Forschungsbericht FZKA-BWPLUS

Erzeugung simultan-synthetischer Niederschlagsreihen in hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung für Baden-Württemberg

A. Bárdossy, J. Brommundt Universität Stuttgart, Institut für Wasserbau, Lehrstuhl für Hydrologie und Geohydrologie

Förderkennzeichen BWR24012

Die Arbeiten des Programms Lebensgrundlage Umwelt und ihre Sicherung werden mit Mitteln des Landes Baden-Württemberg gefördert

Februar 2008

Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit beschreibt die Entwicklung eines Simulators zur Erzeugung simultaner stochastischer Niederschlagszeitreihen, seine Implementierung und erfolgreiche Anwendung.

Mit dem stochastischen Niederschlagszeitreihengenerator NiedSim steht bisher in Baden-Württemberg ein System zur Erzeugung 30 Jahre langer Niederschlagszeitreihen in Fünfminutenauflösung zur Verfügung. Diese Punktniederschlagszeitreihen sind repräsentativ für das Niederschlagsverhalten an dem Ort, für den sie generiert werden. Näherungsweise werden sie auch das Verhalten des Niederschlags in der Nachbarschaft einer Station noch gut abbilden. Je größer die Entfernung wird, umso zweifelhafter wird jedoch diese Annahme. Deshalb braucht man für größere Gebiete zwei oder mehr simultane Niederschlagszeitreihen, um auch die räumliche Variabilität des Niederschlags zu erfassen.

NiedSim, das am Institut für Wasserbau von Professor Bárdossy entwickelt wurde, basiert auf einem nicht-parametrischen Generierungsansatz. Aus regionalisierten ortsspezifischen Niederschlagseigenschaften wird zufällig eine Reihe von Stundenwerten erzeugt, die in einer Optimierung solange rearrangiert werden, bis die Zeitreihe die gewünschten - langfristig beobachteten - statistischen Eigenschaften besitzt. Anschließend kann die erzeugte Reihe zu Fünfminutenwerten disaggregiert werden, was nach einem ähnlichen Schema abläuft.

Von dieser Methode ausgehend werden zunächst statistische Eigenschaften des räumlichen Zusammenhangs erarbeitet, die bei der simultanen Generierung berücksichtigt werden müssen. Das Projektgebiet umfasst weiterhin das gesamte Land Baden-Württemberg, so dass die räumlichen Verteilungen dieser statistischen Eigenschaften landesweit zur Verfügung stehen müssen. Zu den damit vorgegebenen zeitlich und räumlich verteilten statistischen Parametern wird ein Generierungs- und Disaggregationsschema zur Erzeugung der simultanen Zeitreihen für mehrere Orte auf Basis des existierenden Systems erstellt und getestet.

Aus der späteren Anwendung der erzeugten Niederschlagszeitreihen in hydrologischen Modellen ergibt sich, dass die Nachbildung von Extrema und größeren Niederschlägen besondere Bedeutung haben muss, da diese die schlimmsten Auswirkungen haben. Des Weiteren hat sich herausgestellt, dass die Zugrichtung von Niederschlägen eine große Rolle bei der Reaktion des Einzugsgebiets auf ein Niederschlagsereignis spielt. Zur Nachbildung des allgemeinen Zusammenhangs des Niederschlags an mehreren Stationen wird die Korrelation verwendet. Im vorhandenen System wird die Korrelation zu einer Referenzstation in Tages- und Stundenauflösung berücksichtigt. Im neuen System wird zusätzlich die Korrelation der Stationen untereinander beachtet. Diese ist für unbekannte Stationen aus Regionalisierungsmodellen zu ermitteln.

Zur Regionalisierung der Korrelation der Tageswerte wird in dieser Arbeit ein neuer Kriging-Ansatz entwickelt. In dem vierdimensionalen Raum, den die vier Ortskoordinaten der Stationspaare aufspannen, wird die Korrelation direkt aus den Messdaten aller beobachteten Stationspaare mit Ordinary und External Drift Kriging berechnet. Beide Techniken liefern sehr gute Interpolationsergebnisse.

Die Korrelation der Stundenwerte unbekannter Stationen sollte ebenfalls mit dieser Technik interpoliert werden, was jedoch fehlschlug. Stattdessen wurde ein Ansatz zur Ableitung der Korrelation von Stundenwerten aus Radardaten des Deutschen Wetterdienstes getestet. Dazu werden Radar- und Niederschlagsstationsdaten in die Standardnormalverteilung transformiert. Die Korrelation der transformierten Daten ist an den Niederschlagsmessstationen direkt von den Radar- auf die Stationsdaten übertragbar. Mit Hilfe der Gammaverteilung der Niederschlagshöhe wird die aus den normaltransformierten Radardaten ermittelte Korrelation in die Korrelation gemessener Niederschlagsdaten rücktransformiert. Das entwickelte Regionalisierungsmodell lieferte jedoch leider nicht so gute Ergebnisse, wie ein Modell, das auf der Ableitung der Korrelation der Stundenwerte aus der regionalisierten Korrelation der Tageswerte und dem Stationsabstand durch eine Regression beruht. Die Methodik bietet jedoch Potential und sollte in einem kleinräumigeren Versuch mit höherwertigen Radardaten weiter getestet werden.

Neben der Korrelation soll das besondere Verhalten von Extrema berücksichtigt werden. Der Niederschlag an einem Punkt kann sehr hohe Werte erreichen. Mittelt man jedoch die Niederschlagshöhe über mehrere Stationen, so ergibt sich abhängig von der Lage der Stationen zueinander ein gegenüber dem Extremum am Einzelpunkt geringerer Wert. Diese Abminderung kann in einem Abminderungsfaktor gefasst werden, der das Verhältnis zwischen Einzelextrem und dem Extremum räumlich gemittelter Niederschläge herstellt. Er variiert mit der Fläche (=Anzahl der Stationen, über die gemittelt wird), der Dauer und der Wahrscheinlichkeit des Niederschlags. Für Baden-Württemberg wurde aus den Radardaten der räumliche Abminderungsfaktor als Funktion der drei genannten Einflussgrößen bestimmt und in eine landesweit einheitliche Funktion gefasst.

Als dritte Einflussgröße wurde die Zugrichtung und -geschwindigkeit von Niederschlagsfeldern untersucht. Diese wurde wiederum aus den Radardaten tagesweise bestimmt. Das großflächige Niederschlagsgeschehen hängt von der herrschenden Großwetterlage ab, deren Zeitreihe in NiedSim hinterlegt ist. Für die aus den Radardaten berechneten Zugdaten konnte erfolgreich ein Zusammenhang zu den hinterlegten Großwetterlagen hergestellt werden, so dass auch für die unbeobachtete Vergangenheit, in der keine Zuginformationen vorliegen, aus der Großwetterlage das Zugverhalten der Niederschläge erfasst werden kann.

Diese drei zeitlich-räumlichen Informationen werden bei der simultanen Generierung berücksichtigt. Sie beginnt mit dem Auslesen alle ortsspezifischen statistischen Vorgabewerte aus den Regionalisierungsmodellen. Zunächst wird jede einzeln Zeitreihe in wenigen Schritten initialisiert. Anschließend erfolgt die simultane Generierung in einem iterativen Verfahren nach dem 'Simulated Annealing'-Algorithmus: Eine Zeitreihe wird zufällig ausgewählt und durch Austausch zweier Werte variiert. Der Einfluss dieses Austausches wird in einer Zielfunktion gemessen, die die Abweichungen der Eigenschaften der Zeitreihe von ihren Vorgabewerten, aber auch die Eigenschaften des zeitlich-räumlichen Zusammenhangs - Korrelation, räumliche Extrema, Niederschlagszug - und deren Abweichung von den Vorgaben misst. Durch Minimierung der Zielfunktion werden simultane Zeitreihen des stündlichen Niederschlags erzeugt.

Die simultane Disaggregation verwendet die simultanen Zeitreihen der Stundenwerte

als Eingangsgröße. Bei der Disaggregation werden nur das räumliche Extremwertund das Zugverhalten berücksichtigt. Abgesehen von der Austauschtechnik ist der Ablauf der Disaggregation mit der Generierung identisch.

Der entwickelte Zeitreihengenerator wurde an Hand von drei Fallstudien getestet. Zunächst wurden Aufzeichnungen dreier Messstationen mit drei dazu generierten simultanen Zeitreihen verglichen. Die generierten Zeitreihen bilden trotz schwieriger Randbedingungen das Verhalten der Niederschläge gut ab.

Anschließend wurde im Stadtgebiet von Karlsruhe, für dessen Kanalisation ein sehr gutes Kanalnetzmodell vorliegt, der Einfluss einer ungleichmäßigen Überregnung auf die Stadtentwässerung untersucht. Im Vergleich zur Überregnung mit einer Einzelmessung konnte der entwickelte Generator zeigen, dass die Bemessung mit räumlich variablen Niederschlägen dazu beitragen kann, die Sicherheit eines Kanalsystems differenzierter zu prüfen und ein besseres Systemverständnis zu erlangen.

Abschließend wurde der Einsatz des simultanen Generators bei der hydrologischen Modellierung kleiner Einzugsgebiete erprobt. Das hydrologische Niederschlag-Abfluss-Modell zweier Teileinzugsgebiete einer Wasserkraftanlage wurde mit simultanen Niederschlagszeitreihen überregnet, so dass die gleichzeitigen Bemessungsabflüsse an dem Auslass beider Gebiete betrachtet werden konnten. Auch hier stellte sich heraus, dass die räumlich differenzierte Untersuchung geringere Bemessungswerte und somit höhere Sicherheiten als bei einheitlicher Überregnung mit Modellregen ergibt.

Der erstellte Generator erweist sich in den Musteranwendungen als nützliches Werkzeug zur genaueren Nachbildung der im natürlichen Niederschlag beobachteten Variabilität. Mit Hilfe der räumlich differenzierten Eingangsdaten kann eine Schwäche bei der möglichst realitätsnahen Modellierung des Niederschlag-Abfluss-Verhaltens abgemildert werden. Zum Anderen können unbekannte Reserven existierender Systeme quantifiziert und das allgemeine Systemverständnis verbessert werden.

Auch die entwickelten Ansätze und Methoden sind flexibel weiter verwendbar. Die für die Korrelation der Tages- und Stundenwerte entwickelten Regionalisierungsmethoden können auf andere Länder und andere Niederschlagsmodelle übertragen werden. Die abgeleitete Beziehung für den Abminderungsfaktor örtlicher Extremwerte in Abhängigkeit von der Fläche, Dauer und Jährlichkeit ist auch für andere Berechnungen einsetzbar, solange keine besseren, lokalen Messwerte vorliegen. Auch hier wäre eine Übertragung auf andere Gebiete interessant.

Summary

This thesis describes the development of a simulator for the stochastic generation of simultaneous time series of precipitation at several sites, the realisation of the simulator and its successful application.

Introduction

The stochastic precipitation time series generator NiedSim is an operational system used to produce rainfall time series in five-minute resolution in the state of Baden-Württemberg. For any location in the state, a continuous time series with duration of up to 46 years can be generated. The system was developed by Professor Bárdossy at the Institute of Hydraulic Engineering at the Universität Stuttgart. Stochastic generation is based on a non-parametric approach (Bárdossy, 1998). For generation for a chosen location, called station hereafter, from a database of regionalised statistical properties of precipitation, station-specific properties are determined. A time series of hourly precipitation values is randomly generated using these properties. This time series is optimized by rearranging the hourly values until the time series has the required statistical properties. Applying a similar technique, the hourly series generated can be disaggregated into five-minute values.

The generated single-site point precipitation time series is representative of the precipitation behaviour at the station; the approximate precipitation behaviour in the vicinity of the station is also well reflected. However, farther away a location is, more doubtful the assumption becomes, that rain at this location is represented by the time series generated for the station. Therefore, one needs two or more simultaneous precipitation time series when examining the rainfall in larger areas to account for the spatial variability of precipitation. This fact is of special importance if the time series are to be used for the design of natural or man made drainage systems with a large spatial extent. Hence several simultaneous time series for neighbouring stations are needed.

The generation of simultaneous time series should include the regionalised statistical properties of the single-site time series. Hence, the existing single-site generation scheme has to be rebuilt. Statistical properties of the spatial relationship have to be found, selected and regionalised. These properties have to be considered in the multi-site simultaneous time series. Because the project area covers the entire state of Baden-Württemberg, the spatial relationship properties have to be made available state wide.

In addition to the regionalised properties from the existing scheme, the set of spatial statistical properties should also be provided in an expansion of the existing database so that they can be depicted from it for any group of stations, where multi-site time series should be generated. The generation and disaggregation scheme for the production of multi-site time series is developed and tested in this study.

Statistical properties of spatial relationships

The application of the generated (single-site) precipitation time series in hydrological models showed that the correct generation of extreme precipitation events is most important since these events have the worst consequences. Additionally, it became apparent that the direction in which the rainfall was moving plays a large role in the response of a catchment area to a rainfall event. To model the general relationship of precipitation between different stations, correlation was used. In the single-site generation scheme, correlation with a reference station in daily and hourly resolution is considered. Additionally in the multi-site scheme, correlation between any pair of stations should be considered. Therefore, a model to regionalise correlation for any set of ungauged locations needed to be developed.

This thesis presents a new approach based on Kriging for the regionalisation of correlation of daily precipitation (Matheron, 1971). The four coordinates of any station pair, where correlation is needed, span a four-dimensional space. In this space, correlation can be gained directly from the correlation estimated between any observed station pairs using Ordinary or External Drift Kriging. Both techniques deliver very good interpolation results.

However, the interpolation of correlation of hourly rainfall applying the same Kriging techniques failed. Thus, an approach for the derivation of correlation of hourly values for unobserved station pairs from radar data provided by the German Weather Service was developed. Radar and gauging station data was transformed into a standard normal distribution. The correlations of the transformed radar data and the transformed gauging data agreed with each other very well. Hence, radar-derived correlation could be used for the estimation of correlation of gauged locations with the time series that have previously been transformed to a standard normal distribution. With the help of the gamma distribution fitted to hourly gauged rainfall, the radar-determined correlation of station-gauged rainfall data. Unfortunately this method was outperformed by a regression model, which used the regionalisation model for correlation of daily rainfall and the distance of stations for an input to estimate correlation of hourly rainfall.

In addition to correlation, extreme values also need to be given special attention. The rainfall at one point can reach very high values. However, if rainfall is averaged over several stations, the maximum rainfall is reduced depending on the location of the stations and their distances from the point. Reduction can be described by an areal reduction factor, which comprises the relationship between individual extremes and the extreme of the spatially averaged rainfall. The reduction depends on the area (= the number of stations to be averaged), duration and recurrence interval of precipitation. From the radar data in Baden-Württemberg, a single areal reduction factor as function of these three variables, that is valid for the entire state, was derived. The third influence identified is the direction and the speed of the movement of the precipitation fields. These could also be estimated from radar data. Large pre-

the precipitation fields. These could also be estimated from radar data. Large precipitation events depend on the prevailing weather situation; information about the prevailing weather situation is stored in the NiedSim database. Radar-observed rain field movement information and the prevailing weather situation were successfully linked to each other. Using this link, the movement information for times unobserved by radar could be estimated from the prevailing weather situation using an analogy.

Simultaneous generation and disaggregation

The three different parameters to describe spatial relationship-correlation, the areal reduction factor and movement of rainfields-are considered in the generation of the simultaneous time series. Initially all multi-site-specific statistical properties are read and calculated from the database using the regionalisation models. In the first step of the generation, every time series is initialized with a few individual iterations like in the single-site generation. Subsequently, the simultaneous generation starts in a similar iterative procedure following the Simulated Annealing (Aarts u. Korst, 1989) algorithm: One of the time series is randomly selected and varied by the exchange of two arbitrarily-chosen hourly rainfall values. The impact of this exchange is measured in an objective function, which compares the deviation of the actual properties of the generated time series from their required values; additionally it includes the properties of spatial relationship - correlation, spatial extremes, rain field movement - and their deviation from the values gained from the regionalisation. Minimizing the objective function leads to the simultaneous time series of hourly precipitation.

The simultaneous disaggregation uses the generated simultaneous time series of hourly precipitation as input. The disaggregation only considers the spatial behaviour of extreme values and the rain field movement; it applies the same method as the generation, apart from a difference in the technique of exchanging values, which is replaced by an exchange of a rainfall increment.

Case Studies

The time series simulator developed was tested in three case studies. First, records of three gauging stations were compared with three simultaneous time series generated for the station locations. Despite difficult topographic conditions, the time series generated were a good reflection of the local precipitation behaviour.

Secondly, the generator was applied to generate three simultaneous time series for precipitation in the city of Karlsruhe. There exists a good hydraulic model for the Karlsruhe sewer system, which allows for the quantification of the influence of unevenly-distributed rainfall on the drainage behaviour. For reasons of comparison, the influence of evenly-distributed rainfall represented by a generated single-site time series was also calculated. This represented the standard approach of designing a sewer system. The reaction of the sewer to both sets of time series was calculated with the hydraulic model. Comparisons of the results showed that modelling with spatially-variable rainfall allows for the quantification of the security of a sophisticated channel system and a better system understanding.

Finally, the use of generated simultaneous time series in hydrological modelling was tested with two sub catchments of the Bettenhausen hydropower plant in the Black Forest. There are two weirs 200 m apart from one another that collect water from two sub catchments for this hydropower plant. For each of these sub catchments, simultaneous time series were generated to estimate the related design discharges at both weirs, which reflects a more realistic layout than an independent individual design.

Conclusions

The developed simulator proved to be a useful tool for the accurate simulation of natural rainfall variability. Case studies showed that the application of the stochasticallygenerated simultaneous precipitation time series leads to more realistic modelling of the rainfall-runoff behaviour in different kind of catchments with a large extent. Additionally, unknown or at least until now unquantifiable reserves of existing drainage systems can be quantified.

The methods and models provide flexibility for further adaption and application. The regionalisation techniques for correlation of daily and hourly rainfall data can be transferred to other countries and utilized in other precipitation models. The relationship derived for the areal reduction factor of extreme values depending on the area, duration and recurrence interval is adaptable to any other kind of study in the area of precipitation extremes, when there is no local, more appropriate data available.

Inhaltsverzeichnis

Zu	Isamr	nenfass	sung	iii
Su	mma	ry		vi
At	obildu	ngsver	zeichnis	xiii
Та	belle	nverzei	chnis	xvii
Ve	erzeic	hnis de	r Abkürzungen	xix
Ve	erzeic	hnis de	r häufig gebrauchten Formelzeichen	xxi
1.	Einl 1.1. 1.2.	eitung Aufga Vorgel	benstellung	1 2 3
2.	Grun 2.1. 2.2. 2.3. 2.4. 2.5. 2.6.	Hydra Einfül 2.2.1. 2.2.2. 2.2.3. 2.2.4. 2.2.5. 2.2.6. 2.2.7. Das N Nieder Radar 2.5.1. 2.5.2. Der Zo 2.6.1. 2.6.2.	und Daten ulische Bemessung von Entwässerungssystemen urung in die stochastische Generierung von Niederschlagszeitreihen Niederschlagsmessung und Aufzeichnung Grundlagen der Generierung Univariate Zeitreihengeneratoren für Niederschlag Multivariate Zeitreihengeneratoren für Niederschlag Downscaling Disaggregation Niederschlagsverhalten in Baden-Württemberg daten Bildung des Komposit-Bildes Anpassen einer ZR-Beziehung NiedSim-Datenbank: Inhalt und Erstellung NiedSim Generator und Disaggregation	5 5 7 8 9 12 13 14 16 17 20 24 24 26 35 36 38
3.	Reg i 3.1.	ionalisi Korrel 3.1.1. 3.1.2. 3.1.3.	Erungsmodelle räumlicher Zusammenhängeation der TageswerteKontrolle der Homogenität und IsotropieKünstliche Homogenität und Isotropie durch GebietsverzerrungErfassen von Inhomogenität und Anisotropie mit Hilfe vonKriging-Modellen	41 41 44 46 46

		3.1.4.	Messung und Vergleich der Modelleffizienz	53
		3.1.5.	Ergebnisse und Modellauswahl	54
	3.2.	Korrel	ation der Stundenwerte	59
		3.2.1.	Korrelation der Radardaten	63
		3.2.2.	Umrechnung der Korrelation der Niederschläge	66
		3.2.3.	Normaltransformation der Stundenwerte	68
		3.2.4.	Indikatortransformation der Stundenwerte	70
		3.2.5.	Vergleich der durch Transformation berechneten Korrelationen	76
		3.2.6.	Rücktransformation der Korrelation	76
		3.2.7.	Modellauswahl und Diskussion	80
	3.3.	Räuml	liche Extrema des Niederschlags	81
		3.3.1.	Abminderungsfaktor für den Gebietsniederschlag	83
		3.3.2.	Bestimmung des Abminderungsfaktors aus Radardaten	84
		3.3.3.	Ableitung einer Funktion für den Abminderungsfaktor	87
	3.4.	Zugric	htung von Niederschlagsfeldern	87
		3.4.1.	Bestimmung des Zugvektors aus Radardaten	90
		3.4.2.	Zug von Niederschlagsfeldern in Abhängigkeit von der Groß-	
			wetterlage	91
		3.4.3.	Umrechnung von Zuggeschwindigkeit in Zugzeit	92
4.	Sim	ultane I	Erzeugung von Niederschlagsreihen	95
	4.1.	Simult	ane Generierung von Stundenwerten	95
		4.1.1.	Integration der Korrelation	98
		4.1.2.	Integration der räumlichen Extrema	99
		4.1.3.	Integration der Zugrichtung von Niederschlagsfeldern	100
	4.2.	Simult	ane Disaggregation von Stunden- zu Fünfminutenwerten $\ .$	101
		4.2.1.	Integration der räumlichen Extrema	103
		4.2.2.	Integration der Zugrichtung von Niederschlagsfeldern	103
5.	Falls	tudien		105
	5.1.	Anwen	ndung auf drei Stationen in Baden-Württemberg	105
	5.2.	Anwen	ndung im Stadtgebiet Karlsruhe	110
	5.3.	Anwen	ndung in einem hydrologischen Modell	116
	5.4.	Fazit .		121
6.	Zusa	amment	fassung und Ausblick	123
	6.1.	Zusam	menfassung	123
An	hang	;		141
Α.	Ergä	inzunge	en zu Kapitel 2	141
-				1
в.	Erga	nzunge	en zu Kapitel 3	144
	D.I.	паипg	kensvertenung und Korrelation der Kadarrasterwerte	144
	Б.2. D.9	variog	ramme zur Regionalisierung der Korrelation der Lageswerte	140
	Б.З.	variog	ramme zur Regionalisierung der Korrelation der Stundenwerte .	148

Abbildungsverzeichnis

2.1.	Topographische Karte von Baden-Württemberg mit ausgewählten Land-	
	schaftsbezeichnungen.	18
2.2.	Mittlerer jährlicher Niederschlag in Baden-Württemberg in den Jahren 1961-1990 (UVMBW, 2007).	19
2.3.	Bemessungsniederschläge der Dauerstufe 60 min und Jährlichkeit 100 a aus dem Kostra-Atlas	21
2.4.	Verteilung der Niederschlagsmessstationen in Baden-Württemberg: <i>links:</i> Tagesauflösung und <i>rechts:</i> höhere Auflösung	23
2.5.	Die Radarstationen in und um Baden-Württemberg mit dem Raster des PC Bildes der Reflektivität.	25
2.6.	Saisonale Gegenüberstellung der empirischen Niederschlagsverteilun- gen der Niederschlagsmessstation Bretzfeld-Oberheimbach mit den sie- ben Radarumrechnungen; Ausschnitte a) und b) zeigen interessante	
2.7.	Bereiche in der Vergrößerung	33
		99
3.1.	Häufigkeitsverteilung der Messstationen mit Tagesauflösung in Abhängig- keit vom Abstand der Stationen zueinander.	43
3.2.	Korrelation der Tageswerte in Abhängigkeit vom Abstand der Statio- nen zueinander.	44
3.3.	Niederschlagsstationen, deren Abstand d zueinander nicht größer als 100 km ist und deren Korrelation r mindestens 0.8 beträgt, sind durch Striche miteinander verbunden.	45
3.4.	Korrelation der Tageswerte in Abhängigkeit von der Orientierung der Niederschlagsmesser zueinander	47
3.5.	Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für die vier- dimensionalen Kriging-Modelle der Korrelation der Tageswerte	49
3.6.	Regionalisierte Korrelation zwischen Station und 20 km entfernter Sta- tion.	57
3.7. 3.8.	Interpolierte Korrelation zwischen Station und 50 km entfernter Station. Häufigkeitsverteilung der Messstationen in hoher zeitlicher Auflösung	58
	in Abhängigkeit vom Stationsabstand.	60
3.9.	Korrelation der Stundenwerte in Abhängigkeit vom Stationsabstand.	60
3.10.	Räumliche Korrelation der Stundenwerte über den Stationsabstand, sechs Kreissegmente, Öffnungswinkel von Osten entgegen dem Uhr-	
	zeigersinn gemessen	61

3.11. Korrelation der Niederschläge der Niederschlagsstationen und der je- weils nächstliegenden Badarrasterpunkte	- 65
3.12. Korrelation der Niederschlagspunktmessungen, der Radarmessunger	1 00
und der auf die Fläche der Radarraster umgerechneten Niederschlags-	- 67
	07
3.13. Zusammennang der Korrelationen der normaltransformierten Dater	1
der Niederschlage der Niederschlagsstationen und der jeweils nachst-	-
liegenden Radarrasterpunkte.	71
3.14. Gegenüberstellung der Korrelationen der untransformierten Original-	-
daten und der normaltransformierten Daten für die Niederschlagsmes-	-
ser (<i>links</i>) und die jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte (<i>rechts</i>	3). 72
3.15. Zusammenhang der Indikatorkorrelationen der Niederschlagsstationer	1
und jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte in den sechs Klasser	1
der Radardaten.	73
3.16. Gegenüberstellung von Korrelation und Indikator-Korrelation in der	1
Klassen 1 bis 6. Die obere Reihe gilt für die Niederschlagsmessstatio	-
nen (NSM), die untere Reihe für die jeweils nächstliegenden Radar-	-
rasterpunkte (Rad).	75
3.17. Gegenüberstellung der Korrelationen der normaltransformierten Da	-
ten und der in die Korrelation normaler Daten umgerechneten Indi-	-
katorkorrelation	76
3.18. Gegenüberstellung der gemessenen Korrelationen und der aus trans	-
formierten Niederschlags- und Radardaten durch Rücktransformation	1 70
berechneten Korrelationen an 101 DWD-Stationen.	78
3.19. Ergebnisse der Rucktransformation der Korrelation bei 250facher Be	- 70
rechnung für zwei Stationen in 0.01-er Schritten von 0.01 bis 1.00.	79
3.20. Gegenüberstellung der Ergebnisse der Rucktransformation der Kor-	-
relation bei Berechnung für zwei Stationen in 0.01-er Schritten vor	1
0.01 bis 1.00 bei verwendung der original Zeitreine und der mit ei-	-
aufachlagten Zeitreihe	- 80
2 21 Über 101 Stationen gemittelte Abminderungsfelteren der Deuerstuf	
60 min in Abhängigkeit von Eläche und Jährlichkeit	= 86
3 22 Über 101 Stationen gemittelte Abminderungsfaktoren der Dauerstuf	
1440 min (-24 h) in Abhängigkeit von Eläche und Jährlichkeit	= 86
3.23 Modell des Abminderungsfaktors im Vergleich zu über 101 Stationer	· · 00
s.25. Woden des Abminderungsfaktors im Vergleich zu über für Stationer	1 0
keit von Fläche und Jährlichkeit	5- 88
3.24 Modell des Abminderungsfaktors im Vergleich zu über 101 Stationer	· · 00
gemittelten Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 1440 min (-24 h))
in Abhängigkeit von Fläche und Jährlichkeit	88
3 25 Zwei aufeinander folgende Badarbilder am Vormittag des 26 Januar	s
2004	90
3.26. Windrose der Zugrichtungsverteilung aller Radarbilder und bei CP ()1. 91
3 27 Definitionskizze zur Bestimmung der Zugzeit t_{a} einer Niederschlags	UI
front mit Geschwindigkeit \vec{w} von Station s_i zu Station s_i	93

4.1. 4.2.	Ablaufdiagramm der Generierung einer Einzelreihe
	rungen gegenüber dem Ablauf der Einzelgenerierung sind fett und durch Dappelrahmung hervorgehaben
4.3.	Ablaufdiagramm der Disaggregation einer Einzelreihe. Zum Vergleich mit der Generierung einer Einzelreihe (siehe Abb. 4.1) sind in beiden Abläufen identische Schritte hier grau hinterlegt
4.4.	Ablaufdiagramm der Disaggregation mehrerer Zeitreihen simultan. Ände- rungen gegenüber dem Ablauf der Einzeldisaggregation sind fett und durch Doppelrahmung hervorgehoben. Zum Vergleich mit der Gene- rierung simultaner Zeitreihen (siehe Abb. 4.2) sind in beiden Abläufen
5.1.	Übersichtskarte der drei ausgewählten Niederschlagsstationen, Einzel-
5.2.	heiten siehe Tabelle 5.1
5.3.	tionen zur gleichen Zeit ergebenden Niederschlägen auf der Ordinate. 107 Simulierte Werte der jeweils 20 maximalen Niederschläge in den Jah- ren 1977-1992 auf der Abszisse gegenübergestellt den sich an den an-
5.4.	Ordinate
5.5.	10 mm
5.6.	S3 für die Niederschlagshöhen 0 mm, 1 mm, 2 mm, 5 mm und 10 mm. 109 Übersichtskarte der Stadtentwässerung Karlsruhe mit Niederschlags-
5.7.	stationen
5.8.	Stadtentwasserung Karlsruhe, 22.07.1995, 22 Uhr bis 23.07.1995, 4 Uhr.112 Zeitreihe des maximalen 6 Stunden Niederschlagsereignisses aus der für die Station 2566 in Karlsruhe generierten NiedSim-Reihe, 15.6.1986,
5.9.	12 Uhr bis 18 Uhr
5.10.	17.30 Uhr bis 06.10.1982, 23.30 Uhr
5 11	Ereignissen
5.11. 5.12.	Einzugsgebiete von Glatt und Lauterwehr mit den Orten der simulta-
<u> </u>	nen Zeitreihengenerierung
5.13.	Ganglinien an Glatt- und Lauterwehr bei Belastung mit dem simulta- nen 24h-Ereignis der Jährlichkeit 20 a (BHQ_1)
5.14.	Ganglinien an Glatt- und Lauterwehr bei Belastung mit dem simulta- nen 24h-Ereignis der Jährlichkeit 50 a (BHQ_2)

B.1.	Häufigkeitsverteilung der Radarrasterpunkte zu den Stationen in ho-
2.11	her zeitlicher Auflösung in Abhängigkeit vom Stationsabstand 144
B.2.	Korrelation der Stundenwerte der Radarrasterpunkte in Abhängigkeit
	vom Stationsabstand.
B.3.	Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das zwei-
	dimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Tageswerte 146
B.4.	Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das zwei-
	dimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte 148
B.5.	Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das vier-
	dimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte 149
B.6.	Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das vier-
	dimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte der
	DWD-Stationen

Tabellenverzeichnis

2.1.	Übersicht über die in einer zeitlichen Auflösung ≤ 1 h verfügbaren Niederschle graufzeichnungen	ഫ
2.2.	Saisonale Reflektivitätsbereiche zu den sieben Reflektivitätsklassen im Radarbild	$\frac{22}{24}$
2.3.	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n be- nachbarte Radarrasterpunkte, Anpassung mit Hilfe der Minimierung der gewichteten absoluten Abweichungen; Variationskoeffizient c_x .	30
2.4.	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nach- bar aus n benachbarten Radarrasterpunkten, ganzjährige Anpassung mit Hilfe der Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschie-	
0.5	denen Abweichungsnormen; Variationskoeffizient c_x	31
2.5. 2.6.	Gütemaße der Anpassung der Verteilungen nach Gleichungen 2.9 -	32
2.7.	2.12 der sieben in Tabelle 2.5 dargestellten ZR-Umrechnungen Aus der NiedSim-Datenbank für Baden-Württemberg abrufbare Nie- derschlagseigenschaften und ihre Verwendung in der Generierung (Gen.)	34
	und der Disaggregation (Diss.).	37
3.1.	Werte der Effizienzindizes der drei verwendeten Regionalisierungmo- delle der Korrelation der Tageswerte für verschiedene theoretische Va-	
3.2.	riogramme	55
	gramme.	62
3.3.	delle der Korrelation der Stundenwerte, exponentielles und log-Modell, durch Rücktransformation berechnete Korrelationen (vgl. Abb. 3.18)	
3.4.	bei Verwendung der 101 DWD-Stationen	82
	digkeit von Niederschlagsfeldern in Abhängigkeit von der Großwetter- lage; Auftretenshäufigkeit.	92
5.1.	Kennzahlen der Niederschlagsstationen für die simultanen Musterreihen.	106
5.2.	Anteile der Haltungen mit Uberstau bei den unterschiedlichen belas- tenden Niederschlägen.	114
5.3.	Bemessungshochwasserabflüsse der Jährlichkeiten 20 a und 50 a an	110
54	Glatt- und Lauterwehr	117
0.4.	Glatt- und Lauterwehr gemäß simultaner Zeitreihen.	120

A.1. A.2.	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n benachbarte Radarrasterpunkte, ganzjährige Anpassung mit Hilfe der Minimierung der absoluten Abweichungen; Variationskoeffizient c_x . 141 Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n benachbarte Radarrasterpunkte, Anpassung mit Hilfe der Minimierung
	der gewichteten quadrierten Abweichungen; Variationskoeffizient $c_x..$ 142
A.3.	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nach-
	bar aus n benachbarten Radarrasterpunkten, Winter Anpassung mit
	Hilfe der Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschiedenen
	Abweichungsnormen; Variationskoeffizient c_x
A.4.	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nach-
	bar aus n benachbarten Radarrasterpunkten, Sommer Anpassung mit
	Hilfe der Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschiedenen
	Abweichungsnormen; Variationskoeffizient c_x
B.1.	Berechnete Parameter der Variogramme für die Interpolation der Kor-
	relation der Tageswerte
B.2.	Berechnete Parameter der Variogramme für die Interpolation der Kor-
	relation der Stundenwerte
B.3.	Berechnete Parameter der Variogramme für die Interpolation der Kor-
	relation der Stundenwerte der DWD-Stationen

Verzeichnis der Abkürzungen

Abkürzung	Bedeutung
ARF	Areal Reduction Factor (= Gebietsabminderungsfaktor)
ARMA	Autoregressive-Moving-Average (Modell)
ATV	Abwassertechnische Vereinigung, heute DWA
BMBF	Bundesministerium für Bildung und Forschung
BW	Baden-Württemberg
CP	Circulation Pattern (= Zirkulationsmuster, Großwetterlage)
CPU	Central Processing Unit
DARMA	Diskretes Autoregressive-Moving-Average (Modell)
DGM	Digitales Geländemodell
DIN	Deutsche Industrienorm
DWA	Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Ab-
	fall e. V.
DWD	Deutscher Wetterdienst
EDK	External Drift Kriging
EM	Exponentielles Modell
EN	Euro Norm
FORTRAN	Formula Translator (Programmiersprache)
GCM	General Circulation Model (= Globales Zirkulationsmodell)
GIS	Geographisches Informationssystem
LUBW	Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-
	Württemberg
MLM	Maximum-Likelihood-Methode
mNN	Meter über Normalnull
NA	Niederschlag-Abfluss (Modell)
NEXRAD	Next-Generation Radar
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration, USA
OK	Ordinary Kriging
PC	Precipitation Composite (= Komposit-Radarbild des Nieder-
	schlags)
RADAR	Radio Detecting and Ranging
RCM	Regional Circulation Model (= regionales Zirkulationsmodell)
USGS	United States Geological Survey
WGEN	Wettergenerator nach Richardson u. Wright (1984)
ZR-Beziehung	Reflektivitäts-Niederschlag-Beziehung

Verzeichnis häufig gebrauchter Formelzeichen

Formelzeichen	Bedeutung	$Einheit^a$	Seite
A	Fläche	km^2	83
ARF	Abminderungsfaktor	-	83
bias	Mittlere Abweichung		54
BHQ	Bemessungshochwasserabfluss	m^3/s	116
c_0	Nugget	-	49
c_e	Sill (Schwellenwert) des exponentiellen Vario-	-	49
	gramms		
c_s	Sill (Schwellenwert) des sphärischen Vario-	-	49
-	gramms		
c_x	Variationskoeffizient		30
Cov	Kovarianz		67
d	Abstand zweier Punkte im Raum	km	41
d_0	Korrelationslänge des exponentiellen Modells	km	42
D	Dauerstufe	h	83
dBZ	Reflektivität in DeziBel	$10^{-1}\mathrm{B}$	24
\mathbb{E}^4	Vierdimensionaler Euklidischer Raum		52
$f_{Gi}(R_{Gi})$	Empirische Verteilungsdichte der Nieder-	-	27
	schlagsintensität R_{Gi} an der Station i		
$f_{Ri}(k)$	Empirische Verteilungsdichte der Radarklasse	-	28
	k am Ort i		
$f_{Zi}(Z_{Ri})$	Empirische Verteilungsdichte der Reflektivität	-	27
	Z_{Ri} am Ort i		
$F_{Gi}(R_{Gi})$	Empirische Verteilung der Niederschlagsinten-	-	28
	sität R_{Gi} an der Station i		
fvar	Anteil der erhaltenen Varianz	-	54
$g_i(k)$	Niederschlagsintensität an der Untergrenze der	$\mathrm{mm/a}$	28
	Radarklasse k am Ort i		
h	Abstandsvektor	m	48
h_N	Niederschlagshöhe	mm	28
$h_{Ne}(D,J)$	Extremniederschlagshöhe der Dauerstufe D	mm	83
_	und Jährlichkeit J		
$h_{Ne}(A, D, J)$	Extremniederschlagshöhe des über die Fläche	mm	83
	A gemittelten Niederschlags der Dauerstufe D		
	und Jährlichkeit J		
i	Index, meist Ort	-	41
j	Index, meist Ort	-	41

Formelzeichen Bedeutung

 $Einheit^a$ Seite

J	Jährlichkeit	a	83
k	Klasse im Radarbild	-	24
L	Seitenlänge des Quadrats	km	66
M^*	Anzahl der Wiederholungen der äußeren	-	39
	Schleife beim Simulated Annealing		
N^*	Anzahl der Wiederholungen der inneren Schlei-	-	39
	fe beim Simulated Annealing		
$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$	Normalverteilung mit Mittelwert μ und Stan-	-	68
	dardabweichung σ		
n_{1h}	Anzahl der Niederschlagsschreiber in höherer	-	20
	zeitlicher Auflösung		
n_{24h}	Anzahl der Niederschlagsschreiber in Tages-	-	20
	auflösung		
n_{DWD}	Anzahl der DWD Niederschlagsschreiber in	-	22
	5 min Auflösung		
n_k	Anzahl der Klassen im Radarbild	-	24
0	Zielfunktion	-	38
O_a	Alter Wert der Zielfunktion beim Simulated	-	38
	Annealing		
O_n	Neuer Wert der Zielfunktion beim Simulated	-	38
	Annealing		
p	Wahrscheinlichkeit	1/a	3
р	Ort im \mathbb{E}^2	m	51
q	Ort im \mathbb{E}^2	m	51
Q_{max}	Maximaler Abfluss	m^3/s	3
r	Korrelation(skoeffizient) nach Pearson	-	41
r_0	Nugget des exponentiellen Modells	-	42
r_f	Korrelation nach dem exponentiellen Modell	-	42
rmse	Root Mean Square Error		54
R_R	Niederschlagsintensität ermittelt aus der Re-	$\frac{\text{mm}}{15\text{min}}$	26
	flektivität im Radarbild		
R_G	Niederschlagsintensität	$\mathrm{mm/h}$	8
R_{Gi}	Niederschlagsintensität an einer Niederschlags-	$\mathrm{mm/h}$	27
_	messistation i		
R^2	Bestimmtheitsmaß	-	53
s_0	Formparameter des exponentiellen Modells	-	42
s_e	Exponent des exponentiellen Variogramms	-	49
S_{Ab}	Summe der Abweichungen		33
S_{rAb}	Summe der relativen Abweichungen	-	33
S_{aAb}	Summe der Abweichungsbeträge		33
S_{sAb}	Standardabweichung der Abweichungen		33
\mathbf{s}_i	Ort der Mess station i im \mathbb{E}^2 mit den Koordi-	-	41
	naten x_i und y_i		
$t_{s_is_j}$	Zugzeit eines Niederschlagsfeldes von Station	S	93
	s_i zu Station s_j		

Einheit^a Seite

T	T		0
T	Lange einer Zeitreihe	a	3
T_0	Antangstemperatur beim Simulated Annealing	-	38
T_a	Temperatur beim Simulated Annealing	-	38
T_B	Bemessungsjährlichkeit	a	6
u	Ort im E ⁴	m	52
Var	Varianz	-	50
V	Ort im \mathbb{E}^4	m	52
w_l	Gewicht der Abweichungen der Eigenschaft l	-	38
	beim Simulated Annealing		
\mathbf{W}	Ort im \mathbb{E}^4	m	52
$ec{w}$	Zugvektor eines Niederschlagfeldes	m m/s	92
x_i	Rechtswert der Messstation i in Gauss-Krüger	m	41
	Koordinaten		
y_i	Hochwert der Mess station i in Gauss-Krüger	m	41
	Koordinaten		
$y(\mathbf{s}_i)$	Drift Variable am Ort \mathbf{s}_i	-	50
$Z^*(\mathbf{s}_0)$	Kriging Schätzer für den Ort \mathbf{s}_0	-	50
$Z(\mathbf{s})$	vom Ort ${\bf s}$ abhängige Zufallsvariable	-	48
Z_R	Reflektivität	$\mathrm{mm}^{6}/\mathrm{m}^{3}$	26
Z_{Ri}	Reflektivität an einem Ort i	$\mathrm{mm}^{6}/\mathrm{m}^{3}$	27
α	Rate der Temperatursenkung bei Simulated	-	39
	Annealing		
α_e	Range (Reichweite) des exponentiellen Vario-		49
	gramms		
α_s	Range (Reichweite) des sphärischen Vario-		49
	gramms		
$\gamma(.)$	Variogrammfunktion		48
δ	Winkel zwischen Windrichtung und Stations-	-	92
	richtung		
$\zeta(.)$	Varianzfunktion	-	66
$\lambda_i(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i)$	Kriginggewicht des Wertes am Ort \mathbf{s}_i zur In-	-	50
	terpolation des Wertes am Ort s_0		
<i>U</i>	Mittelwert	_	68
Г О	Korrelation	_	66
r OI	Indikatorkorrelation	_	72
ρ_I	Korrelation normaltransformierter Daten	_	70
σ	Standardabweichung	_	68
Φ^{-1}	Inverse der Verteilungsfunktion der Standard-	_	68
I	normalverteilung		00
	normarvertenung		

Formelzeichen Bedeutung

 a : '-' markiert Formelzeichen ohne Einheit. Ist keine Einheit angegeben, so variiert diese.

In der vorliegenden Arbeit wird der Punkt '.' als Dezimaltrennzeichen verwendet. Tausender Blöcke werden durch ein Leerzeichen ' ' getrennt.

1. Einleitung

Wasser bildet 0.23 ‰ der Masse unserer Erde (rd. $6 \cdot 10^{24}$ kg) und bedeckt 71% ihrer Oberfläche von rund 510 $\cdot 10^{6}$ km² (USGS, 2007). Es wird allgemein als Grundlage des Lebens angesehen. Nur etwa 3% des weltweiten Wassers ist Süßwasser. Im Wesentlichen angetrieben von der Sonneneinstrahlung wälzt sich das Wasser in einem permanenten Kreislauf auf unserem Planeten um. Der Mensch lebt in diesem Wasserkreislauf und ist von ihm abhängig. Zum Einen braucht er frisches Wasser zum Leben, zum Anderen findet mit den atmosphärischen Wasserbewegungen ein Energietransport statt, indem Wasser an einem Ort verdunstet und an einem anderen Ort kondensiert. Nur dadurch sind viele Teile der Erde überhaupt für Menschen bewohnbar. Im Alltag nimmt der Mensch den Wasserkreislauf über das Wetter, besser den Niederschlag, und die ihm überall begegnenden Wasserläufe und -flächen wahr. In einem Kulturland wie Deutschland, wo es praktisch keine vom Menschen unberührte Landschaft mehr gibt, hat der Mensch die Verantwortung auch für die Gestaltung der Natur und somit für den an der Erdoberfläche stattfindenden Teil des Wasserkreislaufs übernommen.

Die Intensität des Wasserkreislaufs schwankt in Raum und Zeit. An verschiedenen Orten und zu verschiedenen Tages- und Jahreszeiten verhält sich der Niederschlag unterschiedlich. Wir Menschen haben uns auf diese Schwankungen und ihre Folgen eingestellt, indem wir unsere Siedlungen so einrichten, dass sie ihnen im 'Normalfall' standhalten. Entscheidend ist hierbei der Niederschlag und die Vorfeuchte im Gebiet.

Möchten wir neue Siedlungen entsprechend gestalten, so stellt sich die Frage, an welchem Ort welche Schwankungen als 'normal' anzusehen sind. Erst wenn wir das wissen, können wir Fragen der Art "Wie hoch müssen unsere Deiche sein?" oder "Welchen Durchmesser bekommen die Rohre der neuen Kanalisation?" beantworten. Zum Bemessen solcher Bauwerke müssen wir also wissen, welche Niederschläge wir an welchem Ort zu welcher Jahreszeit mit welcher Wahrscheinlichkeit zu erwarten haben.

Seitdem Menschen an festen Orten siedeln, sind sie darauf angewiesen, dort ausreichend frisches Wasser zur Verfügung zu haben. Sie möchten es ohne großen Aufwand möglichst nah an ihrer Siedlung erhalten. Deshalb sind sie bestrebt, produziertes Schmutzwasser so zu entsorgen, dass es das Frischwasser nicht verunreinigt. Erste Entwässerungssysteme in Mohenjo-Daro am Indus im heutigen Pakistan oder im Euphrattal datieren schon auf 3000 vor Christus. Die Römer schafften es als erste, in Rom schon um Christi Geburt eine Millionenstadt mit Trinkwasser zu versorgen und die Abwässer zu beseitigen. Die bekannste Abwasserleitung Roms, die Cloaca Maxima, ist seit 570 v. Chr. entstanden (Platner u. Ashby, 1929). Im Mittelalter ging dieses Wissen verloren. In Europa war erst wieder 1739 Wien vollständig kanalisiert. In Deutschland baute Hamburg ab 1842 als erste Stadt ein modernes Kanalisationssystem auf (Wierecky, 2003). Heutzutage sind in Deutschland nahezu alle Siedlungen kanalisiert. Für das Bereitstellen dieser Entwässerungssysteme ist die jeweilige Kommune zuständig, die diese Verantwortung jedoch deligieren kann (DIN EN 752, 2005). Moderne Kanalsysteme haben eine Lebens- und somit Abschreibungsdauer von bis zu 80 Jahren, weshalb man bei der Planung noch stärker als bei anderen Bauwerken bestrebt ist, möglichst wirtschaftlich zu bauen, das heißt unnötige Kosten zu vermeiden. Für die Auslegung der Kanalsysteme ist die Kenntnis über Regenwasserzufluss die maßgebliche Bemessungsgröße, da das Regenwasser nicht nur die Hauptwassermenge ist sondern auch den größten Schwankungsbereich besitzt.

1.1. Aufgabenstellung

Alle ingenieurtechnischen Auslegungs- und Dimensionierungsverfahren basieren darauf, vorkommende Einwirkungen auf ein Bauteil oder Bauwerk zu ermitteln und diese seiner Widerstandsfähigkeit gegenüber zu stellen. In vielen Fällen sind die Einwirkungen jedoch nicht direkt ermittelbar, so dass technische Normen (DIN, 2007) vorgeben, welche Ersatzlasten zu berücksichtigen sind.

In der Wasserwirtschaft resultieren alle Einwirkungen aus dem Niederschlag: Das Niederschlagswasser muss aufgefangen und der Vorflut zugeführt werden, die Aufnahmekapazität muss dafür ausreichen. Niederschlag in Form von Schnee oder Eis muss von Strukturen als zusätzliche Last getragen werden können, schmelzender Schnee ist zu fassen und abzuleiten.

