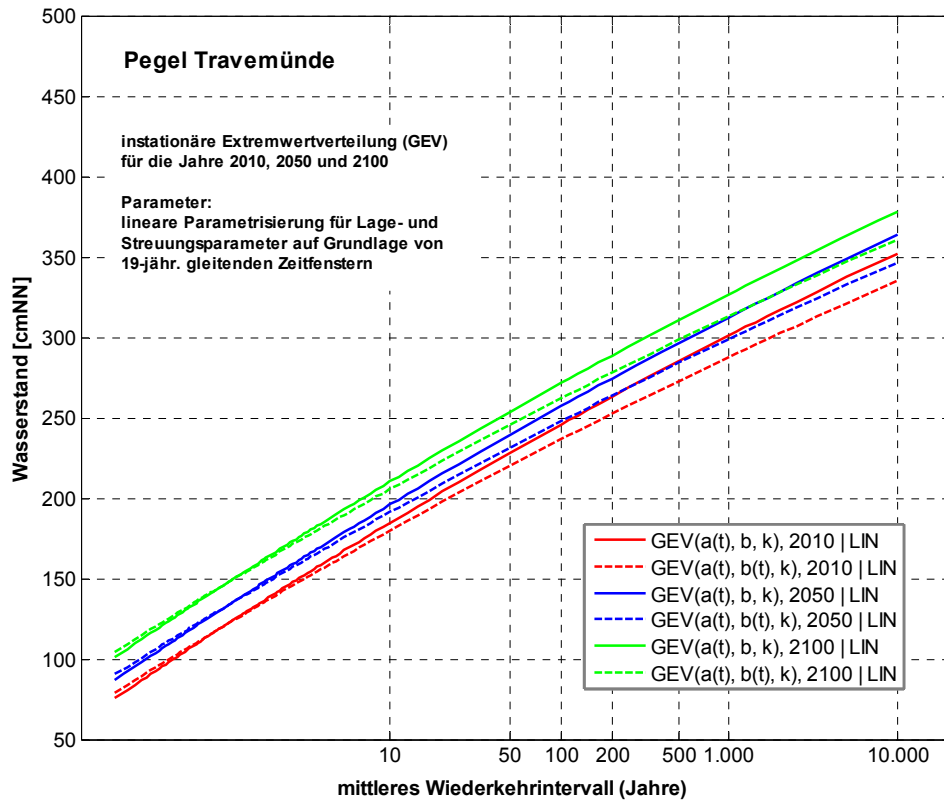


Abbildung 12.7: Instationäre GEV-Verteilungsfunktionen für die Jahre 2010, 2050 und 2100. Datengrundlage ist die HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde von 1826 bis 2007. Parameterschätzung erfolgte über L-Momente (19-jähr. gleitende Zeitfenster) und Parametrisierung über lineare Modelle.

Die Einbeziehung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik ist in Abschnitt 9.5 erläutert worden. Zur Extrapolation des Lageparameters des instationären GEV-Modells ab dem Jahr 2008 sind die in Tabelle 9.4 dargestellten Klimaszenarien B1 und A1FI verwendet worden, wobei das Szenario nach WOTH ET AL. (2006) keine Berücksichtigung fand, da sich die Analysen von WOTH ET AL. (2006) auf die Deutsche Bucht beziehen und somit für die Deutsche Ostseeküste keine Gültigkeit haben. In Abschnitt 9.5 wurde bereits diskutiert, dass Unsicherheitsquellen bei der Implementierung von Klimaszenarien in die instationäre Extremwertstatistik vorhanden sind. Diese entstehen zum einen aus den Unsicherheiten der Klimaszenarien selbst, aber auch aus der getroffenen Annahme, dass die angegebenen Entwicklungen des Meeresspiegelanstiegs als repräsentative Entwicklungen des Lageparameters der HW-Zeitreihe des Pegels Travemünde angesehen werden. Diese Annahme ist nicht in vollem Umfang zutreffend (vgl. Abschnitt 9.5), weshalb die hier durchgeführten Analysen mehr als qualitative und nicht als konkrete quantitative Analysen angesehen werden sollten. Dementsprechend erfolgt keine Detaildiskussion zu einzelnen Ergebnissen, sondern lediglich eine vergleichende Betrachtung der unterschiedlichen Klimaszenarien im Vergleich zu den Trends, die sich aus den beobachteten Daten selbst ableiten lassen.

In Abbildung 12.8 ist die Einbeziehung der zwei Klimaszenarien bei zwei instationären GEV-Modellen (linearer Ansatz, 19-jährige gleitende Zeitfenster) dargestellt. Unter den oben angegebenen Annahmen ist zu erkennen, dass das Klimaszenario A1FI zu höheren Bemessungswasserständen führt als die Extrapolation der beobachteten Trends. Das Szenario B1 liefert mit Werten im Bereich von 259 bis 268 cmNN etwas niedrigere Werte für das HW_{100} -Ereignis im Jahr 2100. Hiermit ergeben sich HW_{100} -Werte für das Jahr 2100 im Bereich von 259 bis 283 cmNN.

Die Ergebnisse zeigen, dass eine konkrete Ableitung von hydrologischen Bemessungswerten auf Basis von Klimaszenarien unter Zuhilfenahme der instationären Extremwertstatistik mit großen Unsicherheiten verbunden ist, jedoch eine prinzipielle Einschätzung der Auswirkungen von klimatischen Änderungen auf die Eintrittswahrscheinlichkeit von Extremereignissen erfolgen kann. Für eine belastbarere Analyse der Auswirkungen von Klimaszenarien auf die Wasserstände müssen detaillierte Informationen zu einzelnen Lokationen und Parametern vorliegen.

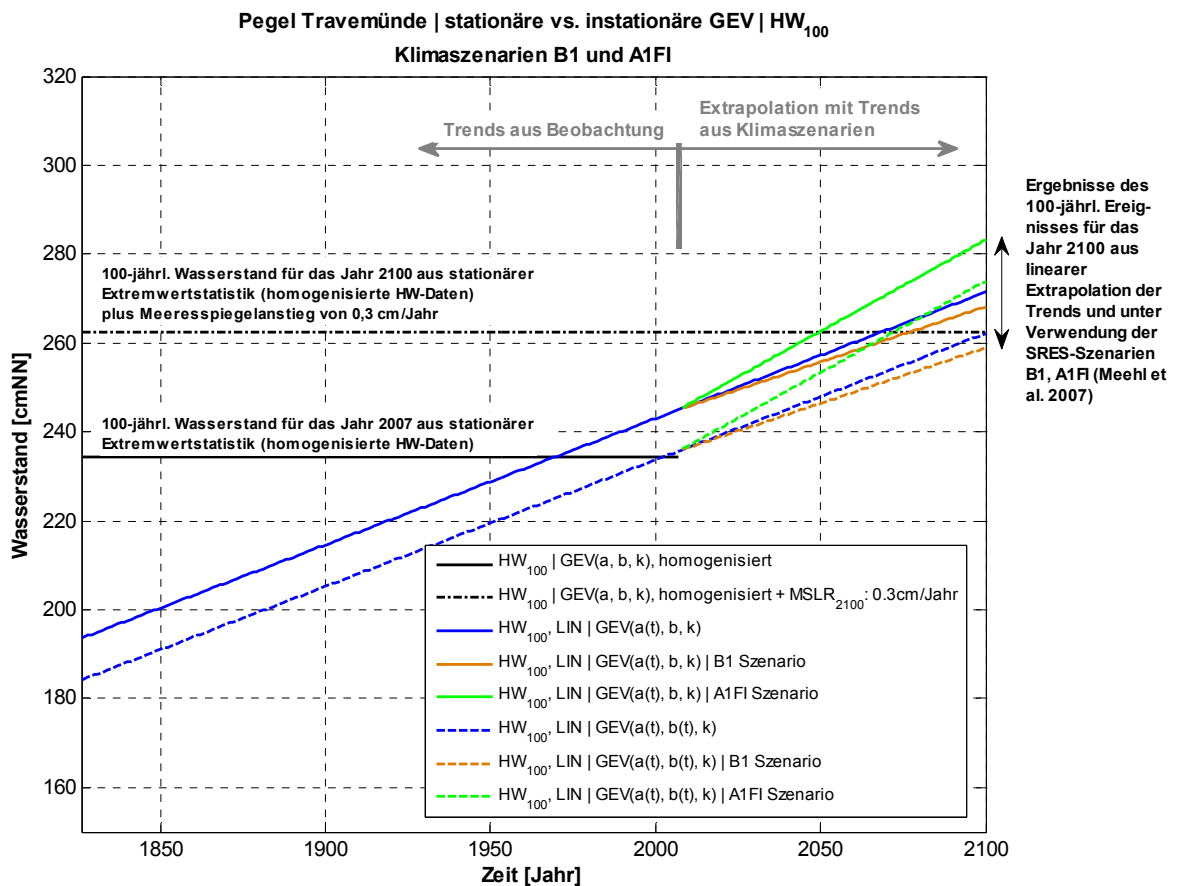


Abbildung 12.8: Instationäre Entwicklung des 100-jährlichen Ereignisses am Pegel Travemünde bis zum Jahr 2100. Die blauen Linien zeigen die Entwicklung auf Basis der ermittelten linearen Trends. Ab dem Jahr 2008 sind zwei verschiedene Klimaszenarien bis zum Jahr 2100 extrapoliert worden. Braun: SRES-Szenario B1 (MEEHL ET AL. 2007). Grün: SRES-Szenario A1FI (MEEHL ET AL. 2007).