Das Sammeln und Abführen des Niederschlags aus der Fläche in die Vorflut übernehmen natürliche oder künstlich geschaffene Entwässerungssysteme. An den Kreuzungsund Auslasspunkten dieser Systeme kommt das von großen Flächen gesammelte Niederschlagswasser als Abfluss zusammen. Um diese Systeme bemessen zu können, sind genaue Kenntnisse der räumlichen und zeitlichen Charakteristika des Niederschlags und der Fließzeiten im System notwendig. In der vorliegenden Arbeit geht es um den ersten Aspekt, das Erfassen der räumlichen und zeitlichen Charakteristika des Niederschlags.

Die traditionelle Bemessung von Entwässerungssystemen gegenüber anzusetzenden Lasten durch Wasser, in diesem Fall meist Hochwasser, basiert auf der extremwertstatistischen Analyse von Maximalwerten. Hieraus lässt sich für einen vorgegebenen Zeitraum, meist ein Jahr, die Verteilung der Maxima mit den zugehörigen Wahrscheinlichkeiten ableiten. Ein Schutzgrad wird festgelegt und das Entwässerungssystem auf den zu erwartenden Abfluss ausgebaut.

Da sich Entwässerungssysteme gut in hydrologisch-hydraulischen Modellen abbilden lassen, wird gerne auf sie zurückgegriffen, um die Fließzeiten und Wellenverformungen im Entwässerungsnetz nachzubilden. Für diese Art der Auslegung wird die Eingangsgröße 'Niederschlag' mit Hilfe der (Extremwert-)Statistik analysiert. Da Niederschlag am Punkt gemessen wird, sind die Analyseergebnisse immer auf einen Punkt bezogen. Falls keine lokalen Niederschlagsaufzeichnungen zur Auswertung vorliegen, gibt es hierfür im Kostra-Atlas (Bartels u. a., 2005b) deutschlandweit anwendbare Bemessungswerte als Ersatzlasten. Aus den Ergebnissen wird ein Bemessungsregen konstruiert, mit dem das hydraulische Modell beaufschlagt wird. Die flächenhafte Überregnung des Einzugsgebietes ist hierbei festzulegen. Mangels detaillierterer Informationen wird meist eine gleichmäßige Überregnung angenommen. Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens des Ausgangssignals des Modells, des Abflusses, wird jener des Eingangssignals, des Niederschlags, gleichgesetzt.

Diese traditionellen Bemessungsverfahren sind Provisorien, die gemessene oder vorgeschriebene Charakteristika hervorheben und Annahmen über unbekannte Charakteristika treffen. Für einfache Systeme ist ihre Anwendung legitim. Sie wird aber mit der Komplexität des Systems immer unsicherer, was dazu führt, dass die Sicherheitszuschläge erhöht werden müssen, um das mangelnde Systemverständnis auszugleichen. Die Grundlage dieser Bemessungsverfahren bildet die Extremwertstatistik, da erst sie es ermöglicht, aus verhältnismäßig kurzen Messreihen auch auf seltenere Ereignisse zu schließen.

Für das Systemverhalten unter extremen Belastungen ist aber gerade beim Niederschlag und den daraus resultierenden Abfluss-Prozessen nicht nur der Extremwert, sondern auch die Vorgeschichte relevant. Hieraus hat sich ein neuer Ansatz zur Bemessung entwickelt: Es werden nicht die Extremwerte, sondern lange Zeitreihen des Niederschlags verwendet, um ein hydrologisch-hydraulisches Modell anzutreiben. Aus der so erhaltenen Abflussreihe können die Bemessungswerte direkt abgelesen werden. Hierbei ist die Überschreitenswahrscheinlichkeit p des größten Abflusses Q_{max} mit Hilfe der Länge der Zeitreihe T abschätzbar: p = 1-1/T. Durch Auswerten der Reihe lassen sich wiederum Bemessungswerte größerer Wahrscheinlichkeit schätzen. In der Siedlungswasserwirtschaft ist dieses Verfahren als 'Langzeitsimulation' bekannt.

Voraussetzung für die Bemessung durch Langzeitsimulation ist die Verfügbarkeit langer und zur zeitlichen Auflösung der Modelle passender Niederschlagszeitreihen. Diese Reihen müssen in genügend hoher räumlicher Auflösung vorhanden sein, um die Inhomogenität des Niederschlags (vgl. Kap. 2.3) abzubilden. Da passende Messreihen nur für wenige Orte aufgezeichnet sind, berechnet man sie ersatzweise mit Hilfe stochastischer Zeitreihengeneratoren. Ein solcher Generator ist an der Universität Stuttgart mit NiedSim (=Niederschlags-Simulator) (Bárdossy u. a., 2000) erstellt worden. NiedSim erzeugt Zeitreihen des Punktniederschlags, die ortsspezifische Eigenschaften besitzen (vgl. Abschn. 2.6). Das räumliche Verhalten des Niederschlags bildete Nied-Sim bislang nicht ab. Werden die mit dem bisherigen NiedSim generierten Zeitreihen für größere Einzugsgebiete verwendet, so ist die Repräsentativität einer einzelnen Niederschlagsreihe aufgrund der Inhomogenität des Niederschlagsverhaltens fraglich. Man benötigt vielmehr simultane Zeitreihen zu verschiedenen Punkten im Einzugsgebiet (Schmitt, 2006). Die Generierung solcher Zeitreihen bildet den Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit. Hierbei sind neben der Generierung selber vor allem die räumlichen Zusammenhänge des Niederschlags zu untersuchen, entsprechende Parameter zu ermitteln und als Generierungsgrundlage aufzubereiten. Projektgebiet ist, in Anlehnung an das bestehende NiedSim-System, das Land Baden-Württemberg.

1.2. Vorgehen und Gliederung

Die Generierung von Niederschlagszeitreihen für einzelne Orte - oder mehrere Orte simultan - ist eine Aufgabe, mit der sich die wissenschaftliche Meteorologie und Hydrologie schon länger befasst. Deshalb ist im ersten Abschnitt von Kapitel 2 ein Überblick über veröffentlichte Arbeiten aus diesem Bereich gegeben, um den vorgestellten

1. Einleitung

Ansatz in den Gesamtkontext einzureihen. Hierbei wird etwas weiter ausgeholt, um den hier gewählten Ansatz mit anderen vergleichen zu können. Um den Ansatz zur Erweiterung von NiedSim auch praktisch zu demonstrieren, folgt die Beschreibung des Niederschlagsverhaltens im Projektgebiet Baden-Württemberg in Abschnitt 2.3. Daraus zeigt sich auch der Bedarf für einen solchen Generator. Grundlage der simultanen Generierung sind Auswertungen von Niederschlags- und Radaraufzeichnungen. Ihre Verfügbarkeit wird in den sich anschließenden Abschnitten 2.4 und 2.5 beschrieben. Kapitel 2 schließt mit der Erklärung der Funktionsweise des Zeitreihengenerators NiedSim.

Zur simultanen Generierung an mehreren Orten müssen zunächst raum-zeitliche Zusammenhänge des Niederschlags erfasst und aufbereitet werden. Diese Zusammenhänge sind in Kapitel 3 für Baden-Württemberg untersucht und in Regionalisierungmodellen als Eingangsgrößen zur Generierung bereitgestellt. In den ersten zwei Abschnitten wird die Korrelation der Tages- und Stundenwerte des Niederschlags untersucht. Hier schließt die Untersuchung der flächigen Ausdehnung von Extremwerten in Abschnitt 3.3 an. Das großräumige Verhalten des Niederschlags wird unter Berücksichtigung der Zugrichtung der Niederschlagsfelder bei der Generierung abgebildet (vgl. Abschn. 3.4).

Nach Vorliegen aller Eingangsparameter für die simultane Generierung an mehreren Orten beschreibt Kapitel 4, wie die Generierung von Stundenwerten und die anschließende Disaggregation zu Fünfminutenwerten tatsächlich durchgeführt wird.

Die Praxistauglichkeit und Relevanz der simultanen Generierung wird in Kapitel 5 in drei Fallstudien nachgewiesen. In Abschnitt 5.1 werden zunächst an Niederschlagsschreibern Zeitreihen simultan erzeugt und gemessenen Zeitreihen gegenübergestellt. In Abschnitt 5.2) wird anschließend die Verwendung der Reihen in der Siedlungswasserwirtschaft anhand von Berechnungen für das Stadtgebiet Karlsruhe gezeigt. In Abschnitt 5.3 wird eine weitere Anwendung mit dem FGM-Modell für Teileinzugsgebiete der Glatt vorgeführt.

Die Arbeit schließt mit der Zusammenfassung der Ergebnisse und einem Ausblick in Kapitel 6 ab.

2. Grundlagen und Daten

2.1. Hydraulische Bemessung von Entwässerungssystemen

Siedlungswasserwirtschaftliche Entwässerungssysteme sammeln sämtliches in einer Bebauung anfallendes Abwasser und führen dies zu einem Klärwerk. Dort wird das Abwasser gereinigt und anschließend der Vorflut zugeführt. Unter Abwasser ist auf den Oberflächen gefasstes Regen- sowie häusliches und industrielles Schmutzwasser zu verstehen. Wird alles Abwasser zusammen in einem Sammelsystem abgeführt, so spricht man von einer Mischkanalisation (Gujer, 2007). Dieses System birgt den Nachteil, dass im Fall starker Regenfälle die Kläranlage schnell überlastet werden kann. Deshalb ist man heutzutage bestrebt, Trennkanalisationen einzurichten, bei denen Schmutz- und Oberflächenwasser jeweils in eigenen Entwässerungssystemen gesammelt werden (DIN EN 752, 2005).

Den rechtlicher Rahmen der hydraulischen Bemessung von Kanalnetzen fasst Engel (2006) zusammen. Die technischen Normen und Regelwerke

- DIN EN 752: Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden (derzeit gültig in der Fassung von 1996, als überarbeiteter offizieller Entwurf seit 2005 vorliegend),
- DWA A 110: Hydraulische Dimensionierung und Leistungsnachweis von Abwasserleitungen und -kanälen,
- ATV A 111: Richtlinien für die hydraulische Dimensionierung und den Leistungsnachweis von Regenwasser-Entlastungsanlagen in Abwasserkanälen und -leitungen,
- DWA A 112: Richtlinien für die hydraulische Dimensionierung und den Leistungsnachweis von Sonderbauwerken in Abwasserkanälen und -leitungen,
- DWA A 117: Bemessung von Regenrückhalteräumen und
- DWA A 118: Hydraulische Bemessung und Nachweis von Entwässerungssystemen

sind nach heutigem Stand (DWA, 2007) zu beachten. DIN EN 752 (2005) definiert als Bezeichnung für die möglichen betrieblichen Versagensfälle von Entwässerungssystemen die Begriffe 'Überstau' und 'Überflutung'. Der Überstau bezeichnet den "Zustand, bei dem Schmutzwasser und/oder Regenwasser in einem Freispiegelsystem oder in einer Kanalisation unter Druck abfließen, aber nicht an die Oberfläche gelangen und so keine Überflutung verursachen". Überflutung ist der "Zustand, bei dem Schmutzwasser und/oder Regenwasser aus einem Entwässerungssystem entweichen oder nicht in dieses eintreten können und entweder auf der Oberfläche verbleiben oder in Gebäude eindringen". Bei der Bemessung sind diese Versagensfälle zu beachten.

Die DIN EN 752 (2005) Anhang B, 'Hydraulische Bemessung', unterscheidet zur Bemessung von Entwässerungssystemen drei Verfahren:

- einfache empirische Verfahren,
- hydrologische Verfahren und
- hydrodynamische Verfahren.

Der anzusetzende Oberflächenabfluss kann bei allen drei Verfahren einfach oder detailliert berücksichtigt werden.

Bei allen Bemessungsverfahren wird die Siedlungsfläche und somit das Kanalsystem über die gesamte Einzugsgebietsfläche gleichmäßig mit einem Modellregen beaufschlagt. Dieser Modellregen ist dem natürlichen Regen nachempfunden und spiegelt dessen statistische Eigenschaften wieder. Wesentlich ist, dass ihm eine Jährlichkeit T_B zugeordnet ist ($T_B = 1/(1-p)$, p: jährliche Eintretenswahrscheinlichkeit).

Zur Bemessung wird davon ausgegangen, dass dieselbe Jährlichkeit der Reaktion des hydrologisch-hydraulischen Modells zugeordnet werden kann. Dabei wird die Überstauhäufigkeit als Maß der Auslegung von Kanalnetzen verwendet, die sich mit den heute gängigen dynamischen Kanalnetz-Modellen (z.B. DHI-Software, 2007) gut berechnen lässt (Schmitt u. Thomas, 2000). DIN EN 752-2 (1996) sieht zur Bemessung je nach Bebauungstyp und -wert Jährlichkeiten von 1 bis 10 a für die Überstauhäufigkeit und Jährlichkeiten von 10 bis 50 a für die Überflutungshäufigkeit vor. Eine Übersicht über verschiedene Modellregen geben Althaus (1985) sowie Stecker u. Reimers (1997). Im zweiten und dritten oben genannten Verfahren kann als Modellregen auch eine gemessene oder generierte Niederschlagszeitreihe verwendet werden. Technisch möglich ist heute die volle Kopplung der hydraulischen Modellierung des Oberflächen- und des Kanalnetzabflusses, wodurch Überstauprozesses präzise instationär abgebildet werden können. Die Modelle erfordern jedoch sehr hochwertige räumliche Eingangsdaten, die bei weitem nicht überall zur Verfügung stehen (Ettrich u. a., 2005; Schmitt u. a., 2004). Da sich die in den Modellen zu simulierenden Abflussprozesse in Zeiträumen von wenigen Minuten ändern, müssen Niederschlagsreihen als Eingangsgrößen für diese Modelle eine entsprechende zeitliche Auflösung haben (Schilling, 1991; Berne u. a., 2004).

Für die Langzeitsimulation sind Zeitreihen in solcher Auflösung über eine Dauer von 30 a vorzuhalten (Stecker u. Reimers, 1997). Gemessene Zeitreihen dieser Qualität sind leider nur an ausgewählten Orten verfügbar. Um sie dennoch für die Bemessung flächendeckend zur Verfügung zu stellen, sind zwei Vorgehensweisen vorstellbar. Zunächst kann der Niederschlag räumlich aus den Aufzeichnungen benachbarter Niederschlagsmessstationen, an denen entsprechende Zeitreihen vorliegen, interpoliert werden. Hierbei können externe Informationen, zum Beispiel Fernerkundungsdaten wie Satelliten oder Radarinformationen oder einfach die topographische Geländehöhe (Schmid u. Vornhusen, 2006), berücksichtigt werden. In jüngsten Studien wird Radarniederschlag, der an Niederschlagsmessdaten angeeicht wird, als Antrieb des Modells eines städtischen Entwässerungssystems verwendet (Lau u. a., 2006). Der zweite Ansatz, dem sich auch diese Arbeit widmet, ist die stochastische Generierung der erforderlichen Niederschlagszeitreihen (Haberlandt, 1998; Bárdossy u.a., 2000). In der hydrologischen Anwendung wurden beide Methoden schon erfolgreich verglichen (z.B. Haberlandt u. Gattke, 2004; Tetzlaff u. Uhlenbrook, 2005).

Große Hoffnungen und Erwartungen werden an die Verwendung von Radarinformationen in der Stadtentwässerung geknüpft (Einfalt, 2003; Einfalt u. a., 2004). Hierbei geht es jedoch vor allem darum, Echtzeitvorhersagen zur Optimierung der operativen Steuerung der in den Entwässerungssystemen verfügbaren Rückhalteräume zu erhalten (Krämer u. a., 2007). Für die Bemessung dürften Radardaten zunächst noch nicht direkt genutzt werden, da die Länge der verfügbaren Aufzeichnungen bisher relativ kurz ist. Die generelle Durchführbarkeit einer solchen Bemessung haben Ziegler u. a. (2006) jedoch nachgewiesen.

2.2. Einführung in die stochastische Generierung von Niederschlagszeitreihen

Der Bedarf zur künstlichen Generierung von Zeitreihen folgt aus der begrenzten Verfügbarkeit von Messwerten und der Endlichkeit gemessener Reihen. Die Stochastik als Teilgebiet der Statistik liefert Methoden und Werkzeuge zur Generierung von Zeitreihen. In der Hydrologie werden diese Methoden angewendet, da der Wasserkreislauf und die ihn charakterisierenden Größen global gesehen weder räumlich noch zeitlich genau genug gemessen werden, um belastbare Aussagen treffen zu können. Aus der Vielzahl der Anwendungen stochastischer Methoden in der Hydrologie werden hier in Hinblick auf die Aufgabenstellung nur stochastische Generierungsmethoden für Niederschlagszeitreihen vorgestellt. Einführend erläutert Abschnitt 2.2.1 die Niederschlagsmessung und Aufzeichnung. Es folgen die Grundlagen der stochastischen Niederschlagsgenerierung in Abschnitt 2.2.2. Darauf aufbauend zeigt Abschnitt 2.2.3 einige Entwicklungen auf dem Gebiet der Generierung einer Zeitreihe für einen einzelnen Ort. Anschließend werden verschiedene Techniken zur Generierung simultaner Niederschlagszeitreihen für mehrere Orte vorgestellt (vgl. Abschn. 2.2.4). Es folgt ein kurzer Einblick in die Möglichkeiten von Wettergeneratoren, die neben der Zeitreihe des Niederschlags zugehörige Zeitreihen verschiedener weiterer physikalischer Wettergrößen, wie beispielsweise der Temperatur, erzeugen (vgl. Abschn. 2.2.5) und gerne für die hydrologische Modellierung natürlicher Einzugsgebiete verwendet werden. Globale Klimamodelle berechnen alle Klimagrößen auf einer sehr groben Skala. Wie deren Berechnungsergebnisse auf der lokalen Skala verwendet werden können, zeigt Abschnitt 2.2.6. Den Abschluss bildet ein kurzer Überblick über verschiedene zeitliche Disaggregationstechniken (vgl. Abschn. kap:disagg).

2.2.1. Niederschlagsmessung und Aufzeichnung

Niederschlag ist eine kontinuierliche Größe, die zeitlich integriert und örtlich diskret aufgezeichnet wird. Die Aufzeichnung erfolgt mit Hilfe von Messgeräten, die den Niederschlag in einem Sammelbehälter mit definierter Eintrittsöffnung sammeln. Die Bestimmung des gesammelten Niederschlagsvolumens erfolgt in Intervallen durch Ablesen des Füllstands und Entleeren des Messgefäßes (Totalisator) oder (quasi-)kontinuierlich über Tropfenzählung, eine Kippwaage oder nach dem Wägeprinzip

2. Grundlagen und Daten

(Ombrometer). Niederschlag in fester Form wie Schnee, Hagel oder Eis wird wasseräquivalent registriert. Die Auflösung und Empfindlichkeit dieser Sensoren geben die Genauigkeit des Niederschlagsmessers vor (Sevruk, 2004). Daher wird auch das Volumen diskret gemessen. Der Niederschlag wird in festen Zeitintervallen als flächenbezogenes Volumen in mm (=l/m²), das im vorhergehenden Zeitintervall gefallen ist, registriert. Das kleinste übliche Intervall ist 1 min. Die Niederschlagshöhe h_N im Zeitschritt t_i ist das Integral des im Messbehälter in der Zeit von t_{i-1} bis t aufgefangenen Volumens V bezogen auf die Fläche der Eintrittsöffnung A:

$$h_N(t_i) = \frac{V(t_i) - V(t_{i-1})}{A}.$$
(2.1)

Niederschläge lassen sich also beliebig aggregieren, d.h. in gröbere Zeitschritte zusammenfassen, indem man die h_N der aufeinander folgenden Zeitschritte addiert. Die Intensität R_G des Niederschlags ist die zeitbezogene Registrierung des Niederschlags:

$$R_G(t_i) = \frac{h_N(t_i)}{t_i - t_{i-1}}.$$
(2.2)

Der Index G gibt hier an, dass es sich um am Boden ('Ground') gemessenen Niederschlag handelt. Möchte man die Intensitäten auf gröbere Zeitschritte umrechnen, erreicht man das über die zugehörigen Niederschlagshöhen. Es ist üblich, Intensitäten nicht auf die kleinstmögliche Zeiteinheiten herunterzurechnen, sondern beispielsweise in mm/h anzugeben.

Zur Messung des Niederschlags am Boden gibt es weitere Geräte, die die Niederschlagsdauer, die Verteilung der Tropfendurchmesser oder schneespezifische Parameter messen. Die Fernerkundung misst mit Radar- und optischen Techniken den Niederschlag in der Luft (Lensky u. Levizzani, 2008). Diese Messverfahren sind indirekt, da nicht der Niederschlag sondern eine physikalische Größe bestimmt wird, aus der auf den Niederschlag geschlossen wird. Der aus solchen Messungen abgeleitete Niederschlag wird auf gleiche Weise aufgezeichnet wie Bodenmessungen.

2.2.2. Grundlagen der Generierung

Im Weiteren wird statt von Niederschlagsmessstationen kurz von 'Stationen' oder auch 'Punkten' gesprochen. Verallgemeinert werden auch Orte, für die eine Niederschlagszeitreihe gesucht wird, 'Station' oder 'Punkt' genannt.

Der an einem Punkt gemessene Niederschlag ist ein intermittierender Prozess, bei dem sich Trocken- und Nassphasen abwechseln. Die sich ergebende Zeitreihe ist die zeitlich integrierte und räumlich diskrete Bodenbeobachtung kontinuierlicher, großräumiger atmosphärischer Prozesse: die Niederschlagsentstehung in der Troposphäre bis etwa 12 km Höhe führt zum Niederschlag am Boden (Schirmer u. a., 1989). Vom Betrachter am Boden gesehen, ziehen großflächige Niederschlagsfelder an der Station vorbei, was zum 'Clustering' der Niederschläge in der Messung führt. Hieraus erklärt sich die Erhaltungsneigung der Trocken- und Nassperioden, die man in der Statistik als Persistenz bezeichnet, da ein großes Niederschlagsfeld einige Zeit braucht, um am Standort des Beobachters vorbeizuziehen. Des Weiteren treten räumlich begrenzte 'Hitzegewitter' auf. Diese Gewitter haben hohe Intensitäten und entstehen durch Konvektion, weshalb sie konvektive Niederschläge genannt werden, während die durchziehenden Landregen advektive Niederschläge heißen (Schirmer u. a., 1989). Beide Niederschlagstypen besitzen unterschiedliche Intensitätsverteilungen, Erwartungswerte und Varianzen und kommen in der Zeitreihe gemischt vor. Die Statistik bezeichnet Beobachtungen, bei denen sich die Varianz mit den beobachteten Werten ändert, als heteroskedastisch. Da die größeren Niederschlagswerte eine größere Variabilität besitzen als die niedrigeren Werte, sind Niederschlagszeitreihen heteroskedastisch.

Alle diese stochastischen Eigenschaften hängen von der zeitlichen Diskretisierung der Niederschlagsmessungen ab. Wie oben erwähnt, können hochaufgelöste Niederschlagsaufzeichnungen zu gröberen Messintervallen aggregiert werden. Die stochastischen Eigenschaften jeder Zeitreihe in feiner und grober Auflösung hängen zusammen und können teils über Skalierungsansätze beschrieben werden (Rodriguez-Iturbe u. a., 1998; Marani, 2005).

Der aktuell an einem Punkt beobachtete Niederschlag hängt von dem dort in der Zeit davor gemessenen Niederschlag ab. Dieses 'Gedächtnis' des Niederschlags reicht bis sehr weit in die Vergangenheit zurück. Bei der Generierung kann der vorhergehende Niederschlag nur endlich lang berücksichtigt werden. Es ist daher anzunehmen, dass sich ein Niederschlagswert vollständig aus einer endlichen Anzahl vorhergehender Niederschlagswerte erklären lässt ('Markov-Eigenschaft'). Diese Annahme muss unabhängig vom Zeitpunkt des Niederschlagswerts für alle Niederschlagswerte gelten, der Prozess also zeitinvariant sein. Diese beiden Annahmen fasst die Stationarität zusammen (Haberlandt, 1998).

2.2.3. Univariate Zeitreihengeneratoren für Niederschlag

Viele Generatoren nutzen den intermittierenden Charakter des Niederschlags und spalten den Niederschlagsprozess für die Generierung in zwei Teilprozesse auf. Das erste Modell bildet das Auftreten und die Dauer der Niederschlagsereignisse ab, während das zweites Modell den Intensitätsverlauf innerhalb jedes Ereignisses simuliert. Dieses Vorgehen hat sich bewährt. Roldan u. Woolhiser (1982) zeigen grundlegende Modelle für das Auftreten und die Dauer von Niederschlägen in Tagesauflösung und für die anschließend zu modellierenden zugehörigen Intensitäten (Woolhiser, 1982). Bárdossy (1993) unterscheidet zeitlich diskrete Modelle mit festem Zeitschritt und kontinuierliche Modelle, wobei zeitlich diskrete Modelle bevorzugt für Zeitreihen von Jahres- bis herab zu Tagesauflösung verwendet werden. Eine Auswahl diskreter Modelle kann Bárdossy (1993) und der dort enthaltenen Literatur entnommen werden. Gemäß Aufgabenstellung liegt der Schwerpunkt hier auf Modelle höherer zeitlicher Auflösung. Haberlandt (1998) teilt diese Modelle nach dem Prozess des Auftretens ein, womit er Foufoula-Georgiou u. Georgakakos (1991) folgt. Er unterscheidet die drei Modellansätze Alternating-Renewal-, Zeitreihen- und Punktprozessmodelle.

Alternating-Renewal-Modelle

Alternating-Renewal-Modelle bilden den Niederschlag als eine Reihe sich abwechselnder (Alternating) Nass- und Trockenzustände ab. Die Dauer beider Zustände ist unabhängig voneinander (Renewal). Den Nasszuständen werden im Anschluss Niederschlagsmengen zugeordnet. Zur Modelladaption sind zunächst theoretische Verteilungen für die Dauer der zwei Zustände auszuwählen und an die Beobachtungen anzupassen. Anschließend ist ein Modell für die Ermittlung der Niederschlagsmenge in Abhängigkeit von der Nasszustandsdauer zu ermitteln. Dafür kann eine Regression durchgeführt oder wieder eine Verteilung angepasst werden. Abschließend ist die zeitliche Feinstruktur des Niederschlags im Nasszustand zu modellieren. Hierfür können je nach Verwendungszweck des Modells vorgegebene Verläufe, Urnen- oder Zeitreihenmodelle genutzt werden. Haberlandt (1998) zeigt verschiedene Anwendungen dieser Methode.

Zeitreihenmodelle

Die Grundannahme der Zeitreihenmodelle ist die zeitliche Abhängigkeit der Beobachtungen voneinander. Die Modelle haben stets eine Komponente, die die Erhaltung des Prozesses definiert. Der einfachste Vertreter dieses Modelltyps ist die Markov-Kette. Sie bildet den Niederschlag zeitlich diskret in einer binären Folge von nassen (1) und trockenen (0) Zeitpunkten ab. Die Markov-Kette 1. Ordnung berücksichtigt bei der Generierung den Zustand am jeweils vorhergehenden Zeitpunkt als Anfang. Zwei unabhängige Übergangswahrscheinlichkeiten der Zustände ineinander charakterisieren den Prozess vollständig. Die Anzahl der Zustände n wie die Ordnung q der Markov-Kette können erhöht werden. Hierbei wächst die Anzahl der zu schätzenden Übergangswahrscheinlichkeiten auf $n^q \cdot (n-1)$, was den Nachteil der Markov-Kette ausmacht. Insbesonders bei Kurzzeitmodellen bereitet dies Probleme, da längere Markov-Ketten benötigt werden. Anwendungen der Markov-Kette finden sich bei Foufoula-Georgiou u. Georgakakos (1991). Zugehörige Parameterschätzmethoden sind bei Bárdossy (1993) gezeigt. Eine besondere Form der Markov-Kette ist der Markov-Erneuerungsprozess. Hierbei werden die Übergangswahrscheinlichkeiten nicht abhängig vom Zustand zum vorhergehenden Zeitpunkt, sondern abhängig von der Dauer des vorherigen Zustandes und einem nicht explizit formulierten Globalzustand - der meteorologischen Gesamtsituation - angesetzt (Bárdossy, 1993).

ARMA-Modelle sind die klassischen Zeitreihenmodelle. Aus einem Anfangswert wird mit einem autoregressiven (AR) Prozess und einem zufälligen Fehlerterm ϵ eine Zeitreihe erzeugt. Die Ordnung p des AR-Prozesses gibt die Anzahl der berücksichtigten vorangehenden Glieder an. Wird auch der Verlauf des zufälligen Terms ϵ bei dessen Erzeugung durch eine gleitende Mittelung berücksichtigt, so spricht man von einem Moving Average (MA) Prozess. Auch hier können q vorhergehende Glieder berücksichtigt werden. Der Gesamtprozess wird als ARMA(p,q)-Prozess bezeichnet. Der intermittierende Charakter des Niederschlags verbietet die direkte Anwendung von ARMA-Modellen zur hochaufgelösten Niederschlagsgenerierung. Feinstrukturen des Niederschlags und Monatswerte können jedoch gut mit ihnen nachgebildet werden, solange keine längeren Trockenzeiten vorkommen (Haberlandt, 1998). Diskrete ARMA-Modelle (DARMA) bieten hier Abhilfe. Sie bestehen aus der Linearkombination dreier binärer Zufallsvariablen, die nach der Art des ARMA-Modells verknüpft werden und aufgrund des binären Eingangssignals auch die Nachbildung längerer Trockenphasen erlauben. Die genaue Modellbildung und Methoden zur Parameterbestimmung wie Musteranwendungen zeigt Bárdossy (1993). Er vergleicht die Markov-Kette und den Markov-Erneuerungsprozess mit zwei DARMA-Modellen und ermittelt bei beiden eine Schwäche in der Nachbildung der Persistenz.

Punktprozessmodelle

Punktprozessmodelle beschreiben eine allgemeine Abfolge von Ereignissen stochastisch. Im Fall des Niederschlags werden den Ereignissen Niederschlagsvolumina zugeordnet, weshalb man von einem 'markierten' Punktprozess spricht. Der einfachste Punktprozess ist der Poisson-Prozess, bei dem die Ereignisanzahl in einem Zeitraum Poisson-verteilt ist und die Zwischenzeiten zwischen den Ereignissen der Exponentialverteilung folgen. Schwierigkeiten bereitet die Parameterschätzung des kontinuierlichen Poisson-Prozesses aus den diskreten Niederschlagsaufzeichnungen (vgl. Abschn. 2.2.1). Beim einfachsten Poisson-Niederschlagsmodell werden den Ereignissen im Poisson-Prozess zufällig Niederschlagsimpulse zugeordnet, weshalb er Poisson-Impuls-Prozess genannt wird. Die Abbildung des Niederschlags durch eine Impulsfolge ist unrealistisch. Deshalb werden in der sich ergebenden Zeitreihe die Summen der Niederschlagsimpulse in den jeweiligen diskreten Zeitschritten jeweils als über die Zeitschrittdauer mit konstanter Intensität gefallener Niederschlag angesehen (Bárdossy, 1993). Formal schafft dies der Poisson-Rechteckimpuls-Prozess, bei dem den Ereignissen rechteckige Niederschlagsimpulse zufälliger Dauer und Intensität zugeordnet werden. Der kommt dem natürlichen Niederschlag näher, ist aber in Bezug auf die Trockendauern immer noch unzureichend, da er das 'Clustering', die schnelle Abfolge von Niederschlägen mit kurzen Pausen, nicht abbildet. Außerdem sind auch diese diese Modelle maßstabsabhängig, da die Eigenschaften der generierten Niederschlagszeitreihen nur im Generierungszeitschritt, nicht aber bei Aggregation der Zeitreihe auf gröbere Zeitschritte, zutreffen (Haberlandt, 1998).

Deshalb schlagen Rodriguez-Iturbe u. a. (1987) zur Nachbildung des Clustering zwei Prozesse vor: den Neyman-Scott- und den Bartlett-Lewis-Prozess. Dabei wird der Beginn eines Niederschlagereignisses weiterhin durch einen Poisson-Prozess bestimmt. Innerhalb des Niederschlagsereignisses wird jedoch zufällig eine Anzahl Niederschlagszellen mit jeweils zugehörigen Dauern und Intensitäten erzeugt. Beim Neyman-Scott-Modell beginnen diese Niederschlagszellen relativ zum Beginn des Niederschlagsereignisses, während der Bartlett-Lewis-Prozess jede Niederschlagszelle relativ zum Beginn der vorherigen Zelle anordnet. Die Literatur zeigt Anwendungen beider Modelle, wobei das Neyman-Scott-Rechteckimpuls-Modell anscheinend häufiger genutzt wird. Für dieses Modell hat Cowpertwait (1991) weitere Eigenschaften theoretisch abgeleitet und es erfolgreich für Stundendaten in England angewendet, um die Auslegung städtischer Kanalnetze zu verbessern. Weiterentwicklungen des Modells versuchen, Zusammenhänge zwischen den bisher unabhängigen Teilprozessen im Modell herzustellen. Zur Verbesserung der Nachbildung der Trockendauern auf verschiedenen Zeitskalen schlagen Rodriguez-Iturbe u. a. (1988) vor, Zellenanfang, Zellendauer und Ereignisdauer zu koppeln. Évin u. Favre (2006) setzen ebenfalls dort an und stellen eine Zusammenhang zwischen Zellenintensität und Zellendauer mit Hilfe einer Copula her. Ein weiterer Schwerpunkt ist die Schätzung erwartungstreuer Modellparameter, die in Favre u. a. (2004) und den dort genannten Quellen gezeigt wird.

Modelle der Niederschlagsmenge

Die Modellierung der Niederschlagsmenge in einem Ereignismodell erfolgt meist mit einer theoretischen Verteilungsfunktion, deren Parameter mit Hilfe von Beobachtungen angepasst werden. Aus dieser Verteilungsfunktion werden zufällig Niederschlagsvolumina gezogen. Häufig verwendete Verteilungen sind die Exponentialverteilung, die zweiparametrige Gammaverteilung, die gemischte Exponentialverteilung, die log-Normalverteilung und eine potenz-transformierte abgeschnittene Normalverteilung. Anwendungen dieser Verteilungen listen Srikanthan u. McMahon (2001) sowie Wilks u. Wilby (1999) auf. Je nach Umfang der Beobachtungen können die Verteilungen jährlich, saisonal, monatlich oder sogar täglich angepasst werden, um einen Jahresgang in der generierten Niederschlagsreihe nachzubilden (Bárdossy, 1993). Zur Konditionierung kann auch eine externe Größe verwendet werden (vgl. Abschn. 2.2.5).

Weitere Modelle und Anwendungen

Haberlandt (1998) stellt mit Hilfe des Alternating-Renewal-Prozesses einen Niederschlagsgenerator mit Fünfminutenauflösung auf. Das Ereignisvolumen modelliert er über eine bedingte Verteilungsfunktion abhängig von der Ereignisdauer. Die zeitliche Verteilung des Volumens über das Ereignis erfolgt über ein Profilmodell, das über das Maximum und dessen Auftretenszeitpunkt definiert ist. Die insgesamt neum Eingangsparameter des Modells werden an 30 Niederschlagsmessern im Neckareinzugsgebiet (ca. 14 000 km²) bestimmt und interpoliert. Mit Hilfe eines künstlichen Kanalnetzmodells validiert er die Anwendung der generierten Reihen in der Siedlungswasserwirtschaft. Das erstellte System funktioniert im Untersuchungsgebiet gut. Der in NiedSim verwendete Ansatz von Bárdossy (1998) weicht vollständig von den vorgestellten Ansätzen ab. Er gehört zur Klasse der nicht-parametrischen (Wilks u. Wilby, 1999) bzw. der Resampling Modelle (Srikanthan u. McMahon, 2001). Dieser Modelltyp wird in Abschnitt 2.6.2 näher erläutert. Weitere Modelle dieses Typs sind bei den zwei letztgenannten Autoren zu finden.

Gewisse Parallelen zum NiedSim weist das von Arnaud u. a. (2007) vorgestellte System auf. Es basiert auf einer Niederschlagsgenerierungsmethode, die dem Neyman-Scott-Rechteckprozess sehr nahe kommt, für den Verlauf innerhalb eines Niederschlagsereignisses jedoch auch auf gespeicherte Musterverläufe zurückgreift (Cernesson u. a., 1996; Croley u. a., 1978). Die zeitliche Auflösung beträgt eine Stunde und der Entwicklungsschwerpunkt liegt auf der Nachbildung von Extremwerten. Das Modell wurde für sehr unterschiedliche klimatische Bedingungen in Frankreich, auch auf Reunion im Indischen Ozean, getestet und hat dabei seine landesweite Anwendbarkeit bewiesen. Ein flächendeckender Satz Eingangsdaten steht jedoch nicht zur Verfügung.

2.2.4. Multivariate Zeitreihengeneratoren für Niederschlag

Für viele Anwendungen reichen univariate Niederschlagsreihen nicht aus. Deshalb werden multivariate Zeitreihen für mehrere Stationen gleichzeitig, das heißt simultan, generiert. Einschränkend gilt, dass praktisch nur aus der Normalverteilung multivariate Zufallszahlen mit vorgebbarem Zusammenhang erzeugt werden können. Der einfachste Fall ist die Generierung für zwei Stationen mit räumlichem Zusammenhang. Favre u. a. (2002) stellen einen bivariaten Generator auf der Basis des Neyman-Scott-Prozesses vor. Zur Beschreibung des Zusammenhangs verwenden sie die Korrelation und wenden das Modell erfolgreich auf Stationen in der Schweiz an.
Wegen der vielen zu schätzenden Parameter wurde dieses Modell jedoch nicht erweitert.

Bárdossy (1993) greift Binark (1979) auf, der einen multivariaten Zeitreihengenerator erstellt, indem er mehrere Einzelgeneratoren an einen Referenzgenerator koppelt. Bei der Generierung werden regionale Ereignisse, lokale Ereignisse und Tagesniederschläge unterschieden. An der Referenzstation werden Dauer, Abstand und Volumen regionaler und lokaler Ereignisse in je einem Alternating-Renewal-Prozess mit zugehörigem Volumenmodell erzeugt. Die Einzelgeneratoren arbeiten dann durch eine Regression verknüpft in Abhängigkeit vom Referenzgenerator. Die lokalen Ereignisse müssen hierbei in ihrer Summe das regionale Ereignis liefern. Das Modell ist erfolgreich, besitzt jedoch den Mangel, dass der Zusammenhang jeweils nur zwischen Einzel- und Referenzstation und nicht zwischen den Einzelstationen besteht. Im Grunde ist das bestehende NiedSim-System (vgl. Abschn. 2.6) schon ein solcher Generator.

Bárdossy u. Plate (1992) stellen einen räumlichen Niederschlagsgenerator vor, der auf Tagesbasis arbeitet und den Niederschlag in Abhängigkeit von der Großwetterlage generiert. Die Zeitreihe der Großwetterlagen muss für die Generierung bekannt sein. Der multivariate diskret-kontinuierliche Niederschlag an mehreren Punkten wird bei diesem Generator in eine multivariate, potenz-transformierte, abgeschnittene Normalverteilung transformiert. Bei gleichbleibender Großwetterlage beschreibt ein multivariater autoregressiver Prozess die Entwicklung des transformierten Niederschlags an allen Punkten. Für diesen Prozess müssen Erwartungswert und Standardabweichung sowie die räumliche Korrelationsstruktur aus den Daten geschätzt werden. Ändert sich die Großwetterlage, so wird ein vom Vortag unabhängiges multivariates Feld erzeugt. Die Anwendbarkeit der Methode demonstrieren Bárdossy u. Plate (1992) im Ruhreinzugsgebiet (ca. 5 000 km²). Bárdossy (1993) zeigt weitere Verwendungsmöglichkeiten. Die Schätzung gerade des räumlichen Zusammenhangs erfordert großen Aufwand.

Wilks (1998) koppelt auf Markov-Ketten-Prozessen beruhende unabhängige Generatoren an verschiedenen Orten, indem er sie mit räumlich (aber nicht zeitlich) korrelierten Zufallszahlen betreibt. Die Niederschlagsvolumina modelliert er mit der gemischten Exponentialverteilung, deren Parameter er in Abhängigkeit von der Nähe zur nächsten Niederschlagszelle beschreibt. Anhand von 25 Niederschlagsstationen im Staat New York validiert er das Modell. Die Schätzung der Modellparameter ist schon aufgrund ihrer Vielzahl sehr aufwendig. Brissette u. a. (2007) schlagen deshalb eine Vereinfachung dieses Ansatzes vor, der die Anzahl der Parameter und den Aufwand zu ihrer Schätzung reduziert, indem das Niederschlagsauftreten und das Volumen räumlich und zeitlich korreliert modelliert werden. Thompson u. a. (2007) entwickeln den Wilks-Ansatz weiter, indem sie in den Markov-Ketten-Prozess mehrere Zustände aufnehmen. Sie entwickeln Maximum-Likelihood-Methoden für die Parameterschätzung (auch des Wilks-Modells), die eine effiziente Modellanpassung ermöglichen.

2.2.5. Wettergeneratoren

Wettergeneratoren generieren neben der Zeitreihe des Niederschlags zeitgleich weitere Kenngrößen des Wetters wie zum Beispiel die Temperatur oder die Sonneneinstrahlung. Auch dabei geht es um die Abbildung der statistischen Eigenschaften dieser Bestimmungsgrößen in Hinblick auf ihre Variabilität. Als dominierender Prozess wird meist der Niederschlag gesehen. Entsprechend werden die weiteren Bestimmungsgrößen von ihm abhängig modelliert. Die Niederschlagssimulation erfolgt entweder mit einem Zeitreihen- (z. B. Richardson, 1981) oder einem Alternating-Renewal-Modell (z. B. Wilks, 1999a). Vergleiche zwischen beiden Methoden für verschiedene Klimazonen haben Semenov u.a. (1998) und Wilks (1999a) durchgeführt. Die Ergebnisse geben keinem der Modelle einen eindeutigen Vorzug.

Srikanthan u. McMahon (2001) und Wilks u. Wilby (1999) geben einen Überblick über die Entwicklung der Wettergeneratoren. An den Grundansätzen hat sich seitdem nicht viel geändert (Brissette u. a., 2007), so dass hier nur das generelle Vorgehen erläutert wird. Fast alle heute verfügbaren Ansätze basieren auf dem Ansatz von Richardson (1981), der in Richardson u. Wright (1984) als WGEN bezeichnet wird. Er generiert den Niederschlag mit einer Markov-Kette 1. Ordnung. Die weiteren Variablen, hier Sonneneinstrahlung, minimale und maximale Tagestemperatur, werden mit der Standardnormalverteilung in einem multivariaten autoregressiven Prozess modelliert. Bei der Transformation der standardnormalverteilten Werte in die Variablenwerte wird der Mittelwert und die Standardabweichung in Abhängigkeit vom Niederschlag und der Jahreszeit bestimmt, wodurch die Variablen auf diesen konditioniert werden. Wilks (1999c) verallgemeinert dieses Modell zur Generierung an mehreren Orten, indem er wiederum den oben für die multivariate Niederschlagsgenerierung vorgestellten Ansatz der korrelierten Zufallszahlen verwendet. Eine bekannte Variation des WGEN-Ansatzes mit eine Alternating-Renewal-Modell im Niederschlagsgenerator ist der Lars-WG (Semenov u. Barrow, 2002).

Rajagopalan u. Lall (1999) stellt einen Wettergenerator vor, der durch auf den Vortag konditioniertes Resampling historischer simultaner Wetterdaten Zeitreihen generiert. Dieser Prozess ähnelt stark der Markov-Kette 1. Ordnung. Seine Schwäche ist, dass er nur Ereignisse simulieren kann, die schon einmal vorgekommen sind. Daher versagt er schon in Hinblick auf Extrema. Ein Vorteil ist, dass die räumliche Struktur erhalten bleibt. Sharif u. Burn (2007) verbessern diese Art der Generierung, indem Sie im Sinne eines autoregressiven Prozesses eine zufällige multivariate Abweichung beim Resampling hinzufügen, wodurch sich das Verhalten hinsichtlich der Extrema verbessert.

2.2.6. Downscaling

Das weltweite Klima wird in Klimamodellen, sogenannten globalen Zirkulationsmodellen (GCM), nachgebildet. Diese globalen Modelle bilden mit physikalischen Grundgleichungen das Verhalten der Atmosphäre und die wesentlichen Stoff- und Energieströme und deren Bilanzen nach. Sie werden anhand von Messdaten aus der Vergangenheit kalibriert, wobei man von Reanalyse spricht, weil das Modell versucht, die Vergangenheit möglichst genau 'nachzuberechnen'. Unter Annahme von Szenarien (z. B. Houghton u. a., 2001) kann man diese Modelle auch für die Zukunft vorausrechnen lassen und so mögliche Realisationen des zukünftigen Wettergeschehens erhalten. Typische horizontale Auflösungen dieser Modelle sind in Europa 250 km bis 300 km $(2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ})$ bei einem Rechenschritt von 6 h bis 24 h. Vertikal rechnet das Modell in verschiedenen Druckhöhen zwischen der Erdoberfläche (ca. 1 000 hPa) und der Atmosphärenobergrenze (ca. 0.25 hPa). Die Ausgaben dieser Modelle können nicht direkt für regionale Studien verwendet werden. Mit Downscaling-Techniken können die Ergebnisse jedoch von der großen Skala der GCM auf Skalen in Kilometergröße 'heruntergerechnet' werden. Dafür können regionale Klimamodelle (RCM) mit den Ergebnissen der GCMs angetrieben. Diese Technik wird als dynamisches Downscaling bezeichnet. Alternativ können lokal erhobene Klimadaten statistisch direkt mit den Ausgaben des GCMs gekoppelt werden, zum Beispiel in einer Regression. Dann spricht man von statistischem Downscaling (Bissolli u. Dittmann, 2003). Beide Techniken können auch kombiniert werden. Neben dem räumlichen Downscaling gibt es noch das zeitliche Downscaling, das hier als 'Disaggregation' bezeichnet wird.

Dynamisches Downscaling benutzt regionale Klimamodelle. Diese regionalen Modelle haben eine feinere räumliche und zeitliche Auflösung als GCMs und können daher kleinräumige Phänomene und Einflüsse besser abbilden. Anwendungen dieser Methoden zeigen Marx (2006); Kay u. a. (2006a,b). Die Anwendbarkeit dieser Modelle ist jedoch aufgrund der langen Rechenzeit räumlich und zeitlich beschränkt und daher für die vorgesehene Anwendung nicht geeignet. Außerdem weichen die Ergebnisse unterschiedlicher RCMs gerade beim Niederschlag, selbst bei Verwendung identischer GCMs, noch zu sehr von einander ab (Jacob u. a., 2007, 2001).

Beim statistisches Downscaling stellen statistische Modelle die Verbindung zwischen dem großräumigen Wetterverhalten und lokalen Klimavariablen her. Ein Überblick über verschiedene Techniken ist bei Lanza u. a. (2001) und Zehe u. a. (2006) zu finden, während Prudhomme u. a. (2002) Anwendungen aus der Hydrologie zeigen. Wilks (1999b) nutzt seinen oben angeführten Wettergenerator zum Downscaling, indem er Änderungen der Varianz und des Mittelwerts des Niederschlags aus dem Klimamodell ermittelt und bei der Generierung berücksichtigt, wodurch er mit dem GCM den Niederschlag steuert. Stehlik u. Bardossy (2002) benutzen eine modifizierte Version des oben vorgestellten Großwetterlagen-konditionierten Niederschlagsgenerators von Bárdossy u. Plate (1992), den sie mit in Hinblick auf den Niederschlag konditionierten Großwetterlagen steuern. Yang (2007) verbessert diese Technik weiter, indem sie die Großwetterlagenklassifikation erweitert und die Anwendbarkeit für Deutschland und Usbekistan nachweist.

Beersma u. Buishand (2003) führen einen Resampling Ansatz ein, bei dem Sie räumliche Niederschlags- und Temperaturwerte in Rheineinzugsgebiet in Abhängigkeit von der Großwetterlage, ausgedrückt durch drei gemessene atmosphärische Zirkulationsindices, erzeugen. Mit einem zweiten Resampling Modell generieren sie eine Reihe der Großwetterlagen. Das Resampling von Niederschlag und Temperatur erfolgt so, dass die erzeugte Großwetterlage mit allen beobachteten Großwetterlagen verglichen und aus den ähnlichen Großwetterlagen zufällig ein Tag ausgewählt wird, dessen Niederschlag und Temperaturwerte verwendet werden. Hierbei hat sich herausgestellt, dass auch die Großwetterlage des Vortags berücksichtigt werden sollte. Diese Methode der analogen Situationen wird auch in der Wettervorhersage eingesetzt. Dort liegt die Schwäche ebenfalls in der Nachbildung von Extrema.

NiedSim enthält insofern eine Downscaling-Komponente, indem die auf den Niederschlag konditionierten Großwetterlagen (Yang, 2007) zur Nachbildung der Persistenz bei der Generierung von Stundenwerten verwendet werden (vgl. Abschn. 2.6.2).

2.2.7. Disaggregation

Disaggregation meint in dieser Arbeit, wenn nicht ausdrücklich anders ausgeführt, immer die zeitliche Disaggregation, also die Umrechnung von Aufzeichnungen grober Zeitskala auf feinere Zeitskalen, beispielsweise von Stunden- in Fünfminutenwerte. Daneben gibt es die räumliche Disaggregation, bei der Flächensummen auf feinere Raumeinheiten verteilt werden, hier aber nicht angesprochen wird. Die Aufgabenstellung bei der zeitlichen Disaggregation kann ähnlich aufgefasst werden, wie die Modellierung der Feinstruktur in einem univariaten Zeitreihenmodell (vgl. Abschn. 2.2.3). Daher sind im Allgemeinen sämtliche oben vorgestellten Lösungsansätze anwendbar. Hier sind nur solche Disaggregationsmethoden relevant, die aus Tageswerten Stunden- oder Minutenwerte disaggregieren können.

Spezielle Untersuchungen zur Disaggregation von Niederschlag führten Woolhiser u. Osborn (1985) zum erstenmal systematisch durch. Ereignisbasiert disaggregieren sie die Niederschlagshöhe auf zehn Bruchteile der Ereignisdauer. Ereignisdauer und Ereignishöhe werden normalisiert und die Inkremente von Zeitschritt zu Zeitschritt in einem Markov-Prozess unter Hinzunahme bedingter Verteilungen modelliert.

Koutsoyiannis u. Xanthopoulos (1990) wenden direkt einen Markov-Prozess an, wobei sie die Niederschlagshöhe mit der Gammaverteilung schätzen. Koutsoyiannis u. Onof (2001) zählen weitere Ansätze ähnlicher Art auf. Ein gänzlich andere Verwendung eines autoregressiven Prozesses zeigen Koutsoviannis u. Manetas (1996). Sie generieren mit einem AR(1)-Prozess viele Zeitreihen disaggregierter Werte, aggregieren diese auf die Zeitstufe der Originalreihe und vergleichen die Eigenschaften der aggregierten Reihe mit denen der Originalreihe. Die Reihe mit der geringsten Abweichung wird weiter verwendet. Anschließend werden die im AR(1)-Prozess bestimmten Werte so transformiert, dass auch auf der Disaggregationszeitstufe ihre statistischen Eigenschaften mit beobachteten Eigenschaften übereinstimmen. Das Modell eignet sich auch für die multivariate Disaggregation. Die gleiche Methode verbinden Koutsoyiannis u. Onof (2001) mit einem Bartlett-Lewis-Rechteckimpuls-Modell für Tageswerte und generieren erfolgreich Stundenwerte anhand von Daten aus England und den USA. Koutsoyiannis u.a. (2003) verallgemeinern diesen Ansatz und erweitern ihn durch einfache Niederschlagsmodelle zu einen Generierungsund Disaggregationsschema, mit dem multivariate Niederschläge erzeugt und disaggregiert werden können. Dies kann voll synthetisch oder auf der Basis von groben Niederschlagsmessungen erfolgen. Auch die Berücksichtigung einer 'Referenzstation' in höherer Auflösung ist möglich.

Weitere Ansätze verwenden zur Disaggregation eine Zufalls-Kaskade. Damit lassen sich auch Niederschlagszeitreihen generieren. Zufalls-Kaskaden bewahren die Skalierungseigenschaften der zu generierenden Größe, was bei Niederschlagsreihen anzustreben ist. Anwendungen sind bei Guentner u. a. (2001) vorgestellt.

In NiedSim wird zur Disaggregation analog zur Generierung der nicht-parametrische Ansatz von Bárdossy (1998) angewendet. Alle wesentlichen Eigenschaften des Niederschlags bleiben in dem verwendeten Dissaggregationsschema erhalten (vgl. Abschn. 2.6.2).

2.3. Das Niederschlagsverhalten in Baden-Württemberg

Das Verhalten des Niederschlags in Baden-Württemberg ist bestimmt durch die geographische Lage in Kontinentaleuropa und die Geländeform. Auf einer Fläche von 35 752 km² hebt sich das Land von 84 mNN im Nordwesten am Rhein auf 1 493 mNN am Feldberg im Südwesten bei einer mittleren Höhe von 502 mNN. Entlang des Oberrheins im Westen zieht sich in nordsüdlicher Richtung der Schwarzwald, der von tiefen nach Osten und Westen eingeschnittenen Flusstälern geprägt ist. Im Nordwesten geht er in den Kraichgau und die Rheinebene über. Das östliche Baden-Württemberg ist von der sich südlich von Stuttgart in Südost-Nordwest-Richtung erstreckenden Schwäbischen Alb dominiert. Den Nordosten Baden-Württembergs prägen die schwäbisch-fränkischen Waldberge (siehe Abb. 2.1).

Klimatisch ist Baden-Württemberg dem warm-gemäßigten Regenklima der mittleren Breiten zuzuordnen. Feuchte Luftmassen werden das ganze Jahr über mit Tiefdruckgebieten aus nordwestlicher bis südwestlicher Richtung vom Atlantik zugeführt. Im Nordenwesten sind dem Land der Pfälzer Wald und im Südenwesten die Vogesen vorgelagert. Aus der Lage der Gebirge im Land zur Hauptwindrichtung ergibt sich ein starker Einfluss auf das Niederschlagsverhalten, da die erzwungene Hebung der feuchten Luftmassen vor den Bergen im Luv zu vermehrten Niederschlägen führt. Durch das Absinken der Luft hinter den Bergen im Lee lösen sich die Wolken auf, was dazu führt, dass hier geringere Niederschläge fallen (LUBW, 2006). Ein weiterer Einfluss des Reliefs ergibt sich aus der unterschiedlichen Erwärmung verschieden geneigter Hänge im Sommer, was zum vermehrten Auftreten von Konvektion über Bergland führt. Regional kann dies zu einer Zunahme des Niederschlags mit der Höhe führen (UVMBW, 2007).

Die beschriebenen Effekte lassen sich in der Karte der mittleren jährlichen Niederschlagshöhe in Baden-Württemberg (siehe Abb. 2.2) gut erkennen. Dargestellt ist der langjährige Mittelwert der Jahre 1961 bis 1990 in äquidistanten Isolinien mit 100 mm Niederschlagshöhendifferenz. Der mittlere Jahresniederschlag in Baden-Württemberg beträgt 962 mm/a. Die Regionen mit den geringsten Jahressummen des Niederschlags < 700 mm/a liegen im Lee der beiden vorgelagerten Mittelgebirge Vogesen und Pfälzer Wald. Aufgrund der Staueffekte an den quer zur Hauptströmungsrichtung liegenden Höhenzügen Schwarzwald im Südwesten und den Ausläufern des Odenwalds im Nordwesten schließen sich Gebiete mit hohen mittleren Niederschlagssummen an. Im Schwarzwald werden die höchsten Jahresniederschläge des Landes $(> 2\ 000\ \mathrm{mm/a})$ gemessen. Zwischen Schwarzwald und Odenwald liegt in einer Senke der Kraichgau, wo Jahresniederschlagshöhen unter 1 000 mm registriert werden. Feuchte Luftmassen ziehen über den Kraichgau hinweg und führen im nördlichen Teil der Schwäbischen Alb und in den Schwäbisch-Fränkischen Waldbergen zu höheren mittleren Jahresniederschlägen, während im Lee von Schwarzwald und Odenwald Regionen mit niedrigeren Jahressummen zu finden sind. Auch an der südlichen Schwäbischen Alb ist der Luv-Lee-Effekt zu beobachten, wo der mittlere Niederschlag wieder ansteigt. Dieser Effekt ist jedoch in der nördlichen Schwäbischen-Alp und in den Schwäbisch-Fränkischen Waldbergen ausgeprägter: Dort sind bei Geländehöhen von 600-800 mNN Niederschläge bis zu 1 300 mm/a zu beobachten, während die südliche Schwäbische Alb bei Höhen von 1 000 mNN bei Werten um 1 000 mm/a bleibt. Zur Donau hin senkt sich die Schwäbische Alb nach Südosten ab, so dass der Jah-



Abbildung 2.1.: Topographische Karte von Baden-Württemberg mit ausgewählten Landschaftsbezeichnungen.



Abbildung 2.2.: Mittlerer jährlicher Niederschlag in Baden-Württemberg in den Jahren 1961-1990 (UVMBW, 2007).

resniederschlag in der Donauniederung aufgrund des einhergehenden Lee-Effekts auf 600-900 mm absinkt. Südöstlich schließt sich Oberschwaben an, das schon im Alpenvorland liegt. Hier macht sich die Stauwirkung des Alpenhauptkamms deutlich bemerkbar, wodurch der Jahresniederschlag Richtung Südosten um etwa 1000 mm/a auf bis zu 1 900 mm/a ansteigt.

Um den Einfluss der Topographie auf das vermehrte Auftreten von Konvektion zu zeigen, sind in Abbildung 2.3 die Bemessungsniederschläge der Stundenwerte der Jährlichkeit 100 a nach Kostra (Bartels u. a., 2005b) dargestellt. Bei diesen Daten ist der Einfluss des Beobachtungszeitraums und der Zeitreihenlänge auf das Verhalten der Extremwerte eliminiert, was den räumlichen Vergleich ermöglicht. Auf der Stunden-Skala sind extreme Niederschlagswerte überwiegend auf Konvektion zurückzuführen. Wie bei der Jahressumme des Niederschlags sind auch bei den Stundenwerten die Einflüsse der Topographie deutlich zu erkennen. Die höchsten Extremwerte > 62 mm/hwerden im Schwarzwald und auf der Schwäbischen Alb registriert. Im Gegensatz zur Jahressumme treten hier die größten Werte jedoch vermehrt an den Hängen beider Höhenzüge und nicht an den höchsten Punkten auf. In Oberschwaben und den Ausläufern des Odenwalds verhält es sich genauso. Die kleinsten Extrema ergeben sich mit Werten < 40 mm/h in der Donauniederung und im Osten der Schwäbisch-Fränkischen Waldberge. In beiden Gegenden ist das Gelände nur schwach geneigt und wenig hügelig, zudem ist es dort im Jahresmittel relativ trocken. Hierdurch entstehen seltener Konvektionssituationen und es ergeben sich niedrigere Extrema. Im Kraichgau liegen die Extremniederschläge beim landesweiten Durchschnitt von 52 mm/h.

2.4. Niederschlagsdaten

Wegen der gezeigten Variabilität des Niederschlags gibt es in und um Baden-Württemberg ein relativ dichtes Netz an Niederschlagsmessstationen. Der Deutsche Wetterdienst (DWD) betreibt in Südwestdeutschland $n_{24h} = 571$ Niederschlagsmesser nach Hellmann, mit denen der Niederschlag in Tagesauflösung gemessen wird (siehe Abb. 2.4 *links*). Hieraus ergibt sich bei Annahme gleichmäßiger räumlicher Verteilung der Stationen eine Station auf ungefähr 70 km². Für die Untersuchungen liegen die Aufzeichnungen dieser Stationsdaten der Jahre 1958 bis 2003 vor. Die mittlere Länge der Zeitreihen beträgt 28.94 Jahre. Da Messnetzbetreuung und Datenaufbereitung beim DWD liegen, wurden diese Daten so verwendet wie digital erhalten und nicht weiter kontrolliert.

Ergänzt wird dieses Messnetz durch Niederschlagsstationen, die in höherer zeitlicher Auflösung den Niederschlag messen. An insgesamt $n_{1h} = 295$ Stationen wird der Niederschlag in einer Auflösung ≤ 1 h aufgezeichnet. Abbildung 2.4 rechts zeigt die Verteilung dieser Stationen. Die an den einzelnen Stationen verfügbare Zeitreihenlänge variiert im Zeitraum von 1951 bis 2004 zwischen einem und 37 Jahren. Die mittlere Zeitreihenlänge aller Stationen beträgt 7.89 Jahre. Bis auf acht Stationen in der Schweiz, für die MeteoSwiss geprüfte Zeitreihen zur Verfügung stellte, wurden die gemessenen Zeitreihen aller Stationen von der Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg (LUBW) geprüft geliefert. Ein Teil der Niederschlagsdaten stammt aus dem Messnetz des DWD, der mit dem Land kooperiert.



Abbildung 2.3.: Bemessungsniederschläge der Dauerstufe 60 min und Jährlichkeit 100 a aus dem Kostra-Atlas (Bartels u. a., 2005b). Die Darstellung basiert auf der Interpolation der Kostra-Werte, die in einem 7.45 km × 7.45 km Raster vorliegen, auf ein 1 km × 1 km Raster mit Hilfe von External Drift Kriging (vgl. Kap. 3).

2	schlagsaulzeichnungen.			
zeitliche	Anzahl verfügbarer	Anfangsjahr	Endjahr	mittlere
Auflösung	Stationen			Zeitreihenlänge [a]
$5 \min$	231	1951	2004	7.89
$10 \min$	8	1982	2003	21.30
$30 \min$	56	1989	2004	12.14
$\leq 1 \; h$	$\Sigma = 295$			9.06

Tabelle 2.1.: Übersicht über die in einer zeitlichen Auflösung ≤ 1 h verfügbaren Niederschlagsaufzeichnungen.

Hervorzuheben aus diesem Datensatz sind $n_{DWD} = 101$ Stationen des DWD, für die im Zeitraum 1997 bis 2004 ein sehr hochwertiger Datensatz vorliegt (siehe Abb. 2.4 *rechts*). Tabelle 2.1 gibt eine Übersicht über die in den verschiedenen zeitlichen Auflösungen verfügbaren Daten.





Klasse	Klassengrenzen $[dBZ]^a$							
k	W	e^{b}	Sommer^{b}					
0	0.0	-	1.0	0.0	-	7.0		
1	1.0	-	19.0	7.0	-	19.0		
2	19.0	-	28.0	19.0	-	28.0		
3	28.0	-	37.0	28.0	-	37.0		
4	37.0	-	46.0	37.0	-	46.0		
5	46.0	-	55.0	46.0	-	55.0		
6	55.0	-	60.0	55.0	-	60.0		

 Tabelle 2.2.:
 Saisonale Reflektivitätsbereiche zu den sieben Reflektivitätsklassen im Radarbild.

 $^a:$ Dezi
Bel der Reflektivität Z, die in $\rm mm^6/m^3$ gemessen wird.

^b: Winter: 01.11.-31.03.; Sommer: 01.04.-31.10.

2.5. Radardaten

Der Deutsche Wetterdienst (DWD) betreibt ein deutschlandweites Netz von Radarstationen. Insgesamt 16 C-Band-Dopplerradargeräte decken nahezu das gesamte Bundesgebiet ab (DWD, 2003). Aus den Daten dieser Radargeräte erstellt der DWD verschiedene Radarbilder in unterschiedlichster räumlicher und zeitlicher Auflösung. Für diese Untersuchungen sind Aufzeichnungen in hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung über einen möglichst langen Zeitraum besonders wichtig, da die Ergebnisse der Auswertungen in die Simulation langer Zeitreihen einfließen und somit repräsentativ sein müssen.

Diese Anforderung erfüllt am besten das PC (=Precipitation Composite) Produkt des DWD (DWD, 2003). Hierbei handelt es sich um ein Komposit-Bild der bodennahen Radarreflektivitätsverteilung, das aus den verfügbaren Einzelbildern aller 16 Radarstationen beim DWD in polar-stereographischer Projektion zusammengefügt wird. Es enthält auf einem 4 km × 4 km Raster Reflektivitäten in $n_k = 7$ Klassen (siehe Tab. 2.2) und wird im 15 min Abstand aufgezeichnet. Dies geschieht im 'Precipitation Scan' im tiefsten Elevationswinkel, den der Radarstrahl erreicht. Angepasst an die jeweilige Orographie variiert dieser zwischen 0.5° und 1.8° über dem Horizont. Von diesem Bild hat der DWD Aufzeichnungen für den Zeitraum vom 01.07.1997 bis 31.12.2004 digital zur Verfügung gestellt. Die Ausfallrate beträgt in diesem Zeitraum lediglich 1.55 %. Abbildung 2.5 zeigt die Übersicht der Radarstationen in Baden-Württemberg und das Raster des PC Bildes. Diese Abbildung verwendet die Transversal-Mercator Projektion mit Gauss-Krüger-Koordinaten, in der das Raster nicht quadratisch ist.

2.5.1. Bildung des Komposit-Bildes

Insgesamt vier Radarstationen überstreichen mit ihrem Radarstrahl die gesamte Landesfläche (siehe Abb. 2.5). Hierbei überlappen sich die Radarkreise zum Teil sehr weit. Über dem Kraichgau gibt es ein kleines Gebiet, das von drei Radarstationen aus ab-



Abbildung 2.5.: Die Radarstationen in und um Baden-Württemberg mit dem Raster des PC Bildes der Reflektivität.

2. Grundlagen und Daten

getastet wird. Beim Zusammenfügen der Daten der verschiedenen Radarstationen zum Composite sind solche Gebiete von besonderem Interesse. In Abhängigkeit vom Abstand zur Station unterscheidet sich dort die Güte der Messung der verschiedenen Stationen (Collier, 1996). Des Weiteren messen alle Radarstationen in unterschiedlicher Höhe, die von der Aufstellhöhe des Radars und der Entfernung zur Station abhängt. Beim Erstellen des PC Produkts verwendet der DWD das jeweils stärkste von allen überlappenden Reflektivitätssignalen als Reflektitivität. Die Information der anderen Stationen an diesen Punkten wird im PC Produkt nicht gespeichert. Ebensowenig wird aufgezeichnet von welcher Station die Daten an jedem Rasterpunkt stammen. Diese Art der Kompositbildung ist sehr pragmatisch, jedoch nicht unproblematisch, da durch die punktweise Auswahl des stärksten Signals ein inhomogenes Radarbild entsteht, in dem unmittelbar benachbarte Rasterpunkte wechselnd von bis zu drei verschiedenen Stationen aus gemessen sein können. Dies beschränkt die Auswertungsmöglichkeiten der Daten und ist zu berücksichtigen.

2.5.2. Anpassen einer ZR-Beziehung

Reflektivitätsdaten können nicht direkt zeitlich aggregiert werden und müssen daher in Niederschlagsintensitäten umgerechnet werden. Die Größe der Reflektivität Z_R hängt von der Anzahl und dem Durchmesser der Regentropfen, der Tropfengrößenverteilung, im Kontrollvolumen ab. Marshall u. Palmer (1948) haben in Experimenten schon sehr früh die Reflektivität Z_R in die Niederschlagsintensität R_R umgerechnet:

$$\frac{R_R}{c} = \left(\frac{Z_R^*}{a^*}\right)^{\frac{1}{b}} = \left(\frac{10^{\frac{Z_R \text{als} dBZ]}{10}}}{a}\right)^{\frac{1}{b}},$$
(2.3)

wobei der Dimensionsfaktor c die Einheit von R_R [1 mm/15min], der Koeffizient a^* die Einheit von Z_R^* [mm⁶/m³] hat und der Koeffizient b dimensionslos ist. Die Einheiten von c und R_R richten sich allerdings nach der Abtastfrequenz des Radars, das eine Momentaufnahme liefert, die bei der Umrechnung in eine Niederschlagsintensität als für einen Zeitraum repräsentativ angenommen wird. Die Reflektivität wird meist - auch für die verfügbaren Radardaten - als dBZ angegeben, weshalb Gleichung (2.3) auch die Umrechnung für Reflektivitäten in dieser Einheit zeigt. Bei dieser Formulierung ist der Koeffizient a dimensionslos.

Die Koeffizienten a und b hängen vom Niederschlagstyp und den lokalen Gegebenheiten ab und müssen individuell bestimmt werden (Collier, 1996). Messaufzeichnungen der Tropfengrößenverteilung, wie sie mit einem Disdrometer durchgeführt werden können, sind sehr selten. Sind sie vorhanden, so handelt es sich fast ausschließlich um Bodenmessungen, während das Radar die Reflektivität in großer Höhe misst. Meist sind allerdings Messungen der Niederschlagsintensität R_G verfügbar, die auf Geländehöhe im Gegensatz zu Disdrometermessungen an sehr vielen Orten durchgeführt werden (vgl. Abschn. 2.4). Setzt man die ungemessene Radarniederschlagsintensität R_R der Bodenmessung der Niederschlagsintensität R_G gleich, so stehen der Reflektivität Z_R mehr oder weniger zugehörige Niederschlagsintensitäten R_G gegenüber. 'Mehr oder weniger' da zu berücksichtigen ist, dass der im Radar gemessene Niederschlag nicht senkrecht fallen muss und dass die Fallzeit zum Boden unter Anderem von der Höhe der Radarmessebene abhängt, woraus sich räumliche und zeitliche Verschiebungen der Z_R und R_G ergeben. Die Anpassung der Koeffizienten a und b aus Gleichung (2.3) mit Hilfe der Messungen von Z_R und R_G ist Gegenstand zahlreicher Untersuchungen, in denen auch das Problem der zeitlichen und räumlichen Verschiebung behandelt wird (z. B. Zawadzki, 1975).

Da Radar schon seit Ende der 40er Jahre zur Messung von Niederschlag eingesetzt wird, konnten Wilson u. Brandes bereits 1979 acht verschiedene Untersuchungen zur Bestimmung der ' $Z_R R_R$ -', kurz 'ZR-Beziehung' vergleichen. Seitdem sind die Radarnetze dichter geworden. Da ihr Betrieb deutlich günstiger ist als der Betrieb vieler hochauflösend messender Niederschlagsschreiber, ist die Forschung auf diesem Gebiet weiter intensiviert worden, um langfristig die traditionelle Messung durch Radarmessungen zu ersetzen. Heute geht die Tendenz zur Echtzeitkalibrierung von Radar- und Niederschlagsdaten, um anhand der im Radar erkennbaren Niederschlagsfelder und ihrer Zugrichtung kurzfristige Vorhersagen durchführen zu können. Gjertsen u. a. fassen den Stand der Entwicklungen in Europa bis 2003 zusammen. In den USA wurde von 1988 bis 1997 ein Netzwerk von 158 hochauflösend messenden Dopplerradar-Stationen aufgebaut (NOAA, 2007). Aufgrund der offenen Datenpolitik amerikanischer Stellen verwenden viele Studien diese Daten.

Anpassung für klassierte Daten

Ausgehend von der Datenlage kommt in dieser Untersuchung für die Bestimmung der Koeffizienten a und b in Gleichung (2.3) nur ein Verfahren in Frage, das in der Lage ist, klassifizierte Daten zu verarbeiten. Eine direkt Regression der an einem Ort i gemessenen Z_{Ri} und R_{Gi} , wie sie in vielen Fällen angewendet wird, ist hier nicht möglich. Calheiros u. Zawadzki (1987) haben eine Methode zur Anpassung vorgeschlagen, die darauf basiert, die Wahrscheinlichkeitsdichten $f_{Zi}(z_{Ri})$ und $f_{Gi}(r_{Gi})$ von Z_{Ri} und R_{Gi} miteinander zu vergleichen. Messen Radar und Niederschlagsmesser an einem Ort i denselben Niederschlag, so muss die Überschreitenswahrscheinlichkeit eines jeden Wertes z_{Ri} der Überschreitenswahrscheinlichkeit des zugehörigen Wertes r_{Gi} entsprechen:

$$\int_{z_{Ri}}^{\infty} f_{Zi}(z)dz = \int_{r_{Gi}}^{\infty} f_{Gi}(r)dr.$$
(2.4)

Mit Hilfe dieses Zusammenhangs lassen sich aus zusammengehörige Wertepaaren z_{Ri} und r_{Gi} die Koeffizienten der ZR-Beziehung (vgl. Gl. 2.3) bestimmen. Das Verfahren lässt sich auch auf klassierte Daten anwenden. Da die einzige Annahme im Verfahren die jeweilige Gleichheit der Verteilungen nach Gleichung (2.4) ist, ist es für diese Methode nicht notwendig, dass die Daten synchron vorliegen. Sie müssen nicht einmal an dem selben Ort gemessen worden sein, solange man annehmen kann, dass die Verteilungen so stark übereinstimmen, dass man sie gleichsetzen kann (Calheiros u. Zawadzki, 1987). Atlas u. a. (1990) haben die Methode um die Berücksichtigung klimatologischer Randbedingungen erweitert. Rosenfeld u. a. (1993, 1994) haben die Bedingungen der Gleichsetzung der Verteilungen untersucht und geben Anhaltspunkte, welche Niederschlags- und Radaraufzeichnungen in räumlicher Hinsicht verglichen werden sollten. Hierbei variieren sie auch die zeitliche Zuordnung, weil Veränderungen der zeitlichen und räumlichen Auflösung durch Mittelung und Aggregation zu einer Glättung der Verteilungen führen (Zawadzki, 1975). Des Weiteren empfehlen sie, in Gleichung (2.4) die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten $f_{Zi}(z_{Ri}|Z_{Ri} > 0)$ und $f_{Gi}(r_{Gi}|R_{Gi} > 0)$ zu verwenden, um den Einfluss der unterschiedlich häufigen Registrierung des Messwerts 0 dBZ bzw. 0 mm in Radar- und Niederschlagsaufzeichnung zu reduzieren. Das Verfahren und seine Modifikationen haben in verschiedenen Studien ihre erfolgreiche Anwendbarkeit bewiesen (Atlas u. a., 1997; Piman u. a., 2007).

Anpassung an die vorliegenden Daten

Für die Anpassung werden die Radardaten und die in Abschnitt 2.4 und Abbildung 2.4 hervorgehobenen Niederschlagsstationen des DWD verwendet. Ziel ist aus Gründen der einfachen Anwendbarkeit und Handhabung die Bestimmung einer einheitlichen Beziehung für ganz Baden-Württemberg. Die Anpassung erfolgt an jeder der $n_{DWD} = 101$ Stationen, da nur hier Aufzeichnungen von R_G vorliegen. Die Reflektivität Z_R wird aus dem Raster der Radaraufzeichnungen ausgelesen. Nach Zawadzki (1975) sind zeitliche und räumliche Auflösung der Z_R - und R_G -Daten aufeinander abzustimmen. Mit Annahme einer Windgeschwindigkeit von $v_w = 1$ km/min ergibt sich bei Verwendung der zeitlichen Auflösung der Radardaten von 15 min nach Zawadzki, dass die Radardaten in diesem Fall über neun Rasterpunkte zu mitteln sind. Um dies zu berücksichtigen, werden für diese Untersuchungen zwei Varianten der Berücksichtigung benachbarter Rasterpunkte getestet:

- 1. Der Mittelwert der Verteilungen von n = 1 bis 10 der Niederschlagsstation im Radarraster nächstgelegenen Nachbarn (siehe Abb. 2.5).
- 2. Der aus den n = 1 bis 10 der Niederschlagsstation im Radarraster nächstgelegenen Nachbarn 'am besten' passenden Nachbar, wobei die Summe der Abweichungen zwischen der zu bestimmenden Verteilung (vgl. Gl. (2.5)) und der vorgegebenen Verteilung der Radarwerte relativ zur Verteilung der Radarwerte misst, wie gut ein Nachbar passt.

Daraus ergeben sich an jeder Station *i* jeweils 20 zu vergleichende Paarsätze (Z_{Ri}, R_{Gi}), wobei die Auswertung mit nur einem Nachbarn in beiden Varianten identisch ist. Für die Anpassung sind zunächst aus den Daten die Wertepaare (Z_{Ri}, R_{Gi}) nach Gleichung (2.4) zu bestimmen. Dazu wird an jeder Niederschlagsmessstation *i* zuerst die empirische Niederschlagsverteilung $F_{Gi}(r_{Gi}|R_{Gi} > 0)$ der nassen Reihe ($R_{Gi} > 0$) bestimmt. Ebenso wird die empirische Verteilungsdichte $f_{Ri}(k|K > 0)$ der Radarklassen $k = 1, \ldots, 6$, ohne 0, des ausgewählten Radarrasterpunktes *i* ermittelt. Über den Vergleich dieser beiden Verteilungen wird aus $F_{Gi}(r_{Gi}|R_{Gi} > 0)$ die Niederschlagsintensität $g_i(k)$ der Untergrenze jeder Klasse *k* der Radardaten berechnet. Aufgrund der diskreten Registrierung des Niederschlags und der klassierten Radaraufzeichnungen ist Gleichung (2.4) in der Form

$$\left[\sum_{l=k}^{6} \left(f_{Ri}(l|K>0)\right) - \left[1 - F_{Gi}\left(g_{i}(l)|R_{Gi}>0\right)\right]\right] \to min, \quad k = 6, \dots, 1$$
 (2.5)

an jeder Station i zu minimieren. Es ergeben sich durch die in Tabelle 2.2 vorgegebenen Untergrenzen der Klassen k der Reflektivität Z_{Ri} und den bestimmten Klassenuntergrenzen $g_i(k)$ an jeder Station sechs Wertepaare für (Z_{Ri}, R_{Gi}) (vgl. Gl. (2.4)). Diese Wertepaare werden nun in Gleichung (2.3) zur Bestimmung der Koeffizienten a und b eingesetzt. Da eine für das gesamte Untersuchungsgebiet einheitliche Beziehung gesucht wird, wird

$$\sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=1}^{6} \frac{f_{Ri}(j-1|K>0) + f_{Ri}(j|K>0)}{2} \cdot \left| g_i(j) - \left(\frac{Z_{Ri}(j)}{a}\right)^{\frac{1}{b}} \right| \to min \quad (2.6)$$

minimieren. Der Betrag der Abweichungen zwischen den in Gleichung (2.5) bestimmten Niederschlagsintensitäten an den Klassengrenzen $g_i(j)$ und den zugehörigen Reflektivitäten $Z_{Ri}(j)$ wird gewichtet mit dem Mittelwert der Wahrscheinlichkeitsdichten $f_{Ri}(j-1|k>0)$ und $f_{Ri}(j|k>0)$ der zwei durch die Grenze getrennten Klassen j und j-1 minimiert. Für $f_{Ri}(0|k>0)$ wird hierbei $f_{Ri}(1|k>0)$ gesetzt. Auf diese Weise erhält die Verteilung Vorrang vor der Größenordnung der Werte, wie dies bei der Bestimmung der Koeffizienten durch eine Regression der Fall gewesen wäre, bei der das Quadrat der Abweichungen minimiert wird (Schönwiese, 2000). Zum Vergleich werden die Koeffizienten a und b auch anhand der Minimierung der gewichteten kleinsten Fehlerquadrate (vgl. Gl. 2.7) sowie durch Minimierung der absoluten Abweichungen ohne Gewichtung (vgl. Gl. 2.8) bestimmt, wozu die Faktoren in Gleichung (2.6) anzupassen sind:

$$\sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=1}^{6} \frac{f_{Ri}(j-1|K>0) + f_{Ri}(j|K>0)}{2} \cdot \left[g_i(j) - \left(\frac{Z_{Ri}(j)}{a}\right)^{\frac{1}{b}} \right]^2 \to min, \quad (2.7)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=1}^{6} \left| g_i(j) - \left(\frac{Z_{Ri}(j)}{a}\right)^{\frac{1}{b}} \right| \to min. \quad (2.8)$$

Den sich bei der Minimierung der Gleichungen (2.6)-(2.8) ergebenden minimalen Wert der doppelten Summation wird als Residuum, Res., bezeichnet. Er kann als Gütemaß der Anpassung verwendet werden.

Berechnungsergebnisse

Aus Tabelle 2.2 ist zu erkennen, dass sich die Reflektivitäten in Sommer und Winter in der Klasse 1 unterscheiden, indem die Eingangsschwelle für die Registrierung von 7 dBZ im Sommer auf 1 dBZ im Winter abgesenkt wird. Dies wird in den folgenden Auswertungen berücksichtigt, indem die Anpassungen sowohl saisonal als auch jährlich durchgeführt wird, so dass für jede Kombination drei a- und drei b- Werte geschätzt werden. Berücksichtigt man noch die drei verschiedenen Abweichungsnormen nach Gleichung (2.6)-(2.8), so ergeben sich im Folgenden insgesamt 180 Sätze für a und b, die verglichen werden müssen.

Da eine einheitliche Umrechnung angestrebt wird, werden die Ergebnisse der saisonalen Auswertungen nur zur Bewertung der ganzjährigen Auswertung herangezogen und allein diese weiter verfolgt. Tabelle 2.3 zeigt exemplarisch Ergebnisse für die saisonale und ganzjährige Anpassung über den Mittelwert von n = 1 bis 10 benachbarten Radarrasterpunkten. Verwendet wurde die Minimierung der gewichteten absoluten Abweichungen nach Gleichung (2.6). Die für die zwei weiteren Abweichungsnormen berechneten Koeffizienten finden sich in den Tabellen A.1 und A.2 in

2. Grundlagen und Daten

	ganzjäh	rige Anj	passung	Winte	er Anpa	ssung	Sommer Anpassung		
n	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.
1	125.20	2.001	77.4	91.48	2.021	35.5	179.54	1.827	31.6
2	124.26	2.005	79.3	93.99	2.034	35.1	174.79	1.852	34.4
3	124.39	2.010	76.9	93.24	2.030	35.0	180.33	1.837	32.0
4	125.04	2.007	76.5	96.00	2.044	34.5	180.18	1.836	32.0
5	125.59	2.002	76.7	94.08	2.035	35.3	180.37	1.838	31.5
6	127.36	2.006	76.2	93.72	2.033	35.1	181.04	1.846	31.0
$\overline{7}$	124.58	2.011	76.4	93.99	2.034	34.9	181.04	1.846	31.4
8	124.60	2.018	76.0	92.65	2.027	34.9	180.64	1.841	31.2
9	124.65	2.011	75.9	95.07	2.039	34.8	181.08	1.846	31.1
10	124.49	2.014	76.4	93.85	2.033	34.9	181.03	1.847	31.6
c_x	0.007	0.003	0.013	0.013	0.003	0.008	0.011	0.004	0.030

Tabelle 2.3.: Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n benachbarte
Radarrasterpunkte, Anpassung mit Hilfe der Minimierung der gewichteten
absoluten Abweichungen; Variationskoeffizient c_x .

Anhang A. Zur Bewertung der Unterschiede ist spaltenweise der Variationskoeffizient c_x berechnet, der sich aus dem Quotienten von Standardabweichung und Mittelwert jeder Spalte ergibt. Die Ergebnisse zeigen deutlich, dass sich die geschätzten *a*- und *b*- Werte mit der Anzahl *n* der Radarrasterpunkte, über die gemittelt wird, nicht deutlich ändern. Die geringen Variationskoeffizienten c_x belegen das. Die Schwankungen der Anpassungen über die verschiedenen Jahreszeiten sind jedoch deutlich. Der Divisor *a* schwankt von Sommer zu Winter erheblich, während die ganzjährigen Anpassung jeweils dazwischen liegt. Auch der Exponent *b* variiert, wobei die Winter-Anpassung immer die höchsten Werte liefert, gefolgt von der ganzjährigen Anpassung. Diese Ergebnisse stimmen mit jenen anderer Untersuchungen überein (Bartels u. a., 2004, Referenzen dort).

Ein ähnliches Verhalten zeigt sich auch in den Auswertungen mit dem 'bestanpassbaren' Einzelnachbarn aus einer Gruppe von bis zu 10 Nachbarn. Bei individueller Betrachtung jeder einzelnen Station müsste sich hier der 'größte' Freiraum als beste Lösung ergeben. Da jedoch eine einheitliche Beziehung für alle Stationen gesucht ist, kann sich bei Einschränkung des Freiraums eine 'bessere' Gesamtlösung ergeben. In Tabelle 2.4 sind die zugehörigen Ergebnisse gezeigt. Hier wird der Einfluss der verschiedenen Abweichungsnormen deutlich, da sich die jahreszeitlichen Änderungen analog zu den Ergebnissen von oben (vgl. Tab. 2.3) verhalten. Die Ergebnisse der Anpassungen über die Jahreszeiten finden sich für alle drei verwendeten Abweichungsnormen in den Tabellen A.3 und A.4 in Anhang A.

Die drei Abweichungsnormen führen zu unterschiedlichen Koeffizienten für a und b. Beide auf den Beträgen beruhende Normen führen zu ähnlichen a-Werten, während die ohne Wichtung berechneten b-Werte kleiner sind. Wird in Gleichung (2.6) die gewichtete quadratische Abweichung verwendet, so ergeben sich deutlich andere Koeffizienten. Werden nun die Ergebnisse in Hinblick auf die Anzahl der Nachbarn n, aus der der 'beste' Nachbar ausgewählt wurde, verglichen, so lässt sich anhand der angegebenen Residuen erkennen, dass die Güte der Anpassung mit der Anzahl

Tabelle 2.4.:	Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nachbar aus
	\boldsymbol{n} benachbarten Radarrasterpunkten, ganzjährige Anpassung mit Hilfe der
	Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschiedenen Abweichungs-
	normen; Variationskoeffizient c_x .

	gewichtete absolute				absolut	е	gewichtete quadratische		
	Abweic	hung (G	l. 2.6)	Abweichung (Gl. 2.7)			Abweichung (Gl. 2.8)		
n	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.
1	125.20	2.001	77.4	126.28	1.905	23570.8	101.69	1.944	4446.7
2	124.43	2.011	81.5	122.30	1.922	24887.8	88.63	2.028	4872.5
3	126.07	1.996	80.6	125.19	1.913	24497.4	94.41	1.973	4993.1
4	124.17	2.002	80.0	122.01	1.914	24420.1	95.26	1.959	4911.4
5	124.43	2.011	81.8	121.37	1.916	24814.4	89.55	1.995	4961.2
6	124.72	2.017	83.1	117.94	1.931	25161.7	89.12	2.007	5028.6
7	124.67	2.020	83.3	115.45	1.936	25394.0	87.25	2.018	5100.3
8	124.58	2.017	83.5	121.98	1.914	24912.4	90.47	1.998	4971.3
9	124.55	2.016	83.5	121.90	1.915	25003.8	89.58	2.002	5024.9
10	124.53	2.015	83.3	120.86	1.921	25075.6	88.15	2.017	5042.9
c_x	0.004	0.004	0.024	0.026	0.005	0.021	0.049	0.014	0.037

möglicher Nachbarn keineswegs zunimmt. In allen Fällen erweist sich eine Anzahl im Mittelfeld als beste Anpassung. Bei Verwendung der gewichteten absoluten Abweichungen treten überhaupt nur geringe Variationen der Koeffizienten mit der Anzahl n auf, was die sehr niedrigen Variationskoeffizienten c_x belegen.

Ergebnisvergleich und Umrechnungsauswahl

Bei der Bewertung und Entscheidung für einen der ermittelten Koeffizientensätze ist die spätere Anwendung maßgebend. Die Radardaten werden in der zeitlichen Auflösung von 1 h weiterverarbeitet und ausgewertet, in der daher auch die Bewertung erfolgen sollte. Des Weiteren soll aus den Radardaten die Raumstruktur des Niederschlags ermittelt werden, wofür eine eindeutige räumliche Zuordnung der Radarrasterdaten zu den Niederschlagsmessstationen und Bodenkoordinaten benötigt wird. Da die ermittelte ZR-Beziehung auch an Orten verwendet werden soll, an denen keine Niederschlagsmessstation steht, scheidet die Methode der Bestimmung des 'bestangepassten' Nachbarn zur weiteren Verwendung aus, weil es diesen an unbeobachteten Orten nicht gibt. In Tabelle 2.3 ist zu erkennen, dass die Anzahl der Radarrasterpunkte, über die gemittelt wird, kaum Einfluss auf die Koeffizientensätze hat. Daher werden nur die Anpassungen für den jeder Niederschlagsstation nächsten Radarrasterpunkt verglichen.

Mit Hilfe der ZR-Beziehung wird für jede Radarklasse der zugehörige Niederschlag R_R berechnet. Tabelle 2.5 zeigt die Niederschlagsintensitäten, die sich aus den verschiedenen Umrechnungen ergeben. Zunächst erfolgt die Umrechnung ganzjährig mit einem nach Dauer von Sommer und Winter gewichtet gemittelten R_R in Klasse 1 (Umrechnung A), ganzjährig/saisonal mit variablem R_R für Sommer und Winter in

Kl.	Weite			Nied	lerschla	gsintens	ität $\left[\frac{\mathrm{mr}}{\mathrm{h}}\right]$	<u>n</u>]	
k	[dBZ]	А	В	C W	C S	D	E	F	G
0	0 - 7(1)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1	1 - 19	0.48	0.45	0.52	-	0.46	0.52	0.25	0.20
1	7 - 19	0.40	0.50	-	0.39	0.40	0.02	0.25	0.20
2	19 - 28	1.52	1.52	1.71	1.30	1.56	1.72	1.16	1.50
3	28 - 37	4.28	4.28	4.72	4.01	4.62	4.99	5.01	3.90
4	37 - 46	12.06	12.06	13.01	12.31	13.70	14.49	21.54	14.00
5	46 - 55	33.98	33.98	35.84	37.82	40.66	42.09	92.69	50.00
6	55 - 60	69.66	69.66	72.50	81.76	86.07	87.91	150.00	100.00

 Tabelle 2.5.:
 Reflektivitätsklassen und zugehörige Niederschlagsintensitäten.

(A) ZR, a = 125.203, b = 2.001 (ganzjährig, gew. abs. Abw., Kl. 1 gew. gem.)

(B) ZR, a = 125.203, b = 2.001 (ganzjährig, gew. abs. Abw., Kl. 1 saisonal)

(C W) ZR, a = 91.484, b = 2.021 (Winter, gew. abs. Abw.)

(C S) ZR, a = 179.536, b = 1.827 (Sommer, gew. abs. Abw.)

- (D) ZR, a = 126.276, b = 1.905 (ganzjährig, abs. Abw., Kl. 1 gew. gem.)
- (E) ZR, a = 101.692, b = 1.944 (ganzjährig, gew. quad. Abw., Kl. 1 gew. gem.)
 - (F) ZR, a = 256, b = 1.42 (DWD Standard)
- (G) gegebene Intensitäten, (wetter.com, 2006)

Klasse 1 (Umrechnung B) und vollständig saisonal (Umrechnung C). In diesen drei Fällen wurde die gewichtete absolute Abweichungsnorm verwendet. Des Weiteren wird der Einfluss der gewählten Abweichungsnorm betrachtet, indem die ganzjährige Umrechnung mit gemittelten R_R in Klasse 1 auch unter Verwendung der absoluten und der gewichteten quadratischen Abweichungsnorm (Umrechnungen D und E) durchgeführt wird. Zum Vergleich werden zwei weitere Umrechnungen aufgeführt, die der DWD zur Umrechnung der verwendeten Reflektivitätsmessungen in Niederschlagsintensitäten verwendet. Zum Einen gibt der DWD in Bartels u.a. (2004) $a = 256 \text{mm}^6/\text{m}^3$ und b = 1.42 als Standardwerte für die Koeffizienten in Gleichung (2.3) an (Umrechnung F). Zum Anderen veröffentlicht er auf wetter.com (2006) die Reflektivitätskarten mit einer Legende (Umrechnung G). Unter Anwendung dieser Umrechnungen wird aus den verfügbaren Radaraufzeichnungen die empirische Verteilung $F_{Ri}(h_N|h_N \ge 0)$ der Niederschlagshöhen j in einer Auflösung von 10^{-1} mm berechnet und der empirischen Verteilung $F_{Gi}(h_N|h_N \ge 0)$ der Niederschlagshöhen h_N an der zugehörigen Niederschlagsstation in derselben Auflösung von 0 mm bis 150 mm saisonal gegenübergestellt. Abbildung 2.6 veranschaulicht die Ergebnisse für die Station Bretzfeld-Oberheimbach exemplarisch. In den vergrößerten Bildausschnitten a und b ist gut zu erkennen, dass die Verteilungen der Umrechnungen alle unter der Verteilung des gemessenen Niederschlags liegen. Im Winter scheinen die Abweichungen zwischen den Verteilungen geringer zu sein als im Sommer.

Als Gütemaße des Vergleichs der Verteilungen dienen die Summe der Abweichungen S_{Ab} (vgl. Gl. 2.9), die Summe der relativen Abweichungen S_{rAb} (vgl. Gl. 2.10), die Summe der Abweichungsbeträge S_{aAb} (vgl. Gl. 2.11) und die Standardabweichung der



Abbildung 2.6.: Saisonale Gegenüberstellung der empirischen Niederschlagsverteilungen der Niederschlagsmessstation Bretzfeld-Oberheimbach mit den sieben Radarumrechnungen; Ausschnitte a) und b) zeigen interessante Bereiche in der Vergrößerung.

Abweichungen S_{sAb} (vgl. Gl. 2.12), die jeweils als Mittelwert über alle 101 Stationen bestimmt werden.

$$S_{Ab} = \frac{1}{n_{DWD}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=0}^{1500} F_N(i, j | j \ge 0) - F_R(i, j | j \ge 0),$$
(2.9)

$$S_{rAb} = \frac{1}{n_{DWD}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=0}^{1500} \frac{F_N(i, j|j \ge 0) - F_R(i, j|j \ge 0)}{F_R(i, j|j \ge 0)},$$
(2.10)

$$S_{aAb} = \frac{1}{n_{DWD}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sum_{j=0}^{1500} |F_N(i,j|j \ge 0) - F_R(i,j|j \ge 0),|$$
(2.11)

$$S_{sAb} = \frac{1}{n_{DWD}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{DWD}} \sqrt{\frac{1}{1500} \cdot \sum_{j=0}^{1500} \left(F_N(i,j|j\geq 0) - F_R(i,j|j\geq 0)\right)^2}.$$
 (2.12)

Die saisonal berechneten Gütemaße zeigt Tabelle 2.6. Die dort ebenfalls aufgeführte Auswertung für das ganze Jahr ergibt sich aus der mit der Dauer in Monaten gewichteten Mittelung der saisonalen Gütemaße, $S_{x,Jahr} = (5 \cdot S_{x,Winter} + 7 \cdot S_{x,Sommer})/12$. Der Vergleich der Verteilungen anhand der Gütemaße zeigt, dass die Umrechnung G bei der Betrachtung für das ganze Jahr die besten Ergebnisse liefert. Auch bei saisonaler Betrachtung ist Umrechnung G sehr gut, indem sie im Winter in allen Gütemaßen die besten Werte liefert und im Sommer die zweitbesten. Daher wird im Weiteren Umrechung G, die vom DWD auf www.wetter.com zu der Reflektivität Z_R angegebenen Niederschlagshöhen R_G verwendet, wie in Tabelle 2.5 zu finden.

2. Grundlagen und Daten

Umrechnung	Jahreszeit	S_{Ab}	S_{rAb}	S_{aAb}	S_{sAb}
A	Winter	0.438	0.490	0.814	0.00508
В	Winter	0.624	0.685	0.937	0.00563
C W	Winter	0.350	0.393	0.739	0.00441
D	Winter	0.493	0.545	0.841	0.00508
\mathbf{E}	Winter	0.659	0.720	0.958	0.00563
\mathbf{F}	Winter	0.098	0.106	0.617	0.00301
G	Winter	0.065	0.078	0.565	0.00301
A	Sommer	1.002	1.047	1.042	0.00450
В	Sommer	0.838	0.875	0.882	0.00366
C S	Sommer	1.013	1.058	1.053	0.00455
D	Sommer	1.164	1.209	1.192	0.00461
${ m E}$	Sommer	1.359	1.410	1.384	0.00522
\mathbf{F}	Sommer	1.497	1.526	1.516	0.00324
G	Sommer	0.943	0.975	0.973	0.00327
A	Jahr	0.767	0.815	0.947	0.00474
В	Jahr	0.749	0.796	0.905	0.00448
\mathbf{C}	Jahr	0.737	0.781	0.922	0.00449
D	Jahr	0.884	0.932	1.045	0.00481
E	Jahr	1.067	1.122	1.207	0.00539
\mathbf{F}	Jahr	0.914	0.934	1.142	0.00314
G	Jahr	0.577	0.601	0.803	0.00316

Fett gedruckte Werte sind die in jeder Spalte und Jahreszeit 'besten' Werte für die Anpassung der Verteilung.



Abbildung 2.7.: Funktionsschema des Zeitreihengenerators NiedSim: blaue Pfeile zeigen die operationelle Anwendung; das 'Setup' wird bei der Systeminstallation durchgeführt.