13 Fazit

13.1 Diskussion der erzielten Ergebnisse

Aus Planungsaufgaben des Küsteningenieurwesens ergibt sich die Notwendigkeit, Aussagen über Bemessungswasserstände und deren Eintrittswahrscheinlichkeiten für zukünftige Zeitpunkte zu treffen. Für die Planung von Küstenschutzbauwerken müssen oftmals Zeithorizonte von 50 bis 100 Jahren betrachtet werden. Sowohl mittlere als auch extreme Wasserstände an den Deutschen Küsten sind Änderungen unterlegen, womit die Abschätzung von Eintrittswahrscheinlichkeiten bestimmter Wasserstände nur über eine instationäre Extremwertstatistik erfolgen kann (vgl. Abschnitt 2.3). Der instationären Extremwertstatistik muss ein parametrischer Ansatz zugrunde liegen, um die Ergebnisse bis zum erforderlichen Zeithorizont extrapolieren zu können. Bei diesem Ansatz werden die Parameter der Extremwertverteilungsfunktion über funktionale Verläufe über die Zeit beschrieben. Hierzu können lineare oder nichtlineare Modelle verwendet werden. Die Modellwahl der funktionalen Zeitverläufe stellt ein zentrales Anpassungsproblem bei der instationären Extremwertstatistik dar. Oftmals kann aufgrund der Anpassungsgüte (z.B. mittlerer quadratischer Fehler) keine objektive Entscheidung über das beste Modell getroffen werden.

Am Pegel Cuxhaven (Abschnitt 11.3) zeigte sich, dass im Bereich der beobachteten Daten sowohl das lineare, als auch das exponentielle Anpassungsmodell zu fast identischen Anpassungsgüten führte. Trotzdem ergeben sich durch die unterschiedlichen Modelle im Extrapolationszeitraum signifikante Differenzen in den Ergebnissen der Extremwertstatistik. Aufgrund der möglichen Abweichungen der Modelle im Extrapolationszeitraum wird auf Grundlage der in dieser Arbeit erzielten Ergebnisse die Verwendung von möglichst einfachen Zeitverläufen für die Parameter der Extremwertverteilung empfohlen. Es bieten sich hierfür lineare oder exponentielle Funktionsverläufe an (vgl. Abschnitt 9.2). Polynome höherer Ordnung sind grundsätzlich nicht zu empfehlen, da sie zu unrealistischen Werten im Extrapolationszeitraum führen können. Aufgrund der Tatsache, dass oftmals keine eindeutige objektive Entscheidung für das zu wählende Modell getroffen werden kann, sollten mehrere Ansätze parallel verwendet werden, um die Auswirkungen analysieren zu können.

Der in der vorliegenden Arbeit angewendete parametrische Ansatz auf Basis von L-Momenten ist nicht hinsichtlich einer Biasreduzierung optimiert worden (vgl. Abschnitt 9.4). Der Schwerpunkt der Analysen liegt vielmehr auf einem Ansatz, der es erlaubt, die Ergebnisse der Extremwertstatistik in die Zukunft zu extrapolieren und damit Abschätzungen

von zukünftigen Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen für konkrete ingenieurtechnische Planungs- und Bemessungsaufgaben vornehmen zu können. Eine Extrapolation von extremwertstatistischen Ergebnissen ist stets mit Unsicherheiten verbunden, die sich aus verschiedenen Unsicherheitsquellen zusammensetzen. Der Bias der Parameterschätzung bildet hiervon eine Unsicherheitsquelle, die jedoch nach Meinung des Verfassers im Vergleich zu den übrigen Unsicherheitsquellen (vgl. Abschnitt 10) von untergeordneter Bedeutung ist.

An dieser Stelle sei darauf hingewiesen, dass bei der Verwendung des Begriffs der Extrapolation darauf geachtet werden muss, um welche Art der Extrapolation es sich handelt. Grundsätzlich gibt es bei der Extremwertstatistik zwei Arten von Extrapolationen:

- Extrapolation auf ein T-jährliches Ereignis

Bei der Extrapolation auf ein T-jährliches Ereignis wird ausgehend von einem Datenkollektiv auf ein Ereignis geschlossen, dessen mittleres Wiederkehrintervall größer ist als die Zeitspanne der beobachteten Daten (vgl. Abschnitt 8.5). Beispiel: Es liegen Wasserstandsdaten über 100 Jahre vor und es soll eine Aussage über die Höhe des Wasserstandes mit einem mittleren Wiederkehrintervall von $T = 200$ Jahren ($P_{\bar{u}} = 0,005/a$) getroffen werden. Hierbei wird keine Aussage zu möglichen zukünftigen Ereignissen getätigt, sondern es werden für den aktuellen Zeitpunkt Ereignisse mit einer geringeren Eintrittswahrscheinlichkeit abgeschätzt. Nach Meinung des Verfassers sollte hierbei die in Abschnitt 8.5 erwähnte Regel Anwendung finden, dass eine Extrapolation nur bis zum 3- bis 4-fachen der Beobachtungslänge erfolgen sollte. Davon kann abgewichen werden, wenn zusätzliche Informationen über die Höhe von extremen Ereignissen vorliegen, die mit in die Extremwertstatistik einbezogen werden können. Dies können Angaben zu historischen Extremereignissen (vgl. Abschnitt 8.7) oder Abschätzungen von Extremwerten über Modellsimulationen sein (vgl. Abschnitt 8.6).

- Extrapolation von T-jährlichen Ereignissen auf einen zukünftigen Zeithorizont

Bei der Extrapolation von T-jährlichen Ereignissen auf einen zukünftigen Zeithorizont wird eine Abschätzung einer möglichen Änderung des T-jährlichen Ereignisses über die Zeit vorgenommen (vgl. Abschnitt 9.4). Hierbei handelt es sich im Gegensatz zur vorherigen Extrapolation tatsächlich um eine Prognose der Zukunft. Solche Prognosen sind immer mit Unsicherheiten verbunden, weshalb keine zu langen Extrapolationszeiträume verwendet werden sollten. Extrapolationen von hydrologischen Größen über mehrere Jahrzehnte sind immer kritisch zu hinterfragen und zu prüfen. In der vorliegenden Dissertation wurden Extrapolationen über 93 Jahre bis zum Jahr 2100 auf Basis von Zeitreihen durchgeführt, die systematische Pegelaufzeichnungen über 159 Jahre (Cuxhaven) bzw. 182 Jahre (Travemünde) aufweisen. Die Extrapolation über 93 Jahre bis zum Jahr 2100 wurde aus zwei Gründen gewählt: (1) Planungsaufgaben im Küsteningenieurwesen haben oftmals

einen Zeithorizont von 50 bis 100 Jahren und (2) aktuelle Klimaszenarien reichen in der Regel bis zum Jahr 2100.