2.6. Der Zeitreihengenerator NiedSim

Der Zeitreihengenerator NiedSim besteht aus zwei Komponenten: Eine Datenbank enthält alle für die Generierung relevanten stochastischen Eigenschaften des Niederschlags für das gesamte Projektgebiet in einer räumlichen Auflösung von 1 km \times 1 km. Die zweite Komponente ist der eigentliche Zeitreihengenerator, der aus einem Generierungsschema für Zeitreihen in Stundenauflösung und einem Programm zur Disaggregation der Stundenwerte in Fünfminutenwerte besteht. Abbildung 2.7 zeigt im oberen Teil den Ablauf der operationellen Generierung schematisch. Dem Generator werde ein Auftrag zur Generierung einer Niederschlagszeitreihe für eine unbeobachtete Station gestellt. Das System liest aus der Datenbank, die im 'Setup' (vgl. Abschn. 2.6.1) bereitgestellt wurde, die zu dieser Station gehörigen Niederschlagseigenschaften, startet die Generierung und Disaggregation und gibt eine Zeitreihe aus. Technische Details zur Umsetzung und Bedienung von NiedSim finden sich in Bárdossy u. Brommundt (2005).

Das NiedSim-System ist ursprünglich in den Jahren 1998 bis 2000 von Bárdossy u. a. (2000) am Institut für Wasserbau der Universität Stuttgart für Baden-Württemberg entwickelt worden (Bárdossy u. a., 2000). Im Rahmen der Dissertation Haberlandt (1996) wurde die Umsetzbarkeit eines solchen Systems erfolgreich nachgewiesen (Haberlandt, 1998). Das heutige NiedSim-System enthält einige der dort gewonnenen Erkenntnisse, wurde jedoch für die landesweite Anwendung weiterentwickelt. Aus der Funktionsweise des Systems ergibt sich, dass nur retrospektiv für Zeiträume, aus denen Niederschlagseigenschaften vorliegen, Zeitreihen erzeugt werden können (vgl. Abschn. 2.6.1). Diese Einschränkung lässt sich durch Vorgabe synthetischer Eigenschaften umgehen.

Die Generierung ist bisher auf eine Station beschränkt. Da sich das System bewährt

hat, wird es im Folgenden als Grundlage zur simultanen Generierung von Zeitreihen für mehrere Stationen (vgl. Abschn. 1.1) benutzt. Die simultane Generierung wird also auf die bestehende Datenbank zurückgreifen. Der Generator und die Disaggregation sind jedoch vollständig neu zu entwerfen. Die Datenbank muss dazu um räumliche Niederschlagseigenschaften erweitert werden, die zu ermitteln sind. In wesentlichen Teilen muss sie neu erstellt werden, da die räumlichen Eigenschaften nicht alle vollständig vorberechnet und abgespeichert werden können, sondern auf einen Auftrag hin entwickelt werden müssen. Die folgenden zwei Abschnitte erläutern den Inhalt der vorhandenen Datenbank, seine Berechnung sowie die Funktionsweise von Generierungs- und Disaggregationsschema.

2.6.1. NiedSim-Datenbank: Inhalt und Erstellung

Die NiedSim-Datenbank enthält die zur Generierung der Niederschlags-Zeitreihen erforderlichen Eingangsdaten. Diese werden durch statistische Auswertungen der an den Niederschlagsmessstationen (vgl. Abschn. 2.4) aufgezeichneten Zeitreihen gewonnen. Führt man die Auswertungen an allen Messstationen durch, so lässt sich ein Überblick über die statistischen Niederschlagseigenschaften landesweit gewinnen. Diese liegen jedoch nur an den Aufstellorten (siehe Abb. 2.4) der Messstationen als Punktwerte vor. Um hieraus flächendeckend statistische Eigenschaften zu erhalten, müssen die Punkteigenschaften räumlich interpoliert werden. Hierzu wurde in NiedSim ein quadratisches Raster mit 1 km Rasterweite eingeführt. Als Interpolationstechnik kommt External Drift Kriging (EDK) (Ahmed u. de Marsily, 1987) zum Einsatz. Hierbei wird eine externe Einflussgröße, die Drift, bei der Interpolation berücksichtigt, die mit der zu interpolierenden Eigenschaft zusammenhängt. Die Drift muss flächendeckend bekannt sein. Hier hat sich als Drift die Quadratwurzel der Geländehöhe in mNN bewährt. Einige statistische Größen wurden auch mit Ordinary Kriging (OK) interpoliert. Beide Kriging Techniken werden in Kapitel 3.1 eingehend erläutert. Tabelle 2.7 zeigt die in der Datenbank für Baden-Württemberg enthaltenen statistischen Niederschlagseigenschaften im Überblick. Diese Daten stehen in Direct Access Files als Datenbank zur Verfügung und können in der NiedSim-Benutzeroberfläche angezeigt werden. Eine Erweiterung der Datenbank ist problemlos möglich, indem weitere Dateien hinzugefügt und in das NiedSim-System integriert werden.

Zwei der in Tabelle 2.7 aufgeführten Eigenschaften hängen von Zeitreihen externer Parameter ab, die für den Zeitraum 1958 bis 2003 ebenfalls in der Datenbank vorgehalten werden. Dies ist zum Ersten die vollständige Zeitreihe einer Baden-Württembergischen Referenzstation in zeitlicher Auflösung von 1 h, deren Zeitreihe vollständig ist und für die Berechnung der Korrelation zur Referenzstation benötigt wird. Zum Anderen ist die Zeitreihe der Großwetterlagen abgelegt. Die Großwetterlagen sind hier in Abhängigkeit von Niederschlagsgeschehen als objektiv klassifizierte Circulation Pattern (CP) bestimmt, wie bei Bárdossy u. a. (2002) beschrieben. Zur Berechnung der Niederschlagseigenschaft Mittelwert, Regenwahrscheinlichkeit als Funktion der CP, also als Funktion der Großwetterlage des jeweiligen Tages, ist diese Reihe erforderlich.

Tabelle 2.7.:	Aus der	NiedSim-Datenbank	für	Baden-Württemberg	abrufbare	Nieder-
	schlagseig	genschaften und ihre V	/erwe	endung in der Generier	rung (Gen.)	und der
	Disaggreg	gation (Diss.).				

Eigenschaft	$Angabe^a$	Zeitschritte	$\operatorname{Gen.}^{b}$	$\mathrm{Diss.}^{b}$
Autokorrelation	jährl.	5, 10, 20, 30, 60 min,	×	+
		$2,3,6,12,24~{\rm h}$		
saisonal gewichtete	jährl.	$5, 10, 20, 30, 60 \min,$	×	+
Autokorrelation		2, 3, 6, 12, 24 h		
Autokorrelation	jährl.	$5~{\rm min},~{\rm lag}~5$ - $50~{\rm min}$	_	+
mit Lag		saisonal gewichtet lag $5 \min$		
Monatssumme des	mon.	1 Monat	×	
Niederschlags				
Skalierungsparameter	S/W	$5, 10, 20, 30, 60 \min,$	×	+
der Momente		2, 4, 6, 12, 24 h		
Extrema nach Kostra	einm.	$J^c: 1, 100 a, D^c: 5, 15, 60 min,$	×	+
(Bartels u. a., 2005b)		12, 24, 48, 72 h		
Parameter der	einm.	1 h	×	_
Gammaverteilung				
Überschreitens-	einm.	5 min, für Niederschlagshöhen	_	+
wahrscheinlichkeiten		$h_N: 0.45, 0.95, 1.95 \text{ mm}$		
Mittelwert, Regen-	S/W	24 h	×	_
wahrscheinlichkeit				
als Funktion der CP				
Korrelation zur	einm.	1 h, 24 h	×	_
Referenzstation				

^{*a*}: Eigenschaften sind 'jährl.' = jährlich, für die Jahre 1958 bis 2003 jahresweise, oder 'mon.' = monatlich, für die Jahre 1958 bis 2003 monatlich, oder 'S/W' = einmalig für das Sommer- und Winterhalbjahr, oder 'einm.' = einmalig für den gesamten Zeitraum berechnet worden.

 $^b\!\!:\times\!\!:$ bei der Generierung, $+\!\!:$ bei der Disaggregation, $-\!\!:$ nicht berücksichtigt.

^c: J: Jährlichkeiten, D: Dauerstufen

2.6.2. NiedSim Generator und Disaggregation

Der Zeitreihengenerator in NiedSim basiert auf der von Bárdossy (1998) vorgeschlagenen Methode: Eine Zufalls-Zeitreihe für Stundenwerte des Niederschlags wird solange variiert, bis ihre stochastischen Parameter $p_l, l = 1, ..., n$, mit vorgegebenen Werten p_l^* übereinstimmen. Die mit w_l gewichteten Abweichungen $\Delta(p_l - p_l^*)$ der n Eigenschaften der Zeitreihe p_l von den vorgegebenen Eigenschaften p_l^* werden in einer Zielfunktion

$$O = \sum_{l=1}^{n} w_l \cdot \Delta(p_l - p_l^*)$$
 (2.13)

gemessen, die mit Hilfe von Simulated Annealing (Aarts u. Korst, 1989) iterativ minimiert wird. Das Disaggregationsschema verwendet denselben Ansatz mit einer veränderten Variationstechnik. Beide Programme arbeiten jahresweise.

Zur Generierung von Stundenwerten werden zuerst aus der Datenbank die zum Generierungspunkt gehörigen Parameter p_l^* ausgelesen. Sie sind in Tabelle 2.7 mit einem Zeitschritt ≥ 60 min aufgeführt und in der Spalte 'Gen.' mit einem \times markiert. Anschließend erfolgt die Generierung in folgenden Schritten:

- 1. Wahl eines Anfangswerts T_0 für die Temperatur T_a des Simulated Annealing Algorithmus' (vgl. Gl. 2.14).
- 2. Generierung einer zufälligen Reihe von Stundenwerten aus der Gumbel-, der Exponential- und der Gammaverteilung bis die Jahressumme des Niederschlags (ermittelt aus den 12 Monatssummen) erreicht ist.
- 3. Zufälliges Verteilen der Stundenwerte auf die Stunden des zu generierenden Jahres.
- 4. Berechnen der statistischen Parameter $p_{a,l}$ der 'alten' erzeugten Zeitreihe und der Zielfunktion O_a .
- 5. Zufällige Auswahl zweier Stunden t_1 und t_2 , $(t_1 \neq t_2)$, von denen mindestens eine Niederschlag enthält $(h_N(t_1) > 0 \lor h_N(t_2) > 0)$ und deren Werte ungleich sind $(h_N(t_1) \neq h_N(t_2))$. Vertauschen der Werte dieser zwei Stunden.
- 6. Berechnen der statistischen Parameter $p_{n,l}$ der 'neuen' Zeitreihe aus Schritt 5 und der Zielfunktion O_n .
- 7. Wenn $O_n \leq O_a$ wird der Tausch angenommen, die 'alten' durch die 'neuen' Werte ersetzt ($O_a = O_n, \ p_{a,l} = p_{n,l}, l = 1, \ldots, n$), und es geht mit Wiederholung von Schritt 5 weiter. Andernfalls wird eine gleichverteilte Zufallszahl $z, \ z \in [0, 1]$ gezogen und der Wahrscheinlichkeit

$$P = exp\left(\frac{\Delta O}{T_a}\right), \ \Delta O = O_a - O_n, \tag{2.14}$$

gegenübergestellt. Ist z < P, so wird der Tausch trotz 'Verschlechterung' angenommen und $O_a = O_n$, $p_{a,l} = p_{n,l}$, l = 1, ..., n, gesetzt, andernfalls abgelehnt.

- 8. Die Schleife 5 7 wird N^* mal wiederholt.
- 9. Reduktion von T_a : $T_{a+1} = \alpha \cdot T_a$ mit $0 < \alpha < 1$. Die Schleife 5 8 wird M^* mal wiederholt.
- 10. Das Verfahren endet, wenn O_a hinreichend klein (nahe 0) ist.

Am Ablauf der Generierung ist zu erkennen, dass die Zielfunktion O_n in jedem Durchlauf der Schleifen, insgesamt $N^* \cdot M^*$ mal, zu berechnen ist. Um hier Rechenzeit zu sparen, wird in der Implementierung nur die Veränderung der Zielfunktion ΔO berechnet. Sie kann wesentlich schneller als die vollständige Zielfunktion berechnet werden (Bárdossy, 1998). Die Generierung einer Reihe von Stundenwerten mit dieser Methode dauert 3 min pro simuliertem Stationsjahr auf einem Computer mit Pentium IV 3 GHz Prozessor und 512 MB Arbeitsspeicher.

Ein großer Pluspunkt dieser Methode ist, dass die Generierung durch Erweitern der Zielfunktion flexibel anpassbar ist, wodurch der Zeitreihe nahezu beliebige Eigenschaften aufgeprägt werden können. Formuliert man diese Eigenschaften in Abhängigkeit von weiteren Zeitreihen, wie es in NiedSim mit der Korrelation zur Referenzstation und Mittelwert, Regenwahrscheinlichkeit als Funktion der CP erfolgt, so kann man räumliche Zusammenhänge simulieren und auch das großräumige Verhalten zur Abbildung der Persistenz und Heteroskedastizität berücksichtigen.

Die Disaggregation der erzeugten Zeitreihe der Stundenwerte erfolgt auf ähnliche Weise. Wiederum sind aus der Datenbank die zum Generierungspunkt gehörigen Parameter p_l^* vorgegeben Sie sind in Tabelle 2.7 mit einem Zeitschritt < 60 min aufgeführt und dort in der Spalte 'Diss.' mit einem + markiert. Die Schritte der Disaggregation sind in weiten Teilen mit denen der Generierung identisch. Um die Analogie zu verdeutlichen sind im folgenden Ablauf die mit der Generierung identischen Schritte kursiv hervorgehoben:

- Wahl eines Anfangswerts T₀ f
 ür die Temperatur T_a des Simulated Annealing Algorithmus' (vgl. Gl. 2.15).
- 2. In Stunden mit Niederschlag $(h_N(t) > 0)$ wird die Stundensumme zufällig auf die zwölf Fünfminutenintervalle der Stunde verteilt. Hierbei wird die Auflösung $1 \cdot 10^{-3}$ mm bzw. $1 \cdot 10^{-2}$ mm verwendet.
- 3. Berechnen der statistischen Parameter $p_{a,l}$ der 'alten' erzeugten Zeitreihe und der Zielfunktion O_a .
- 4. Zufällige Auswahl zweier Fünfminutenblöcke t_1 und t_2 aus derselben Stunde, $(t_1 \neq t_2)$, von denen mindestens einer Niederschlag enthält $(h_N(t_1) > 0 \lor h_N(t_2) > 0)$. Subtrahieren eines Niederschlagsinkrements Δh_N in Größe der Auflösung $(1 \cdot 10^{-3} \text{ mm bzw. } 1 \cdot 10^{-2} \text{ mm})$ vom Zeitpunkt $t_1(t_2)$ und addieren von Δh_N zum Zeitpunkt $t_2(t_1)$, wobei $h_N(t_1) \ge 0 \land h_N(t_2) \ge 0$ einzuhalten ist.
- 5. Berechnen der statistischen Parameter $p_{n,l}$ der 'neuen' Zeitreihe aus Schritt 4 und der Zielfunktion O_n .

2. Grundlagen und Daten

6. Wenn $O_n \leq O_a$ wird der Tausch angenommen, die 'alten' durch die 'neuen' Werte ersetzt ($O_a = O_n$, $p_{a,l} = p_{n,l}$, l = 1, ..., n), und es geht mit Wiederholung von Schritt 4 weiter. Andernfalls wird eine gleichverteilte Zufallszahl $z, z \in [0, 1]$ gezogen und der Wahrscheinlichkeit

$$P = exp\left(\frac{\Delta O}{T_a}\right), \ \Delta O = O_a - O_n, \tag{2.15}$$

gegenübergestellt. Ist z < P, so wird der Tausch trotz 'Verschlechterung' angenommen und $O_a = O_n$, $p_{a,l} = p_{n,l}$, l = 1, ..., n, gesetzt, andernfalls abgelehnt.

- 7. Die Schleife 4 6 wird N^* mal wiederholt.
- 8. Reduktion von T_a : $T_{a+1} = \alpha \cdot T_a$ mit $0 < \alpha < 1$. Die Schleife 4 7 wird M^* mal wiederholt.
- 9. Das Verfahren endet, wenn O_a hinreichend klein (nahe 0) ist.

Auch hier wird in der Implementierung zur Zeitersparnis nur die Veränderung der Zielfunktion ΔO verwendet. Dennoch dauert die Disaggregation einer Jahresreihe von Stundenwerten zu Fünfminutenwerten auf einem Computer mit Pentium IV 3 GHz Prozessor und 512 MB Arbeitsspeicher 5 min. Für das Disaggregationsverfahren gilt ebenfalls, dass durch Erweitern der Zielfunktion zusätzliche statistische Parameter berücksichtigt werden können.

Das vorhandene NiedSim-System ist in allen Komponenten flexibel und ausbaufähig. Für den Ausbau zur simultanen Generierung sind weitere Eigenschaften zu ermitteln und in den Datenbanken abzulegen. Durch Erweiterungen der Zielfunktion in Generierung und Disaggregation können diese zusätzlichen Eigenschaften bei der Reihenerzeugung und -disaggregation berücksichtigt werden. Hierzu sind allerdings die Parameter des Simulated Annealing, die Anfangstemperatur T_a , die Temperaturreduktion α und die Anzahl der Wiederholungen in den zwei Schleifen N^* und M^* , anzupassen.

3. Regionalisierungsmodelle räumlicher Zusammenhänge

Die Generierung räumlicher Niederschlagszeitreihen bedingt die genaue Kenntnis der räumlichen Zusammenhänge der Niederschläge an den Stationen, für die Reihen erzeugt werden sollen. Im Abschnitt 2.3 wurde die räumliche Inhomogenität des Niederschlags anhand der mittleren Jahressumme gezeigt, was erwarten lässt, dass die räumlichen Zusammenhänge ebenfalls inhomogen sind. Deshalb müssen sie in Regionalisierungsmodellen quantitativ erfasst werden.

NiedSim berücksichtigt bei der Generierung von Zeitreihen die Korrelation zu einer Referenzstation (vgl. Abschn. 2.6). Dies geschieht auf der Tages- und Stundenskala. Für die Generierung simultaner Zeitreihen bietet sich daher an, auf beiden Skalen ebenfalls die Korrelation zu verwenden. In den Abschnitten 3.1 und 3.2 wird ihr Verhalten untersucht und die Entwicklung zweier Regionalisierungsmodelle vorgestellt. Für die Anwendung der generierten Niederschlagsreihen ist das simultane Verhalten der Extremwerte besonders wichtig, weshalb in Abschnitt 3.3 ein weiteres Modell für die Abbildung der zu erwartenden Niederschlagsextrema mit speziellem Augenmerk auf die Gleichzeitigkeit an verschiedenen Stationen entwickelt wird (Sivapalan u. Blöschl, 1998). Um den räumlichen Zusammenhang auch zeitlich korrekt abzubilden, muss die Zugrichtung von Niederschlagsfeldern in den Zeitreihen berücksichtigt werden. In Abschnitt 3.4 wird hierzu ein Modell vorgestellt.

3.1. Korrelation der Tageswerte

Die Korrelation ist ein Maß für die Güte des linearen Zusammenhangs der Niederschlagsreihen $h_{Ni}(t)$ und $h_{Nj}(t)$ an den beiden Stationen *i* und *j* im Zeitraum *T*. Die Stationen *i* und *j* befinden sich an Orten mit den Koordinaten $\mathbf{s}_i = (x_i, y_i)$ und $\mathbf{s}_j = (x_j, y_j)$. Verkürzt wird gerne von der Korrelation zwischen den Stationen *i* und *j* gesprochen, womit die Korrelation der Zeitreihen an diesen beiden Orten gemeint ist. Als Schätzer für die Korrelation ρ wird häufig der Korrelationskoeffizient *r* nach Pearson (Hartung u. a., 2005) verwendet:

$$r(\mathbf{s}_{i}, \mathbf{s}_{j}) = \frac{\sum_{T} \left(h_{Ni}(t) - \bar{h}_{Ni} \right) \left(h_{Nj}(t) - \bar{h}_{Nj} \right)}{\sqrt{\sum_{T} \left(h_{Ni}(t) - \bar{h}_{Ni} \right)^{2}} \sqrt{\sum_{T} \left(h_{Nj}(t) - \bar{h}_{Nj} \right)^{2}}}.$$
(3.1)

Im Folgenden wird der Kürze halber 'Korrelation' geschrieben, womit der Korrelationskoeffizient gemeint ist. Habib u. a. (2001) weisen darauf hin, dass die Schätzung der Korrelation sehr anfällig gegenüber Datenfehlern ist und die Verteilung von r nur für annähernd normalverteilte Eingangsdaten bekannt ist (Johnson u. a., 1995). Niederschlagsdaten sind nicht normalverteilt, sondern haben einen langen Schwanz

3. Regionalisierungsmodelle räumlicher Zusammenhänge

(Tail) und sind für gewöhnlich rechtsschief (Habib u. a., 2001). Im Fall nicht normalverteilter Eingangsdaten kann der Korrelationskoeffizient r als Schätzer für die Korrelation ρ versagen, weil die Verteilung von r nicht der vorgegebenen t-Verteilung entspricht oder weil r für die Messung der Art des Zusammenhangs, beispielsweise eines exponentiellen Zusammenhangs, ungeeignet ist. Den ersten Fall hat Kowalski (1972) untersucht. Er kommt zu dem Ergebnis, dass aufgrund der fehlenden Stabilität der Verteilung von r die Korrelation nur im Fall annähernd normalverteilter Eingangsdaten verwendet werden sollte. Zur Eignung des Korrelationskoeffizienten an sich haben Smith (1958), Frechet u. de la Menardiere (1959) und Smith (1959) Überlegungen angestellt. Sie vergleichen den Korrelationskoeffizient nach Pearson mit anderen Korrelationsmaßen und kommen zu dem Schluss, dass er ein geeignetes Maß für den linearen Zusammenhang ist.

Yang (2007) fasst die Nachteile der Korrelation als Maß des Zusammenhangs von Niederschlagszeitreihen zusammen, indem sie zum Einen darauf hinweist, dass die Korrelation stärker von Ausreißern als von Werten nahe des Mittelwerts bestimmt wird (Lahiri u. Moore, 1991) und zum Anderen bemerkt, dass die räumliche Korrelation, die aus Zeitreihen ermittelt wird, von der zeitlichen (Auto)Korrelation der Zeitreihen abhängt und somit im Allgemeinen überschätzt wird (Gunst, 1995). Diese Nachteile können ausgeglichen werden, indem Ausreißer aus den Auswertungen herausgenommen oder die Daten mit Hilfe von Transferfunktionen (Journel, 1983) geglättet werden. Zawadzki empfiehlt, die Daten logarithmisch zu transformieren (Kessler u. Neas, 1994), was jedoch die Auswertungsmöglichkeiten reduziert, da diese Transformation nur auf Werte größer Null, nicht aber auf Null selber, angewendet werden kann.

Trotz dieser Bedenken wird die Korrelation als Maß für den Zusammenhang des Niederschlags an zwei oder mehreren Stationen in der Praxis häufig verwendet. Stol (1981a) nennt als erste Arbeit Fisher u. MacKenzie (1922) und gibt einen Überblick über weitere Arbeiten. Er selber hat sich mit der Korrelation des Niederschlags in einer Serie von sieben Arbeiten (Stol, 1981a,b,c, 1982, 1983a,b,c) beschäftigt, in der er verschiedene Niederschlagsereignismodelle verwendet und versucht, die Korrelation in Abhängigkeit von den Parametern der Modelle zu berechnen. Auch seine Daten sind nicht normalverteilt.

Sobald das Niederschlagsverhalten räumlich simuliert werden soll, steht man vor dem Problem, dass die räumliche Struktur des Niederschlags erfasst werden muss, wozu trotz der aufgeführten Einschränkungen und Nachteile sehr häufig die Korrelation verwendet wird (Pegram u. Clothier, 2001; Favre u. a., 2002; Koutsoyiannis u. a., 2003; Mehrotra u. Sharma, 2007). Deshalb wird auch hier die Korrelation verwendet. In vielen Arbeiten wird Homogenität und Isotropie angenommen, wodurch sich die Korrelation durch funktionale Ansätze, Stol (1981a) gibt allein drei an, beschreiben lässt. Aus Gründen der Vergleichbarkeit soll auch hier ein solcher Ansatz angewendet werden. Ciach u. Krajewski (2006) folgend wird

$$r_f(d) = r_0 \cdot \exp[(-d/d_0)^{s_0}] \tag{3.2}$$

gesetzt. Die Korrelation r_f wird abhängig von der Entfernung der Stationen d durch einen exponentiellen Abfall beschrieben, wobei der Funktionsverlauf durch den Nugget r_0 , die Korrelationslänge d_0 und den Formparameter s_0 beschrieben wird. Hierbei ist die Korrelationslänge d_0 nicht mit der Dekorrelationslänge zu verwechseln, mit



Abbildung 3.1.: Häufigkeitsverteilung der Messstationen mit Tagesauflösung in Abhängigkeit vom Abstand der Stationen zueinander.

der die Entfernung gemeint ist, bei der die Korrelation auf den Wert r_0/e abgefallen ist (Rubel, 1996).

Der entscheidende Vorteil der Korrelation ist jedoch, dass sie sich schnell und einfach aus den Eingangsdaten berechnen lässt (Ciach u. Krajewski, 2006). In NiedSim wird sie bereits zur Beschreibung des räumlichen Zusammenhangs des Niederschlags der neu zu generierenden Station mit dem an der Referenzstation verwendet (vgl. Abschn. 2.6), so dass sie schon aus Konsistenzgründen weiter zu verwenden ist.

Die Korrelation von Niederschlagsaufzeichnungen ist weder homogen noch isotrop (Zawadzki, 1973). Sie hängt sowohl vom Ort beider Stationen sowie deren Orientierung zueinander ab. In kleinräumigen Untersuchungen wird dennoch häufig Homogenität und Isotropie angenommen (z. B. Ciach u. Krajewski, 2006; Habib u. a., 2001; Rubel, 1996). In großräumigen Untersuchungen ist nachgewiesen, dass diese Annahme nicht mehr zutrifft (z. B. Berndtsson, 1987; Sumner, 1983).

Für die verfügbaren 571 Niederschlagsstationen, die in Tagesauflösung messen (vgl. Abschn. 2.4, Abb. 2.4 links), wird deshalb zunächst die Korrelation zwischen allen möglichen Stationspaaren berechnet. Da die Korrelation unabhängig von der Orientierung der Stationen zueinander ist, ergeben sich 162 735 mögliche Stationspaare. Für die Berechnung wird vorausgesetzt, dass an beiden Stationen mindestens 100 Tage simultan gemessene Aufzeichnungen vorliegen, weshalb sich die Gesamtzahl auf $n_{tot} = 152$ 873 reduziert. In Abbildung 3.1 ist die Anzahl der Stationspaare in Abhängigkeit von der Entfernung der Stationen zueinander als Häufigkeitsverteilung aufgetragen. Abbildung 3.2 zeigt die Korrelation der Tageswerte aller Stationen in Abhängigkeit von der Entfernung der Stationen zueinander. Aus Gründen der Darstellung ist sie als Mittelwert in 500 m Schritten berechnet und dargestellt. Ebenfalls



Abbildung 3.2.: Korrelation der Tageswerte in Abhängigkeit vom Abstand der Stationen zueinander.

gezeigt sind Maximum und Minimum in gleicher Schrittweite. Die mittlere Korrelation beträgt $\bar{r} = 0.5514$, während die Standardabweichung der Korrelation $\sigma_r = 0.1222$ ist. Die schwarze Linie gibt den Verlauf des exponentiellen Modells nach Gleichung (3.2) wieder, das mit Hilfe der Methode der kleinsten Fehlerquadrate an die Daten angepasst wurde. Dabei ist zu beachten, dass vom theoretischen Standpunkt r(0) = 1 gelten muss, woraus sich automatisch $r_0 = 1$ ergibt. Da in den Eingangsdaten (siehe Abb. 3.1) in diesem Bereich nicht viele Werte vorliegen und dieser Bereich nicht maßgeblich ist, wird diese Forderung abgeschwächt zu $r_0 \leq 1$ und alle Wertepaare [d = 0, r = 1] vernachlässigt. Als Parameter ergeben sich $r_0 = 0.971, d_0 = 273.145$ km und $s_0 = 0.568$. Im Folgenden wird das exponentielle Modell (EM) mit diesen Parameter als 'Vergleichsmodell' bezeichnet.

3.1.1. Kontrolle der Homogenität und Isotropie

Um die Homogenität der Korrelation der Tageswerte in Baden-Württemberg zu bewerten, sind in Abbildung 3.3 alle jene Stationen mit schwarzen Linien verbunden worden, deren paarweiser Abstand $d \leq 100$ km und deren Tageswert-Korrelation $r \geq 0.8$ ist. In Abbildung 2.4 links ist zu erkennen, dass die Niederschlagsstationen mit Tagesauflösung annähernd gleichförmig verteilt sind, wenn man von einigen Gegenden mit verdichtetem Messnetz absieht. Wäre auch die Korrelation der Tageswerte homogen, so müsste Baden-Württemberg in Abbildung 3.3 mit einem gleichmäßigen Netz von Strichen überzogen sein. Das ist offensichtlich nicht der Fall. An der Ostflanke des Schwarzwalds gibt es Bereiche, in denen der Zusammenhang der Stationen deutlich stärker ist als beispielsweise im Südwesten der Schwäbischen Alb. Die Korrelation der Tageswerte in Baden-Württemberg ist also inhomogen.



Abbildung 3.3.: Niederschlagsstationen, deren Abstand d zueinander nicht größer als 100 km ist und deren Korrelation r mindestens 0.8 beträgt, sind durch Striche miteinander verbunden.

3. Regionalisierungsmodelle räumlicher Zusammenhänge

Zur Kontrolle der Isotropie der Korrelation der Tageswerte in Baden-Württemberg wird die Korrelation aller Stationen zueinander in einen Koordinatenkreuz dargestellt (vgl. Abb. 3.4). Hierzu werden alle die Stationspaare verbindenden Vektoren mit ihren Startpunkten in den Ursprung des Koordinatenkreuzes verschoben. An den Orten der Zielpunkte wird die Korrelation zwischen den zwei Stationen aufgetragen. Dadurch wird die Korrelation zwischen zwei Stationen jeweils zweimal eingetragen, wobei jede Station einmal in den Ursprung gelangt, so dass das sich ergebende Diagramm punktsymmetrisch zum Ursprung ist. Um Überdeckungen zu verhindern, werden die berechneten Punkte auf einem Raster gemittelt. Die weißen Punkte sind Orte, an denen es keine Information zur Korrelation gibt. Die Abbildung 3.4 zeigt eindeutig, dass die Korrelation in Nordost-Richtung stärker ist als senkrecht dazu. Die Korrelation hängt also deutlich von der Richtung des Verbindungsvektors der Stationen ab, ist also anisotrop.

3.1.2. Künstliche Homogenität und Isotropie durch Gebietsverzerrung

Inhomogenität und Anisotropie müssen demnach bei der Regionalisierung berücksichtigt werden. Um dies zu erreichen, haben Sampson u. Guttorp (1992) vorgeschlagen, das geographische Koordinatensystem zu verzerren. Die Verzerrung soll so geschehen, dass die Korrelation im verzerrten Koordinatensystem wieder als homogen und isotrop erscheint und durch einen funktionalen Ansatz korrekt beschrieben werden kann. Monestiez u. a. (1993) haben diese Vorgehensweise unter Verwendung der 'Radial Basis Deformation' (Powell, 1987) als Verzerrung erfolgreich getestet. Meiring u. a. (1996) schlägt die Verwendung von Splines zur Verzerrung vor. Schmidt u. O'Hagan (2003) haben den Ansatz weitergeführt und verwenden einen Bayesschen Ansatz. All diese Studien sind auf mittelgroße Gebiete beschränkt. Die Anforderungen an die Eingangsdaten und der Rechenaufwand zur Parameterschätzung sind enorm, eine Anwendung auf ganz Baden-Württemberg ist unrealistisch (Bárdossy u. Brommundt, 2006).

3.1.3. Erfassen von Inhomogenität und Anisotropie mit Hilfe von Kriging-Modellen

Die Regionalisierung von Eingangsdaten ist in der Hydrologie gängige Praxis. Die Geostatistik stellt dem Hydrologen die Werkzeuge zur Verfügung, die er braucht, um räumlich zu interpolieren (siehe z. B. Cressie, 1991; Goovaerts, 1997). Aus der Familie der Interpolationstechniken hat sich Kriging (Matheron, 1971) als robuste und gleichzeitig vielseitig erweiter- und anpassbare Schätzmethode bewährt (z. B. Merz u. Blöschl, 2005; Haberlandt, 2007).

Kriging ist benannt nach dem südafrikanischen Mineningenieur Daniel G. Krige und seit seiner Einführung durch Matheron (1971) vielfältig weiterentwickelt worden. Im Weiteren wird das Ordinary Kriging (OK) in der ursprünglich von Matheron entwickelten Form und das External Drift Kriging (EDK) (Ahmed u. de Marsily, 1987), das die Berücksichtigung einer externen Information erlaubt, verwendet. Für die Interpolation des Niederschlags in Baden-Württemberg (vgl. Abschn. 2.3, Abb. 2.1 und 2.2) wurde beispielsweise die Geländehöhe als externe Information genutzt. Die räumliche Abhängigkeitsstruktur der Variablen wird beim Kriging über ein Vario-



Abbildung 3.4.: Korrelation der Tageswerte in Abhängigkeit von der Orientierung der Niederschlagsmesser zueinander.

gramm beschrieben, das aus beobachteten Größen berechnet werden kann. Kriging ist zunächst eine Interpolationstechnik für Punktinformationen, während die Korrelation eine Kenngröße ist, die einen Zusammenhang zwischen Werten an zwei Punkten ermittelt und keinem einzelnen Ortspunkt zugeordnet werden kann. Um Kriging anwenden zu können, ist es also entsprechend zu modifizieren.

Bedingungen zur Anwendung von Kriging

Kriging dient der Interpolation einer Zufallsvariablen $Z(\mathbf{s}_i)$, die vom Beobachtungsort **s** abhängt. Zu seiner Anwendung müssen zwei Bedingungen erfüllt sein:

- Im Untersuchungsgebiet gilt Stationarität zweiter Ordnung. Das heißt, dass die ersten zwei Momente, also Mittelwert und Varianz, im Untersuchungsgebiet konstant sind.
- Die Varianz zweier Werte $Var(Z(\mathbf{s}) Z(\mathbf{s} + \mathbf{h}))$ hängt nur von der Verschiebung **h** ab und kann im Variogramm $\gamma(\mathbf{h})$ abgebildet werden.

Sind diese zwei Bedingungen erfüllt, so ergibt Kriging für Zufallsvariablen an unbeobachteten Orten einen erwartungstreuen Schätzer mit minimaler Fehlervarianz.

Variogramme

Das Variogramm beschreibt die Varianz der Inkremente $Z(\mathbf{s}) - Z(\mathbf{s} + \mathbf{h})$ in Abhängigkeit vom Abstandsvektor \mathbf{h} :

$$\gamma(\mathbf{h}) = Var\left(Z(\mathbf{s}) - Z(\mathbf{s} + \mathbf{h})\right) \tag{3.3}$$

Da das wahre Variogramm unbekannt ist, wird das experimentelle Variogramm zu dessen Schätzung aus den Beobachtungsdaten verwendet:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \cdot \sum_{i=1}^{N} \left(Z(\mathbf{s}_i) - Z(\mathbf{s}_i + \mathbf{h}) \right)^2, \qquad (3.4)$$

wobei $N(\mathbf{h})$ die Anzahl der Datenpunkte im Abstand \mathbf{h} ist. Aus Messdaten, die nicht in einem gleichmäßigen Raster sondern unregelmäßig aufgenommen werden, wird das experimentelle Variogramm normalerweise in Entfernungsklassen berechnet, um in jeder Abstandsklasse immer mehrere Wertepaare zu haben und so den Einfluss von Ausreißern zu reduzieren. In den folgenden Untersuchungen wird eine Klassenweite von 100 - 1~000 m verwendet. Nach der Definiton des Variogramms in Gleichung (3.3) wird die Varianz in Abhängigkeit vom Abstandsvektor \mathbf{h} ermittelt und ist daher richtungsabhängig, d.h. anisotrop. In den späteren Untersuchungen wird die Anisotropie in der Korrelation über die Wahl des Kriging-Verfahrens abgebildet, so dass im Folgenden der Abstandsvektor als reines Abstandsmaß $|\mathbf{h}|$ aufzufassen ist. In Gleichung (3.1) ist d für den Abstand zweier Stationen eingeführt worden, das im Weiteren zur besseren Unterscheidung ebenfalls verwendet wird, wenn nur der Abstand gemeint ist. Abbildung 3.5 zeigt im Vorgriff beispielhaft das experimentelle Variogramm der berechneten Korrelationen im vierdimensionalen Raum (siehe Seite


Abbildung 3.5.: Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für die vierdimensionalen Kriging-Modelle der Korrelation der Tageswerte.

52). Für die Anwendung im Kriging selber wird an das experimentelle Variogramm ein theoretisches Variogramm angepasst. Sehr häufig werden dazu der Nugget, das exponentielle und das sphärische Variogramm verwendet, wobei alle diese Variogramme miteinander kombiniert werden können. Der reine Nugget c_0 wird normalerweise mit einem Variogramm kombiniert und dient zur Beschreibung der kleinräumigen Variabilität in der Nähe des Ursprungs (Cressie, 1991). Das exponentielle Variogramm besitzt die drei Parameter Sill (Schwellenwert) c_e , Range (Reichweite) α_s und den Exponenten s_e , der die Krümmung des Variogramms in der Nähe des Ursprungs beeinflusst. Das sphärische Variogramm wird mit Hilfe des Sills c_s und der Range α_s angepasst. Das exponentielle Variogramm mit Nugget lautet

$$\gamma(\mathbf{h}) = c_0 + c_e \cdot \left[1 - \exp\left(\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{\alpha_{\mathbf{e}}}\right)^{s_e}\right) \right], \qquad (3.5)$$

mit $c_0 \ge 0, c_e \ge 0, \alpha_e > 0$ und $s_e > 0$. Im isotropen Fall wird **h** durch *d* ersetzt. Die Kombination von Nugget und sphärischem Variogramm wird von

$$\gamma(\mathbf{h}) = c_0 + \begin{cases} c_s \cdot \left(1.5 \frac{|\mathbf{h}|}{\alpha} - 0.5 \frac{|\mathbf{h}|^3}{\alpha^3}\right), & \text{for } 0 \le |\mathbf{h}| \le \alpha \\ c_s, & \text{for } |\mathbf{h}| > \alpha \end{cases},$$
(3.6)

mit $c_0 \ge 0, c_s \ge 0$ und $\alpha > 0$ beschrieben. Auch hier ersetzt d im isotropen Fall **h**. Weitere Kombinationen dieser drei Variogramme können mit Hilfe der angegebenen Formeln erstellt werden. Das exponentielle Variogramm kommt auch häufig in seiner zweiparametrigen Form zur Anwendung, indem $s_e = 1$ gesetzt wird. Alle im Weiteren verwandten Variogramme und ihre berechneten Parameter finden sich in Anhang B.2.

Einführung des Kriging Gleichungssystems

Der Kriging Schätzer $Z^*(\mathbf{s}_0)$ für einen unbeobachteten Ort \mathbf{s}_0 wird aus der gewichteten Linearkombination von *n* Beobachtungen $Z(\mathbf{s}_i)$ an den benachbarten Orten \mathbf{s}_i berechnet

$$Z^*(\mathbf{s}_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i) \cdot Z(\mathbf{s}_i), \qquad (3.7)$$

wobei $\lambda_i(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i)$, die zu \mathbf{s}_0 und $Z(\mathbf{s}_i)$ gehörigen Kriginggewichte, zu bestimmen sind. Die Anzahl der Nachbarn *n* muss die Messnetzdichte und die Variabilität der Beobachtungen berücksichtigen. *Nachbarn* sind hier Niederschlagsmesser \mathbf{s}_i , die nahe am unbeobachteten Ort \mathbf{s}_0 liegen. (In diesem Fall führte die Verwendung von n = 20Nachbarn zu guten Ergebnissen.)

Bei der Schätzung der Kriginggewichte im OK sind zwei Bedingungen zu erfüllen:

- 1. Z^* sei erwartungstreu: $E(Z(\mathbf{s}_0) Z^*(\mathbf{s}_0)) = 0$,
- 2. die Varianz des Fehlers $Z(\mathbf{s}_0) Z^*(\mathbf{s}_0)$ sei ein Minimum (Schafmeister, 1999):

$$Var(Z(\mathbf{s}_0) - Z^*(\mathbf{s}_0)) \to min.$$
(3.8)

Da Stationarität zweiter Ordnung gilt, die ersten zwei Momente im Untersuchungsgebiet also konstant sind, und die Varianz $Var(Z(\mathbf{s}) - Z(\mathbf{s} + \mathbf{h}))$ nur von der Verschiebung **h** abhängt, folgt das Kriging Gleichungssystem (KGS) zu:

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j \gamma(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j) + \mu = \gamma(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_0), \ i = 1, ..., n,$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i) = 1.$$
(3.9)

Darin steht μ für den Lagrange-Multiplikator des Extremwertproblems nach Gleichung (3.8) und $\gamma(.)$ ist das Variogramm nach Gleichung (3.3), das die Information über die räumliche Verteilung der Werte $Z(\mathbf{s}_i)$ im Umfeld von \mathbf{s}_0 erfasst (siehe Seite 48). Beim External Drift Kriging wird die Annahme der Stationarität zweiter Ordnung dahingehend abgeschwächt, dass das erste Moment, der Mittelwert, nicht als konstant angenommen wird sondern als Funktion der externen Variable $y(\mathbf{s})$. Diese Variable muss flächendeckend für alle Mess- und Interpolationspunkte bekannt sein. Der Erwartungswert wird dann zu

$$E[Z(\mathbf{s})] = a_0 + a_1 \cdot y(\mathbf{s}), \qquad (3.10)$$

wobei a_0 und a_1 nicht explizit bekannt sein müssen. Das KGS für Kriging mit externer Drift folgt nun zu:

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j \gamma(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j) + \mu_0 + \mu_1 \cdot y(\mathbf{s}_j) = \gamma(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_0), \ i = 1, ..., n,$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i) = 1,$$
$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j(\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_i) \cdot y(\mathbf{s}_j) = y(\mathbf{s}_0).$$
(3.11)

Wie oben gesagt, kann Kriging nicht direkt auf die Korrelationsdaten angewendet werden, da eine eindeutige Ortszuordnung fehlt. Wird die Korrelation Orten zugeordnet, so kann sie als Zufallsvariable aufgefasst und mit der Ortsangabe Kriging anwendet werden. Stationarität zweiter Ordnung lässt sich dann aber nicht annehmen, weil die Korrelation vom Abstand der Stationen zueinander abhängt (siehe Abb. 3.2) und der Erwartungswert im Untersuchungsgebiet nicht konstant ist. EDK ist jedoch anwendbar, da man annehmen kann, dass das Variogramm nach Gleichung (3.3) die Variabilität beschreibt. Es werden zwei Vorgehensweisen geprüft:

- 1. Die wiederholte Anwendung von EDK im bekannten zweidimensionalen Raum.
- 2. Die Definition eines vierdimensionalen Raumes und die Anwendung von OK und EDK in diesem Raum.

Im Folgenden bezeichnet r^* die mit Hilfe der Kriging-Modelle geschätzte Korrelation, während r weiterhin die anhand der Niederschlagsdaten berechnete Korrelation (vgl. Gl. 3.1) bedeutet. Mit r_f wird die Korrelation bezeichnet, die sich aus dem exponentiellen Modell (vgl. Gl. 3.2) ergibt.

Wiederholtes External Drift Kriging

Aus den berechneten Korrelationsdaten kann die Korrelation zwischen jedem beliebigen Ort \mathbf{p} und der Niederschlagsstation \mathbf{s}_j berechnet werden, da die Korrelation von der Niederschlagsstation \mathbf{s}_j zu jeder Niederschlagsstation \mathbf{s}_i rund um den Ort \mathbf{p} bekannt ist. Wird die Korrelation $r(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$ jeweils dem Ort \mathbf{s}_i zugewiesen, so kann Kriging anwendet werden, wobei nur EDK in Frage kommt, da der Erwartungswert nicht konstant ist. Aus vorherigen Studien ist bekannt, dass zwischen der mittleren Niederschlagshöhe und der Wurzel der Geländehöhe ein fester Zusammenhang besteht. Für die Korrelation wird eine ähnliche Beziehung vermutet und daher die Wurzel der Geländehöhe als Drift verwendet. Die geschätzte Korrelation r_1^* zwischen \mathbf{s}_j und \mathbf{p} wird analog zu Gleichung (3.7) gemäß

$$r_1^*(\mathbf{p}, \mathbf{s}_j) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{p}, \mathbf{s}_j) \cdot r(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$$
(3.12)

mit den Korrelationen $r(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j)$ zwischen den benachbarten Stationen \mathbf{s}_i und der Station \mathbf{s}_j angesetzt. Durch Ansetzen von Gleichung (3.12) zwischen dem Ort \mathbf{p} und allen verfügbaren Niederschlagsstationen \mathbf{s}_j erhält man die Korrelationen zwischen dem Ort \mathbf{p} und jeder Niederschlagsstation im Projektgebiet $r_1^*(\mathbf{p}, \mathbf{s}_j), j = 1, ..., n_{tot}$. Mit diesem Datensatz kann anschließend durch Anwendung derselben Methode die Korrelation zwischen dem Ort \mathbf{p} und jeder Niederschlagsstation in Projektgebiet $r_1^*(\mathbf{p}, \mathbf{s}_j), j = 1, ..., n_{tot}$.

$$r_2^*(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \cdot r_1^*(\mathbf{p}, \mathbf{s}_i).$$
(3.13)

Hierbei ist zu beachten, dass sich die Kriginggewichte λ_i in Gleichung (3.12) und Gleichung (3.13) unterscheiden und in jedem Schritt für jeden Ort neu berechnet werden müssen. Einsetzen von Gleichung (3.12) in Gleichung (3.13) ergibt:

$$r_2^*(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \lambda_j(\mathbf{p}, \mathbf{q}) \cdot \lambda_i(\mathbf{p}, \mathbf{s}_j) \cdot r(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j).$$
(3.14)

Mit Hilfe von Gleichung (3.14) kann die Korrelation zwischen beliebigen Orten \mathbf{p} und \mathbf{q} im Projektgebiet ermittelt werden. Die Reihenfolge der Anwendung der Kriging-Methode ist hierbei ohne Einfluss. Gleichung (3.12) kann ohne Einschränkungen auch zuerst zur Bestimmung von $r_1^*(\mathbf{q}, \mathbf{s}_j), j = 1, ..., n_{tot}$ angewendet werden. Analog ist Gleichung (3.13) anzuwenden. Einsetzen ergibt wieder

$$r_2^*(\mathbf{q}, \mathbf{p}) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \lambda_j(\mathbf{q}, \mathbf{p}) \cdot \lambda_i(\mathbf{q}, \mathbf{s}_j) \cdot r(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j).$$
(3.15)

Die nach Gleichung (3.15) berechnete Korrelation $r_2^*(\mathbf{q}, \mathbf{p})$ stimmt mit der nach Gleichung (3.14) bestimmten Korrelation $r_2^*(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ überein.

Kriging im vierdimensionalen Raum

Die Anwendbarkeit von Kriging auf die Korrelation ist problematisch, da die Korrelation keinem Ort eindeutig zugeordnet ist und es folglich auch keine Abstandsdefinition zwischen Korrelationen an verschiedenen Stationspaaren gibt. Um Kriging anwenden zu können, muss jedoch ein Abstand definiert sein, um einerseits die nächsten Nachbarn auswählen und andererseits ein Variogramm schätzen zu können. Deshalb wird mit den Koordinaten der Stationspaare ein vierdimensionaler euklidischer Raum \mathbb{E}^4 definiert. Mit den Stationsorten \mathbf{s}_1 und \mathbf{s}_2 gilt:

$$\mathbb{E}^4 : \mathbf{u} := (u_1, u_2, u_3, u_4)^T = (x_1, y_1, x_2, y_2)^T.$$
(3.16)

Die euklidische Entfernung zweier Vektoren \mathbf{v} und \mathbf{w} im \mathbb{E}^4 ist definitionsgemäß:

$$D = |\mathbf{v}, \mathbf{w}| = \sqrt{\sum_{i=1}^{4} (v_i - w_i)^2}.$$
(3.17)

Im Raum \mathbb{E}^4 ist die Entfernung zwischen Stationspaaren eindeutig berechenbar. Kriging kann in diesem Raum angewendet werden, wobei wiederum zu beachten ist, dass für die Anwendung von OK die Annahme der Stationarität zweiter Ordnung Voraussetzung ist, die auch in \mathbb{E}^4 nicht gegeben, da der Erwartungswert der Korrelation auch hier von dem Abstand der Stationen zueinander abhängt (siehe Abb. 3.2). EDK ist dagegen ohne Weiteres einsetzbar. Berücksichtigt man diese Einschränkungen, so kann Kriging wie im zweidimensionalen Raum angewendet werden, wobei auch bei der Auswahl der Variogramme auf die Zulässigkeit ihrer Anwendung zu achten ist (Christakos, 1984). Im vierdimensionalen Raum \mathbb{E}^4 berechnet sich die Korrelation zwischen zwei Orten \mathbf{s}_1 und \mathbf{s}_2 nach:

$$\mathbf{u} = (\mathbf{s_1}, \mathbf{s_2}) = (x_1, y_1, x_2, y_2),$$

$$r^*(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{u}) \cdot r(\mathbf{u}_i).$$
(3.18)

Gleichung (3.18) beschreibt die zweite Möglichkeit, die Korrelation zwischen beliebigen Stationspaaren zu schätzen. Sie gilt allgemein für OK und für EDK. Abbildung 3.2 zeigt die breite Spannweite der Streuung der Korrelation. Ebenso ist zu erkennen, dass das exponentielle Modell (vgl. Gl. 3.2) den Mittelwert der Korrelation gut wiedergibt. Man kann also r_f als Beschreibung des Mittelwerts auffassen, während die gemessenen Korrelation die Streuungsinformation enthält. Im vierdimensionalen Raum \mathbb{E}^4 beschreibt

$$r_f(\mathbf{u}) = r_f\left(\left[(u_1 - u_3)^2 + (u_2 - u_4)^2\right]^{1/2}\right)$$
(3.19)

das exponentielle Modell. Dieser 'grobe' Schätzer für die Korrelation soll auf zweierlei Weisen beim Kriging in \mathbb{E}^4 verwendet werden:

- Beim EDK wird $r_f(\mathbf{u})$ als Drift verwendet. Auf diese Weise wird das exponentielle Modell genutzt, um das Kriging-Modell zu steuern.
- Beim OK wird mit Hilfe des EM der Mittelwert von der Streuung getrennt. Hierzu wird von der berechneten Korrelation der zugehörige Wert r_f des EM abgezogen. Die verbleibenden Residuen *res* repräsentieren die Streuung und werden als normalverteilt mit dem Mittelwert E(res) = 0 angenommen. Bei diesem Ansatz kann wieder Stationarität zweiter Ordnung gesetzt und OK wieder angewendet werden. OK wird dazu nur auf die Residuen angewandt:

$$r^*(\mathbf{u}) = r_f(\mathbf{u}) + \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{u}) \cdot (r(\mathbf{u}_i) - r_f(\mathbf{u}_i)).$$
(3.20)

Diese zwei Kriging-Modelle werden mit dem wiederholten EDK verglichen. Im Folgenden wird diese Technik als '4D Kriging' bezeichnet. Ist 'res' angefügt, so handelt es sich um Kriging der Residuen (vgl. Gl. 3.20), andernfalls dienen die berechneten Korrelationsdaten als Eingangsdaten für das Kriging.

3.1.4. Messung und Vergleich der Modelleffizienz

Um die Effizienz der verschiedenen Regionalisierungsmodelle zu bewerten und vergleichen, wird die vollständige Kreuzvalidierung (Efron u. Gong, 1983) verwendet. Aus dem vorhandenen Datensatz wird ein Stationspaar entfernt und für dieses die Korrelation mit Hilfe der verbliebenen Stationen geschätzt. Dieses Verfahren wird nacheinander auf alle Stationspaare angewandt, bis für jedes Stationspaar zusätzlich zur gemessenen Korrelation r eine mit den Modellen geschätzte Korrelation r^* vorliegt. Aus dem Vergleich dieser zwei Datensätze ergibt sich die Effizienz des Modells. Als Maße werden die vier folgenden Effizienzindizes verwendet:

1. Das Bestimmtheitsmaß R^2 ist das Quadrat der Korrelation zwischen allen Werten r_i und r_i^* :

$$R^{2} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_{tot}} \left(r(\mathbf{u}_{i}) - \bar{r}\right) \left(r^{*}(\mathbf{u}_{i}) - \bar{r^{*}}\right)\right)^{2}}{\sum_{i=1}^{n_{tot}} \left(r(\mathbf{u}_{i}) - \bar{r}\right)^{2} \cdot \sum_{i=1}^{n_{tot}} \left(r^{*}(\mathbf{u}_{i}) - \bar{r^{*}}\right)^{2}},$$
(3.21)

es gibt den Anteil der Kovarianz an, den das Modell abbildet.

2. Die mittlere Abweichung der modellierten von der gemessenen Korrelation ist der *bias*:

$$bias = \frac{1}{n_{tot}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{tot}} \left(r(\mathbf{u}_i) - r^*(\mathbf{u}_i) \right).$$
(3.22)

3. Da sich die Abweichungen zwischen r_i und r_i^* im Falle normalverteilter Eingangsdaten ausgleichen, wird zusätzlich die Standardabweichung der Abweichungen, auf englisch 'Root Mean Square Error' - rmse, ermittelt:

$$rmse = \sqrt{\frac{1}{n_{tot}} \cdot \sum_{i=1}^{n_{tot}} (r(\mathbf{u}_i) - r^*(\mathbf{u}_i))^2}.$$
 (3.23)

4. Die Interpolation räumlicher Daten führt immer zu einer Reduktion der Varianz, da an einer diskreten Anzahl von Punkten gemessene Daten auf weitere Punkte übertragen werden, ohne dass Informationen hinzukommen. Der Anteil der Varianzerhaltung ergibt sich aus dem Quotienten der Varianz von r^* und der von r:

$$fvar = \frac{Var(r^*)}{Var(r)}.$$
(3.24)

Je größer der Quotient fvar ist, desto besser ist ein Modell. Da durch Interpolation keine größere Varianz als die Varianz der Originaldaten erzielt werden kann, hat das 'perfekte' Modell fvar = 1 (Haberlandt, 2007).

Anhand dieser vier Kenngrößen wird die Effizienz der Modelle verglichen. Bei der Bewertung führt eine geringe Abweichung, gemessen in *bias* und *rmse*, sowie eine große Varianzerhaltung, ausgedrückt in R^2 und *fvar*, zu einem 'guten' Modell.

3.1.5. Ergebnisse und Modellauswahl

Die drei verschiedenen Kriging-Regionalisierungsmodelle werden mit jeweils führ verschiedenen Kombinationen der Variogramme aus Abschnitt 3.1.3 validiert. In Tabelle 3.1 sind als Ergebnisse die Werte der Effizienzindizes (vgl. Abschn. 3.1.4) für alle 15 sich ergebenden Modellkonfigurationen aufgelistet. Zum Vergleich ist das exponentielle Modell mit aufgeführt. Der Vergleich der drei verschiedenen Kriging-Ansätze zeigt, dass das wiederholte EDK in keinem der Effizienzindizes das beste Regionalisierungsmodell stellt. Das höchste Bestimmtheitsmaß R^2 und den geringste rmseerreicht das vierdimensionale Ordinary Kriging mit der Kombination aus Nugget, zweiparametrigem exponentiellem und sphärischem Variogramm. Den größten Anteil der Varianz fvar erhält das vierdimensionale External Drift Kriging unter Verwendung des Nuggets mit dem zweiparametrigen exponentiellen Variogramm. Das exponentielle Modell erzielt erwartungsgemäß die geringste mittlere Abweichung bias, die aufgrund der Parameteranpassung des Modells mit Hilfe der kleinsten Fehlerquadrate eigentlich verschwinden müsste. Erstellt man für jeden der vier Effizienzindizes eine Rangfolge und mittelt über die vier Maße mit gleichem Gewicht, so ist das vierdimensionale Ordinary Kriging der Residuen mit Nugget, dreiparametrigem exponentiellem und sphärischem Variogramm auszuwählen. Diese Rangfolge ergibt sich auch bei einer stärkeren Gewichtung von R^2 und fvar gegenüber den zwei anderen

Nr.	Modell	Variogramm ^a	R^2	bias	rmse	fvar
				$[1 \cdot 10^{-5}]$	$[1 \cdot 10^{-2}]$	
1	2xEDK	nug, exp3	0.8766	-180.0	4.301	0.8917
2		nug, exp3, sph	0.8753	-182.0	4.328	0.9010
3		nug, $\exp 2$, sph	0.8728	-117.0	4.391	0.9258
4		nug, $\exp 2$	0.8720	-116.0	4.399	0.9274
5		nug, sph	0.8728	-118.0	4.384	0.9239
6	4D OK res	nug, exp3	0.8967	55.0	3.938	0.9066
7		nug, exp3, sph	0.8970	154.0	3.933	0.9000
8		nug, $\exp 2$, sph	0.8972	133.0	3.924	0.9003
9		nug, $\exp 2$	0.8955	50.0	3.961	0.9087
10		nug, sph	0.8956	52.0	3.956	0.9083
11	4D EDK	nug, exp3	0.8954	20.0	3.963	0.9116
12		nug, exp3, sph	0.8956	20.0	3.961	0.9117
13		nug, $\exp 2$, sph	0.8948	16.0	3.982	0.9136
14		nug, $\exp 2$	0.8947	15.0	3.985	0.9137
15		nug, sph	0.8948	17.0	3.981	0.9134
16	EM		0.6806	1.0	6.907	0.6782

 Tabelle 3.1.: Werte der Effizienzindizes der drei verwendeten Regionalisierungmodelle der Korrelation der Tageswerte für verschiedene theoretische Variogramme.

 a nug = Nugget, exp2/3 = 2/3-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm

Fett gedruckte Werte sind die 'besten' Werte in jeder Spalte.

Indizes, so dass dieses Modell als Regionalisierungsmodell für die Korrelation der Tageswerte ausgewählt wird.

Die Anwendung des Modells zeigen die Abbildungen 3.6 und 3.7 exemplarisch. In diesen beiden Abbildungen ist das Regionalisierungmodell auf ein 1×1 km Raster in Baden-Württemberg angewendet worden. Zu jeden Rasterpunkt wurde die Korrelation zu einem 20 km (siehe Abb. 3.6) bzw. 50 km (siehe Abb. 3.7) entfernt gelegenen Punkt jeweils in nordöstlicher und südwestlicher Richtung vom Rasterpunkt, der in den Abbildungen mit '×' markiert ist, in zwei Karten dargestellt.





Abbildung 3.7.: Interpolierte Korrelation zwischen Station und 50 km entfernter Station.

Die Abbildungen veranschaulichen, dass das Regionalisierungsmodell die Inhomogenität der Korrelation wiedergeben kann. Der Vergleich der zwei Karten in jeder Abbildung zeigt die Fähigkeit des Modells, auch die Anisotropie der Korrelation (vgl. Abschn. 3.1.1) nachzubilden. Aus dem Vergleich der Abbildungen 3.6 und 3.7 ist zu erkennen, wie sich zum Einen die Korrelation abschwächt, wenn die Entfernung der Stationen größer wird. Zum Anderen zeigt sich, dass diese Änderung nicht überall gleich groß ist, da sich nicht nur die Farbskala, sondern auch die Konturen verändern.

3.2. Korrelation der Stundenwerte

Die in Abschnitt 3.1 für die Korrelation der Tageswerte durchgeführten Untersuchungen werden anschließend auch für die Korrelation der Stundenwerte durchgeführt, da auch sie Eingangsgröße in NiedSim (vgl. Abschn. 2.6) ist und somit bei der simultanen Generierung für mehrere Stationen berücksichtigt werden soll.

Diese Korrelation wird anhand der Aufzeichnungen aller 295 Niederschlagsmesser untersucht, die Niederschlag in einer zeitlichen Auflösung ≤ 1 h registrieren (vgl. Abschn. 2.4). Bei der Berechnung der Korrelation ist man darauf angewiesen, dass die Daten synchron aufgezeichnet sind. Eine zeitliche Verschiebung fällt umso schwerer ins Gewicht, je höher die betrachtete zeitliche Auflösung ist (Brommundt u. Bárdossy, 2006). Voruntersuchungen der Korrelation aller in Baden-Württemberg verfügbaren Aufzeichnungen in zeitlicher Auflösung ≤ 1 h ergaben, dass die Synchronität in dem Gesamtkollektiv der Aufzeichnungen aller Stationen nicht gegeben ist. Durch individuelles zeitliches Verschieben einzelner Reihen konnten hier örtlich plausible Verknüpfungen erzielt werden. An den vorne hervorgehobenen 101 DWD-Stationen (siehe Abb. 2.4) wurden keine Verschiebungen vorgenommen.

Abbildung 3.8 zeigt die Verteilung der Niederschlagsmesser, an denen sich die Korrelation der Stundenwerte berechnen lässt, in Abhängigkeit vom Abstand der Stationen zueinander. Hier wurde ein Minimum von 100 gemeinsam registrierten Stundenwerten gesetzt, um die Korrelation zu berechnen. Insgesamt erfüllen 25 224 von 43 365 möglichen Stationspaaren diese Bedingung. An die für die Zeitreihen aller möglichen Stationspaarungen berechnete Korrelation wird wieder das exponentielle Modell (EM) nach Gleichung (3.2) mit Hilfe der Minimierung der Fehlerquadrate angepasst. Für die Parameter des EM ergeben sich $r_0 = 1.00, d_0 = 24.787$ km und $s_0 = 0.428$. In Abbildung 3.9 ist die Korrelation in Abhängigkeit von den Stationsabständen aufgetragen, wobei aus Darstellungsgründen Mittelwerte in 100 m Schritten gezeigt sind. Ebenso eingefügt sind das Minimum und das Maximum in dieser Schrittweite sowie der Verlauf des EM. Vergleicht man die Korrelation der Stundenwerte in Abbildung 3.9 mit der Korrelation der Tageswerte in Abbildung 3.2, so ist sofort zu erkennen, dass die Korrelation der Stundenwerte schneller mit der Entfernung der Stationen zueinander abfällt als die Korrelation der Tageswerte.

Auch bei der Korrelation der Stundenwerte ist Anisotropie und Inhomogenität (vgl. Abschn. 3.1.1) zu vermuten. Deshalb wurde die Korrelation der Stundenwerte analog zu dem Vorgehen bei Erstellung von Abbildung 3.9 in Abhängigkeit von der wechselseitigen Lage der Stationen ausgewertet. Da die Korrelation orientierungsunabhängig ist, wird die Richtung der Stationen zueinander von 0° bis 180° von Osten



Abbildung 3.8.: Häufigkeitsverteilung der Messstationen in hoher zeitlicher Auflösung in Abhängigkeit vom Stationsabstand.



Abbildung 3.9.: Korrelation der Stundenwerte in Abhängigkeit vom Stationsabstand.



Abbildung 3.10.: Räumliche Korrelation der Stundenwerte über den Stationsabstand, sechs Kreissegmente, Öffnungswinkel von Osten entgegen dem Uhrzeigersinn gemessen

entgegen dem Uhrzeigersinn gemessen. In Kreissegmenten von 30° Breite zusammengefasst zeigt Abbildung 3.10 die sich ergebende Korrelation der Stundenwerte in Abhängigkeit von der wechselseitigen Richtung der Stationspaare. Im Falle von Isotropie müssten die Punktwolken in den sechs Graphen in Abbildung 3.10 gleich verlaufen. Da dies nicht zutrifft, ist die Korrelation der Stundenwerte anisotrop. Aus der gleichen Abbildung kann auch geschlossen werden, dass sie inhomogen ist, denn wäre sie homogen, so müssten dort Linien gezeigt sein.

Daher werden auf die Korrelationsdaten der Stundenwerte zunächst dieselben Regionalisierungsmethoden angewendet, wie es auch für die Korrelation der Tageswerte (vgl. Abschn. 3.1) erfolgreich geschah. Im ersten Schritt werden die Variogramme nach Abschnitt 3.1.3 geschätzt. Die Abbildungen und Parameter dazu finden sich in Anhang B.3. Anschließend werden die drei oben vorgestellten Kriging-Modelle (vgl. Abschn. 3.1.3) zur Regionalisierung der Daten angewandt und die Effizienzindizes nach Abschnitt 3.1.5 berechnet. Die Ergebnisse dieser Berechnungen zeigt Tabelle 3.2, in die auch die Indizes für das exponentielle Modell eingetragen sind. Leider erreicht keines der getesteten Regionalisierungsmodelle ausreichende Effizienzen in allen vier Indizes. Bezüglich bias und rmse finden sich Modelle, die akzeptabel arbeiten, doch hinsichtlich R^2 und *fvar* wird keine ausreichende Modellgüte erreicht. Die Korrelation der Tageswerte ließ sich mit Hilfe der vorgestellten Kriging-Modelle besser regionalisieren, so dass in einem nächsten Schritt versucht wurde, das dafür entwickelte Modell (vgl. Abschn. 3.1.5) zur Verbesserung der Regionalisierung der Korrelation der Stundenwerte zu nutzen. Eine direkte Umrechnung der Korrelation im Sinne eines allgemeinen zeitlichen Skalierungsansatzes ist nicht bekannt. Ein Zusammenhang ist jedoch zu vermuten, da es sich in beiden Fällen um Niederschlags-

Nr.	Modell	$Variogramm^a$	R^2	bias	rmse	fvar
			[-]	$[1 \cdot 10^{-3}]$	$[1 \cdot 10^{-2}]$	[-]
1	2xEDK	nug, exp3	0.6232	1.3	7.25	0.7632
2		nug, exp3, spher	0.6239	1.2	7.24	0.7617
3		nug, exp2, spher	0.6247	1.9	7.24	0.7768
4		nug, $\exp 2$	0.6208	1.8	7.25	0.7798
5		nug, spher	0.6246	2.1	7.25	0.7737
6	4D OK res	nug, exp3	0.6397	-2.5	7.07	0.7557
7		nug, exp3, spher	0.6394	-2.5	7.08	0.7572
8		nug, exp2, spher	0.6389	-2.6	7.08	0.7572
9		nug, $\exp 2$	0.6384	-2.6	7.09	0.7572
10		nug, spher	0.6389	-2.5	7.08	0.7572
11	4D EDK	nug, exp3	0.6011	-3.0	7.53	0.8120
12		nug, exp3, spher	0.6011	-3.0	7.53	0.8120
13		nug, exp2, spher	0.6009	-2.9	7.53	0.8120
14		nug, $\exp 2$	0.6008	-3.0	7.54	0.8136
15		nug, spher	0.6009	-2.9	7.53	0.8120
16	Exponentiell		0.6246	-0.1	7.17	0.6231
17	4D EDK 24h	nug, exp3	0.6184	0.1	7.41	0.8560
18		nug, exp3, spher	0.6197	0.0	7.39	0.8576
19		nug, exp2, spher	0.6159	0.1	7.43	0.8560
20		nug, $\exp 2$	0.6030	0.5	7.58	0.8656
21		nug, spher	0.6100	0.3	7.50	0.8576
22	log-Modell		0.6940	-0.01	6.78	0.8331

Tabelle 3.2.: Werte der Effizienzindizes der verwendeten Regionalisierungmodelle der Korrelation der Stundenwerte für verschiedene theoretische Variogramme.

 a nug = Nugget, exp2/3 = 2/3-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm

Fett gedruckte Werte sind die 'besten' Werte in jeder Spalte.

aufzeichnungen handelt, die jedoch in unterschiedlicher zeitlicher Auflösung gemessen wurden. Dazu wurden zwei Ansätze untersucht:

- 1. Beim vierdimensionalen External Drift Kriging (vgl. Abschn. 3.1.3) wurde die durch das EM berechnete Korrelation $r_f(\mathbf{u})$ als Drift verwendet. Für das Kriging der Korrelation der Stundenwerte kann jetzt die aus dem Regionalisierungsmodell der Korrelation der Tageswerte gewonnene Korrelation $r_{24h}(\mathbf{u})$ als Drift verwendet werden, die für beliebige Stationspaare \mathbf{u} berechnet werden kann. Dieses Modell wird im Weiteren mit '4D EDK 24h' bezeichnet.
- 2. Im Sinne eines Skalierungsansatzes wird versucht, die Korrelation der Stundenwerte r_{1h} direkt als Funktion der Korrelation der Tageswerte r_{24h} zu berechnen. Als weitere Information wird der Abstand *d* zwischen den beiden Stationen s_i und s_j , für die die Korrelation geschätzt werden soll, verwendet. In einer Versuchsreihe werden unterschiedliche funktionale Ansätze getestet und anhand der Methode der kleinsten Fehlerquadrate angepasst. Die Bewertung erfolgt anhand des summierten quadrierten Fehlers, der minimal werden soll. Als Modell mit dem kleinsten Fehler ergibt sich

$$r_{1h} = r_{24h}(s_i, s_j) \cdot \left[a - b \cdot \log\left(\frac{d_{s_i, s_j}}{d_e}\right) \right] - c \tag{3.25}$$

mit den Parametern a = 0.983, b = 0.116 und c = 0.072 und dem Dimensionsfaktor d_e , der die Einheit [km] hat. Dieses Modell wird als 'log-Modell' bezeichnet. Die Korrelation der Tageswerte r_{24h} wird bei diesem Ansatz mit einem Faktor abgemindert, der vom Logarithmus des Stationsabstands abhängt. Getestet wurden auch Ansätze, bei denen r_{24h} selber logarithmiert wurde. Diese ergaben jedoch schlechtere Modellanpassungen.

Die sich ergebenden Effizienzindizes dieser zwei Modellvarianten sind ebenfalls in Tabelle 3.2 unterhalb des Doppelstrichs als Modelle 17 bis 22 aufgeführt. Hier zeigt sich wiederum das gleiche Bild. Es findet sich kein Modell, das in allen vier Indizes überzeugt. Die Varianzerhaltung *fvar* hat sich jedoch in allen Modellen um mindestens 5 % gegenüber den anderen Kriging-Ansätzen verbessert, was im Fall des 4D EDK 24h jedoch auf Kosten des Bestimmtheitsmaßes R^2 geht. Das log-Modell liefert ein erheblich besseres R^2 , das jedoch immer noch nicht befriedigt.

Mit Hilfe der bisher gezeigten Modelle lässt sich kein ausreichend gutes Regionalisierungsmodell für die vorhandenen Korrelationsdaten der Stundenwerte finden. Deswegen wird im nächsten Schritt versucht, durch Ausnutzen der Radarinformationen (vgl. Abschn. 2.5) eine Verbesserung der Regionalisierung zu erreichen.

3.2.1. Korrelation der Radardaten

Radarmessungen liefern über den Niederschlag räumlich hoch aufgelöste Informationen, wie sie hier benötigt werden. Liest man für einen einzelnen Rasterpunkt die Radardaten in der zeitlichen Reihenfolge der Radarbilder aus, so erhält man ebenfalls eine Zeitreihe, die sich wie eine Niederschlagszeitreihe auswerten lässt. Somit kann man auch aus Radardaten die Korrelation zwischen den Zeitreihen an verschiedenen Orten berechnen, wobei die 'Stationsdichte' durch das Raster der Radarbilder

(vgl. Abschn 2.5.1) gegeben ist. Um die Vergleichbarkeit mit den Stationsmessungen herzustellen, muss die in den Radarbildern aufgezeichnete Reflektivität Z_R zunächst in den Niederschlag R_G umgerechnet werden (vgl. Abschn. 2.5.2).

Grundsätzlich ist nicht zu erwarten, dass die Korrelationen zwischen den Radardaten genau den Korrelationen zwischen den an den Stationen gemessenen Niederschlagsdaten gleichen. Dies liegt zum Einen an den unterschiedlichen Messsystemen und den unterschiedlichen Messgrößen (vgl. Abschn. 2.5.2), zum Anderen liegen die Niederschlagsmessstationen nicht an den Radarrasterpunkten, woraus eine gewisse Verschiebung folgt. Dennoch ist zu erwarten, dass sich die Korrelation zweier Stationen und die Korrelation der jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte ähneln.

Krajewski u.a. (1996) haben gezeigt, dass die Art der Radarbeobachtung, d. h. die technische Spezifikation des Radars selber, sowie die der anschließenden Signalverarbeitung einen Einfluss auf die verschiedenen Statistiken des Niederschlags hat. In Hinblick auf die Korrelation, die er über die Dekorrelationslänge (vgl. Abschn. 3.1, Seite 42) anspricht, ist der Einfluss der verwendeten Methode zur Umrechnung von Reflektivität in Niederschlag relativ gering, während die zeitliche Aggregation einen größeren Einfluss hat. Die Gegenüberstellung von aus Radardaten abgeleiteten Korrelationen und den aus zwei Niederschlagsmodellen sich ergebenden Korrelationen ergab, dass die Werte aus dem Radar geglättet sind und die Werte für den modellierten 'wahren' Niederschlags überschätzen. Gebremichael u. a. (2004) haben die Fähigkeit des Radars untersucht, die kleinräumige Variabilität des Niederschlags in Hinblick auf die Korrelation zu erfassen. Verwendet werden dazu die Daten eines Niederschlagsmessnetzes. Es zeigt sich, dass die aus den Radardaten geschätzte Korrelation bis zu 30 % abweichen kann, wobei für diesen Vergleich die Isotropie der Korrelation angenommen wurde. Moszkowicz (2000) benutzt die Aufzeichnungen von Niederschlagsmessern und Radar, um die Korrelation vom Nahbereich bis zu einigen Zehnkilometern Entfernung zu bestimmen. Er stellt eine starke Anisotropie fest und schließt aus seinen Untersuchungen, dass Radar ein gutes Instrument ist, um eine Information über die Variabilität und die Korrelation des Niederschlags zu erhalten. Anisotropie und Heterogenität werden gut abgebildet, die sich ergebenden Statistiken sind jedoch mit Vorsicht zu verwenden.

Um die Eignung der vorliegenden Daten zur Verbesserung der Regionalisierung der Korrelation der Stationsstundenwerte zu testen, wird zunächst die Korrelation aus den Radardaten berechnet. Hierzu werden aus den Radardaten zu jedem Stationspaar die zwei nächsten Radarrasterpunkte ausgewählt und die Korrelation zwischen den Zeitreihen berechnet; dies geschieht für alle 43 629 Stationspaare. Für 25 224 dieser Paare wurde in Abschnitt 3.2 die Korrelation aus Niederschlagsmessungen ermittelt. Die Abbildungen B.2 und B.1 in Anhang B.1 zeigen die sich ergebende Häufigkeitsverteilung und den Verlauf der Korrelation über den Abstand der Punkte zueinander. Ebenfalls angepasst und gezeigt wird das exponentielle Modell, dessen Parameter sich zu $r_0 = 1.00, d_0 = 20.87$ km und $s_0 = 0.45$ ergaben.

In Abbildung 3.11 ist die Korrelation der Radardaten über der Korrelation der Stationen aufgetragen. Dort ist gut zu erkennen, dass die Korrelation aus Radar- und Niederschlagsaufzeichnungen nicht direkt vergleichbar ist. Als Gütemaß für den Zusammenhang beider Korrelationen ist das Bestimmtheitsmaß mit $R^2 = 0.467$ angegeben.

Die Gründe für die mangelnde Übereinstimmung in Abbildung 3.11 können darin lie-



Abbildung 3.11.: Korrelation der Niederschläge der Niederschlagsstationen und der jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte.

gen, dass Niederschlag eine Punktmessung und Radar eine Flächenmessung ist, hier über 16 km². Nach Abschnitt 3.1 ist jedoch vor allem die unterschiedliche Verteilung der Radar- und Niederschlagszeitreihen (vgl. Abschn. 2.5.2) zu berücksichtigen. Um deren Einfluss zu eleminieren, wendet man Transformationen an (Journel, 1983).

Die statistische Feldtheorie bietet Möglichkeiten, die aus Punktdaten ermittelte Korrelation in jene Korrelation umzurechnen, die sich ergeben würde, wenn die Daten über eine größere Fläche gemittelt gemessen wären. Die Korrelation der Niederschlagspunktmessung kann also statistisch in jene der Radarflächenmessung umgerechnet werden. Diese Technik wird zunächst getestet. Anschließend wird die Anwendung der Normaltransformation und der Transformation mit Hilfe einer Indikatorfunktion untersucht. Die aus den transformierten Daten berechneten Korrelationen sind direkt vergleichbar. Für beide Transformationen ist zunächst die Verteilung der Radar- und Niederschlagsdaten zu berechnen. Deshalb wird für die Untersuchungen wieder auf den Satz der 101 DWD-Stationen zurückgegriffen, da dieser Datensatz synchron zu den Radardaten gemessen wurde und daher als zuverlässig und fehlerarm angesehen werden kann (vgl. Abschn. 2.4, 2.5.2).

3.2.2. Umrechnung der Korrelation der Niederschläge

In einer Studie mit ähnlichem Ziel wenden Gebremichael u. Krajewski (2004) eine Umrechnung der aus Punktmessungen ermittelten Korrelation in eine Korrelation ane, wie sie sich bei Messung des Niederschlags über ein Rechteck mit den Kantenlängen L_x und L_y ergeben würde. Die aus der statistischen Feldtheorie dazu notwendigen Zusammenhänge findet man bei Vanmarcke (1983). Die erste Grundannahme hierbei ist, dass es sich um ein Feld normalverteilter Zahlen mit konstantem Mittelwert und konstanter Varianz handelt, also Stationarität 1. Ordnung gilt. Außerdem werden Homogenität und Isotropie der Korrelationen im Untersuchungsgebiet (vgl. Abschn. 3.1, Gl. 3.2) angenommen.

Im ersten Schritt wird die Varianz des am Ort (x, y) gemessenen Punktniederschlags $h_N(x, y)$ in die Varianz des über die Fläche $L_x \cdot L_y$ gemessenen Niederschlags $h_{NF}(x, y)$ umgerechnet (vgl. Gl. 3.26). Hierzu benötigt man die in Gleichung (3.27) definierte Varianzfunktion ζ , die von den Kantenlänge L_x, L_y des Rechtecks und der Korrelation $\rho(h)$ abhängt. Der Verlauf von $\rho(h)$ muss aus den Daten geschätzt werden. In diesem Fall wird hierfür das exponentielle Modell nach Gleichung (3.2) mit den Parametern der Stundenwerte $r_0 = 1.00, d_0 = 24.787$ km und $s_0 = 0.428$ verwendet.

$$Var[h_{NF}(x,y)] = Var[h_N(x,y)]\zeta(L_x,L_y),$$
wo
(3.26)

$$\zeta(L_x, L_y) = \frac{4}{L_x L_y} \int_0^{L_x} \int_0^{L_y} \left(1 - \frac{h_x}{L_x}\right) \left(1 - \frac{h_y}{L_y}\right) \cdot \rho(h) dh_x dh_y (3.27)$$

mit

$$h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}.$$
 (3.28)

Da die Varianz im Untersuchungsgebiet homogen angenommen wird, ergibt sich die Korrelation ρ_F zweier (berechneter) Flächenmessungen $h_{NF}(x_1, y_1)$ und $h_{NF}(x_2, y_2)$



Abbildung 3.12.: Korrelation der Niederschlagspunktmessungen, der Radarmessungen und der auf die Fläche der Radarraster umgerechneten Niederschlagsmessungen.

abhängig von deren Abstand d zu

$$\rho_F(|d|) = \frac{Cov_F(|d|)}{Var[h_{NF}(x,y)]}.$$
(3.29)

Die Kovarianz $Cov_F(d)$ der zwei Flächenmessungen im Abstand **d** (mit den Richtungskomponenten d_x und d_y) in Gleichung (3.29) lautet

$$Cov_{F}(\mathbf{d}) = \frac{Var[h_{N}(x,y)]}{4 \cdot L_{x}^{2}L_{y}^{2}} [\Delta(L_{x} + d_{x}, L_{y} + d_{y}) + \Delta(|L_{x} - d_{x}|, L_{y} + d_{y}) + \Delta(L_{x} + d_{x}, |L_{y} - d_{y}|) + \Delta(|L_{x} - d_{x}|, |L_{y} - d_{y}|) - 2\Delta(d_{x}, L_{y} + d_{y}) - 2\Delta(d_{x}, |L_{y} - d_{y}|) - 2\Delta(L_{x} + d_{x}, d_{y}) - 2\Delta(|L_{x} - d_{x}|, d_{y}) + 4\Delta(d_{x}, d_{y})]$$
(3.30)

 mit

$$\Delta(L_x, L_y) = L_x^2 L_y^2 \cdot \zeta(L_x, L_y).$$
(3.31)

Nach Berechnen der Varianz $Var[h_{NF}(x, y)]$ des gemittelten Feldes mit einer Kantenlänge $L_x = L_y = 4$ km werden die Gleichungen (3.29) und (3.30) für verschiedene Stationsentfernungen ausgewertet. In Abbildung 3.12 sind das exponentielle Modell für Niederschlags- und Radardaten sowie die sich durch Umrechnung der Punktniederschläge in Flächenniederschläge ergebende Korrelation aufgetragen. Man sieht, dass bei Annahme von Homogenität und Isotropie die direkt aus Radar- und Niederschlag geschätzten exponentiellen Modelle deutlich näher beieinander liegen als die durch Umrechnung gemäß Gleichung (3.27) erhaltene Korrelation. Ursache dafür könnte sein, dass das exponentielle Modell, dass zur Beschreibung von $\rho(h)$ in Gleichung (3.27) verwendet wurde, für kleine Abstände (L = 4 km) nicht gut angepasst ist, da in diesem Bereich nur sehr wenige Messungen vorliegen (vgl. Abb. 3.8). Des Weiteren ist natürlich zu beachten, dass weder die Radar- noch Niederschlagsaufzeichnungen normalverteilt sind. Deshalb wird dieser Ansatz nicht weiterverfolgt.

3.2.3. Normaltransformation der Stundenwerte

Die Niederschlagsdaten werden auf die Standardnormalverteilung $\mathcal{N}(0, 1)$ transformiert und anschließend die Korrelation der normaltransformierten Daten berechnet. Dazu werden an jeder Station *i* und an dem jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkt *i* aus der zugehörigen Zeitreihe zunächst die empirische Verteilungsfunktion $F_{Gi}(h_N)$ der Niederschlagswerte h_N in der Auflösung von 1 h berechnet. Die Transformation auf die Standardnormalverteilung erfolgt anschließend mit Hilfe der Inversen der Standardnormalverteilung $\Phi^{-1}(.)$:

$$h_{N,nv}(t) = \Phi^{-1} \left(F_{Gi} \left[h_N(t) \right] \right), \tag{3.32}$$

wobei der Index $_{nv}$ die in die Standardnormalverteilung transformierte Zeitreihe kennzeichnet. Hierbei ist zu beachten, dass die empirische Verteilungsfunktion aufgrund der diskreten Registrierung des Niederschlags und der klassierten Messung der Radardaten nicht voll kontinuierlich sondern nur in diskreten Stufen ermittelbar ist. Deshalb wird von $F_{Gi}(h_N)$ nicht jedem Wert $h_N(t)$ eine eindeutige Wahrscheinlichkeit zugeordnet, sondern in vielen Fällen nur ein Wahrscheinlichkeitsbereich (siehe Abb. 2.6). Ein weiteres Problem bei der Transformation von Niederschlag ist das untere Ende der Verteilung nahe $h_N = 0$. Solche Werte kommen bei weitem am häufigsten vor und beschneiden die Standardnormalverteilung auf den Bereich von $\Phi^{-1}(F_{Gi}[h_N = 0])$ bis ∞ , wodurch die Korrelationsschätzung verfälscht wird. Unter diesen Umständen ist eine direkte Transformation nach Gleichung (3.32) mit anschließender Berechnung der Korrelation nicht erlaubt.

Daher werden Transformation und Korrelationsberechnung verknüpft, die Daten mit der empirischen Verteilung in die bivariate Normalverteilung transformiert und diese mit Hilfe der Maximum-Likelihood-Methode (MLM) (Hartung u. a., 2005) angepasst, wozu die Korrelation als Parameter der bivariaten Normalverteilung geschätzt werden muss. Bei dieser Methode können das nicht eindeutige Verhalten der empirischen Verteilungsfunktion und die Wahrscheinlichkeit des Wertes $h_N = 0$ wie folgt berücksichtigt werden.

Die Dichte $\phi(x, y, \rho)$ der bivariaten Standardnormalverteilung

$$\phi(x, y, \rho) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \exp\left(-\frac{x^2 - 2\rho xy + y^2}{2(1-\rho^2)}\right)$$
(3.33)

hängt von der Korrelation ρ ab. Die zugehörige Verteilungsfunktion $\Phi(x, y, \rho)$

$$\Phi(x,y,\rho) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y \exp\left(\frac{a^2 - 2\rho ab + b^2}{2(1-\rho^2)}\right) da \ db \tag{3.34}$$

ist wie die Standardnormalverteilung selbst nicht explizit integrierbar. Es gibt jedoch genügend genaue numerische Integrationsverfahren für beide Verteilungen, deren Implementierungen in Bibliotheken zur Verfügung stehen. Hier wird die Fortran Implementierung von Alan Genz (Genz, 2007) verwendet. Die Likelihood-Funktion $L(\rho)$ zur Anpassung der bivariaten Standardnormalverteilung an zwei standardnormalverteilte Eingangszeitreihen $h_{N1,nv}(t)$ und $h_{N2,nv}(t)$ der Länge T lautet

$$L(\rho) = \prod_{t=1}^{T} \phi(h_{N1,nv}(t), h_{N2,nv}(t), \rho).$$
(3.35)

Diese Funktion wird durch Variation von ρ zwischen -1 und 1 maximiert (z. B. Martins u. Stedinger, 2000), woraus der Wert ρ der Korrelation folgt. Martins u. Stedinger (2001) haben eine Erweiterung der Likelihood-Funktion vorgeschlagen, mit der es möglich ist, auch Daten in die Schätzung einzubeziehen, von denen nicht der genaue Wert sondern nur ein Grenzwert bekannt ist, über oder unter dem sich der wahre - jedoch unbekannte - Wert befindet. Die Likelihood-Funktion $L_{org}(\rho)$ (vgl. Gl. 3.35) ist hierfür im Fall des Überschreitens eines Grenzwerts x nach Gleichung (3.36) und im Fall des Unterschreitens nach Gleichung (3.37) zu ergänzen. Ist für einen Datenpunkt x nur ein Intervall $[x_1, x_2]$ bekannt, so liefert Gleichung (3.38) die Ergänzung der Likelihood-Funktion:

$$L(\rho) = L_{org}(\rho) \cdot \prod_{i=1}^{n} (1 - \Phi(x_i, \rho)), \qquad (3.36)$$

$$L(\rho) = L_{org}(\rho) \cdot \prod_{i=1}^{n} \Phi(x_i, \rho), \qquad (3.37)$$

$$L(\rho) = L_{org}(\rho) \cdot \prod_{i=1}^{n} \left(\Phi(x_{2,i}, \rho) - \Phi(x_{1,i}, \rho) \right).$$
(3.38)

Diese Ergänzung gilt ohne Einschränkungen auch im bivariaten Fall. Mit Hilfe der Ansätze in Gleichungen (3.36) bis (3.38) lässt sich die Likelihood-Funktion der bivariaten Standardnormalverteilung soweit anpassen, dass sie auch die Werte erfasst, für die keine genaue Wahrscheinlichkeit vorliegt, und damit auf das vorliegende Problem anwendbar ist.

Zunächst werden alle Daten nach Gleichung (3.32) in die Standardnormalverteilung transformiert. Bei Daten, für die nur Wahrscheinlichkeitsbereiche bekannt sind, werden Ober- und Untergrenze einzeln transformiert und der Datensatz markiert. Ebenso werden alle Datensätze mit $h_N(t) = 0$ markiert. Die Aufstellung und Maximierung der Likelihood-Funktion zur Schätzung der Korrelation ρ erfolgt paarweise für alle Stationen, wobei zu berücksichtigen ist, dass die drei Fälle, 'Einzelwert', 'Null', 'Bereich', in allen Kombinationen auftreten können.

Bei der einfachsten Kombination liegen an beiden Stationen nach der Transformation diskrete Werte vor (vgl. Gl. 3.32). Diese ist in Gleichung (3.35) bereits abgebildet, ist jedoch hier vollständigkeitshalber noch einmal aufgeführt. Die Gleichungen (3.39) bis (3.44) zeigen die zu den anderen Kombinationen gehörenden Faktoren in der

Likelihood-Funktion.

	Faktor in der Likelihood-Funktion	2. Station	1. Station
(3.39)	$\phi(x_{nv},y_{nv}, ho)$	y_{nv}	x_{nv}
(3.40)	$\Phi(x_{nv},y_{nv}, ho)$	$y_{nv}, (y=0)$	$x_{nv}, (x=0)$
(3.41)	$\Phi(x_{nv} y_{nv}, ho)\cdot\phi(y_{nv})$	y_{nv}	$x_{nv}, (x=0)$
(3.42)	$\Phi(x_{2,nv} y_{nv},\rho)\cdot\phi(y_{nv})-\Phi(x_{1,nv} y_{nv},\rho)\cdot\phi(y_{nv})$	y_{nv}	$x_{1,nv}, x_{2,nv}$
	$\Phi(x_{2,nv}, y_{2,nv}, \rho) - \Phi(x_{1,nv}, y_{2,nv}, \rho)$	$y_{1,nv}, y_{2,nv}$	$x_{1,nv}, x_{2,nv}$
(3.43)	$-\Phi(x_{2,nv}, y_{1,nv}, \rho) + \Phi(x_{1,nv}, y_{1,nv}, \rho)$		
(3.44)	$\Phi(x_{2,nv}, y_{nv}, \rho) - \Phi(x_{1,nv}, y_{nv}, \rho)$	$y_{nv}, (y=0)$	$x_{1.nv}, x_{2.nv}$

Die Stationen 1. und 2. sind vertauschbar, so dass alle in den Zeitreihen vorkommenden Kombinationen abgedeckt werden. Sind an einer der Stationen x_{nv} oder y_{nv} angegeben, so liegen diskrete Werte an diesen Punkten vor. Stehen dort x_{nv} , (x = 0)oder y_{nv} , (y = 0), dann ist an diesen Stationen der Wert $h_N(t) = 0$ gemessen worden. Die Angabe eines Intervalls $[x_{1,nv}, x_{2,nv}]$ oder $[y_{1,nv}, y_{2,nv}]$ zeigt an, dass hier kein diskreter Wert, sondern ein Wertebereich vorliegt.

Mit der so für jedes Stationspaar erstellten Likelihood-Funktion wird die Korrelation berechnet. In der praktischen Anwendung wird die Likelihood-Funktion nach Gleichung (3.35) gerne logarithmiert, wodurch das Produkt zur Summe wird, die sich leichter berechnen und maximieren lässt. Die Optimierung der Maximum-Likelihood-Funktion erfolgt mit dem GRG2-Solver (Lasdon u. a., 1978).

Die auf diese Weise berechnete Korrelation wird mit ρ_N bezeichnet. Abbildung 3.13 zeigt die Korrelation der normaltransformierten Daten der Niederschlagsmesser gegenüber der Korrelation der normaltransformierten Daten der jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte. Es zeigt sich, dass der Zusammenhang der Korrelation der normaltransformierten Daten zwischen direkter Niederschlagsmessung und Radar mit $R^2 = 0.823$ deutlich stärker ist als bei den untransformierten Daten. Die Korrelationen der normaltransformierten Radardaten und die der normaltransformierten Niederschlagsdaten verhalten sich sehr ähnlich.

Um den Zusammenhang mit der Korrelation der ursprünglichen Daten zu zeigen, ist in Abbildung 3.14 jeweils die Korrelation der normaltransformierten Daten über der Korrelation der untransformierten Daten aufgetragen. Abbildung 3.14 zeigt Ähnlichkeiten im Verhalten zwischen Radar- und Niederschlagsmessdaten. Aus der Korrelation der normaltransformierten Radardaten kann in guter Näherung auf die Korrelation der normaltransformierten Niederschlagsdaten geschlossen werden; es bedarf jedoch noch eines Weges zur Rücktransformation in die Korrelation der ursprünglichen Daten.

3.2.4. Indikatortransformation der Stundenwerte

Die Indikatortransformation tranformiert die Daten durch eine Indikator-Funktion, wie in Gleichung (3.45) gezeigt. Die Radardaten müssen hierzu in Niederschlag umgerechnet werden (vgl. Abschn. 2.5.2). Abhängig von der vorzugebenden Referenzniederschlagshöhe $h_{N,ref}$ wird in der Indikatorzeitreihe $I(t, h_{N,ref})$ eine 1 oder eine



Abbildung 3.13.: Zusammenhang der Korrelationen der normaltransformierten Daten der Niederschläge der Niederschlagsstationen und der jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte.



Abbildung 3.14.: Gegenüberstellung der Korrelationen der untransformierten Originaldaten und der normaltransformierten Daten für die Niederschlagsmesser (*links*) und die jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkte (*rechts*).

0 vermerkt, je nach dem, ob der Niederschlagswert $h_N(t) \ge h_{N,ref}$ ist oder nicht:

$$I(t, h_{N,ref}) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } h_N(t) \ge h_{N,ref} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$
(3.45)

Über die empirische Verteilungsfunktion $F_G(h_N)$ der zu transformierenden Zeitreihe $h_N(t)$ ist der Referenzniederschlagshöhe $h_{N,ref}$ eine Wahrscheinlichkeit zugeordnet. Da die verfügbaren Radardaten in sechs Klassen gemessen sind (siehe Tab. 2.2), werden deren Unterschreitenswahrscheinlichkeiten verwendet, um sechs Indikatorzeitreihen zu bestimmen. Entsprechend den gemessenen Häufigkeiten der sechs Klassen wird aus der empirischen Verteilungsfunktion der Radarniederschläge die Niederschlagshöhe g(k) der Unterschreitenswahrscheinlichkeit jeder Klasse k bestimmt und diese jeweils als Referenzniederschlagshöhe $h_{N,ref}$ gesetzt: $h_{N,ref} = g(k), k = 1, \ldots, 6$. In den gemessenen Niederschlagshöhen verwendet, allerdings aus der empirischen Verteilung der Referenzniederschlagshöhen. Durch dieses Vorgehen erhält man Indikatorzeitreihen für Niederschlagsmessungen und Radaraufzeichnungen, die mit derselben Wahrscheinlichkeit eine 1 enthalten, also vergleichbar sind.

Anschließend werden die Korrelationen der Indikatorzeitreihen berechnet. Sie stellen bei diesem Vorgehen den Zusammenhang der Werte $h_N(t)$ oberhalb der Referenzniederschlagshöhe $h_{N,ref}$ bzw. oberhalb der Wahrscheinlichkeit $F_N(h_{N,ref})$ dar. Hier werden sie als Indikatorkorrelationen $\rho_I(p, i, j)$ bezeichnet, wobei p die bei der Indikatortransformation angewandte Überschreitenswahrscheinlichkeit und i und jStationsindizes sind. In Abbildung 3.15 ist die Indikatorkorrelation der Radardaten über der Indikatorkorrelation der Niederschlagsdaten klassenweise aufgetragen.



In jedem Diagramm von Abbildung 3.15 ist das Bestimmtheitsmaß R^2 und die Anzahl der zugrundeliegenden Stationspaare n_k angegeben. Das erste Diagramm oben links kann als Korrelationsdiagramm der binären Reihe aufgefasst werden, weil im Fall von Regen eine 1 und bei Trockenheit eine 0 in der Indikatorzeitreihe eingetragen ist. Der Zusammenhang der Indikatorkorrelation zwischen Niederschlags- und Radarmessung ist mit $R^2 = 0.86$ sehr groß. Des Weiteren ist zu erkennen, wie der Zusammenhang mit zunehmender Klasse und somit abnehmender Wahrscheinlichkeit der Ereignisse abnimmt. Die extrem seltenen Ereignisse, die im Diagramm unten rechts aufgezeigt sind, haben mit $R^2 = 0.916$ wieder einen sehr starken Zusammenhang. Für diese Ereignisse konnte jedoch nur an $n_6 = 36$ Stationspaaren die Korrelation ausgerechnet werden.

Um den Zusammenhang der Indikator-Korrelation mit der berechneten Korrelation zu veranschaulichen, ist in Abbildung 3.16 für alle sechs Klassen die Indikator-Korrelation über der gewöhnlich berechneten Korrelation aufgetragen. Die obere Reihe zeigt die Auswertungen für die Niederschlagsdaten, die unteren für die Radardaten. Auch hier ist gut zu erkennen, dass sich gewöhnliche und Indikator-Korrelation bei Radar- und Niederschlagsdaten ähnlich verhalten. Die Radardaten streuen weniger und scheinen dadurch strukturierter. Dies war schon beim Vergleich der gewöhnlichen Korrelation mit der Korrelation der normaltransformierten Daten (vgl. Abb. 3.14) zu beobachten.