Es kann keine generelle Antwort darauf gegeben werden, welche Extrapolationszeiträume bei welcher Länge der Beobachtungsdaten zulässig sind. Es sollte selbstverständlich sein, dass aus einer 10-jährigen Beobachtungszeitreihe an einem Pegel keine Extrapolationen über 100 Jahre erstellt werden sollten. Deutlich schwerer ist die Frage zu beantworten, ob aus einer 50-jährigen Beobachtungszeitspanne Extrapolationen über 100 Jahre erstellt werden können. Der Ingenieur bewegt sich hierbei immer in einem Spannungsfeld zwischen wissenschaftlicher Seriosität und praktischer Notwendigkeit. Der Ingenieur muss seine Planungen daher auf zwei Säulen aufbauen: Zum einen müssen geeignete Methoden und Werkzeuge zur Verfügung stehen, um Aussagen zu Wasserständen und zukünftigen Eintrittswahrscheinlichkeiten treffen zu können und zum anderen muss auf Basis umfangreicher Informationen eine Entscheidung darüber getroffen werden, ob die erzielten Ergebnisse plausibel sind und wie groß der Unsicherheitsbereich abgeschätzt werden kann. Dazu soll die vorliegende Arbeit einen Beitrag leisten.

Die Ergebnisse der 100-jährlichen Wasserstände für das Jahr 2100 an den Pegeln Cuxhaven und Travemünde zeigen, dass aus der instationären Extremwertanalyse Abweichungen zwischen etwa -15 cm bis +30 cm im Vergleich zum stationären Ansatz resultieren (vgl. Tabelle 11.2 und Tabelle 12.2). Tendenziell ergeben sich aus dem instationären Ansatz leicht erhöhte Bemessungswasserstände für das Jahr 2100, falls dem stationären Ansatz ein erwarteter Meeresspiegelanstieg von 0,3 cm/a zugrunde gelegt wird.

Aus diesen Ergebnissen lässt sich ableiten, dass die vorgestellte instationäre Extremwertmethode für die Abschätzung von zukünftigen Bemessungswasserständen ein geeignetes Instrument darstellt, da plausible Ergebnisse abgeleitet werden. Auf der anderen Seite kann nicht abgeleitet werden, dass der bisher verwendete stationäre Ansatz mit der Berücksichtigung eines Meeresspiegelanstieges grundsätzlich nicht geeignet ist.

Aus den Ergebnissen der vorliegenden Arbeit wird empfohlen, die vorgestellte instationäre Extremwertmethode für die Abschätzung von zeitlichen Änderungen in Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen zu verwenden. Dies leitet sich insbesondere aus den nachfolgend genannten Gründen ab:

- Durch die direkte Implementierung von Trends in die Extremwertstatistik müssen zur Ermittlung zukünftiger Bemessungswerte keine Zuschläge für einen Meeresspiegelanstieg berücksichtigt werden.
- Aus der instationären Extremwertstatistik ergeben sich für jeden beliebigen Zeitpunkt t direkt Wasserstände mit zugeordneten Eintrittswahrscheinlichkeiten.
- Die instationäre Extremwertstatistik auf Basis des vorgestellten parametrischen Ansatzes erlaubt die Berücksichtigung von Klimaszenarien, womit die Auswirkungen

möglicher zukünftiger Änderungen an den Deutschen Küsten auf Bemessungswasserstände abgeschätzt werden können.

13.2 Zielerfüllung und Antworten auf die Forschungsfragen

In Abschnitt 1.2 wurden über- und untergeordnete Forschungsfragen dieser Arbeit formuliert. Nachfolgend werden zunächst Antworten auf die untergeordneten, anschließend auf die übergeordneten Forschungsfragen gegeben.

- **Wie können Instationaritäten in Zeitreihen identifiziert werden, damit ein instationärer Extremwertansatz gerechtfertigt ist?**

Zur Identifikation eines instationären Verhaltens von Zeitreihen wurden drei verschiedene Testverfahren vorgestellt und beispielhaft angewendet (vgl. Abschnitt 6). Zum einen kann die Signifikanz eines Trends mit dem Mann-Kendall-Test nachgewiesen werden und zum anderen eignet sich der zweidimensionale Kolmogorov-Smirnov-Test zur Analyse des instationären Verhaltens. Weiterhin kann über gleitende Zeitfenster das zeitliche Verhalten von Mittelwert und Standardabweichung einer Zeitreihe untersucht werden. Für den Kolmogorov-Smirnov-Test und die Analyse von Mittelwert und Standardabweichung wurde über umfangreiche Monte-Carlo-Simulationen ein Verfahren entwickelt, mit dem Signifikanzniveaus für die Stationaritätstests bestimmt werden können. Alle vorgestellten Verfahren geben praktikable Hinweise auf die Stationarität oder Instationarität einer Zeitreihe. Den Verfahren liegt jedoch immer die Annahme zugrunde, dass die Zeitreihen lang genug sind, um das grundlegende Systemverhalten zu beschreiben.

- **Welche statistischen Verfahren sind zur Beantwortung der übergeordneten Forschungsfragen geeignet?**

Die extremwertstatistischen Untersuchungen in der vorliegenden Arbeit basieren auf einem instationären Ansatz der Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV). Die GEV ist die in der hydrologischen Praxis meist gebräuchliche Verteilungsfunktion, zu der eine Vielzahl von wissenschaftlichen Arbeiten existieren (vgl. Abschnitt 2) und deren Anwendbarkeit im Vergleich zu anderen Verteilungsfunktionen vielfach belegt ist. Für das instationäre Modell der GEV wurde ein parametrischer Ansatz entwickelt, der eine Extrapolation der Extremweltergebnisse auf zukünftige Zeithorizonte ermöglicht (vgl. Abschnitt 9.4).

- **Wie groß sind die Unsicherheiten in den Ergebnissen von statistischen Analysen?**

Extremwertstatistische Analysen sind immer zwingend mit Unsicherheiten verbunden. Diese nehmen in der Regel mit zunehmender Extrapolationslänge zu. In der vorliegenden Arbeit wurden die grundsätzlichen Quellen der Unsicherheiten

beschrieben. Die quantitative Ermittlung von Unsicherheiten erfolgte über Konfidenzintervalle bei der Parameterschätzung der Allgemeinen Extremwertverteilung. Damit können zwar nicht alle Unsicherheiten quantitativ erfasst werden, jedoch ist eine Abschätzung der Größenordnungen möglich (vgl. Abschnitt 10). Die Unsicherheiten bei der Ableitung von 100-jährlichen Wasserständen für das Jahr 2100 an den Pegeln Cuxhaven und Travemünde können mit 50 bis 70 cm abgeschätzt werden (vgl. Tabelle 11.2 und Tabelle 12.2)

Die Antworten auf die übergeordneten Forschungsfragen lauten wie folgt:

- **Wie können zukünftige Bemessungsereignisse belastbarer abgeschätzt werden?**

(Bsp: Welche Höhe hat ein 100-jährlicher Wasserstand an einem Pegel im Jahr 2100?)

Die Abschätzung zukünftiger Bemessungsereignisse ist mit einem instationären Ansatz der Allgemeinen Extremwertverteilung möglich. Die in der vorliegenden Arbeit entwickelte Parameterschätzung basiert auf einer zeitfensterbasierten Schätzung der L-Momente, wobei die Verwendung von 19- oder 37-jährigen Zeitfenstern favorisiert wird. Die L-Momente werden anschließend durch funktionale Zusammenhänge (linear oder nichtlinear) beschrieben und in die Zukunft extrapoliert. Dies wird als parametrischer Ansatz bezeichnet. Durch die vorgestellte Methodik können zu jedem beliebigen Zeitpunkt t die Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserstandsereignissen angegeben werden.

- **Wie verändern sich die Eintrittswahrscheinlichkeiten des Belastungsparameters Wasserstand über die Zeit?**

Die durchgeführten Analysen an den Pegeln Cuxhaven und Travemünde zeigen, dass die Lageparameter der untersuchten Zeitreihen in der Regel einen steigenden Trend aufweisen. Die Streuungsparameter weisen keine oder nur geringe Trends auf. Hierdurch steigen die T-jährlichen Bemessungswerte in der Regel mit der Zeit an. Am Pegel Cuxhaven kann über die instationäre Extremwertstatistik der 100-jährliche Wasserstand im Jahr 2007 zwischen 497 cmNN und 513 cmNN angegeben werden. Im Jahr 2100 liegt dieser zwischen 518 cmNN und 554 cmNN. Am Pegel Travemünde beträgt der über die instationäre Extremwertstatistik ermittelte 100-jährliche Wasserstand im Jahr 2007 etwa 236 cmNN bis 247 cmNN. Im Jahr 2100 sind es 262 cmNN bis 287 cmNN (vgl. Abschnitte 11 und 12).