Abbildung 3.17.: Gegenüberstellung der Korrelationen der normaltransformierten Daten und der in die Korrelation normaler Daten umgerechneten Indikatorkorrelation für a) die Stations- und b) die Radardaten. Diagramm c) stellt die aus der Indikatorkorrelationen berechneten 'normalen' Korrelationen von Stations- und Radardaten gegenüber.

3.2.5. Vergleich der durch Transformation berechneten Korrelationen

Die Korrelationen der normaltransformierten Daten und der indikatortransformierten Daten lassen sich in einander umrechnen. Nach Abramowitz u. Stegun (1962) gilt für den Zusammenhang zwischen Indikatorkorrelation ρ_I und Korrelation der normaltransformierten Daten ρ_N zweier Stationen *i* und *j*:

$$\rho_I(p,i,j) = \frac{1}{2\pi p \cdot (1-p)} \int_0^{\arccos p_N(i,j)} \exp\left(-\frac{[\Phi^{-1}(p)]^2}{1+\sin t}\right) dt,$$
(3.46)

worin p die Überschreitenswahrscheinlichkeit bei der Indikatortransformation (vgl. Abschn. 3.2.4) und Φ^{-1} die Inverse der Standardnormalverteilung ist. Zur Auswertung von Gleichung (3.46) wird die Indikatortransformation der Klasse 1 (siehe Abb. 3.15) verwendet, bei der die Übereinstimmung zwischen Radar- und Stationsdaten am größten ist. So wird die Indikatorkorrelation in die Korrelation normalverteilter Daten umgerechnet. Abbildung 3.17 zeigt in a) die sich ergebenden Wertepaare bei Gegenüberstellung der Niederschlagsdaten und in b) bei Gegenüberstellung der Radardaten. In c) sind die sich ergebenden Korrelationen zwischen Niederschlags- und Radardaten verglichen. Die gute Übereinstimmung der Ergebnisse in Abbildung 3.17 zeigt, dass beide Transformationsverfahren sachgerecht durchgeführt wurden und auch beide geeignet sind, um die Korrelation von Stationsdaten aus Radardaten abzuleiten.

3.2.6. Rücktransformation der Korrelation

Für die Generierung der Zeitreihen sollte die Korrelation untransformiert, wie aus den Niederschlagsdaten direkt berechnet, zur Verfügung stehen. Da die Indikatorkorrelation leicht in die Korrelation normalverteilter Daten umgerechnet werden kann (vgl. Abschn. 3.2.5), wird nur die Rücktransformation der Korrelation normalverteilter Daten benötigt.

Die Rücktransformation erfolgt analog dem Vorgehen bei der Normaltransformation

der Niederschlagsdaten in Abschnitt 3.2.3. Im ersten Schritt werden die normalverteilten Zeitreihen mit ihrer Verteilungsfunktion, der Standardnormalverteilung, in Wahrscheinlichkeiten umgerechnet. Anschließend wird mit der Inversen der empirischen Verteilungsfunktion wieder eine Zeitreihe der Niederschlagswerte erzeugt, deren Korrelationen berechnet werden.

In der späteren Anwendung hat dieses Verfahren allerdings zwei Nachteile: es ist zu rechentechnisch aufwändig und die empirische Verteilungsfunktion der Niederschläge steht nicht flächendeckend zur Verfügung. Daher wird die Korrelation der normaltransformierten Radardaten im Voraus für alle Rasterpunktpaare berechnet und gespeichert. Anstelle der empirischen Verteilung wird auf die Gamma-Verteilung zurückgegriffen, die für die Generierung von Stundenwerten verwendet wird (siehe Tab. 2.7) und deren Parameter regionalisiert sind. Mit Hilfe eines Zufallszahlengenerators werden zwei Zeitreihen standardnormalverteilter Zufallszahlen erzeugt. Diese werden mit der Standardnormalverteilung transformiert und anschließend mit der Inversen der Gammaverteilung in Niederschlagszeitreihen umgewandelt, deren Korrelation die gesuchte - unbekannte - Korrelation der Niederschläge ist.

Die Rücktransformation wird auf die Korrelationen der normaltransformierten Daten und die nach Gleichung (3.46) in die Korrelationen normalverteilter Daten umgerechneten Indikatorkorrelationen von Radar- und Niederschlagsdaten angewendet. Abbildung 3.18 stellt die Ergebnisse dieser Methode, angewandt auf die 101 DWD-Stationen, den dort berechneten Korrelationen in vier Diagrammen gegenüber. Das Diagramm oben links zeigt die Rücktransformation der Korrelation, die aus den normaltransformierten Stationswerten berechnet wurde. Schon diese ist mit einem Bestimmtheitsmaß von $R^2 = 0.575$ nicht zufriedenstellend. Die Rücktransformation der umgerechneten Indikatorkorrelation der Stationsdaten, die im Diagramm oben rechts dargestellt ist, gelingt mit $R^2 = 0.4894$ ebenso unbefriedigend. Entsprechend gelingt die Rücktransformation der Korrelationen der normaltransformierten Radardaten, die in den zwei unteren Diagrammen gezeigt ist, mit $R^2 = 0.423$ und $R^2 = 0.426$.

In allen vier Diagrammen ist zu beobachten, dass die durch Rücktransformation berechnete Korrelation die gemessene Korrelation der Stationsdaten überschätzt. Hierfür können verschiedene Sachverhalte der Grund sein. Zum Einen ist die Abbildung der empirischen Verteilungsfunktion mit der Gammaverteilung problematisch. Moderne Niederschlagsmesser registrieren den Niederschlag in einer Genauigkeit von 10^{-3} mm. Dieser Messwert kommt daher auch bei Aggregation zu Stundenwerten sehr häufig vor. Deshalb ist die empirische Verteilungsfunktion am unteren Ende stark gestuft entsprechend der Auflösung des Niederschlagsmessers. An diese empirische Verteilung ist es sehr schwierig, eine theoretische Verteilungsfunktion anzupassen, die auch in dem Bereich größerer Niederschlagswerte noch gut passt. Diese Einschränkung ist nicht auf die Gammaverteilung und ihre Anpassung beschränkt, da Versuche mit verschiedenen Anpassungstechniken und der Weibullverteilung zu keiner Verbesserung führten, weshalb sie hier nicht dargestellt sind.

Zum Anderen ist die Korrelation der Stationsdaten, die modelliert werden soll, von Ausreißern, Extremwerten und weiteren Störungen in den Niederschlagsaufzeichnungen beeinflusst, auf die zu Beginn von Abschnitt 3.1 bereits eingegangen wurde. Deren Modellierung ist nicht direkt möglich. Bei der Rücktransformation könnten sich jedoch zumindest Extrema bemerkbar machen.

Um zu untersuchen, ob die Rücktransformation stabil gegenüber den zu erwarten-



Abbildung 3.18.: Gegenüberstellung der gemessenen Korrelationen und der aus transformierten Niederschlags- und Radardaten durch Rücktransformation berechneten Korrelationen an 101 DWD-Stationen.



Abbildung 3.19.: Ergebnisse der Rücktransformation der Korrelation bei 250facher Berechnung für zwei Stationen in 0.01-er Schritten von 0.01 bis 1.00.

den Einflüssen ist, wird ein stochastisches Experiment durchgeführt. Dazu werden zufällig zwei Stationen ausgewählt, an denen die Rücktransformation für Korrelationen von 0.01 bis 1.00 jeweils 250 mal durchgeführt wird. Die Parameter der Gammaverteilung an diesen beiden Stationen lauten $a_1 = 0.0532, b_1 = 0.1475$ bei einer Regenwahrscheinlichkeit von $p_{R1} = 0.824$ und $a_2 = 0.0699, b_2 = 0.1360$ bei einer Regenwahrscheinlichkeit von $p_{R2} = 0.837$. Die Zeitreihen haben jeweils eine Länge von 100 000 Stunden. Abbildung 3.19 zeigt die Ergebnisse dieser Untersuchung. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Rücktransformation Korrelationen liefert, die sich bei identischer vorgegebener Korrelation in der generierten Ausgangsreihe normalverteilter Zufallszahlen unterscheiden. Die Rücktransformation der Korrelation ist also nicht eindeutig. Als Grund hierfür können die Extrema angesehen werden, die bei der Korrelation einen starken Effekt haben und sich bei der Rücktransformation von Reihe zu Reihe zufällig unterscheiden.

Um den Einfluss der kleinen Werte, die bei der Anpassung der Verteilung Probleme bereiten, auf die Korrelation zu untersuchen, wird die Rücktransformation zum Vergleich mit einer zufällig verfälschten Zeitreihe durchgeführt. Dazu wird die Rücktransformation zunächst ganz normal durchgeführt. Vor der Korrelationsberechnung werden die Niederschläge einer der beiden rücktransformierten Reihen mit einem



Abbildung 3.20.: Gegenüberstellung der Ergebnisse der Rücktransformation der Korrelation bei Berechnung für zwei Stationen in 0.01-er Schritten von 0.01 bis 1.00 bei Verwendung der original Zeitreihe und der mit einem zufälligen normalverteiltem Fehlerterm mit Betrag 0.05 mm beaufschlagten Zeitreihe.

normalverteilten Zufallsfehler mit einem Betrag von 0.05 mm beaufschlagt. Ein Fehler dieser Größenordnung wirkt sich auf die kleinen Werte weitaus stärker als auf die großen Werte aus, so dass sich der Einfluss der kleinen Werte zeigen sollte. Wiederum werden Korrelation von 0.01 bis 1.00 untersucht. In Abbildung 3.19 sind die Ergebnisse der Untersuchungen dargestellt. Es ist ein Einfluss zu erkennen, indem die durch Rücktransformation berechnete Korrelation bei der Reihe mit Zufallsfehler kleiner gegenüber der Korrelation der original Reihe wird. Dieser Einfluss ist jedoch nicht sehr groß im Vergleich zu den in Abbildung 3.20 beobachteten Abweichungen.

3.2.7. Modellauswahl und Diskussion

Bei der Modellauswahl können die mit den Transformationen erzielten Ergebnisse nicht direkt mit den in Tabelle 3.2 gezeigten Ergebnissen verglichen werden, da letztere aus allen 295 Niederschlagsstationen berechnet wurden, während die Transformationsstudien mit den 101 Stationen des DWD durchgeführt wurden. Die dort verwendeten Gütemaße (vlg. Abschn. 3.1.4) sollen auch hier verwendet werden. Zum Vergleich sind zunächst die vierdimensionalen Regionalisierungsmodelle, die gegenüber dem wiederholten External Drift Kriging (siehe Seite 51) bessere Ergebnisse lieferten, auf den reduzierten Datensatz anzuwenden. Abbildung B.6 und Tabelle B.3 in Anhang B.3 zeigen die zu schätzenden Variogramme. Tabelle 3.3 zeigt die Ergebnisse der vierdimensionalen Krigingmodelle. Diese bleiben aufgrund der deutlich geringeren Stationsdichte hinter den Ergebnissen in Tabelle 3.2, die mit allen 295 Stationen berechnet wurden, zurück. Ebenso werden das exponentielle Modell nach Gleichung (3.2) und das log-Modell nach Gleichung (3.25) angepasst und die sich ergebenden Effizienzindizes aufgeführt. Diesen Modellen werden die Ergebnisse der Rücktransformationen nach Abschnitt 3.2.6 gegenübergestellt.

Der Vergleich der Effizienzindizes der Modelle 1 bis 16 in Tabelle 3.3 zeigt, dass, wie bei dem Vergleich über alle 295 Station (siehe Tab. 3.2), das log-Modell die besten Regionalisierungsergebnisse liefert. Es basiert auf den regionalisierten Korrelationen der Tageswerte (vgl. Abschn. 3.1.5).

Die durch Transformation und Rücktransformation aus den Radardaten erhaltenen Regionalisierungsmodelle 15 und 16 erreichen leider keine ausreichende Effizienz. Dennoch ist aus den erzielten Ergebnissen zu schließen, dass die Vorgehensweise korrekt ist. Die Qualität der Radardaten in sechs Klassen könnte eine Ursache dafür sein, dass keine besseren Ergebnisse erzielt werden konnten. Zum Anderen ist die landesweite Anwendung in einer Fläche von 35 752 km² auf 101 Niederschlagsmessstationen sehr komplex. Inzwischen liegen Zeitreihen höherwertigerer Radaraufzeichnungen in ausreichender Länge vor, womit sich in einer kleinräumigeren Studie wahrscheinlich bessere Ergebnisse erzielen lassen.

In Tabelle 3.3 als Modell 17 sind die Effizienzindizes bei Übertragung der Indikatorkorrelation von den Radardaten auf die Stationsdaten gezeigt. Bis auf den *bias* und die erhöhte Varianz in *fvar* ergibt dieses Modell sehr gute Regionalisierungsergebnisse. Hier erfolgte im Vorfeld eine Festlegung auf die Korrelation, aber die direkte Verwendung der Indikatorkorrelation bei der Generierung wäre in Zukunft vorstellbar.

3.3. Räumliche Extrema des Niederschlags

Für die Generierung simultaner Reihen ist das Verhalten der Extrema von großer Bedeutung. In NiedSim werden die Extrema aus den Bemessungswerten des Kostra-Atlas (Bartels u. a., 2005a) berechnet (vgl. Abschn. 2.7, Beispielkarte in Abb. 2.3). Diese Bemessungswerte sind Punktwerte, die das Verhalten der Extremwerte an einer Einzelstation abbilden. Der über ein größeres Gebiet gemittelte Extremniederschlag ist geringer als der Punktwert. Er kann jedoch über den 'Areal Reduction Factor (ARF)' (NERC, 1975) zu diesem in Beziehung gesetzt werden. Der ARF variiert zwischen 0 und 1 und hängt von der Fläche des Gebiets, der Dauer und der Jährlichkeit des Extremums ab.

Die Ableitung des ARF erfolgt gewöhnlich aus Niederschlagsmessungen. Durrans u. a. (2002) geben einen Überblick über verschiedene Studien. Für die USA hat der National Weather Service seit 1958 mehrere ARF-Kurven zur Verfügung gestellt, die den Abminderungsfaktor in Abhängigkeit von Fläche und Ereignisdauer angeben (WeatherBureau, 1958).

Tabelle 3.3.: Werte der Effizienzindizes: zwei vierdimensionale Regionalisierungmodelle der
Korrelation der Stundenwerte, exponentielles und log-Modell, durch Rück-
transformation berechnete Korrelationen (vgl. Abb. 3.18) bei Verwendung der
101 DWD-Stationen.

Nr.	$Modell^{a,c}$	$Variogramm^b$	R^2	bias	rmse	fvar
				$[1 \cdot 10^{-3}]$	$[1 \cdot 10^{-2}]$	
1	4D OK res	nugget, exp3	0.4229	40.0	7.14	0.4559
2		nugget, exp3, spher	0.4512	40.0	7.14	0.4559
3		nugget, exp2, spher	0.4508	40.0	7.15	0.4559
4		nugget, $\exp 2$	0.4508	40.0	7.15	0.4559
5		nugget, spher	0.4509	40.0	7.15	0.4559
6	4D EDK	nugget, exp3	0.4773	-1.8	7.09	0.6707
7		nugget, exp3, spher	0.4786	-1.9	7.08	0.6724
8		nugget, exp2, spher	0.4804	-2.1	7.07	0.6742
9		nugget, $\exp 2$	0.4805	-2.1	7.07	0.6742
10		nugget, spher	0.4804	-2.1	7.07	0.6742
11	Exponentiell		0.4235	0.7	0.07	0.6580
12	log-Modell		0.6101	3.7	6.51	0.8096
13	NSM RnD		0.5748	15.3	7.85	1.2753
14	NSM RnI		0.4894	6.8	19.25	1.4016
15	Rad RnD		0.4227	15.3	9.38	1.2906
16	Rad RnI		0.4264	24.6	11.61	1.6234
17	Indikatorkorre	elation	0.9126	42.8	4.51	1.1861
	$\mathrm{Rad} \to \mathrm{NSM}$					

 a 4D = vierdimensionales, OK res = Ordinary Kriging der Residuen, EDK = External Drift Kriging

 b nug = Nugget, exp2/3 = 2/3-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm

 c NSM = Niederschlagsdaten, Rad = Radardaten, RnD = Rücktransformation der aus normalverteilten Daten berechneten Korrelation, RnI = Rücktransformation der in die Korrelation normalverteilter Daten umgerechneten Indikatorkorrelation. **Fett** gedruckte Werte sind die 'besten' Werte in jeder Spalte.

Rodriguez-Iturbe u. Mejia (1974) entwerfen einen Skalierungsansatz für den ARF. Er wird letzlich aus der Korrelation ermittelt. Sivapalan u. Blöschl (1998) entwickeln den Ansatz weiter und reduzieren die Annahmen. Bacchi u. Ranzi (1996) leiten den ARF aus einem stochastischen Modell ab und finden einen exponentiellen Abfall der Intensität der Extremereignisse mit Fläche und Dauer. Ebenso finden sie einen signifikanten jedoch schwachen Abfall mit der Jährlichkeit. Sie demonstrieren ihre Methode anhand von Radardaten. Durrans u. a. (2002) berechnen für den Wetterdienst in Amerika erstmals aus Radardaten den ARF und vergleichen ihn mit aus Stationswerten abgeleiteten Standards (WeatherBureau, 1958). Sie betonen, dass Datenqualität und Zeitreihenlänge sowie die Überschätzung der Extrema durch das Radar die Belastbarkeit der Ergebnisse einschränken. Allen u. DeGaetano (2005) führen eine ähnliche Studie mit Daten aus Amerika durch. Sie stellen Unterschiede zwischen 11 und 31 % zwischen dem ARF aus Niederschlags- und dem aus Radardaten fest. Die untersuchte Gebietsgröße geht hier allerdings bis 20 000 km². Lombardo u. a. (2006) leiten den ARF aus Radaraufzeichnungen in Rom ab. Sie vergleichen die abgeleiteten Werte mit Literaturangaben und stellen Abweichungen fest. Wie viele andere Studien, gehen auch sie dabei von einer 'weltweit' einheitlichen ARF-Beziehung aus. In diesem Sinne führt Omolayo (1993) Untersuchungen zur direkten Übertragung verschiedener ARF-Ansätze auf australische Städte durch. Für Städte von 200 km^2 bis 500 km² Fläche findet er eine gute Übereinstimmung mit amerikanischen Werten. Für das NiedSim-Gebiet Baden-Württemberg wurde schon oben festgestellt, dass die Synchronität der Niederschlagsaufzeichnungen nicht garantiert ist. Für die Ermittlung räumlicher mittlerer Extremniederschläge wäre sie natürlich Voraussetzung. Die Stationsdichte der synchron aufzeichnenden 101 DWD-Stationen genügt für die Untersuchung leider nicht. Daher ist wieder auf die Radardaten zurückzugreifen. Im Sinne eines globalen Ansatzes wird eine einheitliche Beziehung für Baden-Württemberg abgeleitet. Zunächst wird der ARF für diese Aufgabe definiert. Anschließend wird er aus den Radardaten berechnet und eine geeignete Regressionsfunktion ermittelt.

3.3.1. Abminderungsfaktor für den Gebietsniederschlag

In diesen Untersuchung wird der ARF deutsch Abminderungsfaktor genannt und mit ARF(A, D, J) bezeichnet. Er ist eine Funktion der Fläche A, der Dauerstufe D und der Jährlichkeit J. Bestimmt wird er durch den Quotienten der Extremniederschlagshöhe des über die Fläche A gemittelten Niederschlags $\bar{h}_{Ne}(A, D, J)$ und dem Mittelwert aller n_A in der Fläche A ermittelten Punktextrema $h_{Ne}(D, J)$:

$$ARF(A, D, J) = \frac{\bar{h}_{Ne}(A, D, J)}{\frac{1}{n_A} \sum_{i=1}^{n_A} [h_{Ne}(D, J)_i \text{ in } A]}.$$
(3.47)

Die in Gleichung (3.47) eingehenden Extremniederschläge der Dauerstufe D und Jährlichkeit J erhält man durch extremwertstatistische Auswertungen der beobachteten Zeitreihen. Der Zähler von Gleichung (3.47) wird durch arithmetische Mittelung der Einzelwerte der Stationen in A und anschließender statistischer Auswertung der sich ergebenden Zeitreihe gewonnen. Lombardo u. a. (2006) haben für Extremwerte die arithmetische Mittelung mit der Mittelung nach der Thiessen-Methode (Thiessen,

1911) verglichen und Abweichungen ≤ 0.7 % festgestellt, so dass man die Vorgehensweisen in dieser Hinsicht als gleichwertig ansehen kann.

Der nach Gleichung (3.47) berechnete Abminderungsfaktor ist ein nützliches Hilfsmittel für die Bemessung. Man spricht von einer Flächenabminderung ('Areal Reduction'), führt aber eine Stationsabminderung über mehrere Stationen durch. Die Orte der Stationen schließen eine Fläche ein, für die angenommen wird, dass die Stationen das räumliche Extremwertverhalten hier wiedergeben. Je nach Anordnung der Stationen kann dies zu sehr unterschiedlichen Abminderungsfaktoren führen, weil neben der Fläche auch der Abstand der Stationen zueinander eine Rolle spielt. Auch bei der Auswertung von Radardaten, vor allem aber bei der späteren Anwendung, ist dies zu beachten.

3.3.2. Bestimmung des Abminderungsfaktors aus Radardaten

Die zur Verfügung stehenden Radardaten werden auf einem quadratischen 4 km Raster gemessen. Bei der Anpassung der ZR-Beziehung in Abschnitt 2.5.2 wurde eine Umrechnung ermittelt, die bei Auswertung der einzelnen Rasterpunkte eine Niederschlagshöhe liefert, die im statistischen Sinne mit dem zugehörigen am Boden gemessenen Niederschlagspunktwert übereinstimmt. Daher kann für die Berechnung des Abminderungsfaktors ein einzelner Rasterwert aus dem Radar als Punktwert ohne Flächenausdehnung aufgefasst werden, obwohl er im Radar als Messwert für eine Fläche von 16 km² steht. Bei Mittelung über zwei Rasterpunkte und Auswertung der entsprechenden Reihe ergibt sich eine zugehörige Fläche von 16 km², die von den zwei 'Radarpunktwerten' eingeschlossen wird. Analog mittelt man über weitere Rasterpunkte.

Aus den vorhandenen Radardaten kann an ungefähr 2 234 Radarrasterpunkten (= $35747 \text{ km}^2/16 \text{ km}^2$ = Landesfläche/Auflösung des Radarrasters) der Abminderungsfaktor bestimmt werden. Dazu ist jedoch jene ZR-Beziehung zur Umrechnung zu verwenden, die anhand der 101 DWD-Stationen ausgewählt wurde (vgl. Abschn. 2.5.2). Deshalb wird der Abminderungsfaktor nur an den diesen Stationen jeweils nächstliegenden Radarrasterpunkten ermittelt.

Für die Berechnung des Abminderungsfaktors werden extremwertstatistische Auswertungen der Zeitreihen am Rasterpunkt sowie über mehrere Rasterpunkte gemittelt benötigt. Da der ARF hinterher auf Kostra-Bemessungswerte angewendet werden soll, wird für diese Auswertungen das selbe Verfahren angewendet, das der DWD zur Bestimmung der Kostra-Werte benutzt. Der DWD arbeitet einerseits mit der Reihe der jährlichen Maxima, an die die Gumbelverteilung angepasst wird, und andererseits mit der partiellen Reihe, an die die Exponentialverteilung angepasst wird. Beide Verteilungen lassen sich ineinander überführen. Da die vorliegenden Radarzeitreihen nur 7.5 Jahre lang sind, wird die partielle Reihe ausgewertet. Bartels u. a. (2005b) empfiehlt, aus jedem Jahr die e^1 (Eulersche-Zahl) größten Ereignisse für die partielle Reihe zu verwenden. In Anlehnung daran werden die 21 größten Werte aus jeder Zeitreihe ausgewertet.

Die zeitliche Auflösung der Radardaten von 15 min und die Einteilung der Intensität in 7 Klassen schränkt die Auswertungsmöglichkeiten bei den Dauerstufen ein. Der höchsten Klasse wird eine Intensität von 100 mm/h zugeordnet, was im kleinsten Zeitschritt einer Intensität von 25 mm/15min entspricht. Bei Auswertung der par-
tiellen Reihe der Dauerstufe 15 min werden sich daher fast ausschließlich Ereignisse der Klasse 6 ergeben. An eine solche Reihe lässt sich keine Verteilung anpassen. Der ARF wird daher nur für Dauerstufen ≥ 30 min berechnet. Auf den ARF kleinerer Dauerstufen wird durch Extrapolation geschlossen. Als Dauerstufen werden in Übereinstimmung mit Kostra D = 30, 45, 60, 90, 120, 180, 240, 360, 540, 720, 1080 und 1440 min ausgewertet. Als Jährlichkeiten werden J = 1, 2, 5 und 10 Jahre verwendet.

An jeder der 101 DWD-Stationen werden folgende Bearbeitungsschritte durchgeführt:

- 1. Ermitteln des der Station nächsten Rasterpunkts und dessen 14 nächste Nachbarpunkte
- 2. Auslesen der in Niederschlag transformierten Zeitreihe an jedem dieser Punkte
- 3. Bestimmen der 21 größten Niederschlagswerte in den 13 angegebenen Dauerstufen
- 4. Anpassen der Exponentialverteilung an jede dieser 13 Reihen
- 5. Arithmetische Mittelung über die 1-15 benachbarten Zeitreihen (Mittelung über die Fläche A)
- Bestimmen der 21 größten Niederschlagswerte der gemittelten Zeitreihen in den 13 angegebenen Dauerstufen
- 7. Anpassen der Exponentialverteilung an jede der 13 so ermittelten räumlichen Extremwertreihen
- 8. Berechnen der Abminderungsfaktoren für alle Dauerstufen, Jährlichkeiten und Flächengrößen als Quotient der in den Schritten 4 und 7 ermittelten Verteilungen.

Abschließend werden die Abminderungsfaktoren je nach Dauerstufen, Jährlichkeit und Flächengröße gemittelt. Abbildung 3.21 zeigt exemplarisch die mittleren Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 60 min sowie deren Schwankungsbereich in Abhängigkeit von der Fläche und Jährlichkeit. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Einfluss der Jährlichkeit relativ gering ist, da die sich ergebenden Abminderungsfaktoren eng beieinander liegen. Um den Einfluss der Dauerstufe zu zeigen, sind in Abbildung 3.22 die Abminderungsfaktoren der größten ausgewerteten Dauerstufe 1440 min mit ihrem jeweiligen Schwankungsbereich dargestellt. Im Vergleich zu Abbildung 3.21 fallen die Abminderungsfaktoren in der höheren Dauerstufe weniger stark mit der Fläche ab. Dies ist aus dem andersartigen auslösenden Prozess zu erklären: Die kurzzeitigen Maxima werden von konvektiven Niederschlagszellen, Gewitterzellen, ausgelöst, die eine geringe räumliche Ausdehnung, bis etwa 25 km², haben. Die Maxima der größeren Dauerstufen werden von advektiven Niederschlägen, Landregen, verursacht, die als großflächige Ereignisse über das Land ziehen.

Zum Anwenden der Abminderungsfaktoren in der Generierung ist es zweckmäßig, die dargestellten Zusammenhänge und Abhängigkeiten in eine Regression zu fassen mit der Dauerstufe D, der Fläche A und der Jährlichkeit J als Parameter.



Abbildung 3.21.: Über 101 Stationen gemittelte Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 60 min in Abhängigkeit von Fläche und Jährlichkeit.



Abbildung 3.22.: Über 101 Stationen gemittelte Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 1440 min (= 24 h) in Abhängigkeit von Fläche und Jährlichkeit.

3.3.3. Ableitung einer Funktion für den Abminderungsfaktor

Aus den Abbildungen 3.21 und 3.22 liest man das Verhalten des Abminderungsfaktors wie folgt ab:

- 1. Mit zunehmender Fläche A fällt der ARF. Der Abfall könnte exponentiell sein, was Literaturangaben entspräche.
- 2. Mit zunehmender Dauerstufe D steigt der ARF.
- 3. Mit zunehmender Jährlichkeit J fällt der ARF.

Der Ansatz (3.48), der schon ähnlich in Abschnitt 3.1 für die Korrelation (vgl. Gl. 3.2) verwendet wurde, erfüllt den Punkt 1, insbesondere gilt ARF = 1 bei A = 0 km².

$$ARF(A) = exp\left(-\left[\frac{A}{c_1}\right]^{c_2}\right) \tag{3.48}$$

Zu schätzen bleiben die Parameter a_1 und a_2 . Stellt man beide Parameter über die Dauerstufen und Jährlichkeiten dar, so kann auf die Abhängigkeit beider Parameter von diesen Größen geschlossen werden. 'Gezieltes Ausprobieren' lieferte den fünfparametrigen Ansatz

$$ARF(A, D, J) = exp\left(-\left[\frac{\tilde{A}}{a_1 + a_2 \cdot ln(\tilde{J}) + a_3 \cdot \tilde{J}^{a_4} \cdot \tilde{D}}\right]^{a_5}\right)$$
(3.49)

als beste Annäherung der Beobachtungen bei Schätzung über die Methode der kleinsten Fehlerquadrate. Die Parameter a_1 bis a_5 folgen zu $a_1 = 994.85$, $a_2 = 993.37$, $a_3 = 117.68$, $a_4 = -0.37$, $a_5 = 0.29$. In Gleichung (3.49) ist $\tilde{A} = A/1$ km², $\tilde{J} = J/1$ a und $\tilde{D} = D/60$ min.

Die in den Abbildungen 3.21 und 3.22 gezeigten Kurven der Abminderungsfaktoren sind in den Abbildungen 3.23 und 3.24 den Kurven der Abminderungsfaktoren gemäß Gleichung (3.49) gegenübergestellt. Der charakteristische Abfall und der Einfluss von Jährlichkeit und Dauerstufe werden korrekt nachgebildet.

Bei der simultanen Generierung von Niederschlagsreihen wird in Abhängigkeit von der Lage der Stationen zueinander die Fläche A vorgegeben. Abhängig von der Jährlichkeit der generierten Extrema lässt sich der Abminderungsfaktor für verschiedene Dauerstufen bestimmen. Die Anwendung des ARF in der simultanen Generierung zeigen die Abschnitte 4.1.2 und 4.2.1.

Die gemessenen Niederschlagsdaten lassen leider keine Validierung des hier aus Radardaten ermittelten ARF zu. Der Vergleich mit den Werten aus der oben vorgestellten Literatur ergab ähnliches Verhalten. Um die Unsicherheit des ARF, die sich aus der klassierten Aufzeichnung der Reflektivität im Radar ergibt, zu quantifizieren, könnte hier noch eine Monte-Carlo-Simulation durchgeführt werden.

3.4. Zugrichtung von Niederschlagsfeldern

Die Zugrichtung von Niederschlagsfeldern ist für die Generierung simultaner Niederschlagszeitreihen wichtig, weil ein Einzugs- oder Stadtgebiet, abhängig von der



Abbildung 3.23.: Modell des Abminderungsfaktors im Vergleich zu über 101 Stationen gemittelten Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 60 min in Abhängigkeit von Fläche und Jährlichkeit.



Abbildung 3.24.: Modell des Abminderungsfaktors im Vergleich zu über 101 Stationen gemittelten Abminderungsfaktoren der Dauerstufe 1440 min (= 24 h) in Abhängigkeit von Fläche und Jährlichkeit.

Richtung aus der der Regen kommt, ganz unterschiedlich auf Ereignisse reagiert. Sargent (1981) untersucht einfache synthetische Bemessungsniederschläge und lässt diese über verschiedene einfache Einzugsgebiete ziehen. Er stellt fest, dass die Abflussspitzen und -volumen gegenüber der Annahme einer homogenen Überregnung meistens zurückgehen. Diese Studie fortsetzend, gibt er an, dass die Auslegung mit einer homogenen Überregnung zu einer doppelten bis vierfachen Sicherheit führt (Sargent, 1982). Die Windrichtungen bestimmt er, wie auch Shearman (1977), über die Korrelation der zeitlichen Verzögerungen ('lag') an verschiedenen Orten gemessener Zeitreihen ('lag-correlation method'). Aus dem räumlichen Abstand der Stationen und der Verzögerung mit der größten Korrelation schließt er auf die Zuggeschwindigkeit eines Niederschlagsfeldes. Marshall (1980) verfeinert diese Methode und findet in einer Fallstudie für ein Gebiet in England einen brauchbaren Zusammenhang zwischen dem Zugverhalten der Niederschläge und dem Höhenwind auf 700 hPa, den er aus Radiosonden-Messungen entnimmt. Er weist besonders darauf hin, dass die Methode die absolute Synchronität der Niederschlagsaufzeichnungen voraussetzt. Niemczynowicz (1987) vergleicht in einer Fallstudie für ein Gebiet in Schweden diese Methode mit zwei anderen Vorgehensweisen und kommt zu dem Schluss, dass es kein universell einsetzbares Vorgehen gibt, Zugrichtung und -geschwindigkeit aus Stationsmessungen zuverlässig zu ermitteln. Auch er findet einen brauchbaren Zusammenhang zwischen dem Höhenwind auf 700 hPa und der Zugrichtung. Weitere Modifikationen der Methoden zeigen Upton (2002) und die Quellen darin.

Schon Marshall (1980) wies darauf hin, dass Radar zur Ermittlung der Bewegung von Niederschlagsfeldern geeignet ist. Die Zuggeschwindigkeit und -richtung wird aus der Verschiebung nacheinander aufgenommener Radarbilder abgeleitet. Der Verschiebungsvektor, bei dem sich die maximale Korrelation zwischen den aufeinander folgenden Bildern ergibt, wird als Zugvektor des Niederschlags angenommen (Pegram u. Clothier, 2001).

Das Messnetz der Windstationen in Baden-Württemberg (Wäspy, 2007) ist für diese Aufgabe unbrauchbar, da es den bodennahen Wind misst, der für die lokale Verdriftung von Niederschlägen, nicht aber für das Ziehen von Niederschlagsfeldern maßgebend ist. Bigalke u. Rau (2007) haben auf Basis von Windmessungen ein Modell des bodennahen Windes für Baden-Württemberg entwickelt, das in ein globales Zirkulationsmodell eingehängt wird. Hieraus ergeben sich in Zukunft vielleicht Eingangsdaten für NiedSim. Yang (2007) hat bei der Entwicklung eines statistischen Downscaling-Modells für Niederschlag herausgefunden, dass der Feuchtefluss ('Moisture Flux'), den ein globales Zirkulationsmodell berechnet, das Niederschlagsgeschehen stark beeinflusst. Je größer der Feuchtefluss ist, desto wahrscheinlicher regnet es. Globale Zirkulationsmodelle beinhalten also auch Information über das subskalige Zugverhalten des Niederschlags.

Zur simultanen Zeitreihengenerierung in NiedSim werden für den gesamten Zeitraum 1958-2003 möglichst hoch aufgelöste Zeitreihen für den Zug von Niederschlagsfeldern benötigt. Aufgrund der Anforderungen an die Synchronität, die räumliche Dichte und die Länge der Aufzeichnungen (vgl. Abschn. 2.4) scheiden stationsdatenbasierte Methoden aus. Daher wird auf den Downscaling-Ansatz zurückgegriffen, der bei der Generierung zur Nachbildung der Persistenz benutzt wird (vgl. Abschn. 2.6.2). Hierbei wird die mittlere Niederschlagshöhe und die Regenwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von der Wetterlage beschrieben, die aus Reanalysedaten aus Klimamodellen

3. Regionalisierungsmodelle räumlicher Zusammenhänge



Abbildung 3.25.: Zwei aufeinander folgende Radarbilder am Vormittag des 26. Januars 2004.

berechnet wird. Das Zugverhalten der Niederschläge soll genauso abhängig von der Wetterlage berechnet werden. Zunächst ist allerdings aus den zur Verfügung stehenden Radardaten der Zugvektor des Niederschlags zu berechnen, der anschließend in Zusammenhang mit der Großwetterlage zu bringen ist.

3.4.1. Bestimmung des Zugvektors aus Radardaten

Die in 15 min Auflösung vorliegenden Radardaten (vgl. Abschn. 2.5) werden Bild für Bild ausgewertet. Abbildung 3.25 zeigt zwei aufeinander folgende Radarbilder eines Niederschlagsereignisses, das von Südwesten über Baden-Württemberg zieht. Solche Radarbilder werden übereinandergelegt und die Korrelation zwischen allen Rasterpunkten von Bild zu Bild ermittelt. Anschließend wird das zweite Bild um einen Rasterpunkt verschoben und die Korrelation wiederum berechnet. Diese Verschiebung wird wiederholt, bis die Korrelation beider Bilder am größten ist, die zugehörige Verschiebung wird als Zugvektor des Niederschlagfeldes festgehalten.

Bei den hier ausgewerteten Radarbildern ist zu beachten, dass wegen der räumlichen Auflösung von 4 km Zuggeschwindigkeiten entlang der Koordinatenachsen erst ab 4.4 m/s (= 4 km/15 min) registriert werden können. Schiefe Verschiebung kann bei kleinen Geschwindigkeiten nur in 45° Auflösung festgestellt werden, wobei die nachweisbare Minimalgeschwindigkeit dann auf 5.65 m/s steigt. Um diese Einschränkungen aufzuheben, wurden die Radarbilder in Niederschlag transformiert und zu Stundenwerten aggregiert, wodurch sich die nachweisbare Minimalgeschwindigkeit auf 1.1 m/s (1.41 m/s bei 45°) reduziert. Des Weiteren wurden die Radarbilder in Indikatorbilder mit den Zuständen nass (1) und trocken (0) transformiert. Dadurch wird die Form der Bedeckung gegenüber dem Zugweg eines eventuell vorhandenen Maximums herausgestellt. Außerdem ergeben sich stabilere Maximalwerte der Korrelationen.



Abbildung 3.26.: Windrose der Zugrichtungsverteilung aller Radarbilder und bei CP 01.

3.4.2. Zug von Niederschlagsfeldern in Abhängigkeit von der Großwetterlage

Obige Berechnungen liefern eine Zeitreihe der stündlichen Zuggeschwindigkeiten und -richtungen für den gesamten Zeitraum der Radardaten, d.h. vom 01.07.1997 bis zum 31.12.2004. Für den gleichen Zeitraum liegen objektiv klassifizierte Großwetterlagen als Zeitreihe vor, die das Niederschlagsverhalten in Baden-Württemberg enthält. Diese Klassifikation umfasst 13 Klassen, die als 'Circulation Pattern' (CP) angesprochen werden. Für jede Klasse wird nun die Verteilung der Zugvektoren berechnet. Abbildung 3.26 zeigt die Verteilung der Zugrichtungen, a) für alle Radarbilder und b) für die CP 01. In Abbildung 3.26 ist gut zu erkennen, dass die Zugrichtung durchaus schwankt, eine Richtung jedoch klar dominiert. Da es bei der Nachbildung des Zugs von Niederschlagsfeldern in der simultanen Generierung um das großräumige Verhalten geht, wird die Verteilung der Zuggeschwindigkeit und -richtung zur Generierung jeweils durch den Mittelwert erfasst. Für die 13 Großwetterlagen zeigt Tabelle 3.4 jeweils die mittlere Zuggeschwindigkeit und -richtung sowie die Standardabweichung beider Werte, ferner die Auftretenshäufigkeit. Die Werte in Tabelle 3.4 beruhen auf der Auswertung von 7.5 Jahren. Sie werden für den Zeitraum von 1958 bis 2003 als repräsentativ angenommen, so dass man für jeden Tag in diesem Zeitraum abhängig von der Großwetterlage auch eine Zuginformation über den Niederschlag erhält. Eine weitere Differenzierung nach Zuggeschwindigkeit und Ereignisintensität wäre hier möglich. Dazu sollten die Großwetterlagen gleich in Hinblick auf das Zugverhalten der Niederschläge neu klassiert werden, was den Rahmen dieser Arbeit jedoch sprengen würde.

Großwetterlage	Zuggeschwindigkeit		Zugrich	Häufigkeit	
	Mittelwert	Stabw.	Mittelwert	Stabw.	$\mathrm{der}~\mathrm{CP}$
	[m/s]	[m/s]	$[^{\circ}N]$	[°]	[%]
CP01	2.72	4.04	112.31	71.95	5.1%
CP02	2.30	4.09	96.05	81.26	15.5%
CP03	1.42	2.79	81.10	77.41	5.8%
CP04	3.39	4.05	93.16	62.32	6.3%
CP05	1.96	3.55	134.45	79.08	13.4%
CP06	4.78	4.47	101.01	67.58	6.6%
CP07	2.78	4.18	119.37	55.84	4.3%
CP08	1.38	3.14	100.28	85.28	9.6%
CP09	2.86	3.77	121.50	77.14	4.9%
CP10	3.24	4.17	87.88	71.87	5.6%
CP11	3.65	4.58	96.28	56.38	9.6%
CP12	2.39	3.97	118.52	80.78	6.2%
CP13	3.26	4.07	87.09	72.13	7.0%

Tabelle 3.4.: Mittelwert und Standardabweichung der Zugrichtung und Zuggeschwindigkeit von Niederschlagsfeldern in Abhängigkeit von der Großwetterlage; Auftretenshäufigkeit.

3.4.3. Umrechnung von Zuggeschwindigkeit in Zugzeit

Bei der Generierung der Zeitreihen an verschiedenen Stationen kann die Zuginformation der Niederschlagsfelder nur als zeitliche Verschiebung der Niederschläge berücksichtigt werden. Daher müssen die oben als Zeitreihe erhaltenen Zugdaten für jedes Stationspaar in eine Zeitreihe der zeitlichen Verschiebungen umgerechnet werden.

In Abbildung 3.27 sind zwei Stationen s_i und s_j und der Zugvektor der Niederschlagsfelder \vec{w} gezeigt. Die zwei Stationen s_i und s_j sind durch den Abstandsvektor $\overrightarrow{s_is_j}$ verbunden, der mit dem Zugvektor \vec{w} den Winkel δ einschließt, der aus dem Skalarprodukt

$$\cos\delta = \frac{\vec{w} \cdot \vec{s_i s_j}}{|\vec{w}| \cdot |\vec{s_i s_j}|} \tag{3.50}$$

folgt. Durch Projektion des Abstandsvektors $\overrightarrow{s_is_j}$ auf den Geschwindigkeitsvektor \vec{w} senkrecht zur Niederschlagsfront erhält man den 'Abstand' $|\overrightarrow{s_is_j}| \cdot \cos\delta$ der Stationen in Richtung von \vec{w} und die zeitliche Verschiebung $t_{s_is_i}$:

$$t_{s_i s_j} = \frac{|\overline{s_i s_j}|}{|\vec{w}|} \cdot \cos\delta = \frac{\vec{w} \cdot \overline{s_i s_j}}{|\vec{w}|^2}, \tag{3.51}$$

wobei die zweite Form mit Gleichung (3.50) folgt. Damit lässt sich für jedes Stationspaar s_i, s_j bei Kenntnis des Zugvektors \vec{w} die zeitliche Verzögerung berechnen. Sie wird als Eingangsgröße für den gesamten Generierungszeitraum für jeden Tag für alle zu generierenden Stationen paarweise bestimmt, indem abhängig von der Großwetterlage aus Tabelle 3.4 der Zugvektor \vec{w} bestimmt wird.



Abbildung 3.27.: Definitionsskizze zur Bestimmung der Zugzeit $t_{s_is_j}$ einer Niederschlagsfront mit Geschwindigkeit \vec{w} von Station s_i zu Station s_j .

4. Simultane Erzeugung von Niederschlagsreihen

Die Generierung und Disaggregation mehrerer simultaner Stationszeitreihen erfolgt in Anlehnung an die Generierung und Disaggregation der Einzelreihen (vgl. Abschn. 2.6.2). Neu hinzu kommen die drei Eingangsgrößen Korrelation (vgl. Abschn. 3.1,3.2), räumliche Extrema (vgl. Abschn. 3.3) und Zugrichtung des Niederschlags (vgl. Abschn. 3.4), für die in Kapitel 3 verschiedene Regionalisierungsmodelle eingeführt wurden. Die Korrelation geht unmittelbar in der angegebenen Form ein. Das räumliche Verhalten der Extremwerte wird über den Abminderungsfaktor vorgegeben, der vor Generierungsbeginn nach Abschnitt 3.3.3 ermittelt wird. Aus der Zugrichtung des Niederschlags folgt nach Abschnitt 3.4.2 die zeitliche Verzögerung der Reihen gegeneinander. Nach der Wahl der Stationen und der Bereitstellung der neuen - wie der alten - Eingangsgrößen erfolgt die Generierung der simultanen Zeitreihen und deren anschließende Disaggregation, wie im Folgenden beschrieben. Hierbei werden Begriffe und Funktionen, die sich auf die Generierung oder Disaggregation für mehrere Stationen simultan beziehen, durch die Vorsilbe 'Multi-' unterschieden.

4.1. Simultane Generierung von Stundenwerten

Die Generierung für eine Einzelstation wurde in ihren wesentlichen Schritten in Abschnitt 2.6.2 auf Seite 38 erläutert. Abbildung 4.1 zeigt sie noch einmal in einem Ablaufdiagramm. Die Generierung erfolgt jahresweise. Bei der Initialisierung (siehe Abb. 4.1 oben) werden die gewünschten Eigenschaften (siehe Tab. 2.7) sowie die Zeitreihen der Großwetterlagen und der Referenzstation eingelesen. Die Zielfunktion O misst die Abweichungen der vorgegebenen von den gewünschten Eigenschaften. Sie wird iterativ in drei Schleifen S1-S3 minimiert; dazu wird Simulated Annealing eingesetzt.

Die Multi-Generierung erfolgt analog zur Generierung für eine Einzelstation; der Ablauf ist in Abbildung 4.2 beispielhaft für drei Stationen dargestellt.



Abbildung 4.1.: Ablaufdiagramm der Generierung einer Einzelreihe.





4. Simultane Erzeugung von Niederschlagsreihen

Zunächst werden die Multi-Generierung initialisiert und die Eigenschaften der räumlichen Zusammenhangs der drei Stationen anhand der vorgegebenen Daten bestimmt. Dann werden die drei Stationen nacheinander initialisiert und für jede eine Reihe in der Schleife S1 in fünf Schritten (siehe Abb. 4.2, links) separat nach dem Schema generiert. Bis hier handelt es sich um drei einzelne Zeitreihen, die nur über die Korrelation zur gemeinsamen Referenzstation zusammenhängen.

Die so erzeugten Ausgangsreihen werden nun auf ihren Multi-Zusammenhang optimiert. Dazu wird zunächst die Multi-Zielfunktion berechnet, die die drei Einzelzielfunktionen und die Abweichung zwischen 'Soll' und 'Ist' der drei hinzugekommenen Eigenschaften des räumlichen Zusammenhangs umfasst. Es folgt die weitere Optimierung in den zwei Schleifen S2m und S3m. Hierbei wird weiterhin die Methode des zufälligen Austauschens zweier Stundenwerte innerhalb einer Reihe angewandt. Die zu verändernde Reihe SZ wird in der Schleife S2m zufällig ausgewählt und in der Schleife S3m verändert. Die sich ergebenden Änderungen werden in der Multi-Zielfunktion einmal in Hinblick auf die Änderung der Eigenschaften der Einzelreihe und zusätzlich auf die Änderung der Eigenschaften des räumlichen Zusammenhangs bewertet. Auf diese Weise werden jährliche simultane Zeitreihen von Stundenwerten generiert.

Die Zielfunktionen der Einzelreihen bleiben bestehen (Bárdossy, 1998). Für die drei Ergänzungen der Multi-Generierung durch die räumlichen Eigenschaften gelten die folgenden Überlegungen zur Berücksichtigung in der Multi-Zielfunktion.

4.1.1. Integration der Korrelation

Für die Korrelation gilt weiterhin Gleichung (3.1). Bei der Initialisierung der Einzelund der Multi-Zielfunktion wird sie nach dieser Gleichung zwischen allen Stationen und der Referenzstation in den Dauerstufen 1 h und 24 h berechnet. Im Rahmen der Optimierung wäre dies zu aufwändig, weshalb nur der Einfluss der Vertauschung zweier Werte, wie sie in Schritt 5 auf Seite 38 gezeigt ist, wie folgt berücksichtigt wird.

Die Korrelation zweier Niederschlagsreihen h_{Ni} und h_{Nj} ist der Quotient aus ihrer Kovarianz S_{ij} und dem Produkt ihrer Standardabweichungen S_i und S_j . Bei Austausch zweier Werte in h_{Ni} ändert sich nur die Kovarianz, die Standardabweichungen S_i und S_j bleiben erhalten. Die Kovarianz S_{ij} wird so umgeschrieben, dass die zwei Werte $h_{Ni}(t_1)$ und $h_{Ni}(t_2)$ frei stehen:

$$(n-1) \cdot S_{ij} = (h_{Ni}(t_1) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_1) - \bar{h}_{Nj}) + (h_{Ni}(t_2) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_2) - \bar{h}_{Nj}) + \sum_{T-2} (h_{Ni}(t) - \bar{h}_{Ni}) (h_{Nj}(t) - \bar{h}_{Nj}).$$

$$(4.1)$$

Der Austausch der Werte $h_{Ni}(t_1)$ und $h_{Ni}(t_2)$ bedeutet für die Kovarianz, dass die Faktoren der zwei in Gleichung (4.1) vorne stehenden Produkte ausgetauscht werden. Die Änderung der Kovarianz ΔS_{ij} durch den Austausch ergibt sich durch Subtraktion der alten und Addition der neuen Faktoren:

$$(n-1) \cdot \Delta S_{ij} = (h_{Ni}(t_2) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_1) - \bar{h}_{Nj}) + (h_{Ni}(t_1) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_2) - \bar{h}_{Nj}) - (h_{Ni}(t_1) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_1) - \bar{h}_{Nj}) - (h_{Ni}(t_2) - \bar{h}_{Ni})(h_{Nj}(t_2) - \bar{h}_{Nj}).$$

$$(4.2)$$

Durch den Austausch ändert sich die Korrelation also um Δr_{ij} :

$$\Delta r_{ij} = \frac{\Delta S_{ij}}{S_i \cdot S_j}.\tag{4.3}$$

Auf diese Weise kann in vier Schritten die Korrelationsänderung der Stundenwerte einfach berechnet werden, wenn die Mittelwerte und die Standardabweichungen aller simultan generierten Reihen jeweils abgespeichert werden, was im Programm geschieht.

Um die Änderung der Korrelation der Tageswerte zu berechnen, kann prinzipiell genau so vorgegangen werden. Es ist nur zu beachten, dass sich in der zu Tageswerten aggregierten Reihe auch die Standardabweichung S_i durch den Austausch ändert. Für sie gilt

$$S_{ij} = \sqrt{\frac{\sum_{T} h_{Ni}(t)^2}{T} - \left(\frac{\sum_{T} h_{Ni}(t)}{T}\right)^2}.$$
(4.4)

Die zweite Summe unter der Wurzel ist der Mittelwert, der sich in der aggregierten Reihe durch den Austausch nicht ändert. Zunächst wird Gleichung (4.4) quadriert. In der ersten Summe werden die Quadrate der Tageswerte, in die t_1 und t_2 fallen, abgezogen und die Quadrate der sich durch den Austausch neu ergebenden Tageswerte addiert. Anschließend wird die Wurzel gezogen, um die veränderte Standardabweichung zu erhalten. Zur effektiveren Berechnung sind auch die Tageswerte gespeichert. In die Multi-Zielfunktion geht die Korrelation für jedes Stationspaar als quadratische Abweichung vom vorgegebenen Wert ein.

4.1.2. Integration der räumlichen Extrema

Das räumliche Extremwertverhalten wird über den Abminderungsfaktor ARF abgebildet, der als Funktion der Fläche A, der Dauerstufe D und der Jährlichkeit J beschrieben ist (vgl. Abschn. 3.3.3). In NiedSim werden die Maxima vorab generiert (vgl. Abschn. 2.6.2 oder Bárdossy u. Brommundt (2005)). Vorgegeben wird ein maximaler Stundenwert und ein maximaler Tageswert, woran auch bei den räumlichen Extrema festgehalten wird; damit liegen die Dauerstufen fest. Die umspannte Fläche A lässt sich aus den Koordinaten der simultanen Stationen berechnen.

Die Extremwerte beider Dauerstufen werden mit der Inversen der Gumbelverteilung aus gleichverteilten Zufallszahlen generiert und besitzen somit jeweils eine Wahrscheinlichkeit. Extremwerte und Wahrscheinlichkeiten werden an jeder einzelnen simultanen Reihe für das Stunden- und das Tagesextremum abgespeichert. Die für die Berechnung des Abminderungsfaktors notwendige Jährlichkeit folgt, indem die Wahrscheinlichkeiten der Extremwerte aller simultanen Stationen in den Dauerstufen gemittelt werden. Dieser Mittelwert wird zufällig mit bis zur Hälfte der Spannweite aller Wahrscheinlichkeiten modifiziert. Die so erhaltene Wahrscheinlichkeit p lässt sich mit Hilfe von J = 1/(1 - p) in die Jährlichkeit umrechnen, die Eingang in den Abminderungsfaktor findet.

Zu diesen Werten werden die Abminderungsfaktoren für die Stunden- und Tageswerte ermittelt. Diese werden jeweils mit dem höchsten generierten Stunden- bzw. Tageswert aller simultanen Stationen multipliziert, um einen höchsten über alle Stationen gemittelten Stunden- und Tagesniederschlagswert zu erhalten. Diese Werte geben an, welcher Mittelwert der Stunden- und Tageswerte über alle Stationen bei der Generierung im betreffenden Jahr nicht überschritten werden soll. In der Multi-Zielfunktion werden die räumlichen Extremwerte mit dem Betrag der Abweichung zwischen vorliegendem Wert und Vorgabewert relativ zum Vorgabewert berücksichtigt.

Für die Generierung ist es zweckmäßig, die Mittelwerte über alle Stationen als zusätzliche Zeitreihen mit zuführen. Um den Rechenaufwand herabzusetzen, können auch die Vorgabewerte mit der Anzahl der simultan zu generierenden Stationen multipliziert werden, so dass die Stationssumme und nicht die einzelnen Stationsmittelwerte über die Zeit mitgeführt werden, wodurch einige Divisionen entfallen.

4.1.3. Integration der Zugrichtung von Niederschlagsfeldern

Die Zugrichtung und -geschwindigkeit von Niederschlagsfeldern wurde in Abhängigkeit von der Großwetterlage eingeführt. Bei der räumlichen Generierung bewirken sie einen zeitliche Verzögerung der Zeitreihen gegeneinander (vgl. Abschn. 3.4.3). Ausgehend von den Stationskoordinaten werden aus den Angaben in Tabelle 3.4 zu jeder Großwetterlage und Stationspaarung die sich ergebenden zeitlichen Verzögerungen bestimmt. Um der Variabilität von Zugrichtung und -geschwindigkeit Rechnung zu tragen, werden dabei beide Größen zufällig mit jeweils bis zu 100% ihrer Standardabweichung manipuliert. Die berechneten Verzögerungen werden auf ganze Stunden gerundet.

In der Generierung wird die Verzögerung als reinen Versatz der Niederschlagswerte unabhängig von deren Größe berücksichtigt. Aufgrund der Tagesauflösung der Großwetterlagen erfolgt dies ebenfalls tagesweise. Zunächst wird eine binäre Reihe h_{Bi} an jeder Station i mit den Werten 1 für Niederschlag und 0 für Trockenheit berechnet. Die Zielfunktion folgt nun, indem für jeden Tag t die binären Reihen zweier Stationen i und j um den vorgegebenen Versatz v_{ij} gegeneinander verschoben, beide Reihen voneinander abgezogen und die Differenz in O_D für jeden Tag aufsummiert werden:

$$O_{Dij}(t) = \sum_{l=1}^{24 - v_{ij}(t)} |h_{Bi}(l) - h_{Bj}(l + v_{ij}(t))|.$$
(4.5)

Mit $O_{Dij}(t)$ ergibt sich für jeden Tag ein Maß der Abweichungen zwischen vorgegebenem und vorhandenem Versatz an den Stationen *i* und *j*. Für die Optimierung werden $O_D(t)$ für alle Stationspaare und Tage berechnet und die absoluten Beträge aufsummiert. Um die unterschiedliche Anzahl nasser Stunden in beiden Reihen zu berücksichtigen, wird deren Differenz von dieser Summe abgezogen.

Für die Optimierung lässt sich die Änderung von $O_{Dij}(t)$ einfach ausrechnen, indem für die zwei Zeitpunkte, an denen t_1 und t_2 vertauscht werden sollen, die Beiträge dieser Stunden nach Gleichung (4.5) berechnet und voneinander abgezogen werden. Die Funktionswerte $O_{Dij}(t)$ werden tages- und stationspaarweise abgespeichert, so dass nur die Änderungen berechnet werden müssen.



Abbildung 4.3.: Ablaufdiagramm der Disaggregation einer Einzelreihe. Zum Vergleich mit der Generierung einer Einzelreihe (siehe Abb. 4.1) sind in beiden Abläufen identische Schritte hier grau hinterlegt.

4.2. Simultane Disaggregation von Stunden- zu Fünfminutenwerten

Zur simultanen Disaggregation werden weitgehend die für die simultane Generierung entwickelten Methoden genutzt. In Abbildung 4.3 ist der Ablauf der Disaggregation einer Einzelreihe noch einmal schematisch so gezeigt, wie er in Abschnitt 2.6.2 auf Seite 40 beschrieben ist. Der wesentliche Unterschied zur Generierung ist, dass für die Disaggregation als Grundlage eine fertig generierte Reihe mit Stundenwerten verwendet wird. Die Disaggregation erfolgt ausschließlich in den Stunden, in denen Niederschlag registriert ist; in allen anderen Stunden sind alle Fünfminutenwerte Null.

In den 'nassen' Stunden wird im ersten Schritt die Stundensumme des Niederschlags auf die zugehörigen 12 Fünfminutenintervalle verteilt. Anschließend erfolgt die Optimierung durch das zufällige Verschieben eines Niederschlagsinkrements innerhalb zufällig ausgewählter Fünfminutenwerte einer Stunde.

Die Multi-Disaggregation erfolgt ebenfalls schrittweise (siehe Abb. 4.4). Zunächst werden die Parameter der Multi-Disaggregation eingelesen und jede Reihe in 5 Optimierungsschritten einzeln disaggregiert. Anschließend wird die Multi-Zielfunktion berechnet und alle - im Beispiel drei - Reihen gleichzeitig optimiert. In der Schleife S2m wird dazu zufällig eine Reihe SZ ausgewählt, die in der folgenden Schleife S3m in N^* -Schritten verändert wird.





Für die Multi-Disaggregation wird die Multi-Zielfunktion aus der Summe der Einzelzielfunktionen und den Zielfunktionen der räumlichen Zusammenhänge gebildet, wobei von den drei räumlichen Zielfunktionen der Multi-Generierung hier nur zwei verwendet werden, nämlich das räumliche Extremwertverhalten und das Zugverhalten der Niederschlagsfelder. Die Korrelation geht nicht in die Multi-Zielfunktion der Multi-Disaggregation ein, da sie bereits in den generierten simultanen Zeitreihen der Stundenwerte, die als Disaggregationsgrundlage dienen, berücksichtigt ist.

4.2.1. Integration der räumlichen Extrema

Bei der Disaggregation einer Einzelreihe wird die Überschreitenswahrscheinlichkeit bestimmter Niederschlagshöhen und einen maximalen Fünfminutenwert (siehe Tab. 2.7) berücksichtigt. Dieser Maximalwert wird mit der Inversen der Gumbelverteilung erzeugt. Seine Wahrscheinlichkeit wird jedoch nicht zufällig gewählt sondern konditioniert auf die Wahrscheinlichkeit des maximalen Stundenniederschlags der zu disaggregierenden Stundenreihe. Dadurch verhalten sich die Extrema auf Stundenund Fünfminutenskala ähnlich.

Bei der Multi-Disaggregation wird ebenfalls zunächst an jeder Station einzeln dieser maximale Fünfminutenwert berechnet. Analog zur Multi-Generierung soll hier mit Hilfe des Abminderungsfaktors (vgl. Abschn. 3.3.3) ein maximaler räumlicher Fünfminutenwert ermittelt werden, der nicht überschritten werden darf.

Zur Berechnung des Abminderungsfaktors ARF sind die Fläche A (vgl. Abschn. 4.1.2) und Dauerstufe D (=5 min) bekannt, es fehlt nur die zu verwendende Jährlichkeit J. Diese wird mit Hilfe der in NiedSim abgespeicherten Kostra-Werte ermittelt, die eine Abschätzung der Jährlichkeit der an jeder Station berechneten maximalen Fünfminutenwerte ermöglichen. So wird an jeder Station die Jährlichkeit des Fünfminutenextremwerts ermittelt. Den Mittelwert der sich ergebenden Jährlichkeiten wird zur Bestimmung des Abminderungsfaktors verwendet. Mit diesem wird der Mittelwert der Fünfminutenextrema aller Stationen multipliziert, wodurch sich der Vorgabewert des räumlichen Fünfminutenextremwerts ergibt. Wie bei der Multi-Generierung wird der räumliche Fünfminutenextremwert in der Zielfunktion mit dem Betrag der Abweichung zwischen vorhandenen Extremwert und Vorgabewert relativ zum Vorgabewert berücksichtigt. Auch bei der Multi-Disaggregation bietet es sich an, diesen Wert nicht mit den räumlichen Stationsmittelwerten, sondern mit den räumlichen Stationssummen zu vergleichen und diese als Zeitreihen vorzuhalten.

4.2.2. Integration der Zugrichtung von Niederschlagsfeldern

Die Zugrichtung wird bei der simultanen Disaggregation genau wie bei der simultanen Generierung nach Abschnitt 4.1.3 berücksichtigt. Die Unterschiede sind, dass die zeitliche Verzögerung auf ganze Vielfache von fünf Minuten gerundet wird und die zeitliche Auflösung der binären Zeitreihen durch 288 Fünfminutenwerte pro Tag anstelle der 24 Einstundenwerte gegeben ist. Außerdem hat es sich als zweckmäßig erwiesen, bei der Bestimmung der binären Reihe nicht 'nass' und 'trocken', sondern $h_N \geq 0.05$ mm und $h_N < 0.05$ mm zu verwenden, da im anderen Fall den sehr kleinen Niederschlägen, die für die Abflussentwicklung von untergeordneter Bedeutung sind, zuviel Gewicht zugeteilt wird.

5. Fallstudien

Die simultane Zeitreihenerzeugung wird hier in drei Fallstudien getestet. Zunächst werden Reihen für Messorte von Niederschlagsstationen generiert und deren statistische Eigenschaften verglichen. Anschließend werden für Messorte im Stadtgebiet Karlsruhe eine einzelne und drei simultane Niederschlagsreihen erzeugt. Das hydraulische Kanalnetzmodell des Tiefbauamts Karlsruhe wird mit diesen Reihen beaufschlagt und die Auswirkung des simulierten, räumlich differenzierten Niederschlags auf das Abflussverhalten untersucht. Abschließend wird ein hydrologisches Modell der Einzugsgebiete von Glatt- und Lauterwehr mit simultanen Niederschlagsreihen beaufschlagt. Die sich an den Sperren ergebenden Abflüsse werden mit jenen verglichen, die sich bei Überregnung mit einem Modellregen ergeben.

5.1. Anwendung auf drei Stationen in Baden-Württemberg

Aus den in Baden-Württemberg gemessenen Niederschlagsreihen (vgl. Abschn. 2.4) wurden drei Stationen ausgewählt, für die möglichst lange synchrone, lückenfreie Messreihen vorliegen und die nicht zu weit voneinander entfernt liegen. Gewählt wurden die drei in Tabelle 5.1 genannten Stationen in den Ausläufern des Schönbuchs südlich von Stuttgart; die Tabelle enthält die wesentlichen Kennzahlen. Ihre drei Reihen sind mit 16 Jahren Dauer die längsten verfügbaren, simultanen Reihen. Abbildung 5.1 zeigt die Lage der Stationen. An den drei Messstationen M1 bis M3 werden mit NiedSim für die Jahre 1977 bis 1992 simultane Zeitreihen S1 bis S3 berechnet und den gemessenen Zeitreihen gegenübergestellt. Da für alle Anwendungen der generierten Zeitreihen das Verhalten der Extremwerte wesentlich ist, wird der Schwerpunkt auf deren Vergleich gelegt.

Zunächst werden aus einer Reihe für jedes Jahr die 20 größten stündlichen Niederschlagsereignisse herausgesucht. Aus den zwei anderen Reihen werden die jeweils die zu diesen Zeitpunkten gemessenen Niederschlagshöhen bestimmt. Dies geschieht reihum für jede Station und jedes Jahr. Abbildung 5.2 zeigt die Ergebnisse bei Auswertung der Messreihen M1 bis M3. Auf der Abszisse sind die jeweils 20 Extremwerte aller Jahre, insgesamt also 360 Extremwerte, aufgetragen, während die Ordinate die zeitgleichen Werte der anderen Stationen zeigt. In Abbildung 5.3 sind die entsprechenden Auswertungen für die simulierten Zeitreihen S1 bis S3 durchgeführt. Der in Abbildung 5.2 gezeigte Zusammenhang der 20 größten Jahresstundenniederschläge ist nicht sehr stark. Kommen an einer der drei Stationen M1 bis M3 hohe Niederschläge vor, so kommen an den anderen Stationen meist ebenfalls Niederschläge vor. Es sind aber auch lokale Ereignisse beobachtet worden, bei denen es an den anderen Stationen überhaupt nicht regnet. Eine Erhebung zwischen den beiden nahe beieinander liegenden Stationen M1 und M2 scheint den aufgrund der Nähe zu erwartenden stärkeren Zusammenhang des Niederschlags abzuschwächen, so dass sich diese beiden Stationen zueinander ähnlich verhalten wie zur Station M3, obwohl sie weiter

Nr.	Name	Rechtswert	Hochwert	Höhe	Anfang	Ende
		[m]	[m]	[mNN]	[a]	[a]
M1	Altdorf-Falkenkopf	3498810	5383440	460	1977	1992
M2	Altdorf-Schnapseiche	3501820	5384490	513	1977	1992
M3	Bebenhausen	3504610	5380130	350	1977	1992

 Tabelle 5.1.:
 Kennzahlen der Niederschlagsstationen für die simultanen Musterreihen.



Abbildung 5.1.: Übersichtskarte der drei ausgewählten Niederschlagsstationen, Einzelheiten siehe Tabelle 5.1.



Abbildung 5.2.: Messwerte der jeweils 20 maximalen Niederschläge in den Jahren 1977-1992 auf der Abszisse gegenübergestellt den sich an den anderen Stationen zur gleichen Zeit ergebenden Niederschlägen auf der Ordinate.



Abbildung 5.3.: Simulierte Werte der jeweils 20 maximalen Niederschläge in den Jahren 1977-1992 auf der Abszisse gegenübergestellt den sich an den anderen Stationen zur gleichen Zeit ergebenden Niederschlägen auf der Ordinate.



Abbildung 5.4.: Gemessene Niederschläge, bedingte Verteilung an den Stationen M1 bis M3 für die Niederschlagshöhen 0 mm, 1 mm, 2 mm, 5 mm und 10 mm.

entfernt liegt. Die simulierten simultanen Reihen S1 bis S3 zeigen ein ganz ähnliches Verhalten. In der Simulation fällt auf, dass es zwischen 10 mm und 10 mm Niederschlagshöhe kaum Ereignisse registriert werden. Diese Lücke ist aus der separaten Generierung der Extrema mit Hilfe der Gumbel- und Exponentialverteilung zu erklären (vgl. Abschn. 2.6.2).

Mit Hilfe der bedingten Verteilung kann der Zusammenhang der Reihen an verschiedenen Stationen genauer verglichen werden. Die Verteilung der Niederschlagshöhe an einer Nachbarstation i wird unter der Bedingung bestimmt, dass an der Referenzstation j eine vorgegebene Niederschlagshöhe $h_{N,ref}$ überschritten wird:

$$F(h_{Ni}|h_{Nj} > h_{N,ref}). ag{5.1}$$

Aus den gemessenen und simulierten Reihen wird für Niederschläge der Höhe 0 mm, 1 mm, 2 mm, 5 mm und 10 mm die bedingte Verteilungsfunktion ermittelt. Hierbei wird jede Station einmal als Referenzstation verwendet. Die sich ergebenden Verteilungen sind in Abbildung 5.4 für die gemessenen und in Abbildung 5.5 für die simulierten Zeitreihen dargestellt. Aus Abbildung 5.4 ist ein Zusammenhang der Zeitreihen an den verschiedenen Stationen in Abhängigkeit von der Niederschlagshöhe ablesbar. Auffällig ist das Verhalten der Stationen M1 und M3 in Bezug auf die Station M2 (mittlere Zeile in Abb. 5.4): Bei Niederschlagshöhen größer 2 mm ergeben sich an den anderen beiden Stationen fast identische Verteilungen, was man in den Zeilen 1 und 3 des Diagrammes nicht beobachtet. In den Simulationsergebnissen (siehe



Abbildung 5.5.: Simulierte Niederschläge, bedingte Verteilung an den Stationen S1 bis S3 für die Niederschlagshöhen 0 mm, 1 mm, 2 mm, 5 mm und 10 mm.

Abb. 5.5) ist ein solches Verhalten nur andeutungsweise zu erkennen. Die Änderung des Zusammenhangs mit größer werdenden Niederschlägen wird, wie bei den Messdaten, nachgebildet. In den Verteilungen der simulierten Niederschläge fällt in der vierten und fünften Spalte der horizontale Verlauf der Verteilungen zwischen etwa 10 mm und 10 mm Niederschlagshöhe auf. Dies ist wiederum aus der separaten Generierung der Extrema mit Gumbel- und Exponentialverteilung zu erklären, während die 'gewöhnlichen' Niederschläge mit der Gammaverteilung erzeugt werden (vgl. Abschn. 2.6.2).

Insgesamt bilden die simulierten Reihen das Verhalten der Niederschlagsreihen trotz schwieriger Topographie gut nach. Die Stationen in diesem hügeligen Gelände wurden wegen der verfügbaren Daten als Beispiel herangezogen. Dies sind jedoch Bedingungen, auf die man bei der simultanen Simulation in weiten Teilen des Landes Baden-Württemberg trifft.

5.2. Anwendung im Stadtgebiet Karlsruhe

Das Tiefbauamt der Stadt Karlsruhe hat in den Jahren 2003-2004 ein detailliertes hydraulisches Kanalnetzmodell des gesamten Entwässerungsnetzes der Stadt Karlsruhe erstellen lassen (ITWH, 2004). Das Kanalnetz entwässert ein Einzugsgebiet von etwa 46 km² und besteht aus 25 000 Haltungen bei einer gesamten Kanallänge von ungefähr 1 100 km. Im Vorfeld der Modellerstellung wurde in den Jahren 2002-2003 eine Messkampagne durchgeführt, bei der der Niederschlag und die im Kanalnetz daraus entstehenden Abflüsse gemessen wurden. In Abbildung 5.6 ist das Entwässerungsnetz der Stadt Karlsruhe gezeigt. Eingezeichnet sind nur die Hauptsammler, die das Niederschlagswasser des ganzen Stadtgebiets sammeln und zur zentralen Kläranlage im Nordwesten Richtung Rhein führen. Das Messnetz der Niederschlagsschreiber ist ebenfalls dargestellt. Die zehn Stationen mit der vierstelligen Nummer sind Dauerschreiber, die seit 1991 messen, während die acht Stationen mit einstelliger Nummer nur für die Messkampagne eingerichtet wurden. Mit Hilfe des Kanalnetzmodells wurden in Karlsruhe Untersuchungen zum maßgeblichen Niederschlagsereignis durchgeführt. Modelle mit solch großer Knotenanzahl benötigen Rechenzeiten, die die Ereignisdauer übersteigen, weshalb hier die Langzeit-Serien-Simulation, bei der aus langen Zeitreihen nur maßgebliche Ereignisse ausgewählt und berechnet werden, angewendet wurde. Zu beachten war insbesondere die ungleichmäßige Überregnung, die sich aus dem relativ dichten Messnetz gut rekonstruieren lässt. Aus den Messdaten wurden zehn Ereignisse ausgewählt und deren Auswirkungen mit Hilfe des Kanalnetzmodells untersucht (Schmitt, 2006). Gemessen wurden die Auswirkungen in jenen Haltungen, an denen es zu Überstau bzw. Überfluten (vgl. Abschn. 2.1) kam. Als maßgebend hat sich das in Abbildung 5.7 in der Zeitreihe an den Stationen 2700, 2731 und 2733 (siehe Abb. 5.6) dargestellte Ereignis vom 22.07.1995, 22 Uhr bis 23.07.1995, 4 Uhr herausgestellt, das die extremsten Auswirkungen im Kanalnetz hatte (siehe Abb. 5.10). Die räumliche Variabilität des Niederschlags ist in beiden Abbildungen gut zu erkennen. Im Jahr 2006 hat das Tiefbauamt drei weitere, schwere Niederschläge beobachtet, die von Westen kamen, was zu einer sehr raschen Belastung der Kläranlage und zum Überstau im Kanalnetz führte. Alle drei Ereignisse waren nur im Westen Karlsruhes zu beobachten, im Osten war alles trocken. Dies



Abbildung 5.6.: Übersichtskarte der Stadtentwässerung Karlsruhe mit Niederschlagsstationen.

$5.\ Fallstudien$



Abbildung 5.7.: Zeitreihe des gemessenen maßgeblichen Niederschlagsereignisses der Stadtentwässerung Karlsruhe, 22.07.1995, 22 Uhr bis 23.07.1995, 4 Uhr.



Abbildung 5.8.: Zeitreihe des maximalen 6 Stunden Niederschlagsereignisses aus der für die Station 2566 in Karlsruhe generierten NiedSim-Reihe, 15.6.1986, 12 Uhr bis 18 Uhr.

zeigt, dass in Karlsruhe die räumliche Verteilung der Überregnung bei der Bemessung berücksichtigt werden muss: An diesem Beispiel kann der simultane Generator getestet werden.

Zunächst wird als Referenz eine 30 Jahre lange Einzelzeitreihe für die Station 2566 mitten in Karlsruhe generiert. Aus dieser Reihe wird das 6 Stundenereignis mit der maximalen Intensität herausgefiltert. Nach den Erfahrungen des Tiefbauamts sind in dieser Dauer die maßgeblichen Ereignisse zu finden. Die erzeugte Zeitreihe (vgl. Abb. 5.8) wird als homogene Überregnung angenommen, mit Hilfe des Thiessen-Verfahrens räumlich interpoliert und der sich ergebende Abfluss mit dem Kanalnetzmodell berechnet. Dies ist das 'klassische' Vorgehen. Im zweiten Schritt werden für die drei Stationen 2700, 2731 und 2733 (siehe Abb. 5.6) im Stadtgebiet simultane Zeitreihen generiert. Aus ihnen wird aus den größten 6 Stundenereignissen aller Jahre das Ereignis ausgewählt, das ein ähnliches Volumen wie das gemessene maßgebende Ereignis hat. Auf diese Weise kann der Einfluss der Verteilung der Überregnung untersucht werden. Das in Abbildung 5.9 gezeigte Ereignis ist das achtgrößte Jahresereignis in den 30 erzeugten Jahren. Mit Hilfe des Thiessen-Verfahrens werden auch diese Niederschläge räumlich interpoliert und die Abflüsse im Kanalnetz berechnet. Das Kanalnetzmodell gibt an jeder Haltung den maximalen Wasserstand aus, so dass räumlich genau festgestellt werden kann, wo Probleme auftauchen (siehe Abb. 5.10). Um die erzeugten Extremereignisse und ihre Auswirkungen für ganz Karlsruhe bewerten zu können, werden die Anteile der Haltungen, an denen es bei den verschiedenen Überregnungen (siehe Tabelle 5.2) zum Überstau gekommen ist, verglichen. Die mit der NiedSim Einzelreihe durchgeführten Berechnungen führen zu einem höheren Anteil an Überstau als das gemessene Ereignis. Dies war zu erwarten, da das gesamte Stadtgebiet gleichmäßig mit einem größeren Ereignis belastet wurde. Die drei simultanen NiedSim Reihen führen nur an zwei Haltungen im Südosten zu Überstau. Dies ist insofern erstaunlich, als dass die Summe der Niederschläge in der Größenordnung des maßgebenden Ereignisses liegt, bei dem im Nordosten von Karlsruhe an mehreren Haltungen Überstau auftritt. Andererseits ist die maximale Intensität geringer und das Ereignis gleichmäßiger verteilt.

Die durchgeführte Fallstudie zeigt, dass nicht das größte, sondern das ungünstigste



Abbildung 5.9.: Zeitreihen des maßgeblichen, generierten simultanen 6 Stunden Niederschlagsereignisses für die Stationen 2700, 2731 und 2733, 06.10.1982, 17.30 Uhr bis 06.10.1982, 23.30 Uhr.

Tabelle 5.2.:	Anteile	der	Haltungen	mit	Überstau	bei	den	unterschiedlichen	belastenden
	Niederse	chlä	gen.						

Niederschlag	Überstau
Bemessungsereignis aus Messdaten	3.6430~%
NiedSim Einzelreihe	6.4492~%
NiedSim 3 simultane Reihen	0.0085~%



Abbildung 5.10.: Übersicht der Kanalschächte an denen sich ein Überstau ergibt, a) bei dem maßgebenden gemessenen Ereignis, b) bei den zwei simulierten Ereignissen.

Ereignis zu den schlimmsten Auswirkungen führt. Die Ergebnisse zeigen, dass die Auslegung mit simultanen Reihen zu anderen Ergebnissen führt, die auf der einen Seite Schwächen, auf der anderen Seite aber auch Stärken eines Kanalsystems zeigen, die sich nur bei ungleichmäßiger Überregnung offenbaren. Bei Städten der Größe von Karlsruhe sollte die Bemessung mit Seriensimulationen simultaner Niederschlagsereignisse erfolen, wenn man Überdimensionierungen, wie sie sich bei Auslegung mit der NiedSim-Einzelreihe ergeben würden, vermeiden will.

5.3. Anwendung in einem hydrologischen Modell

Die ungleichförmige Überregnung ist bei der hydrologischen Modellierung zu beachten, da die sich ergebende Hochwassersituation stark davon abhängt (Segond, 2006). Anhand einer hydrologischen Niederschlag-Abfluss-Modellierung zur Bestimmung der Bemessungshochwasser an Glatt- und Lauterwehr, die 2004 am Institut für Wasserbau durchgeführt wurde, wird gezeigt, wie der simultane Zeitreihengenerator zur Nachbildung der ungleichmäßigen Überregnung im Hochwasserfall eingesetzt werden kann. Von der Studie werden hier nur die wesentlichen Punkte wiedergegeben, siehe Bárdossy u. a. (2004).

Das Einzugsgebiet von Glatt- und Lauterwehr liegt im Schwarzwald südöstlich von Freudenstadt. Die Glatt hat bis zum Wehr ein Einzugsgebiet von 55.8 km², während die Lauter bis zum Wehr 33.5 km² entwässert (siehe Abb. 5.12). Beide Wehre dienen der Wasserfassung für die Wasserkraftanlage Bettenhausen, wozu die Oberwasser beider Wehre durch den Glatt-Kanal verbunden sind. Dieser bringt das Wasser vom Glattwehr ins Oberwasser des Lauterwehrs, wo es in den Glatt-Lauter-Stollen mündet, der zur Wasserkraftanlage führt (siehe Abb. 5.11). Beide Wehre sind nach DIN 19700 der Klasse III zuzuordnen, so dass die Bauwerkssicherheit bei den Bemessungshochwassern der Jährlichkeit 20 a (BHQ_1) und 50 a (BHQ_2) nachzuweisen sind. In der vorliegenden Studie wurden diese Abflüsse mit Hilfe des FGM-Modells der Universität Karlsruhe (Lutz, 1984) berechnet. Dieses Modell arbeitet ereignisbasiert. Der Niederschlag wurde aus den Kostra-Werten bestimmt, ein zeitlicher Verlauf geschätzt und proportional zur Jahresniederschlagssumme auf die Fläche verteilt. Die Grundannahme bei solchem Vorgehen ist, dass ein Niederschlagsereignis einer gegebenen Jährlichkeit ein Hochwassereignis gleicher Jährlichkeit auslöst.

Bei den 2004 durchgeführten Untersuchungen wurde zur Bestimmung der Bemessungsabflüsse an beiden Wehren der Durchfluss im Glatt-Kanal zu Null gesetzt, weil keine räumlichen Niederschlagsinformationen vorhanden waren, die eine abhängige gleichzeitige Überregnung des NA-Modells ermöglicht hätten. Synchrone Zeitreihen liegen nun vor, doch leider kann das FGM-Modell Abflüsse nicht aufsplitten, wozu ein hydraulisches Modell notwendig wäre, so dass der Abfluss im Glatt-Kanal mit seiner Kapazität konstant zu 3 m³/s angenommen werden muss. Um diesen konstanten Wert wird der Abfluss am Lauterwehr erhöht und am Glattwehr reduziert. Mit den simultanen NiedSim-Reihen kann jetzt stochastisch nachgebildet werden, wie von simultanen Niederschlägen ausgelöste Hochwasser wirken.

Zur Simulation werden mit NiedSim drei simultane Reihen mit jeweils 46 Jahren Länge generiert. Zwei dieser Reihen gelten für Orte im Einzugsgebiet der Glatt, die dritte im Einzugsgebiet der Lauter (siehe Abb. 5.12). Die räumliche Überregnung



Abbildung 5.11.: Überblick der Lage von Glatt- und Lauterwehr aus Bárdossy u. a. (2004).

Tabelle 5.3.: Bemessungshochwasserabflüsse der Jährlichkeiten 20 a und 50 a an Glatt- und
Lauterwehr.

Standort	$BHQ_1 \ [\mathrm{m}^3/\mathrm{s}]$	$BHQ_2 \ [\mathrm{m^3/s}]$
Jährlichkeit	20 a	50 a
Glattwehr	63	77
Lauterwehr	56	69

der Teileinzugsgebiete erfolgt wieder proportional zur Jahressumme mit der jeweils nächsten generierten Station. Das maßgebende Bemessungshochwasser ergab sich am Glattwehr bei einem 24-stündigen Ereignis, während am Lauterwehr die Ereignisse, deren Dauer zwischen 2 und 3 Stunden lagen, den größten Abfluss erzeugten. Tabelle 5.3 zeigt die berechneten Bemessungshochwasserabflüsse. In Anlehnung an das Vorgehen in der Studie von 2004 werden aus den simultan generierten Zeitreihen die maximalen 3h- und 24h-Ereignisse der Summe über alle Stationen jeden Jahres ausgewählt. Dem jeweils maximalen Ereignis wird die Jährlichkeit 50 a zugeordnet. Des Weiteren wird das jeweils zweitgrößte Ereignis ausgewählt und ihm die Jährlichkeit 20 a zugewiesen. Die in jeder Dauerstufe jeweils zwei Ereignisse werden als Bemessungsereignisse zur Bestimmung des gleichzeitigen Bemessungshochwasserabflusses an beiden Wehren verwendet.

In den Abbildungen 5.13 und 5.14 sind die Ganglinien des Abflusses an beiden Wehren gezeigt, die sich bei der Belastung mit den beiden 24h-Ereignissen ergeben. Aus

5. Fallstudien



Abbildung 5.12.: Einzugsgebiete von Glatt und Lauterwehr mit den Orten der simultanen Zeitreihengenerierung.



Abbildung 5.13.: Ganglinien an Glatt- und Lauterwehr bei Belastung mit dem simultanen 24h-Ereignis der Jährlichkeit 20 a (BHQ_1) .



Abbildung 5.14.: Ganglinien an Glatt- und Lauterwehr bei Belastung mit dem simultanen 24h-Ereignis der Jährlichkeit 50 a (BHQ_2) .

5. Fallstudien

Standort	Ereignisdauer	$BHQS_1 \ [m^3/s]$	$BHQS_2 \ [m^3/s]$		
Jährlichkeit		20 a	50 a		
Glattwehr	3 h	13.171	14.327		
Lauterwehr	3 h	47.102	53.420		
Glattwehr mit Kanal	3 h	10.171	11.327		
Lauterwehr mit Kanal	3 h	50.102	56.420		
Glattwehr	24 h	22.876	62.457		
Lauterwehr	24 h	18.924	15.656		
Glattwehr mit Kanal	24 h	19.876	59.457		
Lauterwehr mit Kanal	24 h	21.924	18.656		

Tabelle 5.4.: Bemessungshochwasserabflüsse der Jährlichkeiten 20 a und 50 a an Glatt- und Lauterwehr gemäß simultaner Zeitreihen.

dem Ganglinienverlauf der verschiedenen Niederschlagsbelastungen wird die sich an den zwei Wehren jeweils ergebende Abflussspitze als simultaner Bemessungsabfluss BHQS abgelesen. Tabelle 5.4 nennt die aus den simultanen Zeitreihen gewonnenen Bemessungsabflüsse $BHQS_1$ und $BHQS_2$ für die beiden maßgebenden Ereignisdauern und Jährlichkeiten. Der Einfluss des Glatt-Kanals ist durch Umleiten von $3 \text{ m}^3/\text{s}$ vom Glatt- zum Lauterwehr berücksichtigt. Das 3h-Ereignis ist hierbei als maßgeblich für das Lauterwehr aufzufassen, während das 24h-Ereignis als maßgeblich für das Glattwehr anzusehen ist. Der sich an dem jeweils anderen Wehr ergebende Abfluss soll als 'bedingter' Bemessungsabfluss angesehen werden. Der Vergleich der 'traditionell' mit Hilfe von synthetischen Bemessungsregen und der mit Hilfe von simultanen Niederschlagszeitreihen bestimmten Bemessungsabflüsse zeigt, dass die traditionelle Bemessung auf der sicheren Seite liegt, da alle Bemessungswerte höher sind. Die mit den simultanen Zeitreihen berechneten Bemessungsabflüsse stehen jedoch in Bezug zueinander und lassen sich beispielsweise zur Bestimmung des Bemessungsabflusses unterhalb addieren, was zu realistischeren Werten führt als die Addition der Einzelbemessungswerte. Die Bemessung kann dadurch genauer durchgeführt werden.

Bei der 'traditionellen' Bestimmung der Bemessungsabflüsse wurden Niederschlagsereignisse verschiedener zeitlicher Verläufe und Dauern als Belastung gegenübergestellt. Ebenso kann bei der Bemessung mit simultanen Zeitreihen vorgegangen werden, indem nicht nur zwei maßgebliche Ereignisse, sondern, aus einer Vielzahl generierter simultaner Zeitreihen, viele maßgebliche Ereignisse durchgerechnet werden. Aus solchen Ergebnissen lässt sich die Unsicherheit und vor allem die Verteilung der Bemessungshochwasser abschätzen. Dabei würde wahrscheinlich auch der Abfall des 'bedingten' Hochwasserabflusses am Lauterwehr mit der Jährlichkeit (vgl. 6. Zeile in Tab. 5.4) verschwinden, der sich hier ergibt. Des Weiteren ist auch die Langzeitsimulation über beispielsweise 50 Jahre mit einem kontinuierlichen hydrologischen Modell vorstellbar. Bei diesem Vorgehen könnten die Abflussreihen an beiden Pegeln direkt ausgewertet werden, so dass die Annahme der Gleichheit der Jährlichkeit von verursachendem Niederschlag und Abfluss entfällt.
5.4. Fazit

An Hand von drei Fallstudien wurde gezeigt, dass die simultan erzeugten Niederschlagsreihen das räumliche Niederschlagsgeschehen in seinen wesentlichen Eigenschaften zutreffend nachbilden. Es wurde aber auch deutlich, dass die Anwendung der räumlichen Zeitreihen eine angepasste Art der Bemessung erfordert, da das klassische Konzept der Auslegungsjährlichkeit hier nicht mehr greift: Ein räumliches Ereignis hat an jedem Ort eine andere Jährlichkeit, wie auch das Flächenmittel seine eigene Jährlichkeit besitzt. Aus einer einfachen Anforderung, wie es eine Auslegungsjährlichkeit ist, wird so ein Auslegungskriterium, das von Ort zu Ort variiert. Die vergleichende Berechnung verschiedener Ereignisse und die Gegenüberstellung der Auswirkungen scheint hier ein gangbarer Weg zu sein, diese Fragen zu beantworten. Der gleiche Ansatz wird auch in der Langzeitsimulation verfolgt.

6. Zusammenfassung und Ausblick

6.1. Zusammenfassung

Die Zusammenfassung findet sich vorne auf Seite iii.

Literaturverzeichnis

- [Aarts u. Korst 1989] AARTS, E. ; KORST, J.: Simulated annealing and Boltzmann machines: a stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing. Hoboken, N. J. : J. Wiley, 1989
- [Abramowitz u. Stegun 1962] ABRAMOWITZ, Milton; STEGUN, Irene A.: Handbook of mathematical functions. New York : Dover Publications, 1962
- [Ahmed u. de Marsily 1987] AHMED, S. ; MARSILY, G. de: Comparison of geostatistical methods for estimating transmissivity using data on transmissivity and specific capacity. In: *Water Resources Research* 23 (1987), Nr. 9, S. 1717–1737
- [Allen u. DeGaetano 2005] ALLEN, Robert J.; DEGAETANO, Arthur T.: Considerations for the use of radar-derived precipitation estimates in determining return intervals for extreme areal precipitation amounts. In: *Journal of Hydrology* 315 (2005), Nr. 1, S. 203–219
- [Althaus 1985] ALTHAUS, J.: Vergleich von Modellregen zur Kanalnetzberechnung, Institut f
 ür Wasserwirtschaft, Hydrologie und landwirtschaftlichen Wasserbau der Universti
 ät Hannover, Diss., 1985
- [Arnaud u. a. 2007] ARNAUD, P. ; FINE, J. A. ; LAVABRE, J.: An hourly rainfall generation model applicable to all types of climate. In: Atmospheric Research 85 (2007), S. 230–242
- [Atlas u. a. 1997] ATLAS, D. ; ROSENFELD, D. ; JAMESON, AR: Evolution of radar rainfall measurements: Steps and mis-steps. In: Weather Radar Technology for Water Resources Management (1997), S. 1–60
- [Atlas u. a. 1990] ATLAS, D. ; ROSENFELD, D. ; WOLFF, D.B.: Climatologically Tuned Reflectivity-Rain Rate Relations and Links to Area-Time Integrals. In: *Journal of Applied Meteorology* 29 (1990), Nr. 11, S. 1120–1135
- [Bacchi u. Ranzi 1996] BACCHI, B. ; RANZI, R.: On the derivation of the areal reduction factor of storms. In: *Atmospheric Research* 42 (1996), Nr. 1, S. 123–135
- [Bárdossy u. Plate 1992] BÁRDOSSY, A. ; PLATE, EJ: Space-time model for daily rainfall using atmospheric circulation patterns. In: *Water Resources Research* 28 (1992), Nr. 5, S. 1247–1259
- [Bárdossy u. a. 2002] BÁRDOSSY, A. ; STEHLÍK, J. ; CASPARY, HJ: Automated optimized fuzzy rule based circulation pattern classification for precipitation and temperature downscaling. In: *Climate Research* 23 (2002), Nr. 1, S. 11–22

- [Bárdossy 1993] BÁRDOSSY, András: Stochastische Modelle zur Beschreibung der raum-zeitlichen Variabilität des Niederschlags, Institut für Hydrologie und Wasserwirtschaft Universität Karlsruhe, Diss., 1993
- [Bárdossy 1998] BÁRDOSSY, András: Generating precipitation time series using simulated annealing. In: Water Resources Research 34 (1998), S. 1737–1744
- [Bárdossy u. Brommundt 2005] BÁRDOSSY, András ; BROMMUNDT, Jürgen: Nied-Sim He-RP - flächendeckender stochastischer Niederschlagszeitreihen Simulator für Hessen und Rheinland-Pfalz / Institut für Wasserbau. Universität Stuttgart, 2005 (2005/01). – Technischer Bericht
- [Bárdossy u. Brommundt 2006] BÁRDOSSY, András ; BROMMUNDT, Jürgen: Erzeugung simultan-synthetischer Niederschlagsreihen in hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung für Baden-Württemberg (BWR24012) - 2. Zwischenbericht. In: FZKA-BWPLUS (2006), 3. http://www.bwplus.fzk.de/berichte/ZBer/2006/ ZBerBWR24012.pdf
- [Bárdossy u. a. 2004] BÁRDOSSY, András ; BROMMUNDT, Jürgen ; HELM, Claudia: Bestimmung der Bemessungshochwasser an Glatt- und Lauterwehr / Institut für Wasserbau. Universität Stuttgart, 2004 (2004/10). – Technischer Bericht
- [Bárdossy u.a. 2000] BÁRDOSSY, András ; GIESE, Hartmut ; HALLER, Bernd ; RUF, Joachim: Erzeugung synthetischer Niederschlagsreihen in hoher zeitlicher Auflösung für Baden-Württemberg. In: Wasserwirtschaft 90(11) (2000), S. 548– 553
- [Bartels u. a. 2005a] BARTELS, H. ; DIETZER, B. ; MALITZ, G. ; ALBRECHT, FM ; GUTTENBERGER, J.: KOSTRA-DWD-2000–Starkniederschlagshöhen für Deutschland (1951-2000), Fortschreibungsbericht / Deutscher Wetterdienst, Hydrometeorologie, Offenbach. 2005. – Forschungsbericht
- [Bartels u. a. 2005b] BARTELS, H. ; DIETZER, B. ; MALITZ, G. ; ALBRECHT, FM ; GUTTENBERGER, J.: KOSTRA-DWD-2000–Starkniederschlagshöhen für Deutschland (1951-2000), Grundlagenbericht / Deutscher Wetterdienst, Hydrometeorologie, Offenbach. 2005. – Forschungsbericht
- [Bartels u. a. 2004] BARTELS, Hella; WEIGL, Elmar; REICH, Thomas; LANG, Peter ; WAGNER, Andreas; KOHLER, Otfried; GERLACH, Nicole: Projekt RADOLAN, Routineverfahren zur Online-Aneichung der Radarniederschlagsdaten mit Hilfe von automatischen Bodenniederschlagsstationen (Ombrometer) / Deutscher Wetterdienst. Version: 2004. http://www.dwd.de/de/wir/Geschaeftsfelder/ Hydrometeorologie/a_href_pages/RADOLAN/Abschlussbericht-RADOLAN.pdf. 2004. – Abschlussbericht
- [Beersma u. Buishand 2003] BEERSMA, J.J. ; BUISHAND, T.A.: Multi-site simulation of daily precipitation and temperature conditional on the atmospheric circulation. In: *Climate Research* 25 (2003), S. 121–133

- [Berndtsson 1987] BERNDTSSON, R.: On the Use of Cross-Correlation Analysis in Studies of Patterns of Rainfall Variability. In: *Journal of Hydrology* 93 (1987), Nr. 1-2, S. 113–134
- [Berne u. a. 2004] BERNE, A. ; DELRIEU, G. ; CREUTIN, JD ; OBLED, C.: Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology. In: *Journal of Hydrology* 299 (2004), S. 166–179
- [Bigalke u. Rau 2007] BIGALKE, Klaus ; RAU, Matthias: Synthetische Windstatistiken Baden-Württemberg - Hinweise für Anwender / Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg. 2007. – Forschungsbericht
- [Binark 1979] BINARK, A.M.: Simultane Niederschlagsgenerierung an mehreren Stationen eines Einzugsgebietes, Institut f
 ür Hydrologie und Wasserwirtschaft Universit
 ät Karlsruhe, Diss., 1979
- [Bissolli u. Dittmann 2003] Kapitel Die Anwendung der objektiven Wetterlagenklassifikation des DWD für ein empirisches Downscaling zur Erstellung von Klimakarten. In: BISSOLLI, P. ; DITTMANN, E.: Klimastatusbericht 2002. Deutscher Wetterdienst, 2003, S. 51–58
- [Brissette u. a. 2007] BRISSETTE, F. P. ; KHALILI, M. ; LECONTE, R.: Efficient stochastic generation of multi-site synthetic precipitation data. In: *Journal of Hydrology* 345 (2007), Nr. 3-4, S. 121–133
- [Brommundt u. Bárdossy 2006] BROMMUNDT, Jürgen ; BÁRDOSSY, András: Spatial correlation of radar- and gauge-measured precipitation in different temporal aggregation steps. In: *Geophysical Research Abstracts, EGU - General Assembly* Bd. 8, 2006
- [Calheiros u. Zawadzki 1987] CALHEIROS, RV ; ZAWADZKI, I.: Reflectivity-Rain Rate Relationships for Radar Hydrology in Brazil. In: Journal of Applied Meteorology 26 (1987), Nr. 1, S. 118–132
- [Cernesson u. a. 1996] CERNESSON, F. ; LAVABRE, J. ; MASSON, J.M.: Stochastic model for generating hourly hyetographs. In: *Atmospheric Research* 42 (1996), Nr. 1-4, S. 149–161
- [Christakos 1984] CHRISTAKOS, George: On the Problem of Permissible Covariance and Variogram Models. In: Water Resources Research 20 (1984), Nr. 2, S. 251–265
- [Ciach u. Krajewski 2006] CIACH, G.J.; KRAJEWSKI, W.F.: Analysis and modeling of spatial correlation structure in small-scale rainfall in Central Oklahoma. In: Advances in water resources 29 (2006), Nr. 10, S. 1450–1463
- [Collier 1996] COLLIER, Christopher G.: Applications of weather radar systems: a guide to the use of radar data in meteorology and hydrology. 2. Chichester : Wiley-Praxis series in atmospheric physics, 1996
- [Cowpertwait 1991] COWPERTWAIT, PSP: Further developments of the Neyman-Scott clustered point process for modeling rainfall. In: Water Resources Research 27 (1991), Nr. 7, S. 1431–1438