- **Welche Unterschiede ergeben sich aus einer instationären Extremwertstatistik im Vergleich zu einem stationären Ansatz?**

Die Ergebnisse der 100-jährlichen Wasserstände für das Jahr 2100 an den Pegeln Cuxhaven und Travemünde zeigen, dass aus der instationären Extremwertanalyse Abweichungen zwischen etwa -15 cm bis +30 cm im Vergleich zum stationären Ansatz resultieren (vgl. Tabelle 11.2 und Tabelle 12.2). Tendenziell ergeben sich aus

dem instationären Ansatz leicht erhöhte Bemessungswasserstände. Grundsätzlich sind sowohl der stationäre, als auch der instationäre Ansatz für die Bestimmung von Bemessungswasserständen geeignet, jedoch bietet der instationäre Ansatz den Vorteil, dass zugeordnete Eintrittswahrscheinlichkeiten zu jedem beliebigen Zeitpunkt angegeben werden können.

- **Wie können Klimaszenarien in die Extremwertstatistik integriert werden?**

Durch die Verwendung eines parametrischen Ansatzes in der instationären Extremwertstatistik können Klimaszenarien in der Analyse berücksichtigt werden. Hierzu wurde eine Methodik erarbeitet, bei der nicht die in den Daten selbst enthaltenen Trends in die Zukunft extrapoliert werden, sondern es werden die aus Klimaszenarien prognostizierten Trends verwendet. Die Unsicherheiten in den Analysen sind jedoch als groß zu bewerten, da zum einen die Klimaszenarien selbst große Unsicherheiten enthalten, und zum anderen nicht unmittelbar angenommen werden kann, dass zum Beispiel der prognostizierte Meeresspiegelanstieg auch repräsentativ für das Verhalten der extremen Wasserstände ist. Die Einbeziehung von Klimaszenarien eröffnet jedoch die Möglichkeit, Auswirkungen möglicher zukünftiger klimatischer Änderungen an den Deutschen Küsten auf Bemessungswasserstände abschätzen zu können (vgl. Abschnitt 9.5).

13.3 Offene Fragen und Forschungsbedarf

Wissenschaftliche Untersuchungen können in der Regel immer nur Antworten auf ausgewählte Fragen geben. Gleichzeitig bleiben viele andere Fragen unbeantwortet oder es ergeben sich im Zuge der Bearbeitung neue Fragen. Insofern bleiben auch am Ende dieser Bearbeitung unbeantwortete Aspekte, die gleichzeitig den Forschungsbedarf für zukünftige Arbeiten beschreiben. Nachfolgend sind einige Fragen benannt, die nach Meinung des Verfassers wichtige Bestandteile zukünftiger Forschung sein sollten:

- Wie können anthropogen bedingte Einflüsse (z.B. Baggerungen und Ausbaumaßnahmen) in Wasserstandszeitreihen besser identifiziert werden?
- Wie kann für statistische Analysen eine Mindestlänge der Beobachtungszeitreihe bestimmt werden?
- Wie können die Parameterschätzungen für einen instationären Extremwertansatz auf Basis der Allgemeinen Extremwertverteilung weiter optimiert werden?
- Welche weiteren Erkenntnisse leiten sich aus einem instationären Extremwertmodell der kombinierten Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserstand und Seegang ab?
- Wie können regionale Prognosen zur zukünftigen Entwicklung von extremen Wasserständen auf Basis von Klimaszenarien weiter verbessert werden?

Bei dem vorgestellten instationären Extremwertansatz wurden keine historischen Ereignisse oder physikalisch begründete Zusatzinformationen über extreme Ereignisse berücksichtigt. Es sollte daher in zukünftigen Forschungsvorhaben dieser Aspekt mit beantwortet werden:

- Wie können sehr seltene Extremereignisse unter Einbeziehung von historischen und physikalisch begründeten Zusatzinformationen über einen instationären Extremwertansatz belastbar abgeschätzt werden?

14 Zusammenfassung

Viele Küstenregionen sind potenziell durch die Auswirkungen des globalen Klimawandels gefährdet, der sich im Anstieg des Meeresspiegels sowie teilweise in der Zunahme der Sturmfluthäufigkeit und -intensität zeigt. Die Folgen einer verstärkten Gefährdung der Küstengebiete sind schwerwiegend, da etwa 23% der Weltbevölkerung weniger als 100 km von der Küste entfernt leben (Höheniveau: <100 m über Meeresspiegel) und diese Gebiete eine dreifach höhere Bevölkerungsdichte aufweisen als im weltweiten Mittel.

Für die Belange des Küstenschutzes sind insbesondere Erkenntnisse über die Entwicklung des mittleren Meeresspiegelanstieges und über gegenwärtige und zukünftige Sturmfluthöhen bzw. -häufigkeiten von Bedeutung. Die Methoden zur Bemessung von Küstenschutzanlagen basieren, neben anderen Faktoren, auf einem Bemessungswasserstand, der von amtlicher Seite festgelegt wird. Dieser Bemessungswasserstand wird durch Eintrittswahrscheinlichkeiten oder Jährlichkeiten T definiert. Heute gebräuchlich sind Bemessungswerte mit mittleren Jährlichkeiten zwischen 100 und 10.000 Jahren. Die zugeordneten Wasserstände werden über statistische Analysen von beobachteten Wasserstandszeitreihen abgeleitet.

Die Annahme von stationären Wasserstandszeitreihen kann im Zuge des Klimawandels unzutreffend sein. Insbesondere muss davon ausgegangen werden, dass sich die Eigenschaften von hydrometrischen Zeitreihen in Zukunft anders ausprägen können als in der Gegenwart. Die Parameter einer hydrometrischen Zeitreihe (z.B. Wasserstand) können dann nicht als stationär angesetzt werden, sondern sie ändern sich über die Zeit. Dieses Verhalten wird als instationäres Verhalten bezeichnet (vgl. Abschnitt 6). Liegt ein signifikantes instationäres Verhalten einer Zeitreihe vor, so können die klassischen stationären Methoden der Extremwertstatistik nicht verwendet werden, sondern sie müssen auf einen instationären Ansatz erweitert werden.

Die vorliegende Arbeit stellt eine Methodik zur Ermittlung von zukünftigen T -jährlichen Bemessungswasserständen vor, bei der Trends in den Zeitreihen direkt bei der Ermittlung der Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserständen berücksichtigt werden. Dazu werden die bekannten Verfahren der stationären (*über die Zeit konstant*) Extremwertstatistik auf eine instationäre (*über die Zeit variabel*) Methode erweitert, wobei ein pragmatischer Ansatz verwendet wird. Die instationäre Extremwertstatistik führt dazu, dass sich die Bemessungswerte mit der Zeit ändern und damit Tendenzen zur zukünftigen Entwicklung abgeschätzt werden können.

Die Abschätzung zukünftiger Änderungen in Eintrittswahrscheinlichkeiten in Wasserständen ist mit einem parametrischen instationären Ansatz der Allgemeinen Extremwertverteilung (GEV), basierend auf der Parameterschätzung mit L-Momenten, möglich. Die Parameterschätzung erfolgt hierbei auf einer zeitfensterbasierten Schätzung der L-Momente. Die L-Momente werden durch funktionale Zusammenhänge (linear oder nichtlinear) beschrieben und in die Zukunft extrapoliert. Dies wird als parametrischer Ansatz bezeichnet. Durch die vorgestellte Methodik können zu jedem beliebigen Zeitpunkt t die Eintrittswahrscheinlichkeiten von Wasserstandsereignissen angegeben werden.

Anwendungen des instationären Extremwertansatzes auf die Pegel Cuxhaven und Travemünde zeigen, dass die Lageparameter der untersuchten jährlichen Extremwertzeitreihen in der Regel einen steigenden Trend aufweisen. Die Streuungsparameter weisen keine oder nur geringe Trends auf. Hierdurch steigen die T-jährlichen Bemessungswerte in der Regel mit der Zeit an. Am Pegel Cuxhaven kann über die instationäre Extremwertstatistik der 100-jährliche Wasserstand im Jahr 2007 zwischen 497 cmNN und 513 cmNN angegeben werden. Im Jahr 2100 liegt dieser zwischen 518 cmNN und 554 cmNN. Am Pegel Travemünde beträgt der über die instationäre Extremwertstatistik ermittelte 100-jährliche Wasserstand im Jahr 2007 etwa 236 cmNN bis 247 cmNN. Im Jahr 2100 sind es 262 cmNN bis 287 cmNN (vgl. Abschnitte 11 und 12).