[Cressie 1991] CRESSIE, N.A.C.: Statistics for spatial data. J. Wiley, 1991

- [Croley u. a. 1978] CROLEY, T.; ELI, R.; CRYER, JD: Ralston Creek Hourly Precipitation Model. In: Water Resources Research 14 (1978), Nr. 3, S. 485–490
- [DHI-Software 2007] DHI-SOFTWARE: Mike Urban product website. Online. http://www.dhi-umwelt.de/Software/StadtischeNetze/MIKEUrban.aspx. Version: April 2007
- [DIN 1996] DIN: EN 752-2 Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden Teil 2: Anforderungen. 1996
- [DIN 2005] DIN: EN 752 Entwurf Entwässerungssysteme außerhalb von Gebäuden. 10 2005
- [DIN 2007] DIN: DIN-Taschenbuch. Deutsches Institut für Normung, 2007
- [Durrans u. a. 2002] DURRANS, S. R.; JULIAN, Lesley T.; YEKTA, Michael: Estimation of Depth-Area Relationships using Radar-Rainfall Data. In: Journal of Hydrologic Engineering 7 (2002), Nr. 5, S. 356–367
- [DWA 2007] DWA: DWA-Publikationsverzeichnis 2007 Verzeichnis der DWA-Regelwerke / Deutsche Vereinigung für Wasserwirtschaft, Abwasser und Abfall e.V. 2007. – Forschungsbericht
- [DWD 2003] DWD: Der Radarverbund des Deutschen Wetterdienstes / Deutscher Wetterdienst. Version: 2003. http://www.dwd.de/de/Technik/ Datengewinnung/Radarverbund/Radarbroschuere.pdf. 2003. - Forschungsbericht
- [Efron u. Gong 1983] EFRON, B. ; GONG, G.: A Leisurely Look at the Bootstrap, the Jackknife, and Cross-Validation. In: *The American Statistician* 37 (1983), Nr. 1, S. 36–48
- [Einfalt u. a. 2004] EINFALT, T. ; ARNBJERG-NIELSEN, K. ; GOLZ, C. ; JENSEN, N.E. ; QUIRMBACH, M. ; VAES, G. ; VIEUX, B.: Towards a roadmap for use of radar rainfall data in urban drainage. In: *Journal of Hydrology* 299 (2004), Nr. 3, S. 186–202
- [Einfalt 2003] EINFALT, Thomas: A user perspective in Germany: What is expected by agencies and government from radar data? In: International Journal of River Basin Management 1 (2003), Nr. 3, S. 1–5
- [Engel 2006] ENGEL, Norbert: Vorgaben zur hydraulischen Berechnung. In: 6. Göttinger Abwassertage, 2006, S. 1–21
- [Ettrich u. a. 2005] ETTRICH, N. ; STEINER, K. ; THOMAS, M. ; ROTHE, T.: Surface models for coupled modelling of runoff and sewer flow in urban areas. In: *Water Science and Technology* 52 (2005), Nr. 5, S. 25–33
- [Favre u. a. 2004] FAVRE, A.C. ; MUSY, A. ; MORGENTHALER, S.: Unbiased parameter estimation of the Neyman-Scott model for rainfall simulation with related confidence interval. In: *Journal of Hydrology* 286 (2004), Nr. 1, S. 168–178

- [Favre u. a. 2002] FAVRE, Anne-Catherine ; MUSY, A. ; MORGENTHALER, S.: Twosite modeling of rainfall based on the Neyman-Scott process. In: Water Resources Research 38 (2002), S. 1–43
- [Fisher u. MacKenzie 1922] FISHER, R. A.; MACKENZIE, W. A.: The correlation of weekly rainfall. In: Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 48 (1922), S. 234–245
- [Foufoula-Georgiou u. Georgakakos 1991] FOUFOULA-GEORGIOU, E. ; GEORGAKA-KOS, K.P.: Hydrologic Advances in Space-Time Precipitation Modeling and Forecasting. In: BOWLES, David S. (Hrsg.) ; O'CONNELL, P. E. (Hrsg.): Proceedings of the NATO Advanced Study Institute on Recent Advances in the Modeling of Hydrologic Systems, Springer, 1991, S. 47–65
- [Frechet u. de la Menardiere 1959] FRECHET, M. ; MENARDIERE, C. de l.: A Note on Simple Correlation. In: *Mathematics Magazine* 32 (1959), Nr. 5, S. 265–268
- [Gebremichael u. Krajewski 2004] GEBREMICHAEL, M. ; KRAJEWSKI, W.F.: Assessment of the Statistical Characterization of Small-Scale Rainfall Variability from Radar: Analysis of TRMM Ground Validation Datasets. In: *Journal of Applied Meteorology* 43 (2004), Nr. 8, S. 1180–1199
- [Gebremichael u. a. 2004] GEBREMICHAEL, Mekonnen; KRAJEWSKI, Witold; CIACH, Grzegorz: Assessment of the statistical characterization of small-scale rainfall variability from radar. In: *Proceedings of the Sixth International Symposium on Hydrological Applications of Weather Radar*, 2004, S. 9
- [Genz 2007] GENZ, Alan: MVTDST A subroutine for computing non-central multivariate t probabilities. Online. http://www.math.wsu.edu/faculty/genz/ software/software.html. Version: 12 2007
- [Gjertsen u. a. 2003] GJERTSEN, U. ; SALEK, M. ; MICHELSON, D. B.: Gaugeadjustment of radar-based precipitation estimates - a review. In: COST-717 working document No. WDD 02 200310 1, 2003
- [Goovaerts 1997] GOOVAERTS, P.: Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press, 1997
- [Guentner u. a. 2001] GUENTNER, A.; OLSSON, J.; CALVER, A.; GANNON, B.: Cascade-based disaggregation of continuous rainfall time series: the influence of climate. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 5 (2001), Nr. 2, S. 145–164
- [Gujer 2007] GUJER, Willi: Siedlungswasserwirtschaft. 3. Springer, 2007
- [Gunst 1995] GUNST, R.F.: Estimating Spatial Correlations from Spatial-Temporal Meteorological Data. In: Journal of Climate 8 (1995), Nr. 10, S. 2454–2470
- [Haberlandt 1998] HABERLANDT, U.: Stochastic Rainfall Synthesis Using Regionalized Model Parameters. In: Journal of Hydrologic Engineering 3 (1998), S. 160–168

- [Haberlandt 1996] HABERLANDT, Uwe: Stochastische Synthese und Regionalisierung des Niederschlages f
 ür Schmutzfrachtberechnungen, Universit
 ät Stuttgart, Diss., 1996
- [Haberlandt 2007] HABERLANDT, Uwe: Geostatistical interpolation of hourly precipitation from rain gauges and radar for a large-scale extreme rainfall event. In: *Journal of Hydrology* 332 (2007), S. 144–157
- [Haberlandt u. Gattke 2004] HABERLANDT, Uwe; GATTKE, Christian: Spatial interpolation vs. simulation of precipitation for rainfall-runoff modelling a case study in the Lippe river basin. In: WEBB, B. (Hrsg.); ACREMAN, M. (Hrsg.); MAKSI-MOVIC, C. (Hrsg.); SMITHERS, H. (Hrsg.); KIRBY, C. (Hrsg.): Hydrology: Science and practice for the 21st century, Proceedings of the British Hydrological Society International Conference Bd. 1, 2004, S. 120–127
- [Habib u.a. 2001] HABIB, E. ; KRAJEWSKI, W.F. ; CIACH, G.J.: Estimation of Rainfall Interstation Correlation. In: *Journal of Hydrometeorology* 2 (2001), Nr. 6, S. 621–629
- [Hartung u. a. 2005] HARTUNG, J.; ELPELT, B.; KLÖSENER, K.H.: *Statistik.* 14. Oldenbourg, München, 2005. 298 S.
- [Houghton u. a. 2001] HOUGHTON, JT ; DING, Y. ; GRIGGS, DJ ; NOGUER, M. ; LINDEN, PJ van d. ; DAI, X. ; MASKELL, K. ; IPCC (Hrsg.): Climate Change 2001: The Scientific Basis; Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, 2001. – 94 S.
- [ITWH 2004] ITWH: Generalentwässerungsplan Stadt Karlsruhe Projekt-Info / Institut für technisch-wissenschaftliche Hydrologie GmbH. Version: 2004. http: //www.itwh.de/Downloads/itwh1669.pdf. 2004. - Forschungsbericht
- [Jacob u. a. 2007] JACOB, D. ; BÄRRING, L. ; CHRISTENSEN, O.B. ; CHRISTENSEN, J.H. ; CASTRO, M. de ; DÉQUÉ, M. ; GIORGI, F. ; HAGEMANN, S. ; HIRSCHI, M. ; JONES, R. u. a.: An inter-comparison of regional climate models for Europe: model performance in present-day climate. In: *Climatic Change* 81 (2007), S. 31–52
- [Jacob u. a. 2001] JACOB, D. ; HURK, B. Van d. ; ANDRÆ, U. ; ELGERED, G. ; FOR-TELIUS, C. ; GRAHAM, LP ; JACKSON, SD ; KARSTENS, U. ; KÖPKEN, C. ; LINDAU, R. u. a.: A comprehensive model inter-comparison study investigating the water budget during the BALTEX-PIDCAP period. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 77 (2001), Nr. 1, S. 19–43
- [Johnson u. a. 1995] JOHNSON, N.L. ; KOTZ, S. ; BALAKRISHNAN, N.: Continuous Univariate Distributions, Volume 2. J Wiley & Sons, New York, 1995
- [Journel 1983] JOURNEL, AG: Nonparametric estimation of spatial distributions. In: Mathematical Geology 15 (1983), Nr. 3, S. 445–468
- [Kay u. a. 2006a] KAY, A.L. ; JONES, R.G. ; REYNARD, N.S.: RCM rainfall for UK flood frequency estimation. II. Climate change results. In: *Journal of Hydrology* 318 (2006), Nr. 1-4, S. 163–172

- [Kay u. a. 2006b] KAY, A.L. ; REYNARD, N.S. ; JONES, R.G.: RCM rainfall for UK flood frequency estimation. I. Method and validation. In: *Journal of hydrology* 318 (2006), Nr. 1-4, S. 151–162
- [Kessler u. Neas 1994] KESSLER, E. ; NEAS, B.: On correlation, with applications to the radar and raingage measurement of rainfall. In: Atmospheric Research 34 (1994), Nr. 1-4, S. 217–229
- [Koutsoyiannis u. Manetas 1996] KOUTSOYIANNIS, D. ; MANETAS, A.: Simple disaggregation by accurate adjusting procedures. In: Water Resources Research 32 (1996), Nr. 7, S. 2105–2117
- [Koutsoyiannis u. Onof 2001] KOUTSOYIANNIS, D. ; ONOF, C.: Rainfall disaggregation using adjusting procedures on a Poisson cluster model. In: *Journal of Hydrology* 246 (2001), Nr. 1-4, S. 109–122
- [Koutsoyiannis u. Xanthopoulos 1990] KOUTSOYIANNIS, D. ; XANTHOPOULOS, T.: A dynamic model for short-scale rainfall disaggregation. In: *Hydrological Sciences Journal/Journal des Sciences Hydrologiques* 35 (1990), Nr. 3, S. 303–323
- [Koutsoyiannis u. a. 2003] KOUTSOYIANNIS, Demetris; ONOF, Christian; WHEATER, Howard S.: Multivariate rainfall disaggregation at a fine timescale. In: Water Resources Research 39 (2003), Nr. 7, S. 1173–1190
- [Kowalski 1972] KOWALSKI, C.J.: On the Effects of Non-Normality on the Distribution of the Sample Product-Moment Correlation Coefficient. In: Applied Statistics 21 (1972), Nr. 1, S. 1–12
- [Krajewski u. a. 1996] KRAJEWSKI, W.F. ; ANAGNOSTOU, E.N. ; CIACH, G.J.: Effects of the radar observation process on inferred rainfall statistics. In: *Journal of Geophysical Research* 101 (1996), Nr. D21, S. 26493–26502
- [Krämer u. a. 2007] KRÄMER, S. ; FUCHS, L. ; VERWORN, H.R.: Aspects of Radar Rainfall Forecasts and their Effectiveness for Real Time Control-The Example of the Sewer System of the City of Vienna. In: *Water Practice and Technology* 2 (2007), Nr. 02
- [Lahiri u. Moore 1991] LAHIRI, K. ; MOORE, G.H.: Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records. Cambridge University Press, 1991
- [Lanza u. a. 2001] LANZA, L. G.; RAMÍREZ, J. A.; TODINI, E.: Stochastic rainfall interpolation and downscaling. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 5 (2001), Nr. 2, S. 139–143
- [Lasdon u. a. 1978] LASDON, LS; WAREN, AD; JAIN, A.; RATNER, M.: Design and Testing of a Generalized Reduced Gradient Code for Nonlinear Programming. In: ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS) 4 (1978), Nr. 1, S. 34–50
- [Lau u. a. 2006] LAU, J.; ONOF, C.; KAPETAS, L.: Comparisons between calibration of urban drainage models using point rain-gauge measurements and spatially varying rain-rainfall data. In: MOLNAR, Peter (Hrsg.); EINFALT, Thomas (Hrsg.)

; BURLANDO, Paolo (Hrsg.); SEVRUK, Boris (Hrsg.); SCHMID, Willi (Hrsg.): 7th International Workshop on Precipitation in Urban Areas; Extreme Precipitation, Multisource Data Measurement and Uncertainty, 2006, S. 44–48

- [Lensky u. Levizzani 2008] LENSKY, Itamar M.; LEVIZZANI, Vincenzo: Estimation of precipitation from spacebased platforms. In: MICHAELIDES, Silas (Hrsg.): Precipitation: Advances in Measurement, Estimation and Prediction, Springer, 2008, S. 193–216
- [Lombardo u. a. 2006] LOMBARDO, F. ; NAPOLITANO, F. ; RUSSO, F.: On the use of radar reflectivity for estimation of the areal reduction factor. In: *Natural Hazards and Earth System Sciences* 6 (2006), S. 377–386
- [LUBW 2006] LUBW: Klimaatlas Baden-Württemberg / Landesanstalt für Umwelt Messungen und Naturschutz. Version: 2006. http://www2.lubw. baden-wuerttemberg.de/lfu/abt5/klimaatlas_bw/index.html. 2006. - Forschungsbericht
- [Lutz 1984] LUTZ, W.: Berechnung von Hochwasserabflüssen unter Anwendung von Gebietskenngrössen, Universität Karlsruhe, Diss., 1984
- [Marani 2005] MARANI, M.: Non-power-law-scale properties of rainfall in space and time. In: *Water Resources Research* 41 (2005), S. W08413.1–10
- [Marshall u. Palmer 1948] MARSHALL, JS ; PALMER, W.M.K.: The distribution of raindrops with size. In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 5 (1948), Nr. 4, S. 165–166
- [Marshall 1980] MARSHALL, RJ: The Estimation and Distribution of Storm Movement and Storm Structure, Using a Correlation Analysis Technique and Rain-Gauge Data. In: *Journal of Hydrology* 48 (1980), Nr. 1/2, S. 19–39
- [Martins u. Stedinger 2000] MARTINS, Eduardo S. ; STEDINGER, Jery R.: Generalized maximum-likelihood generalized extreme-value quantile estimators for hydraulic data. In: *Water Resources Research* 36 (2000), S. 737–744
- [Martins u. Stedinger 2001] MARTINS, Eduardo S. ; STEDINGER, Jery R.: Historical information in a generalized maximum likelihood framework with partial duration and annual maximum series. In: *Water Resources Research* 37 (2001), S. 2559–2567
- [Marx 2006] MARX, Andreas: Einsatz gekoppelter Modelle und Wetterradar zur Abschätzung von Niederschlagsintensitäten und zur Abflussvorhersage, Institut für Wasserbau, Universität Stuttgart, IMK, Garmisch-Partenkirchen, Diss., 2006
- [Matheron 1971] MATHERON, Georges: The theory of regionalized variables and its applications. Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau, 1971 (Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathematique 5). 211 S.
- [Mehrotra u. Sharma 2007] MEHROTRA, R. ; SHARMA, A.: A semi-parametric model for stochastic generation of multi-site daily rainfall exhibiting low-frequency variability. In: *Journal of Hydrology* 335 (2007), S. 180–193

- [Meiring u. a. 1996] MEIRING, W. ; MONESTIEZ, P. ; SAMPSON, P.D. ; GUTTORP, P.: Developments in the modelling of nonstationary spatial covariance structure from space-time monitoring dataklein, klein, In: *Geostatistics Wollongong* 1 (1996), S. 162–173
- [Merz u. Blöschl 2005] MERZ, R. ; BLÖSCHL, G.: Flood frequency regionalisation: spatial proximity vs. catchment attributes. In: *Journal of hydrology* 302 (2005), Nr. 1-4, S. 283–306
- [Monestiez u. a. 1993] MONESTIEZ, P. ; SAMPSON, P. D. ; GUTTORP, P.: Modelling of hereogeneous spatial correlation structure by spatial deformation. In: *Cahiers de Geostatistique*, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1993
- [Moszkowicz 2000] MOSZKOWICZ, S.: Small-Scale Structure of Rain Field-Preliminary Results Basing on a Digital Gauge Network and on MRL-5 Legionowo Radar. In: *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere* 25 (2000), Nr. 10, S. 933–938
- [NERC 1975] NERC: Flood studies report / National Environmental Research Council. Wallingford, 1975. – Forschungsbericht
- [Niemczynowicz 1987] NIEMCZYNOWICZ, J.: Storm Tracking Using Rain Gauge Data. In: Journal of Hydrology 93 (1987), Nr. 1-2, S. 135–152
- [NOAA 2007] NOAA: Nexrad Radar Operations Center. Online. http://www.roc. noaa.gov/. Version: 8 2007
- [Omolayo 1993] OMOLAYO, AS: On the Transposition of Areal Reduction Factors for Rainfall Frequency Estimation. In: *Journal of Hydrology* 145 (1993), Nr. 1-2, S. 191–205
- [Pegram u. Clothier 2001] PEGRAM, Geoffrey G. S.; CLOTHIER, Antony N.: Downscaling rainfields in space and time, using the String of Beads model in time series mode. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 5 (2001), Nr. 2, S. 175–186
- [Piman u. a. 2007] PIMAN, T.; BABEL, MS; GUPTA, AD; WEESAKUL, S.; FRIEND, T. a: Development of a window correlation matching method for improved radar rainfall estimation. In: *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* 4 (2007), S. 523–554
- [Platner u. Ashby 1929] Kapitel Cloaca Maxima. In: PLATNER, Samuel B. ; ASHBY, Thomas: A Topographical Dictionary of Ancient Rome. Oxford University Press, 1929, S. 126–127
- [Powell 1987] POWELL, M.J.D.: Radial basis functions for multivariable interpolation: a review. In: Clarendon Press Institute Of Mathematics And Its Applications Conference Series (1987), S. 143–167
- [Prudhomme u. a. 2002] PRUDHOMME, C. ; REYNARD, N. ; CROOKS, S.: Downscaling of global climate models for flood frequency analysis: where are we now? In: *Hydrological Processes* 16 (2002), Nr. 6, S. 1137–1150

- [Rajagopalan u. Lall 1999] RAJAGOPALAN, B. ; LALL, U.: A k-nearest-neighbor simulator for daily precipitation and other weather variables. In: *Water Resources Research* 35 (1999), Nr. 10, S. 3089–3101
- [Richardson 1981] RICHARDSON, CW: Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature, and Solar Radiation. In: Water Resources Research 17 (1981), Nr. 1, S. 182–190
- [Richardson u. Wright 1984] RICHARDSON, CW ; WRIGHT, DA: WGEN: A Model for Generating Daily Weather Variables / US Department of Agriculture. 1984 (ARS-8). – Forschungsbericht
- [Rodriguez-Iturbe u. a. 1987] RODRIGUEZ-ITURBE, I.; COX, DR; ISHAM, V.: Some Models for Rainfall Based on Stochastic Point Processes. In: Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences 410 (1987), Nr. 1839, S. 269–288
- [Rodriguez-Iturbe u. a. 1988] RODRIGUEZ-ITURBE, I.; COX, DR; ISHAM, V.: A Point Process Model for Rainfall: Further Developments. In: Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences 417 (1988), Nr. 1853, S. 283–298
- [Rodriguez-Iturbe u. Mejia 1974] RODRIGUEZ-ITURBE, I. ; MEJIA, JM: On the transformation of point rainfall to areal rainfall. In: Water Resources Research 10(4) (1974), S. 729–735
- [Rodriguez-Iturbe u. a. 1998] RODRIGUEZ-ITURBE, Ignacio ; MARANI, Marco ; D'ORICO, Paolo ; RINALDO, Andrea: On space-time scaling of cumulated rainfall fields. In: Water Resources Research 34 (1998), Nr. 12, S. 3461–3469
- [Roldan u. Woolhiser 1982] ROLDAN, J. ; WOOLHISER, D.: Stochastic Daily Precipitation Models. I. A Comparison of Occurence Processes. In: Water Resources Research 18 (1982), Nr. 5, S. 1451–1459
- [Rosenfeld u. a. 1993] ROSENFELD, D. ; WOLFF, D. ; ATLAS, D.: General probabilitymatched relations between radar reflectivity and rain rate. In: *Journal of Applied Meteorology* 32 (1993), Nr. 1, S. 50–72
- [Rosenfeld u. a. 1994] ROSENFELD, Daniel ; WOLFF, David B. ; AMITAI, Eyal: The Window Probability Matching Method for Rainfall Measurements with Radar. In: *Journal of Applied Meteorology* 33 (1994), Nr. 6, S. 682–693
- [Rubel 1996] RUBEL, F.: Scale dependent statistical precipitation analysis. In: Proceedings of the International Conference on Water Resources and Environmental Research 1 (1996), S. 317–324
- [Sampson u. Guttorp 1992] SAMPSON, P.D.; GUTTORP, P.: Nonparametric Estimation of Nonstationary Spatial Covariance Structure. In: Journal of the American Statistical Association 87 (1992), Nr. 417, S. 108–119

- [Sargent 1981] SARGENT, DM: Investigation into the Effects of Storm Movement on the Design of Urban Drainage Systems: Part 1. In: *The Public Health Engineer* 9 (1981), Nr. 4, S. 201–207
- [Sargent 1982] SARGENT, DM: Investigation Into the Effects of Storm Movement on the Design of Urban Drainage Systems: Part 2, Probability Analysis. In: *The Public Health Engineer* 10 (1982), Nr. 2, S. 111–117
- [Schafmeister 1999] SCHAFMEISTER, Maria-Theresia: Geostatistik f
 ür die hydrogeologische Praxis. Springer, 1999
- [Schilling 1991] SCHILLING, W.: Rainfall data for urban hydrology: what do we need. In: Atmospheric Research 27 (1991), Nr. 1-3, S. 5–21
- [Schirmer u. a. 1989] SCHIRMER, Hans ; BUSCHNER, Werner ; CAPPEL, Albert ; MATTHÄUS, Georg ; SCHLEGEL, Max ; AHLHEIM, Karl-Heinz (Hrsg.): Wetter und Klima. Meyers Lexikonverlag, 1989 (Reihe: Wie funktioniert das?)
- [Schmid u. Vornhusen 2006] SCHMID, W. ; VORNHUSEN, M.: Raimaps for germany. In: MOLNAR, Peter (Hrsg.) ; EINFALT, Thomas (Hrsg.) ; BURLANDO, Paolo (Hrsg.) ; SEVRUK, Boris (Hrsg.) ; SCHMID, Willi (Hrsg.): 7th International Workshop on Precipitation in Urban Areas; Extreme Precipitation, Multisource Data Measurement and Uncertainty, 2006, S. 98–101
- [Schmidt u. O'Hagan 2003] SCHMIDT, A.M.; O'HAGAN, A.: Bayesian inference for non-stationary spatial covariance structure via spatial deformations. In: *Journal* of the Royal Statistical Society Series B(Statistical Methodology) 65 (2003), Nr. 3, S. 743–758
- [Schmitt u. Thomas 2000] SCHMITT, T. G. ; THOMAS, M.: Untersuchung zum rechnerischen Überstaunachweis auf der Basis von Modellregen und Regenserien. In: KA - Wasserwirtschaft 1 (2000), S. 63–69
- [Schmitt 2006] SCHMITT, T.G.: Berücksichtigung der ungleichen Überregnung im Überstaunachweis nach ATV-A 118 am Beispiel der Stadt Karlsruhe. In: KA-Abwasser, Abfall 53 (2006), S. 891–897
- [Schmitt u. a. 2004] SCHMITT, Theo G. ; THOMAS, Martin ; ETTRICH, Norman: Analysis and modeling of flooding in urban drainage systems. In: *Journal of Hydrology* 299 (2004), Nr. 3-4, S. 300–311
- [Schönwiese 2000] SCHÖNWIESE, Christian D.: Praktische Statistik für Meteorologen und Geowissenschaftler. 3. Gebrüder Borntraeger, 2000. – 298 S.
- [Segond 2006] SEGOND, Marie-Laure: Stochastic Modelling of Space-Time Rainfall and the Significance of Spatial Data for Flood Runoff Generation, Department of Civil and Environmental Engineering, Imperial College London, Diss., May 2006
- [Semenov u. a. 1998] SEMENOV, M.A.; BROOKS, R.J.; BARROW, E.M.; RICHARD-SON, C.W.: Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. In: *Climate Research* 10 (1998), Nr. 1, S. 95–107

- [Semenov u. Barrow 2002] SEMENOV, Mikhail A. ; BARROW, Elaine M.: LARS-WG A Stochastic Weather Generator for Use in Climate Impact Studies -User Manual / Rothamsted Research, Harpenden, Hertfordshire, AL5 2JQ, UK. Version: 2002. http://www.rothamsted.ac.uk/mas-models/download/ LARS-WG-Manual.pdf. 2002. - Forschungsbericht
- [Sevruk 2004] SEVRUK, Boris: Niederschlag als Wasserkreislaufelement Theorie und Praxis der Niederschlagsmessung. Eigenverlag Boris Sevruk, 2004
- [Sharif u. Burn 2007] SHARIF, M. ; BURN, D.H.: Improved K-Nearest Neighbor Weather Generating Model. In: Journal of Hydrologic Engineering 12 (2007), S. 42–51
- [Shearman 1977] SHEARMAN, RJ: The speed and direction of storm rainfall patterns with reference to urban storm sewer design. In: *Hydrological Sciences Bulletin* 22 (1977), Nr. 3, S. 421–431
- [Sivapalan u. Blöschl 1998] SIVAPALAN, M. ; BLÖSCHL, G.: Transformation of point rainfall to areal rainfall: Intensity-duration-frequency curves. In: Journal of Hydrology 204 (1998), Nr. 1, S. 150–167
- [Smith 1958] SMITH, CD: On the Mathematics of Simple Correlation. In: Mathematics Magazine 32 (1958), Nr. 2, S. 57–69
- [Smith 1959] SMITH, CD: Some Further Notes on the Theory of Correlation. In: Mathematics Magazine 32 (1959), Nr. 5, S. 269–270
- [Srikanthan u. McMahon 2001] SRIKANTHAN, R. ; MCMAHON, TA: Stochastic generation of annual, monthly and daily climate data: A review. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 5 (2001), Nr. 4, S. 653–670
- [Stecker u. Reimers 1997] STECKER, A. ; REIMERS, M.: Vergleichende Kanalnetzberechnung mit Modellregen und Langzeit-Serien-Simulation. In: Zeitschrift für Stadtentwässerung und Gewässerschutz 40 (1997), S. 3–28
- [Stehlik u. Bardossy 2002] STEHLIK, JV ; BARDOSSY, A.: Multivariate stochastic downscaling model for generating daily precipitation series based on atmospheric circulation. In: *Journal of Hydrology* 256 (2002), Nr. 1, S. 120–141
- [Stol 1983a] STOL, Ph.Th.: Rainfall Interstation Correlation Functions VI. Application to the trirectangular storm model. In: *Journal of Hydrology* 62 (1983), S. 27–51
- [Stol 1981a] STOL, PT: Rainfall Interstation Correlation Functions I. An Analytic Approach. In: Journal of Hydrology 50 (1981), Nr. 1-3, S. 45–71
- [Stol 1981b] STOL, PT: Rainfall Interstation Correlation Functions II. Application to Three Storm Models with the Percentage of Dry Days as a New Parameter. In: *Journal of Hydrology* 50 (1981), Nr. 1-3, S. 73–104

- [Stol 1981c] STOL, PT: Rainfall Interstation Correlation Functions III. Approximations to the Analytically Derived Equation of the Correlation Function for an Exponential Storm Model Compared to Those for a Rectangular and a Triangular Storm. In: Journal of Hydrology 52 (1981), Nr. 3/4, S. 269–289
- [Stol 1982] STOL, PT: Rainfall Interstation Correlation Functions IV. On the Occurrence of Zero and Less-Than-Zero Response. In: Journal of Hydrology 57 (1982), Nr. 1/2, S. 1–21
- [Stol 1983b] STOL, PT: Rainfall Interstation Correlation Functions V. Analysis of m-rectangular storm models. In: Journal of Hydrology 62 (1983), S. 1–26
- [Stol 1983c] STOL, P.T.: Rainfall Interstation Correlation Functions VII. On Nonmonotonousness. In: Journal of Hydrology 64 (1983), Nr. 1/4, S. 69–92
- [Sumner 1983] SUMNER, GN: The Use of Correlation Linkages in the Assessment of Daily Rainfall Patterns. In: Journal of Hydrology 66 (1983), Nr. 1-4, S. 169–182
- [Tetzlaff u. Uhlenbrook 2005] TETZLAFF, D. ; UHLENBROOK, S.: Significance of spatial variability in precipitation for process-oriented modelling: results from two nested catchments using radar and ground station data. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 9 (2005), Nr. 1, S. 29–41
- [Thiessen 1911] THIESSEN, A.H.: Precipitation Averages for large Areas. In: Monthly Weather Review 39 (1911), Nr. 7, S. 1082–1089
- [Thompson u. a. 2007] THOMPSON, C.S.; THOMSON, P.J.; ZHENG, X.: Fitting a multisite daily rainfall model to New Zealand data. In: *Journal of Hydrology* 340 (2007), S. 25–39
- [Upton 2002] UPTON, Graham J. G.: A correlation-regression method for tracking rainstorms using rain-gauge data. In: *Journal of Hydrology* 261 (2002), Nr. 1-4, S. 60–73
- [USGS 2007] USGS: Water Science for Schools. Online. http://ga.water.usgs. gov/edu/index.html. Version: July 2007
- [UVMBW 2007] UVMBW: Wasser-und Bodenatlas Baden-Württemberg. 3. Auflage. Ministerium für Umwelt und Verkehr Baden-Württemberg (UVM), 2007
- [Vanmarcke 1983] VANMARCKE, E.: Random fields: Analysis and synthesis. MIT Press, Cambridge, MA, 1983. – 394 S.
- [Évin u. Favre 2006] ÉVIN, G.; FAVRE, A.-C.: A Neyman-Scott Model for Rainfall with correlated Rain Cell Intensity and Duration. In: MOLNAR, Peter (Hrsg.);
 EINFALT, Thomas (Hrsg.); BURLANDO, Paolo (Hrsg.); SEVRUK, Boris (Hrsg.);
 SCHMID, Willi (Hrsg.): 7th International Workshop on Precipitation in Urban Areas; Extreme Precipitation, Multisource Data Measurement and Uncertainty, 2006, S. 187–191

- [WeatherBureau 1958] WEATHERBUREAU, U.S.: Rainfall intensity-frequency regime, Technical Paper No. 29 / U.S. Department of Commerce. 1958. – Forschungsbericht
- [wetter.com 2006] WETTER.COM: Niederschlags-Radar Deutschland. Online. http:// www.wetter.com/v2/?SID=&LANG=DE&LOC=0270&LOCFROM=0270. Version: 12 2006
- [Wierecky 2003] WIERECKY, Norbert: Zur Person: William Lindley, Pionier der technischen Hygiene. In: *Deutsche Bauzeitung* 6 (2003), S. 84–90
- [Wilks 1998] WILKS, D. S.: Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. In: *Journal of Hydrology* 210 (1998), Nr. 1-4, S. 178–191
- [Wilks 1999a] WILKS, DS: Interannual variability and extreme-value characteristics of several stochastic daily precipitation models. In: Agricultural and Forest Meteorology 93 (1999), Nr. 3, S. 153–169
- [Wilks 1999b] WILKS, DS: Multisite downscaling of daily precipitation with a stochastic weather generator. In: *Climate Research* 11 (1999), Nr. 2, S. 125–136
- [Wilks 1999c] WILKS, DS: Simultaneous stochastic simulation of daily precipitation, temperature and solar radiation at multiple sites in complex terrain. In: Agricultural and Forest Meteorology 96 (1999), Nr. 1-3, S. 85–101
- [Wilks u. Wilby 1999] WILKS, DS ; WILBY, RL: The weather generation game: a review of stochastic weather models. In: *Progress in Physical Geography* 23 (1999), Nr. 3, S. 329–357
- [Wilson u. Brandes 1979] WILSON, J.W.; BRANDES, E.A.: Radar Measurement of Rainfall - A Summary. In: Bulletin of the American Meteorological Society 60 (1979), Nr. 9, S. 1048–1058
- [Woolhiser 1982] WOOLHISER, D.: Stochastic daily precipitation models: 2. a comparison of distributions of amounts. In: *Water Resources Research* 18 (1982), Nr. 5, S. 1461–1468
- [Woolhiser u. Osborn 1985] WOOLHISER, DA ; OSBORN, HB: Stochastic Model of Dimensionless Thunderstorm Rainfall. In: Water Resources Research 21 (1985), Nr. 4, S. 511–522
- [Wäspy 2007] WÄSPY, Armin: Gemessene Windstatistiken Hinweise für Anwender / Landesanstalt für Umwelt, Messungen und Naturschutz Baden-Württemberg. 2007. – Forschungsbericht
- [Yang 2007] YANG, Wei: Discrete-continous Downscaling Model for Generating Daily Precipitation Time Series, Universität Stuttgart, Diss., 2007
- [Zawadzki 1975] ZAWADZKI, I.: On radar-raingage comparison. In: Journal of Applied Meteorology 14 (1975), S. 1430–1436
- [Zawadzki 1973] ZAWADZKI, I. I.: Statistical properties of precipitation patterns. In: Journal of Applied Meteorology 12 (1973), S. 459–472

- [Zehe u. a. 2006] ZEHE, E. ; SINGH, A. K. ; BÁRDOSSY, A.: Modelling of monsoon rainfall for a mesoscale catchment in North-West India I: assessment of objective circulation patterns. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 10 (2006), S. 797– 806
- [Ziegler u. a. 2006] ZIEGLER, J. ; KRÄMER, S. ; VERWORN, H.-R.: Langzeitsimulation mit Radardaten. In: Korrespondenz Abwasser 53 (2006), Nr. 11, S. 1123 – 1129

A. Ergänzungen zu Kapitel 2

Bei der Ermittlung der Koeffizienten a und b der ZR-Beziehung in Abschnitt 2.5.2 aus den über n Nachbarn gemittelten Radarreflektivitäten wurdne verschiedene Abweichungsnormen verwendet. Tabelle A.1 zeigt die Koeffizienten, die sich bei Verwendung der absoluten Abweichungsnorm ergeben, während Tabelle A.2 die Koeffizienten wiedergibt, die sich bei Minimierung der gewichteten quadrierten Abstandsquadrate ergeben

Tabelle A.1.: Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n benachbarte Radarrasterpunkte, ganzjährige Anpassung mit Hilfe der Minimierung der absoluten Abweichungen; Variationskoeffizient c_x .

	ganzjährige Anpassung			Wint	er Anpa	assung	Sommer Anpassung		
Nr.	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.
1	126.28	1.905	23570.8	100.25	1.759	19006.3	146.64	1.935	3676.9
2	123.55	1.919	23843.0	98.00	1.764	19116.3	140.50	1.951	3868.7
3	124.62	1.921	22964.0	99.92	1.776	18697.0	139.70	1.958	3395.5
4	125.21	1.912	22873.0	102.45	1.776	18501.1	144.40	1.944	3580.8
5	123.59	1.920	23271.6	102.46	1.756	19009.1	143.10	1.952	3371.3
6	131.30	1.900	23074.4	103.56	1.768	18957.3	136.98	1.981	3237.3
7	129.10	1.909	22454.4	101.19	1.779	18372.2	140.22	1.965	3181.7
8	129.89	1.907	22354.8	103.50	1.773	18328.2	144.87	1.958	3168.2
9	129.50	1.903	22313.7	100.18	1.781	18296.9	145.07	1.956	3139.6
10	125.33	1.920	22315.6	101.07	1.779	18241.7	145.04	1.956	3214.8
c_x	0.022	0.004	0.024	0.017	0.005	0.018	0.022	0.006	0.074

A. Ergänzungen zu Kapitel 2

	ganzjährige Anpassung			Wint	er Anpa	assung	Sommer Anpassung		
n	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.
1	101.69	1.944	4446.7	90.33	1.583	2964.6	159.91	1.891	1087.2
2	90.33	2.025	4709.6	88.64	1.604	3103.9	135.30	1.993	1213.0
3	90.45	2.022	4375.7	91.05	1.587	3057.9	133.16	2.001	899.3
4	95.93	1.989	4378.9	88.57	1.612	2977.8	144.34	1.953	1040.4
5	96.40	1.988	4316.9	94.21	1.583	3019.5	143.20	1.960	898.1
6	95.91	1.993	4230.8	96.25	1.574	2970.5	141.56	1.969	849.5
7	90.19	2.032	4223.0	93.84	1.587	2939.9	130.74	2.017	878.6
8	89.79	2.034	4209.6	87.72	1.618	2971.2	133.02	2.007	875.1
9	89.02	2.039	4226.7	85.78	1.627	2995.2	132.51	2.011	872.8
10	89.06	2.040	4238.9	85.17	1.630	2999.0	132.80	2.012	878.8
c_x	0.046	0.015	0.036	0.041	0.013	0.016	0.065	0.020	0.128

Tabelle A.2.: Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; Mittelwert über n benachbarte Radarrasterpunkte, Anpassung mit Hilfe der Minimierung der gewichteten quadrierten Abweichungen; Variationskoeffizient c_x .

Ebenso wurden bei der Koeffizientenberechnung aus dem 'bestanpassbaren' aus n Nachbarn die drei verschiedenen Abweichungsnormen auch zur saisonalen Anpassung verwendet. Die Koeffizienten in Tabelle A.3 ergeben sich aus der Winter Anpassung, während Tabelle A.4 die Ergebnisse der Sommer Anpassung zeigt.

Tabelle A.3.: Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nachbar
aus n benachbarten Radarrasterpunkten, Winter Anpassung mit Hilfe der
Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschiedenen Abweichungs-
normen; Variationskoeffizient c_x .

	gewichtete absolute				absolut	e	gewichtete quadratische			
	Abwei	chung (Gl. 2.6)	Abwei	chung (Gl. 2.7)	Abweichung (Gl. 2.8)			
n	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.	
1	91.48	2.021	35.5	100.25	1.759	19006.3	90.33	1.583	2964.6	
2	94.45	2.036	36.2	98.71	1.763	19924.2	85.70	1.608	3215.4	
3	93.83	2.033	37.7	99.27	1.778	19933.8	85.20	1.594	3533.4	
4	95.11	2.040	38.0	91.68	1.800	20004.5	81.91	1.611	3567.8	
5	92.58	2.027	39.2	97.44	1.765	20543.0	85.14	1.579	3622.6	
6	94.43	2.036	39.8	96.95	1.767	20857.6	86.01	1.570	3663.0	
$\overline{7}$	91.68	2.022	39.7	92.22	1.777	21056.0	86.32	1.562	3691.0	
8	93.81	2.033	39.8	95.43	1.770	20482.7	91.94	1.543	3539.8	
9	93.71	2.033	39.9	96.78	1.767	20593.5	89.28	1.550	3589.5	
10	94.08	2.035	39.4	93.58	1.774	20611.6	89.18	1.554	3592.3	
c_x	0.013	0.003	0.042	0.031	0.007	0.029	0.034	0.015	0.065	

Tabelle A.4.: Berechnete Koeffizienten a und b mit Residuen; 'bestangepasster' Nachbar
aus n benachbarten Radarrasterpunkten, Sommer Anpassung mit Hilfe der
Minimierung von Gleichung (2.6) mit den drei verschiedenen Abweichungs-
normen; Variationskoeffizient c_x .

	gewichtete absolute				absolute	e	gewichtete quadratische		
	Abweichung (Gl. 2.6)			Abweic	chung (C	Gl. 2.7)	Abweichung (Gl. 2.8)		
n	a	b	Res.	a	b	Res.	a	b	Res.
1	179.54	1.827	31.6	146.64	1.935	3676.9	159.91	1.891	1087.2
2	176.12	1.848	35.3	130.19	2.002	4023.0	134.78	1.993	1250.1
3	179.68	1.829	32.5	138.85	1.966	3783.6	148.89	1.924	1032.5
4	179.71	1.829	31.4	137.56	1.978	3660.3	151.11	1.906	939.1
5	181.07	1.846	31.9	136.42	1.988	3301.9	138.76	1.966	834.5
6	181.34	1.850	32.5	135.07	2.001	3281.2	139.88	1.979	828.3
$\overline{7}$	181.48	1.852	32.7	134.19	2.010	3267.5	135.96	1.996	833.3
8	181.47	1.852	33.1	135.19	2.000	3405.8	140.79	1.974	844.8
9	181.46	1.852	33.1	134.92	2.001	3400.0	140.41	1.976	846.7
10	181.32	1.853	33.5	133.29	2.010	3381.5	135.72	2.000	860.7
c_x	0.009	0.006	0.034	0.032	0.012	0.072	0.057	0.020	0.153

B. Ergänzungen zu Kapitel 3

B.1. Häufigkeitsverteilung und Korrelation der Radarrasterwerte

Auch für die Radarrasterpunkte, die zu jeder registrierenden Station herausgesucht wurden, sind die Häufigkeitsverteilung (vgl. Abb. B.1) und die Korrelation in Abhängigkeit vom Abstand (vgl. Abb. B.2) ausgerechnet worden.



Abbildung B.1.: Häufigkeitsverteilung der Radarrasterpunkte zu den Stationen in hoher zeitlicher Auflösung in Abhängigkeit vom Stationsabstand.



Abbildung B.2.: Korrelation der Stundenwerte der Radarrasterpunkte in Abhängigkeit vom Stationsabstand.

Die zunehmende Abweichung des exponentiellen Modells vom Mittelwert bei Abständen > 100 km ergibt sich aus der in Abbildung B.1 dargestellten Häufigkeitsverteilung. Durch die Anpassungsmethode der kleinsten Fehlerquadrate erhalten die häufigsten Daten das größte Gewicht.

B.2. Variogramme zur Regionalisierung der Korrelation der Tageswerte

In Abschnitt 3.1.3 ist nur das Variogramm für das vierdimensionale Kriging angegeben. Abbildung B.3 zeigt das Variogramm für das wiederholte External Drift Kriging in zwei Dimensionen.

Die für den zwei- und den vierdimensionalen Fall bestimmten Parameter der theo-



Abbildung B.3.: Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das zweidimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Tageswerte.

retischen Variogramme in der Kombination in der sie in Tabelle 3.1 stehen, sind in Tabelle B.1 zusammengefasst.

$Variogramm^a$	c_0	c_e	c_s	α_e	α_s	s_0			
zweidimensionales Kriging									
nug, exp3	0.0244	0.9756	-	210.0	-	1.50			
nug, exp3, sph	0.0780	0.9220	0.9220	100.0	440.0	1.70			
nug, $\exp 2$, \sinh	0.0480	0.9520	0.9520	630.0	200.0	1.00			
nug, $\exp 2$	0.0083	0.9917	-	640.0	-	1.00			
nug, sph	0.0497	-	0.9503	-	170.0	-			
	vierdi	mensiona	les Krigi	ng					
nug, exp3	0.0348	0.9652	-	259.8	-	1.30			
nug, exp3, sph	0.1282	0.8718	0.8718	99.9	460.0	1.60			
nug, $\exp 2$, sph	0.1029	0.8971	0.8971	700.0	190.2	1.00			
nug, $\exp 2$	0.0178	0.9822	-	620.7	-	1.00			
nug, sph	0.1018	-	0.8982	-	168.0	-			

Tabelle B.1.: Berechnete Parameter der Variogramme für die Interpolation der Korrelation der Tageswerte.

 a nug = Nugget, exp2(3) = 2(3)-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm

B.3. Variogramme zur Regionalisierung der Korrelation der Stundenwerte

Abschnitt 3.2 enthält keine Variogramme für das Kriging der Korrelation der Stundenwerte. Abbildung B.4 zeigt das Variogramm für das wiederholte External Drift Kriging in zwei Dimensionen und Abbildung B.5 das Variogramm für die vierdimensionalen Kriging-Ansätze. Für die Anwendung der vierdimensionalen Kriging-Methoden auf den Datensatz der 101 DWD-Stationen (siehe Abb. 2.4) sind die Variogramme ebenfalls neu bestimmt worden. Diese sind in Abbildung in Abbildung B.6 für das vierdimensionale Kriging gezeigt. Die für den zwei- und den vierdimen-



Abbildung B.4.: Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das zweidimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte.

sionalen Fall bestimmten Parameter der theoretischen Variogramme in der Kombination von Tabelle 3.2 sind in Tabelle B.2 zusammengefasst. Des Weiteren wurden die Kriging-Methoden auch nur auf die DWD-Stationen in hoher Auflösung (siehe Abb. 2.4) angewandt. Die Parameter der für diese Stationen angepassten theoretischen Variogramme finden sich in Tabelle B.3.



Abbildung B.5.: Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das vierdimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte.



Abbildung B.6.: Experimentelle und angepasste theoretische Variogramme für das vierdimensionale Kriging-Modell der Korrelation der Stundenwerte der DWD-Stationen.

$Variogramm^a$	c_0	c_e	c_s	α_e	α_s	s_0
	ng					
nug, exp3	0.1129	0.8871	-	100.0	-	1.40
nug, $\exp 3$, \sinh	0.1070	0.8930	0.8930	139.0	694.0	1.43
nug, $\exp 2$, sph	0.1574	0.8426	0.8426	671.0	150.0	1.00
nug, $\exp 2$	0.0215	0.9785	-	671.0	-	1.00
nug, sph	0.1736	-	0.8264	-	120.1	-
	vierdi	mensiona	les Krigi	ng		
nug, exp3	0.1017	0.8983	-	121.0	-	1.22
nug, $\exp 3$, \sinh	0.1507	0.8493	0.8493	99.0	649.0	1.25
nug, $\exp 2$, sph	0.0682	0.9318	0.9318	670.0	529.3	1.00
nug, $\exp 2$	0.0251	0.9749	-	631.0	-	1.00
nug, sph	0.0404	-	0.9596	-	614.4	-

 Tabelle B.2.: Berechnete Parameter der Variogramme f
 ür die Interpolation der Korrelation der Stundenwerte.

 a nug = Nugget, exp2(3) = 2(3)-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm

 Tabelle B.3.: Berechnete Parameter der Variogramme für die Interpolation der Korrelation der Stundenwerte der DWD-Stationen.

$Variogramm^a$	c_0	c_e	c_s	α_e	α_s	s_0				
vierdimensionales Kriging										
nug, exp3	0.2073	0.7927	-	110.0	-	1.90				
nug, exp3, sph	0.3090	0.6910	0.6910	89.0	711.0	2.07				
nug, exp2, sph	0.2595	0.7405	0.7405	659.0	281.0	1.00				
nug, $\exp 2$	0.0645	0.9355	-	710.0	-	1.00				
nug, sph	0.2579	-	0.7421	-	223.7	-				

 a nug = Nugget, exp2(3) = 2(3)-parametriges exponentielles, sph = sphärisches theoretisches Variogramm