Durch die Verwendung eines parametrischen Ansatzes in der instationären Extremwertstatistik können Klimaszenarien in der Analyse berücksichtigt werden. Dabei werden nicht die in den Daten selbst enthaltenen Trends in die Zukunft extrapoliert, sondern es werden die aus Klimaszenarien prognostizierten Trends verwendet. Die Unsicherheiten in den Analysen sind jedoch als groß zu bewerten, da zum einen die Klimaszenarien selbst große Unsicherheiten enthalten und zum anderen nicht unmittelbar angenommen werden kann, dass zum Beispiel der prognostizierte Meeresspiegelanstieg auch repräsentativ für das Verhalten der extremen Wasserstände ist.

Grundsätzlich wird aus den Ergebnissen der vorliegenden Arbeit empfohlen, die vorgestellte instationäre Extremwertmethode für die Abschätzung von zukünftigen Bemessungswerten zu verwenden. Dies leitet sich insbesondere aus den nachfolgend genannten Gründen ab:

- Über die direkte Implementierung von Trends in die Extremwertstatistik müssen keine gesonderten Annahmen zu einem zu erwartenden Meeresspiegelanstieg zur Ermittlung zukünftiger Bemessungswerte getroffen werden.
- Aus der instationären Extremwertstatistik ergeben sich für jeden beliebigen Zeitpunkt t direkt Wasserstände mit zugeordneten Eintrittswahrscheinlichkeiten.
- Die instationäre Extremwertstatistik auf Basis des vorgestellten parametrischen Ansatzes erlaubt die Berücksichtigung von Klimaszenarien, womit die Auswirkungen möglicher zukünftiger Änderungen an den Deutschen Küsten auf Bemessungswasserstände abgeschätzt werden können.

15 Literatur

- Ang, A.H-S. und Tang, W.H. (2007): Probability Concepts in Engineering- Emphasis on Applications to Civil and Environmental Engineering, John Wiley & Sons Ltd.
- Ashkar, F. (1996): On the statistical frequency analysis of hydrological extremes, Kluwer Academic Publishers, Surface water hydrology, 485-503
- Assenmacher, W. (1998): Deskriptive Statistik, Springer-Verlag, Berlin
- Bardossy, A. und Pakosch, S. (2005): Wahrscheinlichkeiten extremer Hochwasser unter sich verändernden Klimaverhältnissen, Wasserwirtschaft 7-8
- Bayliss, A.C. und Reed, D.W. (2001): The use of historical data in flood frequency estimation, Report to MAFF, Centre for Ecology and Hydrology, Wallingford
- Bindoff, N.L., Willebrand, J., Artale, V., Cazenave, A., Gregory, J., Gulev, S., Hanawa, K., Le Quéré, C. , Levitus, S., Nojiri, Y., Shum, C.K., Talley, L.D. und Unnikrishnan, A. (2007): Observations: Oceanic Climate Change and Sea Level, Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, Cambridge
- Bork, I. und Müller-Navarra, S. (2009): Hydrodynamische Modellierungen, Abschlussbericht 1.3 zum KFKI-Verbundprojekt Modellgestützte Untersuchungen zu extremen Sturmflutereignissen an der Deutschen Ostseeküste (MUSTOK), Hamburg, in Bearbeitung
- Box, G.E.P. und Jenkins, G.M. (1976): Time Series Analysis- forecasting and control, Holden-Day, London
- Brockwell, P.J. und Davis, A.D. (1987): Time Series - Theory and Methods , Springer-Verlag, New York
- Butler, A., Heffernan, J. E., Tawn, J. A., Flather, R. A. (2007): Trend estimation in extremes of synthetic North Sea surges, Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics), Vol. 56 Number 4, 395-414
- Chen, H.L. und Rao, A.R. (2002): Testing hydrologic time series for stationary, Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 7, No. 2, 129-135
- Clarke, R.T. (2002): Fitting and testing the significance of linear trends in gumbeldistributed data, Hydrology and Earth System Sciences, 6(1), 17-24
- Coles, S.G. und Tawn, J. (1990): Statistics of coastal flood prevention, Phil. Trans. R. Soc. Lond. A, 332, 457-476
- Coles, S. (2001): An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values, Springer-Verlag, London

- Cunderlik, J.M. und Burn, D.H. (2003): Non-stationary pooled flood frequency analysis, *Journal of Hydrology*, 276
- de Haan, L. (1990): Fighting the arch-enemy with mathematics, *Statistica Neerlandica*, 44, No. 2, 45-68
- DIN 1055-100 (2001): Einwirkungen auf Tragwerke, Teil 100: Grundlagen der Tragwerksplanung, Sicherheitskonzept und Bemessungsregeln, Beuth-Verlag, Berlin
- DIN 19700-11 (2004): Stauanlagen, Teil 11: Talsperren, Beuth-Verlag, Berlin
- Dixon, M.J. und Tawn, J.A. (1999): The effect of non-stationarity on extreme sea-level estimation, *Applied Statistics*, 38, 135-151
- Dücker, H.P. und Oumeraci, H. (2006): Herausforderungen für die Forschung im Küsteningenieurwesen, maritimen und binnenländischen Hafen- und Verkehrswasserbau aus dem Blickwinkel der HTG, *HANSA International Maritime Journal*, 1, 143
- DVWK (1983): Beiträge zur Wahl des Bemessungshochwassers und zum "vermutlich größten Niederschlag", *DVWK-Schriften*, 62, Parey Verlag, Berlin
- DVWK (1999): Statistische Analyse von Hochwasserabflüssen, Merkblatt 251, Parey Verlag, Berlin
- DWA (2008): Erschließung und Einbeziehung historischer Informationen für die Ermittlung extremer Hochwasserabflüsse - Fallbeispiele und Empfehlungen, *DWA-Themen*
- EAK (2007): Empfehlungen für Küstenschutzwerke – korrigierte Ausgabe 2007, Kuratorium für Forschung im Küsteningenieurwesen (Hrsg.), *Die Küste*, 65, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- El Adlouni, S., Ouarda, T.B.M.J., Zhang, X., Roy, R. und Bobée, B. (2007): Generalized maximum likelihood estimators for the nonstationary generalized extreme value model, *Water Resources Research*, 43
- EurOtop (2007): European Overtopping Manual - Wave Overtopping of Sea Defences and Related Structures: Assessment Manual, Kuratorium für Forschung im Küsteningenieurwesen (Hrsg.), *Die Küste*, 73, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Fisher, R.A. und Tippett, L.H.C (1928): Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample, *Procs. Cambridge Philos. Soc.*, 24
- Floodsite (2005): Language of Risk - Project Definitions, Report T32-04-01, HR Wallingford
- Fréchet, M. (1927): Sur la loi de probabilité de l'écart maximum, *Ann. Soc. Polon. Math. Cracovie*, 6
- Führböter, A. (1976): Über zeitliche Änderungen der Wahrscheinlichkeit von Extremsturmfluten an der deutschen Nordseeküste, *Leichtweiß-Institut für Wasserbau der TU Braunschweig, Mitteilungen des Leichtweiß-Instituts*, 51, TU Braunschweig
- Gnedenko, B. (1943): Sur la distribution limite du terme maximum d'une série aléatoire, *Ann. Math.*, 4,
- Goel, N.K. und De, M. (1993): Development of unbiased plotting position formula for General Extreme Value distributions, *Stochastic Hydrology and Hydraulics*, 7, 1-13

- Greenwood, J.A., Landwehr, J.M., Matalas, N.C. und Wallis, J.R. (1979): Probability weighted moments: Definition and relation to parameters of several distributions expressible in inverse form, *Water Resources Research*, 15
- Grossmann, I., Woth, K. und von Storch, H. (2007): Localization of global climate change: Storm surge scenarios for Hamburg in 2030 and 2085, *Kuratorium für Forschung im Küsteningenieurwesen* (Hrsg.), *Die Küste*, 71, 169-182, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Gumbel, E. J. (1958): *Statistics of Extremes*, Columbia University Press, New York
- Hall, P. und Tajvidi, N. (2000): Nonparametric analysis of temporal trend when fitting parametric models to extreme value data, *Statistical Science*, Vol. 15, No. 2, 158-167
- Hawkes, P. J. (2008): Joint probability analysis for estimation of extremes, *Journal of Hydraulic Research*, Vol. 46, Extra Issue 2, 246-256
- Hawkes, P.J., Gonzales-Marco, D., Sanchez-Arcilla, A. und Prinos, P. (2008): Best practice for the estimation of extremes: A review, *Journal of Hydraulic Research*, Vol. 46, Extra Issue 2, 324-332
- Hirsch, R.M., Helsel, D.R., Cohn, T.A. und Gilroy, E.J. (1993): *Statistical Treatment of Hydrologic Data*, in: *Handbook of Hydrology*, Maidment, D.R. (Ed.), McGraw-Hill Inc., New York
- Hosking, J.R.M. und Wallis, J.R. (1997): *Regional frequency analysis*, Cambridge University Press, Cambridge
- Hundecha, Y., St-Hilaire, A., Ouarda, T.B.M.J., El Adlouni, S., Gachon, P. (2008): A nonstationary Extreme Value Analysis for the Assessment of Changes in Extreme Annual Wind Speeds over the Gulf of St. Lawrence, Canada, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47
- Hundt, C. (1955): Maßgebende Sturmfluthöhen für das Deichbestick der schleswig-holsteinischen Westküste, *Der Küstenausschuss Nord- und Ostsee* (Hrsg.), *Die Küste*, Jhg. 3, Doppelheft 1/2, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Hupfer, P., Harff, J., Sterr, H. und Stigge, H. J. (2003): Sonderheft: Die Wasserstände an der Ostseeküste, Entwicklung - Sturmfluten - Klimawandel, *Kuratorium für Forschung und Küsteningenieurwesen* (Hrsg.), *Die Küste* 66, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- IPCC (2007): *Summary for Policymakers, The Physical Science Basis: Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Solomon, S., Qin, D., Manning, M., Chen, Z., Marquis, M., Averyt, K.B., Tignor, M. und Miller, H.L. (Eds), Cambridge University Press, Cambridge
- Jenkinson, A. F. (1955): The frequency distribution of the annual maximum (or minimum) values of meteorological elements, *Quarterly Journal Royal Meteorological Society*, 81, 158-171
- Jensen, J. (1984): Änderungen der mittleren Tidewasserstände an der Nordseeküste, *Mitteilungen des Leichtweiß-Instituts für Wasserbau der Technischen Universität Braunschweig*, 83, Technische Universität Braunschweig

- Jensen, J. (1985): Über instationäre Entwicklungen der Wasserstände an der Deutschen Nordseeküste, Mitteilungen des Leichtweiß-Instituts für Wasserbau der Technischen Universität Braunschweig, 88, Technische Universität Braunschweig
- Jensen, J. und Töppe, A. (1986): Zusammenstellung und Auswertung von Originalaufzeichnungen des Pegels Travemünde/Ostsee ab 1826, Deutsche Gewässerkundliche Mitteilungen, 4, 99-107
- Jensen, J. und Töppe, A. (1990): Untersuchungen über Sturmfluten an der Ostsee unter spezieller Berücksichtigung des Pegels Travemünde, Deutsche Gewässerkundliche Mitteilungen, 1/2, 29-37
- Jensen, J., Mügge, H.-E. und Schönfeld, W. (1992): Analyse der Wasserstandsentwicklung und Tidedynamik in der Deutschen Bucht, Kuratorium für Forschung und Küsteningenieurwesen (Hrsg.), Die Küste, 53, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Jensen, J., Mudersbach, Ch. und Blasi, Ch. (2003): Hydrological changes in tidal estuaries due to natural and anthropogenic effects, Proceedings of the 6. International MEDCOAST 2003-Conference, Erdal Özhan (Ed.), Ravenna, Italy
- Jensen, J., Mudersbach, Ch., Müller-Navarra, S., Bork, I., Koziar, Ch. und Renner, V. (2006): Modellgestützte Untersuchungen zu Sturmfluten mit sehr geringen Eintrittswahrscheinlichkeiten an der Deutschen Nordseeküste, Kuratorium für Forschung und Küsteningenieurwesen (Hrsg.), Die Küste, 71, 123-167, Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Jensen, J. und Mudersbach, Ch. (2007a): Zeitliche Änderungen in den Wasserstandszeitreihen an den Deutschen Küsten, Themenheft: Küstensenarien, 81, Selbstverlag Deutsche Akademie für Landeskunde e.V., Leipzig
- Jensen, J. und Mudersbach, Ch. (2007b): Time-Dependencies of Coastal Design Parameters, Proceedings of International Conference on Coastal Structures (CSt 2007), Venice, Italy, in press
- Jensen J. und Mudersbach, Ch. (2009): Modellgestützte Untersuchungen zu extremen Sturmflutereignissen an der Deutschen Ostseeküste, Abschlussbericht 1.4: Statistische Extremwertanalyse von Wasserständen an der Deutschen Ostseeküste, KFKI-Forschungsvorhaben 03KIS052, Universität Siegen
- Kallache, M. (2007): Trends and extreme values of river discharge time series, Dissertation, Universität Bayreuth
- Katz, R.W., Parlange, M.B. und Naveau, P. (2002): Statistics of extremes in hydrology, Water Resources , 25, 1287-1304
- KFKI (2008): Die Küste, 74, Kuratorium für Forschung im Küsteningenieurwesen (Hrsg.), Westholsteinische Verlagsanstalt Boyens & Co., Heide i. Holstein
- Khaliq, M.N., Ouarda, T.B.M.J., Ondo, J.-C., Gachon, P. und Bobee, B. (2006): Frequency analysis of a sequence of dependent and/or non-stationary hydro-meteorological observations: A review, Journal of Hydrology, 329, 534-552
- Kortenhaus, A. und Oumeraci, H. (2002): Probabilistische Bemessungsmethoden für Seedeiche, Forschungsbericht, Bericht Nr. 877, TU Braunschweig
- Kortenhaus, A. (2003): Probabilistische Methoden für Nordseedeiche, Dissertation, TU Braunschweig

- Kotz, S. und Nadarajah, S. (2000): *Extreme Value Distribution - Theory and Applications*, Imperial College Press, Imperial College Press, London
- Kron, W. (2005): *Flood Risk = Hazard x Values x Vulnerability*, International Water Resources Association, *Water International*, Vol. 30, No. 1, 58-68
- KTA 2207 (2004): *Schutz von Kernkraftwerken gegen Hochwasser*, Fassung 11/2004
- Landwehr, J.M., Matalas, N.C. und Wallis, J.R. (1979): *Probability weighted moments compared with some traditional*, *Water Resources Research*, Vol. 15 No. 5, 1055-1064
- Lehn, J. und Wegmann, H. (2006): *Einführung in die Statistik*, Teubner Verlag / GWV Fachverlag GmbH, Wiesbaden
- Lopes, R.H.C., Reid, I. und Hobson, P.R. (2007): *The two-dimensional Kolmogorov-Smirnov test*, *Proceedings of Science, School of Engineering & Design, Brunel University*
- Mai, S. (2004): *Klimafolgenanalyse und Risiko für eine Küstenzone - am Beispiel der Jade-Weser-Region*, Dissertation, Universität Hannover
- Maniak, U. (2005): *Hydrologie und Wasserwirtschaft - Eine Einführung für Ingenieure*, 5. Auflage, Springer-Verlag, Berlin
- Maritz, J.S. und Munro, A.H. (1967): *On the use of the generalised extreme value distribution in estimating extreme percentiles*, *Biometrics*, 3, 79-103
- Markau, H.-J. (2003): *Risikobetrachtung von Naturgefahren - Analyse, Bewertung und Management des Risikos von Naturgefahren am Beispiel der sturmflutgefährdeten Küstenniederungen Schleswig-Holsteins*, Dissertation, Christian-Albrechts-Universität, Kiel
- Martin, H. und Pohl, R. (2000): *Technische Hydromechanik*, Bd. 4, Verlag Bauwesen, Dresden
- Martins, E.S. und Stedinger, J.R. (2000): *Generalized maximum-likelihood generalized extreme value quantile estimators for hydrologic data*, *Water Resources Research*, Vol. 36 No. 3, 737-744
- Meehl, G.A., Stocker, T.F., Collins, W.D., Friedlingstein, P., Gaye, A.T., Gregory, J.M., Kitoh, A., Knutti, R., Murphy, J.M., Noda, A., Raper, S.C.B., Watterson, I.G., Weaver A.J. and Zhao, Z.-C. (2007): *Global Climate Projections, Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* Cambridge University Press, Cambridge
- Mendez, F. J., Menendez, M., Luceno, A. und Losada, I. J. (2007): *Analyzing monthly extreme sea levels with a time-dependent GEV Model*, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 24, 894-911
- Merz, B. (2006): *Hochwasserrisiken - Grenzen und Möglichkeiten der Risikoabschätzung*, E. Schweizerbart'sche Verlagsbuchhandlung (Nägele und Obermiller), Stuttgart
- MLR (2001): *Generalplan Küstenschutz - Integriertes Küstenschutzmanagement in Schleswig-Holstein*, Ministerium für ländliche Räume, Landesplanung, Landwirtschaft und Tourismus des Landes Schleswig-Holstein
- MLUV (1992): *Generalplan Küsten- und Hochwasserschutz*, Ministerium für Bau, Landesentwicklung und Umwelt Mecklenburg-Vorpommern

- Möller, B. und Beer, M. (2004): *Fuzzy Randomness, Uncertainty in Civil Engineering and Computational Mechanics*, Springer-Verlag, Berlin
- Mudersbach, Ch. und Jensen, J. (2008a): Zur Risikoermittlung in Küstenregionen mit probabilistischen Methoden - Ein Beitrag zur Beschreibung und Bewertung, *KW - Korrespondenz Wasserwirtschaft*, 5, 260-266
- Mudersbach, Ch. und Jensen, J. (2008b): Non-Stationarities in Time Series and its Integration in Extreme Value Statistics for Risk Management Issues, *Proceedings of International Conference on Coastal Engineering (ICCE)*, Hamburg, World Scientific
- Müller-Navarra, S., Bork, I., Jensen, J., Koziar, Ch., Mudersbach, Ch., Müller, A. und Rudolph, E. (2006): Modellstudien zur Sturmflut und zum Hamburg-Orkan 1962, *HANSA International Maritime Journal*, 12, 143
- Münchener Rück (2005): *Wetterkatastrophen und Klimawandel - Sind wir noch zu retten?*, Münchener Rückversicherungs-Gesellschaft, Editon Wissen, PG Verlag, München
- Nicholls, R.J., Wong, P.P., Burkett, V.R., Codignotto, J.O., Hay, J.E., McLean, R.F., Ragoonaden S. and Woodroffe, C.D. (2007): *Coastal systems and low-lying areas, Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge University Press, Cambridge
- Niu, X.F. (1997): Extreme Value Theory for a Class of nonstationary time series with applications, Florida State University, *The Annals of Applied Probability*, 2, 7, 508-522
- NLWKN (2007): *Generalplan Küstenschutz Niedersachsen/Bremen -Festland-, Niedersächsischer Landesbetrieb für Wasserwirtschaft, Küsten- und Naturschutz*
- Nogaj, M., Parey, S. und Dacunha-Castelle, D. (2007): Non-stationary extreme models and a climatic application, *Nonlinear Processes in Geophysics*, 14, 305-316
- Oumeraci, H. (2001): *Küsteningenieurwesen*, Lecher, K., Lühr, H.P. und Zanke, U.C.E. (Hrsg.), Taschenbuch der Wasserwirtschaft, Parey Verlag, Berlin
- Papula, L. (2001): *Mathematik für Ingenieure*, Bd. 3, Vieweg-Verlag, Wiesbaden
- Petrow, T., Delgado, J.M.M. und Merz, B. (2008): Trends der Hochwassergefährdung in Deutschland (1951 bis 2002) und Konsequenzen für die Bemessung, *Wasserwirtschaft*, 11, 24-28
- Plate, E.J. (1993): *Statistik und angewandte Wahrscheinlichkeitslehre für Bauingenieure*, Ernst & Sohn Verlag, Berlin
- Pugh, D. (2004): *Changing Sea Levels - Effects of Tides, Weather and Climate*, Cambridge University Press, Cambridge
- Rao, A.R. und Hamed, K.H. (2000): *Flood frequency analysis*, CRC Press, New York
- Ribereau, P., Guillou, A. and Naveau, P. (2008): Estimating return levels from maxima of non-stationary random sequences using the Generalized PWM method, *Nonlin. Processes Geophys.*, 15, 1033-1038
- Salas, J.D. (1993): *Analysis and Modelling of Hydrologic Time Series*, in: *Handbook of Hydrology*, Maidment, D.R. (Ed.), McGraw-Hill Inc., New York
- Schlittgen, R. und Streitberg, B.H.J. (1999): *Zeitreihenanalyse*, R. Oldenburg Verlag, München/Wien

- Schumann, A. (2007): Anwendungen partieller wahrscheinlichkeitsgewichteter Momente zur Berücksichtigung historischer Ereignisse bei der Extremwertstatistik, *Hydrology and Water Resources Management*, Vol. 51 No. 2, 73-81
- Schüttrumpf, H.F.R. (2001): Wellenüberlaufströmung bei Seedeichen - Experimentelle und theoretische Untersuchungen, Dissertation, Technische Universität Braunschweig
- Schüttrumpf, H., Kortenhaus, A., Peters, K. und Fröhler, P. (2006): Expert judgement of uncertainties in coastal structure design, *Proceedings of International Conference on Coastal Engineering (ICCE)*, Vol. 5, San Diego, World Scientific
- Smith, R. L. (1986): Extreme value theory based on the r largest annual events, *Journal of Hydrology*, 86, 27-43,
- Smith, R. L. (1989): Extreme value analysis of environmental time series: An application to trend detection in ground-level ozone, *Statistical Science*, Vol. 4, No. 4, 367-393
- Stahel, W.A. (1995): *Statistische Datenanalyse*, Vieweg-Verlag, Wiesbaden
- Stedinger, J.R. Vogel, R.M. und Foufoula-Georgiou, E. (1993): *Frequency Analysis of Extreme Events*, in: *Handbook of Hydrology*, Maidment, D.R. (Ed.), McGraw-Hill Inc., New York
- Stier, W. (2001): *Methoden der Zeitreihenanalyse*, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg
- Strupczewski, W.G., Singh, V. P. und Feluch, W. (2001): Non stationary approach to at-site flood frequency modelling 1: Maximum likelihood estimation, *Journal of Hydrology*, 248, 123-142
- UBA (2005): *Berechnung der Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten von Extremereignissen durch Klimaänderungen - Schwerpunkt Deutschland*, Forschungsbericht 201 41 254 Umweltbundesamt
- Ullrich, N. und Wüster, O. (2003): *Hafenbau auf Helgoland*, Pasche, E. (Hrsg.), *Hamburger Wasserbau-Schriften*, Technischen Universität Hamburg-Harburg
- UM (2005): *Dokumentation der Sturmflut vom 3. und 4. November 1995 an den Küsten Mecklenburgs und Vorpommerns*, Umweltministerium des Landes Mecklenburg-Vorpommern (Hrsg.)
- van Gelder, P., Mai, C. V., Wang, W., Shams, G., Rajabalinejad, M. und Burgmeijer, M. (2008): Data management of extreme marine and coastal hydro-meteorological events, *Journal of Hydraulic Research*, Vol. 46, Extra Issue 2, 191-210
- von Bortkiewicz, L. (1922): *Variationsbreite und mittlere Fehler*, *Sitzungsberichte Berliner Mathematischer Gesellschaft*, 21
- von Mises, R. (1923): *Über die Variationsbreite einer Beobachtungsreihe*, *Sitzungsberichte Berliner Mathematischer Gesellschaft*, 22
- von Storch, H. und Zwiers, W. (1999): *Statistical Analysis in Climate Research*, Cambridge University Press, Cambridge
- Vrijling, H. und van Gelder, P. (2004): *Probabilistische Methoden zur Bemessung von Deichen und Küstenschutzbauten in den Niederlanden*, Drache, P., Dehne, C. und Proske, D. (Hrsg.), *Dresdner Probabilistik Symposium: Sicherheit und Risiko im Bauwesen*, TU Dresden
- Wang, Q.J. (1990a): Estimation of the GEV distribution from censored samples by method of partial probability weighted moments, *Journal of Hydrology*, 120, 103-114

- Wang, Q.J. (1990b): Unbiased estimation of probability weighted moments and partial probability weighted moments from systematic and historical flood information and their application to estimating the GEV distribution, *Journal of Hydrology*, 120, 115-124
- Wang, O. J. (1996): Direct sample estimators of L moments, *Water Resources Research*, Vol. 32 No. 12, 3617-3619
- Wang, O. J. (1997): LH moments for statistical analysis of extreme events, *Water Resources Research*, Vol. 33 No. 12, 2841-2848
- Weibull, W. (1939): A statistical theory of the strength of materials, *Ing. Vet. Akad. Handlingar*, 151,
- Witt, A., Kurths, J. und Pikovsky, A. (1998): Testing stationarity in time series, *Physical Review E*, Volume 58, No. 2, 1800-1810
- Wittenberg, R. (1998): *Computerunterstützte Datenanalyse*, Lucius & Lucius, Stuttgart
- Woth, K., Weisse R. und von Storch H. (2006): Climate change and North Sea storm surge extremes - an ensemble study of storm surge extremes expected in a changed climate projected by four different regional climate models, *Ocean Dynamics*, 56, 3-15, Springer-Verlag

A Anhang

A.1 Matlab-Skripte

Die Analysen und Berechnungen in der vorliegenden Arbeit wurden mit der Software MATLAB (Version 7.7.0) erstellt. MATLAB ist ein leistungsfähiges Softwaresystem für technische Berechnungen.

Für die Analysen zur Stationarität wurde eine Software entwickelt ([isstationary.m](#)), die die zu untersuchende Zeitreihe mit den in Abschnitt 6 vorgestellten Methoden auf Stationarität bzw. Instationarität testet. Alle wesentlichen Ergebnisse werden in Form von Variablen, Textdateien und Grafiken dargestellt.

Die instationäre Extremwertstatistik auf Grundlage der Allgemeinen Extremwertverteilung (vgl. Abschnitt 9) wurde in einem separaten Programmpaket ([nonstatEVA.m](#)) realisiert. Auch hierbei werden alle wesentlichen Ergebnisse in Form von Variablen, Textdateien und Grafiken dargestellt.

A.2 Daten

Pegel Cuxhaven (Nordsee)

Höhenbezug: [cmNN]

Jahr	HThw	MThw	Jahr	HThw	MThw	Jahr	HThw	MThw
1849	272	116	1902	356	131	1955	382	143
1850	291	108	1903	285	129	1956	351	141
1851	377	121	1904	331	123	1957	316	141
1852	389	120	1905	386	131	1958	333	141
1853	255	117	1906	436	129	1959	315	137
1854	317	116	1907	332	130	1960	264	126
1855	425	121	1908	262	120	1961	345	151
1856	241	107	1909	270	120	1962	495	149
1857	314	107	1910	256	127	1963	305	128
1858	374	108	1911	356	127	1964	320	133
1859	302	113	1912	350	122	1965	344	144
1860	300	116	1913	251	123	1966	374	146
1861	248	111	1914	368	132	1967	399	153
1862	286	114	1915	352	123	1968	344	148
1863	363	118	1916	432	134	1969	312	137
1864	383	116	1917	362	128	1970	351	145
1865	275	107	1918	409	134	1971	323	140
1866	325	115	1919	384	130	1972	338	131
1867	303	127	1920	313	134	1973	259	139
1868	319	129	1921	361	131	1974	439	146
1869	334	120	1922	391	131	1975	354	150
1870	306	119	1923	314	140	1976	510	139
1871	240	113	1924	361	134	1977	315	141
1872	237	111	1925	300	137	1978	390	151
1873	273	114	1926	403	144	1979	328	142
1874	381	121	1927	313	144	1980	312	151
1875	290	106	1928	269	129	1981	349	156
1876	275	117	1929	356	133	1982	451	155
1877	319	120	1930	386	130	1983	403	160
1878	322	127	1931	416	141	1984	354	146
1879	282	117	1932	288	137	1985	327	142
1880	265	120	1933	285	130	1986	340	143
1881	416	127	1934	306	129	1987	298	149
1882	339	125	1935	329	138	1988	303	156
1883	326	119	1936	422	134	1989	338	153
1884	376	128	1937	399	137	1990	444	158
1885	275	121	1938	355	140	1991	336	143
1886	274	117	1939	350	131	1992	364	148
1887	286	123	1940	340	139	1993	436	151
1888	296	121	1941	403	138	1994	451	155
1889	304	122	1942	334	132	1995	450	164
1890	306	127	1943	334	143	1996	344	137
1891	240	120	1944	331	144	1997	321	154
1892	307	123	1945	362	145	1998	336	151
1893	259	124	1946	324	141	1999	436	157
1894	362	122	1947	262	117	2000	453	156
1895	386	129	1948	325	142	2001	349	149
1896	389	129	1949	366	140	2002	384	160
1897	277	123	1950	318	138	2003	280	148
1898	311	128	1951	279	129	2004	324	152
1899	370	135	1952	295	141	2005	351	153
1900	298	129	1953	326	141	2006	310	147
1901	359	123	1954	369	133	2007	390	161

Pegel Travemünde (Ostsee)

Höhenbezug: [cmNN]

Jahr	HW	MW	Jahr	HW	MW	Jahr	HW	MW
1826	102	-5	1887	121	-17	1948	115	-3
1827	109	-17	1888	83	-15	1949	139	-2
1828	59	-18	1889	133	-11	1950	154	-4
1829	87	-16	1890	68	-16	1951	72	-9
1830	130	-14	1891	183	-14	1952	142	-4
1831	66	-9	1892	76	-15	1953	110	-1
1832	94	-15	1893	91	-13	1954	200	-11
1833	66	-21	1894	167	-11	1955	115	-2
1834	51	-22	1895	117	-12	1956	151	3
1835	130	-12	1896	108	-12	1957	156	-2
1836	145	-15	1897	79	-13	1958	162	2
1837	197	-8	1898	163	-9	1959	100	0
1838	87	-12	1899	104	-6	1960	165	-4
1839	80	-7	1900	127	-9	1961	155	1
1840	80	-15	1901	103	-16	1962	121	-1
1841	123	-14	1902	127	-11	1963	115	-5
1842	51	-24	1903	118	-6	1964	140	-2
1843	87	-18	1904	127	-13	1965	135	-1
1844	90	-12	1905	216	-6	1966	144	3
1845	97	-15	1906	109	-6	1967	107	2
1846	111	-6	1907	119	-11	1968	157	2
1847	83	-16	1908	182	-15	1969	122	-1
1848	90	-15	1909	93	-12	1970	92	1
1849	83	-9	1910	124	-8	1971	110	2
1850	104	-13	1911	107	-9	1972	140	-1
1851	68	-11	1912	109	-10	1973	95	1
1852	68	-18	1913	129	-6	1974	132	4
1853	97	-17	1914	197	-3	1975	101	4
1854	61	-16	1915	100	-12	1976	144	-1
1855	104	-13	1916	95	-7	1977	108	-3
1856	82	-16	1917	86	-11	1978	121	0
1857	97	-19	1918	82	-6	1979	181	4
1858	126	-15	1919	54	-7	1980	144	-4
1859	92	-12	1920	64	-5	1981	101	5
1860	54	-21	1921	80	-7	1982	110	3
1861	147	-15	1922	120	1	1983	163	1
1862	61	-20	1923	62	-1	1984	142	2
1863	73	-19	1924	72	-6	1985	116	1
1864	102	-18	1925	74	-1	1986	91	0
1865	142	-23	1926	88	0	1987	178	4
1866	51	-23	1927	88	-4	1988	115	4
1867	154	-16	1928	105	-7	1989	166	11
1868	181	-10	1929	110	-7	1990	134	9
1869	130	-17	1930	91	-10	1991	110	1
1870	80	-16	1931	97	-6	1992	123	3
1871	97	-17	1932	119	-4	1993	151	3
1872	69	-22	1933	83	-7	1994	117	0
1873	316	-20	1934	98	-10	1995	143	6
1874	134	-13	1935	127	-7	1996	184	-1
1875	124	-18	1936	101	-3	1997	111	4
1876	119	-19	1937	80	-5	1998	139	4
1877	74	-17	1938	101	0	1999	79	4
1878	39	-14	1939	138	-3	2000	132	4
1879	89	-15	1940	144	-7	2001	125	3
1880	94	-15	1941	94	-9	2002	176	3
1881	124	-8	1942	158	-11	2003	115	11
1882	64	-18	1943	83	-4	2004	155	4
1883	84	-19	1944	62	-8	2005	120	5
1884	118	-15	1945	66	-7	2006	96	1
1885	72	-16	1946	102	0	2007	172	13
1886	78	-19	1947	49	-13			